



République Algérienne Démocratique et Populaire
Université Ain Temouchent Belhadj Bouchaib
Faculté Des Sciences et Technologies
Département de Génie Mécanique

Mémoire fin d'étude

Pour obtenir le diplôme de

Master de l'Université Ain Temouchent Belhadj Bouchaib

Discipline : Energétique

Présenté par

Mr. Souafi mohamed wassim
Mr. Bensafi kada zineddine

Dirigé par

Dr. DORBANE Abdelhakim

**Maintenance prédictive Assistée par l'intelligence Artificielle pour le
moteur Principal d'un Navire**

Soutenue publiquement le 27 Juin 2024 devant le jury composé de :

	Université Ain Temouchent Belhadj Bouchaib	Rapporteure
H.Benznine	Université Ain Temouchent Belhadj Bouchaib	Examinateur
Gendouz	Université Ain Temouchent Belhadj Bouchaib	Examinateur
Abdelhakim DORBANE	Université Ain Temouchent Belhadj Bouchaib	Encadrant du PFE

Année universitaire: 2023-2024

Dédicace

Ce modeste travail est dédié :

Aux personnes les plus chères de ma vie, mon père et ma mère, ce sont les bougies qui illuminent mon chemin la vers réussite ; ils m'ont tout donné, leur amour, et leurs sacrifices pour que je puisse étudier dans de bonnes conditions, Et ils n'arrêtaient pas de m'encourager et attention à mes intérêts.

*A mon petit frère : Alaa et mes petites sœurs
A Pr. Abdelhakim Dorbane*

A tous les enseignants de Génie mécanique.

A tous mes amis.

A mon ami et mon binôme Bensafi Kada zineddine.

*A toutes la promo de Génie mécanique Option
énergétique de l'année d'étude 2023-2024*

A tous ceux qui sèment le bonheur dans mon chemin.

Souafi Mohamed Wassim

Dédicace

Ce modeste travail est dédié :

Aux personnes les plus chères de ma vie, mon père et ma mère, ce sont les bougies qui illuminent mon chemin vers la réussite ; ils m'ont tout donné, leur amour, et leurs sacrifices pour que je puisse étudier dans de bonnes conditions, Et ils n'arrêtaient pas de m'encourager et attention à mes intérêts.

A mes frères.

A mes sœurs.

A Pr. Abdelhakim Dorbane.

A tous les enseignants de Génie mécanique.

A tous mes amis.

A mon ami et mon binôme Souafi Mohamed Wassim.

A toutes la promo de Génie mécanique Option énergétique de l'année d'étude 2023-2024

A tous ceux qui sèment le bonheur dans mon chemin.

Bensafi Kada Zineddine

Remerciements

Tout d'abord, nous remercions Allah le tout puissant de nous avoir donné le courage, la volonté et la patience de mener à terme le présent mémoire.

Je voudrais dans un premier temps remercier, mon directeur de Mémoire Abdelhakim Dorbane, professeur de mécanique Énergétique à l'université d'Ain Temouchent, pour sa patience, Sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont Contribué à alimenter ma réflexion.

*Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi aux membres de jury
Qui nous ont fait l'honneur d'accepter le jugement de notre travail.*

Je remercie également toute l'équipe pédagogique de l'université d'Ain Témouchent.

Nous tenons à remercier nos chers parents pour leurs soutiens au long de nos études.

En fin, Sans omettre bien sûr de remercier profondément tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation du présent travail.

Contexte de ce projet fin d'étude

Abbreviations

IA	Intelligence artificielle
GCCV	Generator engine condition criterion value
RGCCV	Revision generator-engine condition criterion value
MAE	Mean Absolute Error
ANN	Artificial Neural Networks
ABOD	Agent-Based Order Dispatching
OCSVM	One-class support vector machines
SVDD	Support vector data description
SVM	Support vector machines
GNL	Gaz naturel liquéfié
ECU	Electronic control units
AA	Apprentissage automatique
CbM	Curriculum-based measurement
GMAO	Gestion de maintenance assistée par ordinateur
LIBSVM	A Library for Support Vector Machines
KNN	K-Nearest Neighbors

Glossaire des termes

Vitesse de rotation du moteur = régime moteur tr/min

C = degrés Celsius

Table des matières

Introduction générale

Chapitre I. Généralité

I.1. Introduction

I.2. Aperçu de la maintenance prédictive dans l'industrie maritime

I.2.1. Méthodes et technologies existentes

I.2.2. Limites et lacunes des approches actuelles

I.3. Role d'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive

I.3.1. Algorithme d'apprentissage automatique pour l'analyse prédictive

I.4. Défis spécifiques de la maintenance prédictive des moteurs de navires

I.4.1. Aspects uniques des opérations maritimes

I.4.2. Importance de la surveillance en temps réel pour les moteurs marins

Conclusion

Chapitre II. Étude bibliographique

II.1. Introduction

II.2.1. Les études précédentes sur la maintenance prédictive des navires

II.2.2. Études de cas sur la maintenance assistée par l'IA dans diverses industries

II.3. Défis spécifiques de la maintenance prédictive des moteurs de navires

Conclusion

Chapitre III. Méthodologie de la recherche

III.1. Introduction

III.2. Les paramètres pour la surveillance de l'état de moteur

III.2.1. Importance de chaque paramètre dans la prédiction de la santé du moteur

III.3. Sélection du modèle d'apprentissage automatique

III.3.1. Choix d'algorithmes appropriés pour la maintenance prédictive

III.3.2. Défis et Considérations

III.3.3. Processus d'entraînement et de validation

III.4. Développement du système de maintenance prédictive assisté par l'IA

III.4.1. Alertes et notifications pour les besoins de maintenance

Conclusion

chapitre IV. Partie simulation

IV.1. Introduction

IV.2. Métrique de performances en classification

IV.3. Présentation des différents modèles de prédiction utilisant l'IA

IV.4. Résultats et Discussions

IV.4.1. Analyse de la base des données

Liste des figures

Figure (I.1) : Evolution des techniques de maintenance.	2
Figure (I.2) : Prédictive Maintenance for Marine Vessels[17]	5
Figure (I.3): Classification des algorithmes d'apprentissage automatique.	7
Figure (II.1): Dégradation de l'état du navire et programmes de maintenance alternatifs[29]	13
Figure (II.2) : Maintenance prédictive : la rencontre de l'Iot et de l'Intelligence artificielle	18
Figure (III.1) : Le système de lubrification du moteur principal du navire[44]	24
Figure (III.2) : Circuit de refroidissement d'un moteur marin [48]	26
Figure (III.3) : Lubrification du moteur marin[50]	28
Figure (III.4): Le coin du mécano hors-bord(Le circuit de refroidissement)	29
Figure (III.5) :Condition-Based Maintenance: acomprehensive guide[53]	32
Figure (III.6): Cadre conceptuel de conception de système de maintenance prédictive[59]	35
Figure (IV.1) : Example of a naive Bayes classifier depicted as a Bayesian Network[63]	40
Figure (IV.2) : Example graph of a logistic regression curve fitted to data[66]	41
Figure (IV.2) : Schéma du principe d'Adaboost[67].....	42
Figure (IV.3) : Support Vector Machine (SVM)[70].....	44
Figure (IV.4) : Random forest [75].....	46
Figure (IV.5) : Gradient boosting - Orange Data Mining[79]	47
Figure (IV.6) : Diagramme KNN[83]	50

Liste des tableaux

Table II.1. Friction stir welding benefits. (Mishra and Ma, 2005)
not defined.

Error! Bookmark

Table II.2. Common tool material properties. (Rai et al., 2011)
not defined.

Error! Bookmark

Introduction Générale

Ce mémoire se concentre sur le développement d'un système de maintenance prédictive assisté par l'intelligence artificielle spécifiquement dédié aux moteurs de navires. En tant que cœur vital de tout navire, les moteurs marins nécessitent une surveillance et une maintenance constantes pour assurer leur bon fonctionnement et prolonger leur durée de vie opérationnelle[1]. L'approche proposée combine l'expertise en ingénierie maritime avec les avancées technologiques de l'intelligence artificielle pour créer un système capable de prédire les défaillances potentielles des moteurs de manière proactive[2]. En exploitant les vastes quantités de données générées par les capteurs embarqués et les systèmes de surveillance à distance, le système utilise des algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter les anomalies, identifier les tendances et anticiper les problèmes éventuels. Ce mémoire vise à explorer les différentes composantes d'un tel système, notamment la collecte et l'analyse des données, le développement de modèles prédictifs, les optimiser et les comparer l'une avec l'autre, ces modèles peuvent être intégrés avec les systèmes existants à bord des navires après validation, ainsi que les défis et les opportunités associés à sa mise en œuvre pratique. En combinant l'expertise humaine avec le pouvoir de l'intelligence artificielle, ce système de maintenance prédictive promet de révolutionner la manière dont les opérations maritimes sont gérées, en offrant des avantages tangibles en termes de sécurité, d'efficacité opérationnelle et de rentabilité.

Cependant, bien que la maintenance prédictive offre des avantages indéniables, elle se confronte aux défis des approches de maintenance traditionnelles[3]. Ces méthodes conventionnelles reposent souvent sur des calendriers fixes et des inspections périodiques, ce qui peut entraîner des interventions prématurées ou manquer des signaux de défaillance imminente[4]. De plus, la détection tardive des problèmes peut conduire à des réparations coûteuses et des temps d'arrêt prolongés, mettant en péril la sécurité des navires et la rentabilité des opérations. Ainsi, il est essentiel d'examiner de près les limites des pratiques traditionnelles afin de mieux comprendre la valeur ajoutée par la maintenance prédictive dans le domaine de l'industrie maritime [5].

Alors, Comment la mise en place d'un système de maintenance prédictive assisté par l'intelligence artificielle pour les moteurs de navires peut-elle concilier les impératifs de sécurité, d'efficacité opérationnelle et de rentabilité dans l'industrie maritime ?

Nos travaux se concentrent sur l'application et l'évaluation des différents modèles de classification appartenant au apprentissage machine, et sélectionner les meilleurs modèles pour les intégrer comme un outil de maintenance prédictive dans les navires.

Dans l'industrie maritime, où les navires naviguent à travers des conditions souvent imprévisibles et difficiles, la maintenance prédictive émerge comme un impératif stratégique pour assurer la sécurité, la fiabilité et l'efficacité opérationnelle. Face à la nécessité de minimiser les temps d'arrêt coûteux et les risques pour la sécurité des équipages, les armateurs et les opérateurs maritimes sont confrontés à des défis complexes[6]. Dans cette étude, l'accent est mis sur le rôle crucial de la maintenance prédictive dans l'industrie maritime contemporaine, en soulignant ses avantages, ses applications pratiques et les défis qu'elle surmonte par rapport aux méthodes conventionnelles[7].

En améliorant la fiabilité du moteur et en réduisant les temps d'arrêt, le système de maintenance prédictive assisté par l'intelligence artificielle offre des avantages considérables pour l'industrie maritime[8]. En effet, la fiabilité des moteurs de navires est essentielle pour assurer la sécurité des équipages, maintenir les opérations en cours et garantir la satisfaction des clients. En identifiant les défaillances potentielles avant qu'elles ne surviennent et en planifiant les interventions de maintenance de manière proactive, ce système permet de minimiser les risques de pannes imprévues et les temps d'arrêt coûteux associés[9].

De plus, en optimisant les calendriers de maintenance et en maximisant la disponibilité opérationnelle des moteurs, il contribue à améliorer l'efficacité globale des opérations maritimes[10].

En mettant en œuvre un système de maintenance prédictive assisté par l'intelligence artificielle pour les moteurs de navires, l'objectif ultime est d'accroître la sécurité et l'efficacité des opérations maritimes[11]. En anticipant les défaillances potentielles, en planifiant les interventions de manière proactive et en optimisant les performances des

équipements, ce système offre une approche innovante pour naviguer vers des horizons plus sûrs, plus efficaces et plus durables dans l'industrie maritime.

Chapitre I. **Etude bibliographique**

Dans ce chapitre, nous explorerons un aperçu de la maintenance prédictive dans l'industrie maritime, du rôle de l'intelligence artificielle (IA) dans ce domaine et des défis spécifiques liés à la maintenance prédictive des moteurs de navires.

Cette vision nous permettra de comprendre les bases de cette approche. Nous examinerons en quoi elle diffère de la maintenance corrective et préventive, et pourquoi elle est nécessaire pour assurer la fiabilité et la sécurité des opérations offshore.

Enfin, nous aborderons les enjeux spécifiques de la maintenance prédictive des moteurs de navires. Ces défis incluent des conditions de mer variables, la complexité des systèmes de propulsion et la disponibilité limitée des données historiques.

I.1. Introduction

L'industrie maritime repose sur des équipements complexes et des infrastructures massives, nécessitant une maintenance efficace pour assurer la sécurité et la fiabilité des navires en mer. La maintenance prédictive, qui vise à anticiper les pannes et à planifier les interventions de maintenance de manière proactive, est devenue une priorité majeure dans ce secteur. Pour ce faire, plusieurs méthodes et technologies ont été développées et mises en œuvre. Parmi celles-ci, on trouve l'utilisation de capteurs intelligents pour surveiller en temps réel l'état des équipements critiques, l'analyse de données et l'intelligence artificielle pour prédire les pannes potentielles, ainsi que la maintenance basée sur la condition pour optimiser les interventions de maintenance. Cependant, malgré ces avancées, l'industrie maritime est confrontée à divers obstacles, tels que la complexité des équipements, les conditions environnementales difficiles en mer et les contraintes de temps liées aux opérations en cours. Ces défis rendent la mise en œuvre de la maintenance prédictive plus complexe et nécessitent des solutions innovantes pour surmonter ces obstacles et assurer la sûreté des navires et de leur équipage.

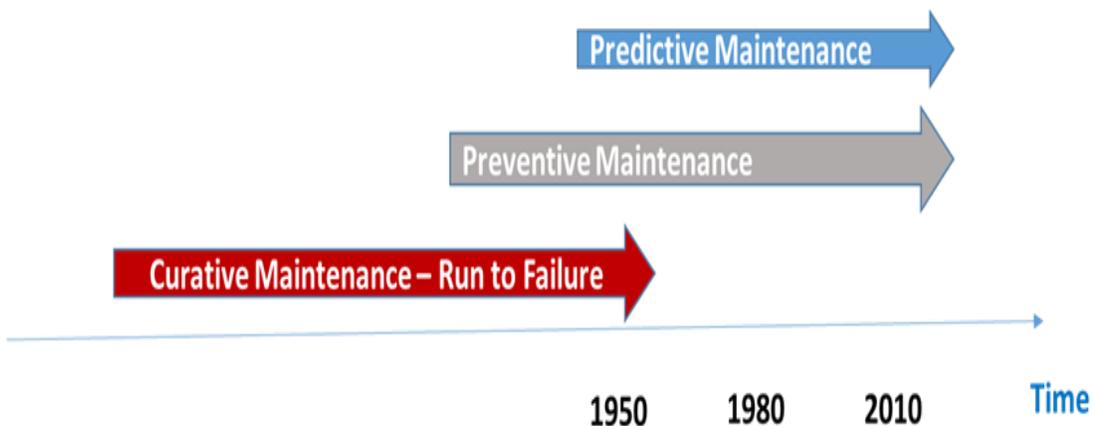


Figure (I.1) : Evolution des techniques de maintenance.

I.2. Aperçu de la maintenance prédictive dans l'industrie maritime

I.2.1. Méthodes et technologies existant

Historiquement, la maintenance prédictive maritime reposait sur des techniques manuelles et l'expertise des techniciens. Les inspections visuelles étaient courantes, où les techniciens cherchaient des signes de corrosion, d'usure ou de dommages. Les journaux de bord étaient méticuleusement tenus à jour, enregistrant les performances des machines et les incidents, ce qui aidait à prédire les défaillances futures. L'analyse des tendances était utilisée pour identifier les modèles de défaillance à partir des données historiques. Les techniciens s'appuyaient également sur l'écoute des machines pour détecter les changements dans les bruits, ce qui pouvait indiquer des problèmes mécaniques.

Les méthodes et techniques de maintenance prédictive dans l'industrie maritime ont évolué au fil du temps. Historiquement, avant l'avènement des technologies modernes, la maintenance prédictive s'appuyait davantage sur l'expérience et l'intuition des ingénieurs et des techniciens. Voici un aperçu des anciennes méthodes et techniques utilisées [12] :

- **Inspection visuelle et manuelle** : L'inspection visuelle et manuelle était l'une des premières formes de maintenance prédictive. Les techniciens examinaient les équipements pour détecter les signes de corrosion, d'usure ou de dommages. Cette méthode nécessitait une connaissance approfondie des systèmes maritimes et une grande attention aux détails.
- **Journal de bord et suivi des performances** : Les équipages tenaient des journaux de bord détaillés, notant les performances des machines et les incidents survenus. Ces données historiques étaient utilisées pour prédire les défaillances futures et planifier les maintenances[13].
- **Analyse des tendances** : Les données collectées au fil du temps étaient analysées pour identifier les tendances et les modèles de défaillance. Cela permettait de prédire quand un équipement était susceptible de tomber en panne et de planifier des interventions en conséquence.
- **Écoute et analyse sonore** : Les techniciens utilisaient leur ouïe pour détecter les changements dans les bruits émis par les machines, ce qui pouvait indiquer des problèmes tels que des désalignements ou des déséquilibres.

- **Maintenance basée sur l'expérience** : L'expérience des techniciens jouait un rôle crucial dans l'identification des problèmes potentiels. leur connaissance des système leur permettait de reconnaître les signes avant coureurs de défaillance [14]
- **Utilisation d'outils simples** : Des outils simples tels que des jauges de pression, des thermomètres et des stéthoscopes étaient utilisés pour évaluer l'état des équipements.

Avec le temps, ces méthodes ont été complétées et souvent remplacées par des technologies plus avancées, telles que les capteurs, l'analyse prédictive et l'Internet des objets (IoT), qui offrent une précision et une efficacité accrues. Néanmoins, l'expérience et le savoir-faire des techniciens restent des éléments précieux dans la maintenance prédictive moderne.

I.2.2. Limites et lacunes des approches actuelles

Les anciennes méthodes de maintenance prédictive dans l'industrie maritime présentaient plusieurs limites et lacunes qui pouvaient affecter l'efficacité et la fiabilité des opérations. Voici un examen approfondi de ces défis[15]:

- **Dépendance aux données historiques** : Les anciennes approches s'appuyaient fortement sur l'analyse des données historiques pour prédire les défaillances. Cela signifie que les prédictions n'étaient aussi bonnes que les données sur lesquelles elles étaient basées. Si les données étaient incomplètes ou de mauvaise qualité, les prédictions pouvaient être inexactes.
- **Manque de surveillance en temps réel** : Les technologies plus anciennes ne permettaient pas une surveillance continue et en temps réel des équipements. Cela retardait la détection des problèmes potentiels et pouvait entraîner des pannes inattendues et coûteuses.
- **Approches réactives plutôt que proactives** : Les méthodes traditionnelles étaient souvent réactives, ce qui signifie que les actions n'étaient entreprises qu'après l'apparition d'un problème. Cela contrastait avec les approches modernes qui visent à anticiper et prévenir les défaillances avant qu'elles ne se produisent.
- **Maintenance basée sur le temps plutôt que sur l'état** : La maintenance était souvent programmée à intervalles réguliers, indépendamment de l'état réel de l'équipement. Cela pouvait conduire à des interventions inutiles ou, à l'inverse, à des échecs dus à des inspections insuffisantes.

- **Coûts élevés et inefficacité** : Les inspections manuelles et les tests périodiques nécessaires avec les anciennes méthodes étaient coûteux et prenaient beaucoup de temps. De plus, ils pouvaient perturber les opérations normales et réduire la productivité.
- **Complexité et manque d'intégration** : Les systèmes de maintenance prédictive plus anciens étaient souvent complexes et difficiles à intégrer avec d'autres systèmes d'exploitation, ce qui limitait leur efficacité et augmentait les coûts d'exploitation.
- **Difficulté à gérer les grandes quantités de données** : Avec l'augmentation de la quantité de données générées par les équipements, les anciennes méthodes avaient du mal à traiter et à analyser efficacement ces données pour produire des informations utiles.
- **Manque de flexibilité** : Les anciennes méthodes n'étaient pas suffisamment flexibles pour s'adapter aux changements rapides dans les conditions d'exploitation ou aux nouvelles informations qui pouvaient affecter la santé des équipements.
- **Compétences spécialisées requises** : L'interprétation des données et la mise en œuvre des anciennes méthodes de maintenance prédictive nécessitaient souvent des compétences spécialisées, ce qui pouvait limiter leur utilisation dans l'industrie maritime où de telles ressources n'étaient pas toujours disponibles.
- **Résistance au changement** : Il y avait souvent une résistance au changement au sein des organisations, ce qui pouvait empêcher l'adoption de nouvelles technologies et méthodes plus efficaces[16].



Figure (I.2) : Prédictive Maintenance for Marine Vessels[17]

I.3. Rôle d'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive

I.3.1. Algorithme d'apprentissage automatique pour l'analyse Prédictive

L'intelligence artificielle (IA) peut avoir un rôle clé dans la maintenance prédictive du moteur marine, qui est un élément essentiel pour la sécurité et la performance des navires. En effet, l'IA peut permettre d'analyser les données issues des capteurs installés sur le moteur, telles que la température, la pression, le régime, la vibration, etc., et d'appliquer des algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter les signes de dégradation, d'usure ou de dysfonctionnement du moteur. Ainsi, l'IA peut aider à prévoir les pannes potentielles et à planifier les interventions de maintenance au moment le plus approprié, en évitant les arrêts imprévus, les coûts supplémentaires ou les risques d'accidents.[18]

Les algorithmes d'apprentissage automatique utilisés pour la maintenance prédictive du moteur marine peuvent varier selon les données disponibles et les objectifs visés. Par exemple, on peut utiliser des algorithmes de régression, qui apprennent à partir de données étiquetées, pour estimer la durée de vie restante des composants du moteur ou pour prédire la consommation de carburant. On peut aussi utiliser des algorithmes de clustering, qui apprennent à partir de données non étiquetées, pour regrouper les moteurs ayant des caractéristiques similaires ou pour identifier des anomalies ou des changements de comportement. Enfin, on peut utiliser des algorithmes de réseaux de neurones, qui apprennent à partir de données complexes ou non structurées, pour modéliser le fonctionnement du moteur ou pour reconnaître des motifs ou des tendances.[19]

La maintenance prédictive grâce à l'IA est un domaine en pleine croissance, qui offre de nombreux avantages pour le secteur maritime, tels que la réduction des émissions de gaz à effet de serre, l'optimisation de la performance énergétique, la fiabilité et la sécurité des navires, ou encore la compétitivité et la rentabilité des opérateurs.[20]

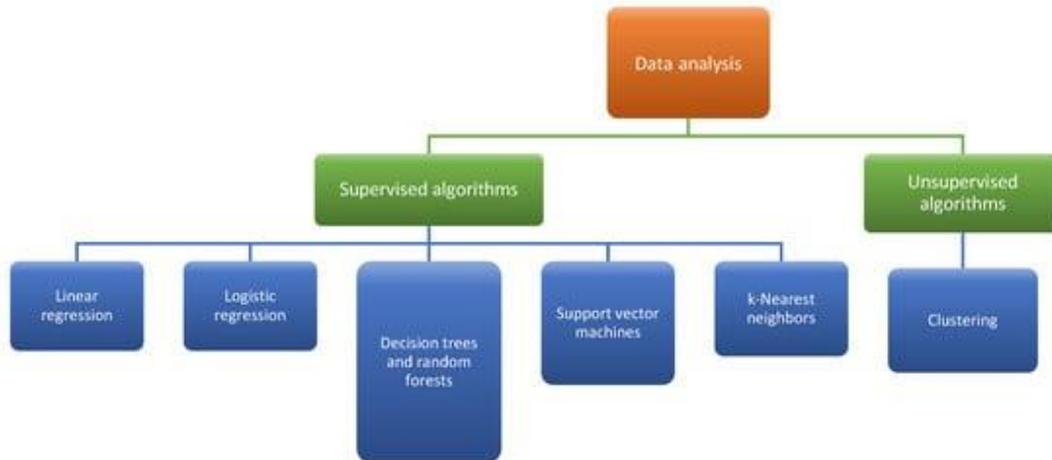


Figure (I.3): Classification des algorithmes d'apprentissage automatique.

I.4. Défis spécifiques de la maintenance prédictive des moteurs de navires

I.4.1. Aspects uniques des opérations maritimes

La maintenance prédictive des moteurs de navires présente des défis spécifiques liés aux aspects uniques des opérations maritimes. Voici quelques exemples de ces défis et de leurs solutions :

- **La collecte et la transmission des données** : les moteurs de navires sont souvent situés dans des environnements difficiles, où les conditions météorologiques, la corrosion, le bruit, les vibrations et les interférences électromagnétiques peuvent affecter la qualité et la disponibilité des données. De plus, les navires sont souvent éloignés des centres de données terrestres, ce qui limite la bande passante et la connectivité. Pour surmonter ces défis, il faut utiliser des capteurs robustes, des protocoles de communication sans fil adaptés, des systèmes de stockage local et des techniques de compression et de cryptage des données[21].
- **L'analyse et la modélisation des données** : les moteurs de navires sont des systèmes complexes, qui comportent de nombreux composants interdépendants et qui sont soumis à des variations de charge, de vitesse, de température, de pression, etc. Il faut donc utiliser des techniques d'analyse et de modélisation avancées, telles que l'apprentissage automatique, l'intelligence artificielle, l'analyse statistique, l'analyse des séries temporelles, etc., pour

extraire des informations pertinentes et fiables à partir des données. Il faut également tenir compte des spécificités de chaque moteur, de chaque navire et de chaque mission, et adapter les modèles en fonction du contexte.

- **L'action et la décision** : les moteurs de navires sont des actifs critiques, dont la défaillance peut avoir des conséquences graves sur la sécurité, l'environnement, la rentabilité et la réputation des opérateurs. Il faut donc être capable de réagir rapidement et efficacement aux alertes et aux recommandations de maintenance prédictive, en tenant compte des contraintes opérationnelles, logistiques, réglementaires et humaines. Il faut également impliquer les parties prenantes, telles que les équipages, les gestionnaires, les clients, les fournisseurs, les autorités, etc., dans le processus de décision et de communication [22].

1.4.2. Importance de la surveillance en temps réel pour les moteurs marins

La surveillance en temps réel des moteurs marins est cruciale pour plusieurs raisons qui touchent à la sécurité, l'efficacité et la durabilité des opérations maritimes:

- **Sécurité Opérationnelle** : La surveillance en temps réel permet de détecter les anomalies avant qu'elles ne deviennent des problèmes majeurs. Cela inclut la surveillance des paramètres critiques tels que la température, la pression, et les vibrations, qui peuvent indiquer une usure prématurée ou un dysfonctionnement imminent. En identifiant rapidement ces problèmes, il est possible de procéder à des réparations avant que des défaillances ne surviennent, réduisant ainsi les risques d'accidents et garantissant la sécurité de l'équipage et de l'environnement marin[23].

- **Efficacité Énergétique** : Les moteurs marins sont de grands consommateurs de carburant, et une surveillance en temps réel peut aider à optimiser leur fonctionnement pour une consommation de carburant minimale. Cela se traduit par une réduction des coûts d'exploitation et une empreinte carbone plus faible, contribuant ainsi à des pratiques de navigation plus durables[24].

- **Maintenance Prédictive** : Avec les données collectées en continu, il est possible d'adopter une approche de maintenance prédictive plutôt que réactive. Cela signifie que les pièces peuvent être remplacées ou entretenues en fonction de leur état réel d'usure et non

selon un calendrier fixe, ce qui améliore l'efficacité de la maintenance et prolonge la durée de vie des moteurs.

- **Conformité Réglementaire** : Les réglementations maritimes internationales imposent des normes strictes en matière d'émissions et de sécurité. La surveillance en temps réel aide à assurer que les moteurs fonctionnent dans les limites autorisées et facilitent la documentation et les reportings nécessaires pour démontrer la conformité[25].
- **Réponse Rapide en Cas d'Urgence** : En cas de défaillance du moteur, une surveillance en temps réel permet une réponse rapide et efficace. Les systèmes de surveillance peuvent automatiquement alerter l'équipage et les centres de contrôle à terre, permettant une intervention immédiate pour rectifier la situation ou, si nécessaire, pour coordonner des opérations de sauvetage[26].
- **Optimisation des Itinéraires** : La surveillance en temps réel des moteurs peut également être intégrée à des systèmes de gestion de flotte pour optimiser les itinéraires en fonction des conditions maritimes et météorologiques, réduisant ainsi le temps de voyage et la consommation de carburant tout en évitant les zones à risque[27].

En conclusion, la surveillance en temps réel des moteurs marins est un élément indispensable de la navigation moderne. Elle joue un rôle vital dans la prévention des incidents, la réduction des coûts, la protection de l'environnement, et l'assurance d'une navigation sûre et efficace.

Conclusion

La maintenance prédictive dans l'industrie maritime représente une avancée significative grâce à l'intégration de l'intelligence artificielle. Ce chapitre nous a permis de comprendre les fondements de cette approche novatrice et les défis particuliers liés à la maintenance des moteurs de navires. En explorant ces concepts, nous avons jeté les bases pour une discussion plus approfondie sur les stratégies et les technologies qui façonneront l'avenir de la maintenance maritime.

Chapitre II. Etude bibliographique

Dans ce chapitre, on parle des travaux antérieurs relatifs à la maintenance prédictive des moteurs de navires ainsi que des études menées dans diverses industries. Ces recherches fondamentales ont jeté les bases des stratégies de maintenance actuelles, en mettant l'accent sur la prévention des défaillances et l'optimisation des performances. En examinant les méthodes de maintenance prédictive appliquées dans le secteur maritime, nous pouvons identifier des tendances et des techniques qui ont fait leurs preuves en termes d'efficacité et de fiabilité. Parallèlement, l'analyse des études intersectorielles révèle une variété d'approches et d'innovations qui pourraient être transposées ou adaptées au contexte des moteurs de navires. Ce chapitre vise donc à établir un lien entre les connaissances existantes et les possibilités d'amélioration continue dans le domaine de la maintenance prédictive.

II.1. Introduction

La maintenance prédictive des moteurs de bateaux est un domaine en constante évolution, où la technologie moderne se combine avec l'expertise traditionnelle pour assurer le bon fonctionnement des moteurs marins. Les études antérieures dans ce domaine ont jeté les bases de méthodes novatrices visant à prédire les pannes et à optimiser les performances des moteurs, réduisant ainsi les temps d'arrêt et les coûts de réparation imprévus.

II.2.1. Les études précédentes sur la maintenance prédictive des navires

La maintenance prédictive est une technique d'entretien des équipements industriels qui utilise des données historiques et des signaux en temps réel pour anticiper les problèmes et planifier les interventions de façon optimale. Elle permet de réduire les coûts de maintenance, les pannes, les temps d'arrêt et l'impact environnemental. Dans le secteur naval, la maintenance prédictive est particulièrement importante pour les équipements critiques, complexes et en conditions opérationnelles difficiles. Elle doit tenir compte des particularités du milieu marin, comme la corrosion, la complexité des données à traiter, la nécessité d'un système embarqué et de technologies de collecte et de traitement de données résistantes à la corrosion. Plusieurs articles de recherche ont apporté des informations précieuses dans le domaine de la maintenance prédictive pour moteurs de navires.

Parc et coll. [28] ont présenté un algorithme de maintenance prédictive basé sur l'apprentissage automatique conçu pour les moteurs de générateurs de navires. En réponse aux défis liés à la collecte limitée de données en raison de pratiques de maintenance préventive et accès restreint à l'information, l'étude moteur combiné simulations avec les données des navires opérationnels. Les données anormales du moteur ont été extraites via simulations, et la valeur du critère d'état du moteur du générateur (GCCV) a été définie pour les anomalies identification par la température des gaz d'échappement. Un GCCV de régression (RGCCV) a été dérivé pour correction dans des conditions de fonctionnement spécifiques, présentant des résultats fiables d'erreur absolue moyenne (MAE) de 3,331–4,054 sur tous les cylindres. L'algorithme basé sur RGCCV a détecté avec succès des

anomalies au cours opération, fournissant une solution efficace pour améliorer la maintenance prédictive dans le générateur de navire moteurs.

Dans[29], l'accent était mis sur la maintenance prédictive via l'analyse des données embarquées. Mesures. En exploitant les techniques d'analyse des données sur les mesures embarquées, la recherche visait à améliorer les stratégies de maintenance prédictive pour les opérations des navires, soulignant l'importance d'utiliser les données embarquées.

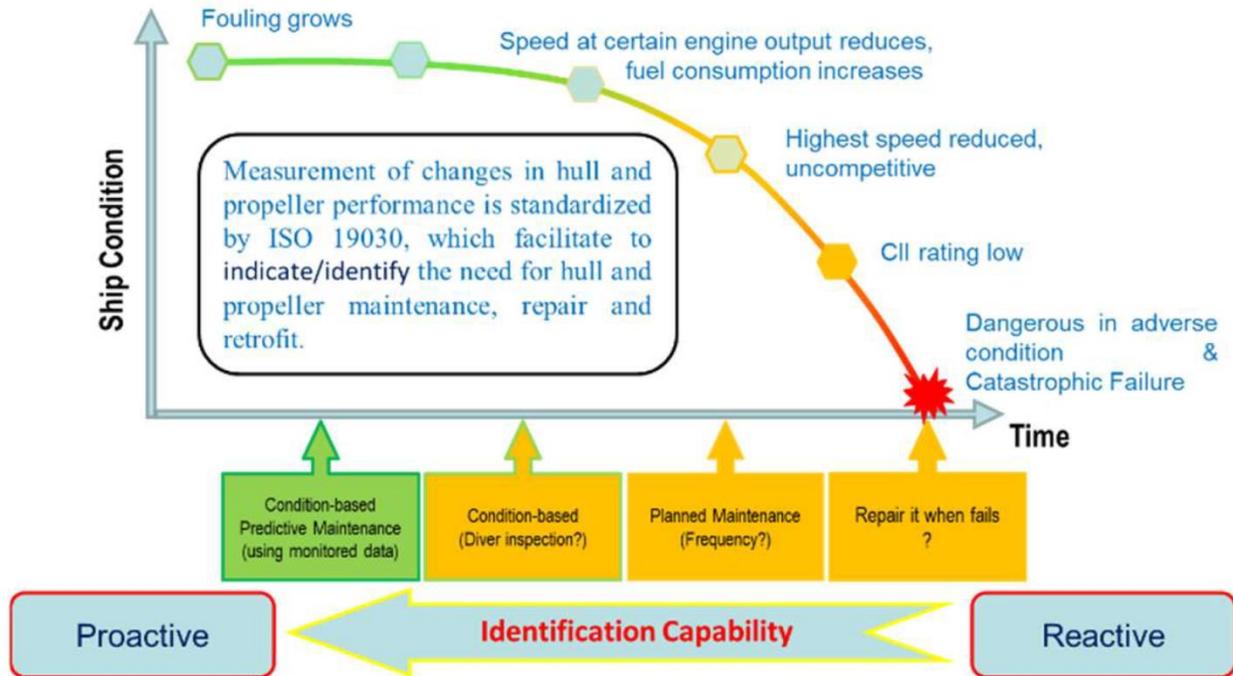


Figure (II.1) : Dégradation de l'état du navire et programmes de maintenance alternatifs[29]

Park et Oh [30] ont contribué au développement de données anormales algorithmes de détection pour la maintenance prédictive des moteurs de propulsion des navires . En utilisant l'analyse en composantes principales et les K-plus proches voisins, la recherche a souligné l'importance des techniques d'analyse de données pour la détection d'anomalies dans le contexte des moteurs de propulsion des navires.

Dans [31], Kim et al. ont résolu le problème critique de la détection des valeurs aberrantes dans les données du moteur principal du navire, en utilisant un ensemble méthode connue pour sa précision. La recherche a souligné l'importance des valeurs aberrantes robustes techniques de détection pour assurer la fiabilité et le fonctionnement optimal des moteurs

des navires, contribuant ainsi à une compréhension plus large de la technologie marine et des pratiques de maintenance.

Dans [32], les auteurs se sont concentrés sur l'optimisation de la disponibilité des navires grâce à des pratiques de maintenance efficaces, notamment en utilisant des réseaux de neurones artificiels (ANN) pour la maintenance prédictive des systèmes des moteurs principaux des navires. Leur étude a analysé l'historique des pannes dans neuf sous-systèmes critiques, en utilisant ANN pour prédire le potentiel de pannes basées sur des applications de maintenance conditionnelle, et a souligné l'importance d'un système de maintenance optimisé et prévisible pour guider les opérateurs et prévenir les dysfonctionnements. Leur modèle ANN utilisé est formé avec des données de défaillance historiques et recyclé à mesure que de nouvelles données deviennent disponibles.

Première génération	Deuxième génération	Troisième génération
Réparer en cas de corruption.	Vie végétale élevée. Durée de vie de l'équipement plus longue. Moindre coût.	Durée de vie et fiabilité élevées de l'installation Plus grande sécurité Produit de meilleure qualité Aucun dommage à l'environnement Durée de vie de l'équipement plus longue Plus d'efficacité en matière de coûts

Table II-1 : Modifications des attentes en matière de maintenance [33]

Premiere generation	Deuxieme génération	Troisieme génération
Réparer en cas de corruption	Maintenance planifiée	Surveillance de l'état
	Planification de la maintenance et	Fiabilité et maintenance
	systèmes de contrôle	conception orientée
	Ordinateurs volumineux et lents.	Analyse de risqué
		Ordinateurs petits et rapides
		Modes de défaillance et effets
		Analyse
		Systèmes experts
		Compétences multiples et travail en équipe

Table II-2: Changements dans les techniques de maintenance[33]

La surveillance de l'état du moteur d'un navire revêt une importance immense tant pour la sécurité que pour l'exploitation. L'efficacité dans le domaine maritime. Le moteur du navire est le cœur du transport maritime. Opérations, influençant directement les performances du navire, la sécurité de l'équipage et la fonctionnalité globale. La sécurité est d'une grande importance dans l'industrie maritime, et un moteur bien entretenu est essentiel pour éviter les catastrophes potentielles en mer. En surveillant en permanence l'état du moteur, les opérateurs maritimes peuvent identifier et résoudre les problèmes émergents avant qu'ils

ne dégénèrent en défaillances critiques, atténuant ainsi les risques et assurant le bien-être de l'équipage et du navire.

Plusieurs travaux académiques ont offert des informations précieuses sur la surveillance de l'état des moteurs des navires. Dans [34], l'étude a évalué les classificateurs à une classe pour la détection d'anomalies dans les systèmes de machines marines, en abordant les défis de la surveillance intelligente de l'état des navires réels. Divers classificateurs ont été explorés, en tenant compte des variations des ensembles de données, de la distribution des échantillons mal classés et de la tolérance aux données contaminées. Les résultats ont indiqué l'adéquation d'ABOD aux grands ensembles de données, tandis qu'OCSVM, SVDD et IForest excellaient avec des ensembles de données plus petits. L'étude a souligné la nécessité d'améliorer les performances des algorithmes basés sur les limites et a souligné la tolérance exceptionnelle d'IForest et du LOF aux données contaminées.

Dans leur étude, Gkerekos et coll [35] visaient à anticiper les dysfonctionnements en identifiant les vibrations anormales du moteur principal du navire. Le modèle a été exécuté en deux étapes : stockage des données et détection des anomalies. Les conclusions de l'affaire L'étude a mis en évidence l'efficacité des machines à vecteurs de support (SVM) en tant que modèles précis pour détecter des défauts dans les machines.

Dans [36], Kim et autres. Utilisé une détection d'anomalies non supervisée basée sur un « **ensemble method** » pour moteurs marins, utilisant des flux de capteurs pour identifier des indicateurs de défaillance potentielle du système. L'approche, conçue pour surmonter les limites des méthodes précédentes, impliquait la formation de multiples anomalies des détecteurs avec des hyper paramètres variables et combinant leurs résultats pour une détection robuste des anomalies. En analysant un ensemble de données provenant d'un cargo de 200 000 tonnes équipé d'un moteur diesel à deux temps, les auteurs ont détecté avec succès des anomalies dans l'ensemble de données à grande échelle. L'analyse de regroupement a en outre révélé des modèles de comportement anormal.

II.2.2. Études de cas sur la maintenance assistée l'IA dans diverses industries

La maintenance des moteurs de navires assistée par l'IA est une application de l'intelligence artificielle qui vise à optimiser la performance, la fiabilité et la sécurité des moteurs marins. Elle consiste à utiliser des capteurs, des algorithmes et des modèles pour

collecter, analyser et interpréter les données relatives au fonctionnement des moteurs, et pour prédire les besoins de maintenance, les pannes potentielles ou les anomalies. Elle permet ainsi de réduire les coûts, les temps d'arrêt, les émissions polluantes et les risques d'accidents [32]. Voici quelques exemples d'études de cas sur la maintenance des moteurs de navires assistée par l'IA dans diverses industries :

Dans l'industrie pétrolière, la société **Shell** a mis en place un système de maintenance prédictive basé sur l'IA pour ses navires de transport de gaz naturel liquéfié (GNL). Ce système utilise des capteurs installés sur les moteurs pour mesurer en continu des paramètres tels que la température, la pression, le débit, la vibration, etc. Il utilise ensuite des algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter les anomalies, les tendances et les modèles, et pour générer des alertes et des recommandations de maintenance. Ce système permet à Shell d'améliorer l'efficacité opérationnelle, la sécurité et la durabilité de ses navires, et de réaliser des économies de carburant et de maintenance. Vous pouvez consulter cet article pour en savoir plus sur le projet de Shell[12].

Dans l'industrie de la pêche, la société **Marorkaa** développé une solution basée sur l'IA qui permet d'optimiser la gestion de l'énergie et la maintenance des navires de pêche. Cette solution utilise des capteurs pour collecter des données sur la consommation de carburant, la vitesse, le régime moteur, la position, etc. Elle utilise ensuite des algorithmes d'optimisation et de simulation pour calculer le meilleur compromis entre la performance, le coût et l'impact environnemental. Elle fournit également des rapports et des conseils sur la maintenance préventive et corrective des moteurs. Cette solution permet aux armateurs de pêche de réduire leur empreinte carbone, d'améliorer leur rentabilité et de se conformer aux réglementations environnementales. Vous pouvez lire ce cas d'usage pour en savoir plus sur la solution de Marorka.

Dans l'industrie du transport maritime, la société **Wärtsilä** a créé une plateforme basée sur l'IA qui permet de surveiller et de contrôler les moteurs des navires à distance. Cette plateforme utilise des capteurs pour collecter des données sur les performances, l'état et la santé des moteurs. Elle utilise ensuite des algorithmes d'analyse et de diagnostic pour identifier les problèmes, les causes et les solutions. Elle permet également de commander à distance les actions de maintenance, de réparation ou de remplacement des pièces. Cette

plateforme permet à Wärtsilä de fournir à ses clients des services de maintenance prédictive, proactive et personnalisée, et de garantir la disponibilité, la fiabilité et la sécurité de leurs navires. Vous pouvez télécharger ce livre blanc pour en savoir plus sur la plateforme de **Wärtsilä**.



Figure (II.2) : Maintenance prédictive : la rencontre de l'Iot et de l'Intelligence artificielle

II.3. Défis spécifiques de la maintenance prédictive des moteurs de navire

II.3.1. Aspects uniques des opérations maritimes

La maintenance prédictive des moteurs de navires présente des défis spécifiques liés aux aspects uniques des opérations maritimes. Voici quelques exemples de ces défis et de leurs solutions :

- **La collecte et la transmission des données** : les moteurs de navires sont souvent situés dans des environnements difficiles, où les conditions météorologiques, la corrosion, le bruit, les vibrations et les interférences électromagnétiques peuvent affecter la qualité et la disponibilité des données. De plus, les navires sont souvent éloignés des centres de données terrestres, ce qui limite la bande passante et la connectivité. Pour surmonter ces défis, il faut utiliser des capteurs robustes, des protocoles de communication sans fil adaptés, des systèmes de stockage local et des techniques de compression et de cryptage des données[21].

- **L'analyse et la modélisation des données** : les moteurs de navires sont des systèmes complexes, qui comportent de nombreux composants interdépendants et qui sont soumis à des variations de charge, de vitesse, de température, de pression, etc. Il faut donc utiliser des techniques d'analyse et de modélisation avancées, telles que l'apprentissage automatique, l'intelligence artificielle, l'analyse statistique, l'analyse des séries temporelles, etc., pour extraire des informations pertinentes et fiables à partir des données. Il faut également tenir compte des spécificités de chaque moteur, de chaque navire et de chaque mission, et adapter les modèles en fonction du contexte.
- **L'action et la décision** : les moteurs de navires sont des actifs critiques, dont la défaillance peut avoir des conséquences graves sur la sécurité, l'environnement, la rentabilité et la réputation des opérateurs. Il faut donc être capable de réagir rapidement et efficacement aux alertes et aux recommandations de maintenance prédictive, en tenant compte des contraintes opérationnelles, logistiques, réglementaires et humaines. Il faut également impliquer les parties prenantes, telles que les équipages, les gestionnaires, les clients, les fournisseurs, les autorités, etc., dans le processus de décision et de communication [22].

Conclusion

En conclusion, les études menées par les chercheurs sur la maintenance prédictive des moteurs de navires mettent en lumière l'importance cruciale de cette approche dans l'industrie navale. La maintenance prédictive permet d'optimiser les coûts de maintenance en limitant les interventions au strict nécessaire, sans risquer de laisser une anomalie passer inaperçue. Elle assure la disponibilité des navires, protège les équipements critiques et réduit l'impact environnemental en améliorant l'entretien des équipements et en prolongeant leur durée de vie.[37]

Les objectifs de la maintenance prédictive sur les navires sont multiples : garantir la disponibilité des bateaux, protéger les équipements critiques, et réduire l'impact environnemental. Cependant, l'implémentation de cette solution à bord des navires présente des défis, notamment en raison de l'exiguïté du milieu à équiper, de la complexité des données à traiter, et de la nécessité d'une interface accessible à différents utilisateurs.[37]

Les avancées technologiques, telles que l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique, jouent un rôle déterminant dans la réalisation de la maintenance prédictive, permettant ainsi aux navires de rester opérationnels et sûrs tout au long de leurs voyages en mer.[38]

Chapter III: Méthodologie de la recherche

Dans ce chapitre, nous abordons les paramètres cruciaux pour la surveillance de l'état du moteur navire. Ces paramètres incluent, mais ne se limitent pas à, la température des gaz d'échappement, la pression d'huile, le taux de vibration, et la qualité du carburant. La surveillance en temps réel de ces indicateurs permet non seulement de prévenir les pannes potentielles, mais aussi d'optimiser la performance et l'efficacité du moteur. L'analyse des données recueillies à travers des capteurs avancés et des systèmes de diagnostic embarqués joue un rôle déterminant dans la prédiction des besoins de maintenance et la prolongation de la durée de vie du moteur. Ce chapitre explore également comment l'intégration de l'Internet des Objets et des systèmes cyber-physiques contribue à une stratégie de maintenance plus proactive et prédictive

III.1. Introduction

Dans un monde où la technologie évolue à un rythme sans précédent, l'industrie maritime n'est pas en reste. Les moteurs de bateau, essentiels à la navigation et à la performance des navires, sont au cœur de cette transformation. La surveillance de l'état de ces moteurs n'est pas seulement une question de maintenance, mais une nécessité absolue pour garantir la sécurité, l'efficacité et la durabilité des activités maritimes.

La surveillance de l'état des moteurs marins implique une compréhension approfondie des divers paramètres qui influencent leur performance et leur fiabilité. Des températures de fonctionnement aux pressions internes, en passant par les analyses vibratoires et acoustiques, chaque indicateur fournit des informations vitales sur l'état de santé du moteur.

III.2. Les paramètres pour la surveillance de l'état de moteur

- **Vitesse de rotation du moteur (régime du moteur)**

Le régime du moteur bateau, exprimé en tours par minute (tr/min), est un paramètre crucial qui influence la vitesse du bateau, le couple, la consommation de carburant et le type de moteur. Il est important de trouver un équilibre entre ces différents aspects pour optimiser la performance du bateau. Le type de moteur influence le régime, le hors-bord ayant généralement un régime plus élevé que les in-bord. Pour La surveillance de la vitesse de rotation du moteur d'un navire est essentielle pour garantir son bon fonctionnement et sa sécurité et voici quelque élément pour obtenir un bon rendement du moteur :

Capteurs de vitesse de rotation : des capteurs spéciaux, tels que des capteurs de position angulaire ou des capteurs de proximité, sont utilisés pour mesurer la vitesse de rotation du moteur. Ces capteurs peuvent être magnétiques, optiques ou basés sur d'autres principes de détection[39].

Systemes de surveillance embarqués: Les navires modernes sont équipés de systèmes de surveillance embarqués qui collectent et analysent en temps réel les données de vitesse de rotation du moteur. Ces systèmes sont souvent intégrés dans les systèmes de contrôle du moteur et permettent au personnel de bord de surveiller les performances du moteur[40].

Alertes et alarmes : En cas de variation anormale de la vitesse de rotation, des alertes et des alarmes sont déclenchées pour avertir l'équipage. Ces alertes peuvent être visuelles, sonores ou même transmises à distance aux équipes techniques à terre.

Analyse des données : Les données de vitesse de rotation sont souvent enregistrées et analysées pour détecter les tendances à long terme et identifier les problèmes potentiels avant qu'ils ne deviennent critiques. Des logiciels spécialisés peuvent être utilisés pour cette analyse[41].

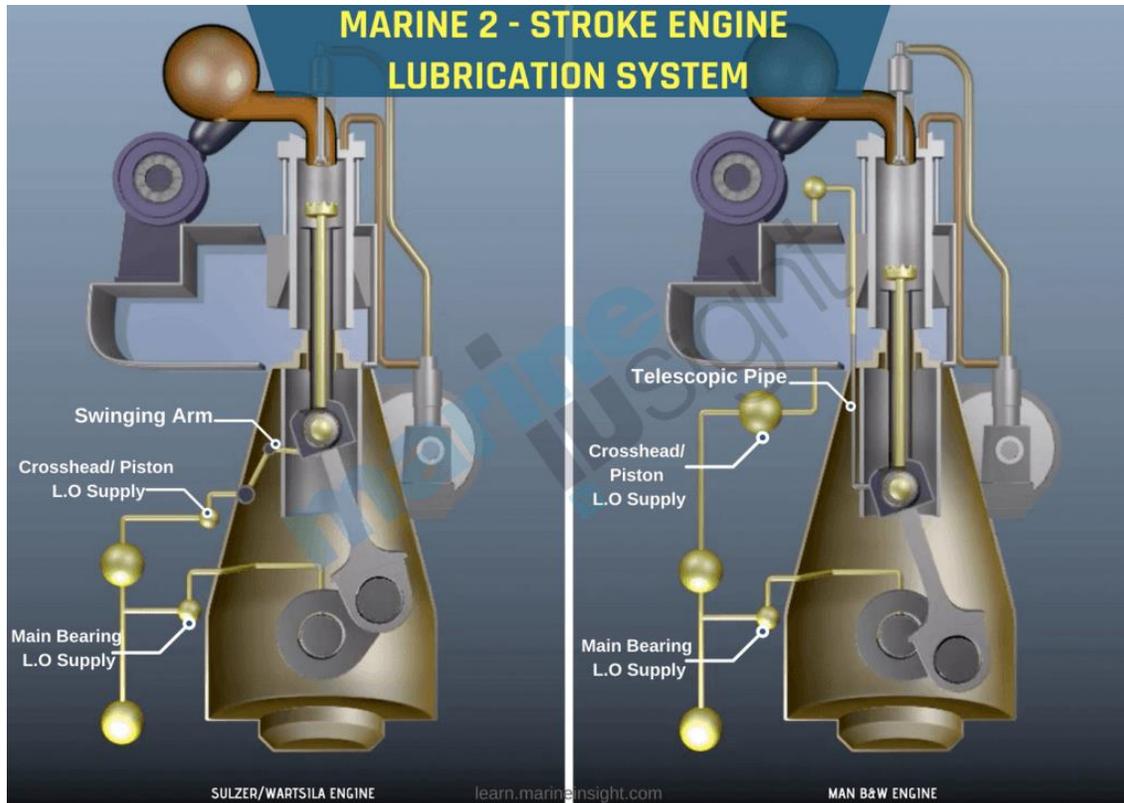
Maintenance préventive: Sur la base des données de surveillance de la vitesse de rotation, des plans de maintenance préventive peuvent être établis pour assurer le bon fonctionnement continu du moteur et prolonger sa durée de vie[42].

En résumé, la surveillance détaillée de la vitesse de rotation du moteur d'un navire est une composante cruciale de la gestion de la propulsion et de la sécurité à bord[43].

- **Température de l'huile de lubrification**

La température de l'huile de lubrification du moteur marin est un paramètre crucial pour son bon fonctionnement et sa longévité. Elle affecte la viscosité, la protection contre l'usure, la dégradation de l'huile et l'efficacité du refroidissement. La plage optimale se situe généralement entre 60°C et 90°C.

Il est important de surveiller la température et de la maintenir dans cette plage en tenant compte de la charge du moteur, de la vitesse de rotation, de la température ambiante et de l'eau, du type d'huile et de l'état du système de refroidissement. Choisir une huile adaptée aux conditions marines et respecter les préconisations du constructeur est crucial pour garantir une performance optimale et une durée de vie maximale du moteur.



Figure(III.1) : Le système de lubrification du moteur principal du navire[44]

Pour surveiller efficacement la température de l'huile de lubrification, les systèmes utilisent couramment des capteurs dédiés installés à proximité du filtre à huile ou à l'intérieur du carter d'huile. Ces capteurs transmettent les données à l'unité de commande du moteur, permettant ainsi d'ajuster les paramètres de fonctionnement en fonction des variations de température[45].

- **La température du liquide de refroidissement**

La surveillance de la température du liquide de refroidissement est un élément essentiel pour garantir le bon fonctionnement et la longévité du moteur marin. En effet, la température du liquide de refroidissement est un indicateur crucial de l'état de santé du moteur et peut révéler plusieurs anomalies potentielles.

Le liquide de refroidissement joue un rôle vital en absorbant la chaleur générée par le moteur et en la dissipant dans l'environnement. Le maintien d'une température optimale est

crucial pour le bon fonctionnement du moteur. Une température trop élevée peut causer une surchauffe, tandis qu'une température trop basse peut entraîner une condensation et une corrosion des composants internes[46].La surveillance de la température du liquide de refroidissement permet de détecter plusieurs problèmes potentiels, tels que :

Obstruction du circuit de refroidissement : Une obstruction peut empêcher la circulation du liquide de refroidissement et causer une surchauffe localisée.

Défaillance de la pompe à eau : Une pompe à eau défectueuse peut ne pas assurer une circulation adéquate du liquide de refroidissement, provoquant une augmentation de la température.

Thermostat défectueux: Un thermostat défectueux peut rester fermé, bloquant le passage du liquide de refroidissement vers le radiateur et provoquant une surchauffe[47].

Fuite du liquide de refroidissement : Une fuite peut entraîner une diminution du niveau de liquide et une perte de capacité de refroidissement.

Problèmes de combustion : Une combustion incomplète peut générer une chaleur excessive et augmenter la température du liquide de refroidissement.

En surveillant la température du liquide de refroidissement et en la comparant aux valeurs préconisées par le constructeur, il est possible d'identifier les anomalies et de prendre les mesures correctives nécessaires avant que des dommages graves ne surviennent. En plus de la surveillance de la température, il est important d'effectuer un entretien régulier du circuit de refroidissement, y compris le remplacement du liquide de refroidissement et la vérification des composants tels que la pompe à eau et le thermostat.

En conclusion, la surveillance de la température du liquide de refroidissement est un élément crucial pour la surveillance de l'état du moteur marin. Elle permet de détecter des problèmes potentiels et de prévenir des pannes graves, contribuant ainsi à la sécurité et à la longévité du moteur.



Figure(III.2):Circuit de refroidissement d'un moteur marin [48]

- **Pression du carburant**

La pression du carburant du moteur marin est un paramètre important qui affecte les performances, l'efficacité et les émissions du moteur. Il existe différents types de systèmes de carburant pour les moteurs marins, tels que les systèmes d'injection directe, les systèmes d'injection indirecte et les systèmes à rampe commune. Chaque système a ses propres exigences et spécifications en matière de pression du carburant.

Pour surveiller la pression du carburant du moteur marin, il faut généralement utiliser un capteur de pression de carburant, qui mesure la pression du carburant et envoie les données à l'unité de commande du moteur (ECU). L'ECU utilise ces informations pour ajuster le débit et le calage de l'injection de carburant, afin d'optimiser la combustion et la puissance du moteur. Un capteur de pression de carburant défectueux peut entraîner des problèmes tels qu'une mauvaise économie de carburant, un ralenti irrégulier et des ratés d'allumage du moteur[49].

La pression du carburant du moteur marin peut varier en fonction de la marque, du modèle, de la conception et de l'utilisation du moteur. Il est donc important de consulter le manuel du fabricant ou un expert qualifié pour connaître les paramètres appropriés pour

votre moteur spécifique. En général, la pression du carburant du moteur marin doit être maintenue dans une plage spécifiée, qui peut être différente selon les conditions de fonctionnement du moteur, telles que la charge, la vitesse et la température.

- **La pression d'huile de lubrification**

La lubrification est essentielle pour tout type de machinerie à bord des navires. La lubrification du moteur principal est responsable de la lubrification et du refroidissement des pièces internes, qui agissent les unes par rapport aux autres, créant des frictions et de la chaleur, entraînant une surchauffe des pièces. La lubrification assure non seulement le refroidissement mais également l'élimination de tous débris ou impuretés. Différents types de systèmes de lubrification sont utilisés :

Lubrification hydrodynamique : Dans ce système, l'huile forme un film continu entre les surfaces en mouvement grâce au mouvement des pièces mobiles et à la pression auto-générée. Par exemple, les paliers lisses du moteur principal fonctionnent avec ce type de lubrification.

Lubrification hydrostatique : Lorsque le film d'huile ne peut pas se former naturellement en raison du mouvement des pièces mobiles, la pression d'huile est fournie de l'extérieur à l'aide d'une pompe. C'est le cas pour les pièces lourdes et lentes qui ne génèrent pas assez de pression pour assurer la lubrification par elles-mêmes.

Lubrification des limites : Ce type de lubrification concerne les surfaces frottantes qui peuvent avoir un contact superficiel. Elle est utilisée dans les conditions de vitesses relativement lentes, de pression de contact élevée et de surfaces rugueuses, comme lors du démarrage et de l'arrêt des moteurs principaux.[50]

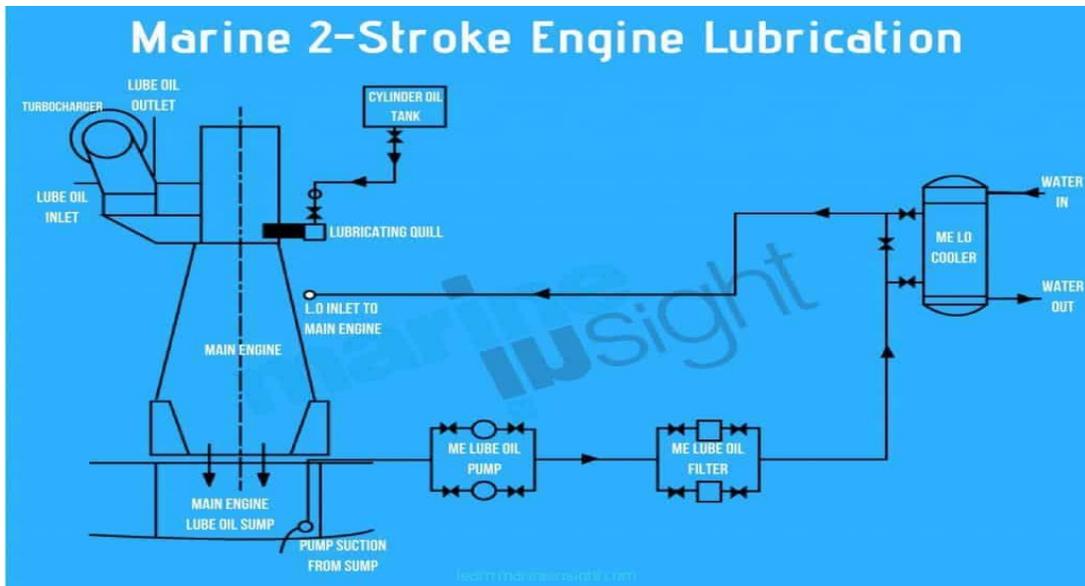


Figure (III.3) : Lubrification du moteur marin[50]

- **La pression du liquide de refroidissement**

La surveillance de la pression du liquide de refroidissement est un élément crucial pour garantir le bon fonctionnement et la longévité d'un moteur marin. En effet, la pression du liquide de refroidissement est un indicateur direct de l'efficacité du système de refroidissement et de l'état des composants internes du moteur. La pression du liquide de refroidissement dans le système de refroidissement du moteur est essentielle pour maintenir une température de fonctionnement optimale. Une pression inadéquate peut indiquer des fuites ou des obstructions dans le système.

Donc, la surveillance de la pression du liquide de refroidissement est un élément essentiel de la maintenance prédictive des moteurs marins. En s'appuyant sur des technologies modernes et une analyse rigoureuse des données, il est possible de garantir un fonctionnement fiable et durable du moteur tout en minimisant les risques de panne et les coûts d'exploitation.

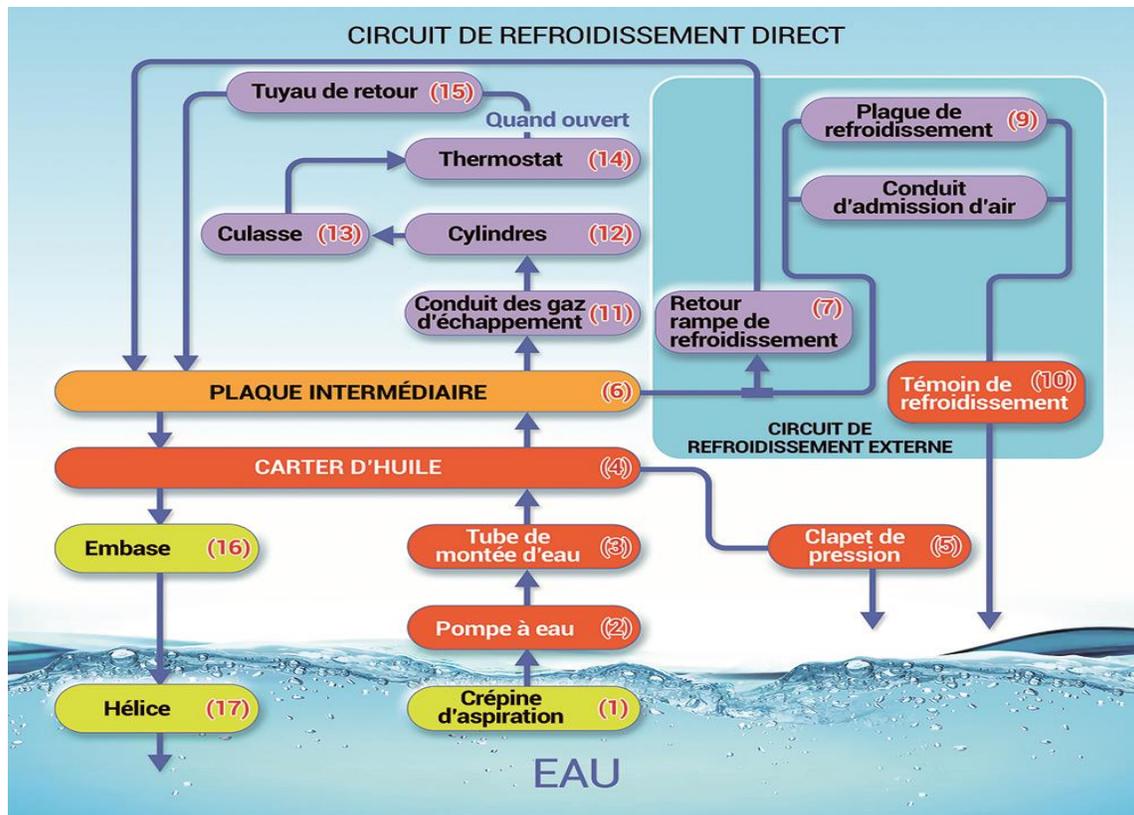


Figure (III.4) : Le coin du mécano hors-bord(Le circuit de refroidissement)

III.2.1 Importance de chaque paramètre dans la prédiction de la santé du moteur

Dans la surveillance de l'état du moteur de bateau, chaque paramètre joue un rôle crucial dans la prédiction de sa santé et de son fonctionnement optimal. Voici une analyse approfondie de l'importance de chaque paramètre spécifique.

- **Régime moteur** : Le régime moteur est un indicateur essentiel de la performance et de la charge de travail du moteur. Surveiller le régime moteur permet de détecter les fluctuations anormales qui pourraient indiquer des problèmes de fonctionnement ou de charge excessive, contribuant ainsi à une maintenance proactive et à la prévention des pannes.
- **Température de l'huile de lubrification** : La température de l'huile de lubrification est un paramètre critique qui reflète la capacité du système de refroidissement à maintenir des conditions de fonctionnement optimales. Des variations significatives de la température de

l'huile peuvent indiquer des problèmes de refroidissement, de lubrification ou même des défaillances imminentes des composants du moteur.

- **Température du liquide de refroidissement** : La température du liquide de refroidissement est un autre indicateur clé de la santé thermique du moteur. Une température de liquide de refroidissement anormalement élevée peut signaler des problèmes de circulation, de fuite ou de surchauffe, nécessitant une intervention immédiate pour éviter des dommages graves au moteur.
- **Pression du carburant** : La pression du carburant est un paramètre vital pour garantir un fonctionnement optimal du moteur. Des fluctuations ou des baisses soudaines de pression peuvent indiquer des problèmes avec le système d'alimentation en carburant, tels que des filtres obstrués, des fuites ou des dysfonctionnements des pompes, nécessitant une réparation immédiate pour assurer une alimentation en carburant adéquate et éviter les pannes.
- **Pression d'huile de lubrification** : La pression d'huile de lubrification est un indicateur critique de la santé du moteur, car elle garantit la lubrification adéquate des composants internes et réduit l'usure. Une pression d'huile anormalement basse peut indiquer des problèmes de lubrification, de filtres obstrués ou de dysfonctionnements du système de lubrification, nécessitant une action corrective pour prévenir les dommages au moteur.
- **Pression du liquide de refroidissement** : La pression du liquide de refroidissement est un autre paramètre important pour évaluer l'intégrité du système de refroidissement du moteur. Des variations de pression peuvent révéler des fuites, des obstructions ou des dysfonctionnements du système, mettant en danger la santé thermique du moteur et nécessitant une intervention immédiate pour éviter la surchauffe et les dommages subséquents. En surveillant attentivement ces paramètres clés, les opérateurs de bateaux peuvent détecter les signes précurseurs de problèmes potentiels, prendre des mesures correctives en temps opportun et assurer un fonctionnement sûr et fiable du moteur. Une approche proactive de la surveillance de l'état du moteur contribue à minimiser les temps d'arrêt non planifiés, à prolonger la durée de vie du moteur et à améliorer la sécurité et la rentabilité globales de l'exploitation maritime.

III.3. Sélection du modèle d'apprentissage automatique

III.3.1. Choix d'algorithmes appropriés pour la maintenance prédictive

La maintenance prédictive des moteurs marins est un domaine complexe qui nécessite une approche multidisciplinaire, intégrant des connaissances en mécanique, électronique, informatique et statistiques. L'objectif est de prédire les défaillances avant qu'elles ne surviennent, afin de planifier les interventions de maintenance de manière proactive, réduisant ainsi les temps d'arrêt et les coûts associés[51].

Apprentissage Automatique et Intelligence Artificielle

L'apprentissage automatique (AA) et l'intelligence artificielle (IA) jouent un rôle crucial dans la maintenance prédictive. Ces technologies permettent d'analyser de grandes quantités de données opérationnelles et de détecter des modèles qui peuvent indiquer une défaillance imminente. Des algorithmes tels que les réseaux de neurones profonds, les machines à vecteurs de support et les forêts aléatoires sont particulièrement adaptés pour traiter les données non linéaires et complexes typiques des moteurs marins[52].

Maintenance Basée sur la Condition (CbM)

La CbM implique la surveillance en temps réel de l'état du moteur à l'aide de capteurs et de systèmes embarqués. Les données collectées sont ensuite analysées pour évaluer l'état de santé du moteur. Des algorithmes spécifiques sont utilisés pour interpréter ces données et prédire quand une maintenance sera nécessaire.

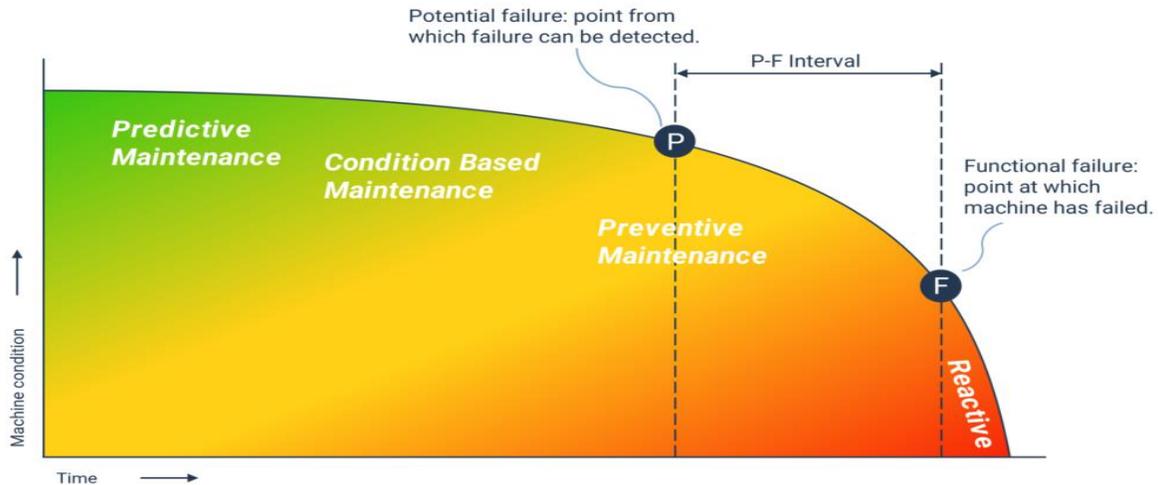


Figure (III.5) :Condition-Based Maintenance: a comprehensive guide[53]

III.3.2. Défis et Considérations

Il est important de noter que la mise en place d'un système de maintenance prédictive efficace présente des défis. La qualité et la quantité des données disponibles, la sélection des bons algorithmes, l'intégration avec les systèmes existants et la formation du personnel sont des facteurs critiques à considérer. De plus, il est essentiel de maintenir une collaboration étroite entre les experts en données et en maintenance pour assurer le succès du système.

En conclusion, la maintenance prédictive des moteurs marins est un domaine en évolution rapide, où l'application d'algorithmes avancés et l'intégration de l'IA et de la CbM ouvrent la voie à des opérations plus sûres, plus fiables et plus économiques. La clé du succès réside dans la capacité à combiner efficacement ces technologies avec l'expertise humaine et les processus opérationnels existants.

III.3.3. Processus d'entraînement et de validation

Le processus d'entraînement et de validation des algorithmes pour la maintenance prédictive des moteurs de navires est une tâche complexe qui nécessite une approche méthodique et rigoureuse[54].

- **Choix de l'Algorithme**: Le choix de l'algorithme est crucial pour la maintenance prédictive. Il doit être capable de détecter les signaux faibles indiquant une défaillance

potentielle bien avant qu'elle ne survienne. Les algorithmes d'apprentissage supervisé sont souvent privilégiés dans ce contexte car ils permettent de modéliser la relation entre les données de capteurs (variables explicatives) et l'état de santé du moteur (variable à prédire).

- **Entraînement de l'Algorithme** : L'entraînement de l'algorithme nécessite une grande quantité de données historiques, qui incluent les conditions normales de fonctionnement ainsi que les défaillances passées. Ces données permettent à l'algorithme d'apprendre à distinguer les différents états du moteur. Une attention particulière doit être portée sur la qualité des données, car des données erronées ou incomplètes peuvent conduire à des prédictions inexactes.

- **Validation de l'Algorithme** : Après l'entraînement, l'algorithme doit être validé pour s'assurer qu'il fonctionne correctement. Cette validation se fait en utilisant un ensemble de données différent de celui utilisé pour l'entraînement. Les performances de l'algorithme sont évaluées à l'aide de métriques telles que la précision, le rappel, et la valeur F1. Il est important de réaliser cette étape pour confirmer que l'algorithme généralise bien à de nouvelles données et qu'il est fiable.

- **Tests et Ajustements** : Des tests doivent être effectués dans des conditions réelles pour évaluer la capacité de l'algorithme à fonctionner dans l'environnement opérationnel du navire. Ces tests peuvent révéler la nécessité d'ajuster l'algorithme, par exemple en modifiant les paramètres ou en entraînant de nouveau l'algorithme avec des données supplémentaires.

- **Déploiement** : Une fois que l'algorithme a été validé et testé, il peut être déployé sur le navire. Il fonctionnera en continu, analysant les données des capteurs en temps réel pour prédire les défaillances potentielles. Un système d'alerte précoce peut être mis en place pour informer les techniciens lorsqu'une intervention est nécessaire.

- **Surveillance et Maintenance Continues** : Même après le déploiement, il est essentiel de surveiller les performances de l'algorithme et de procéder à des maintenances régulières. Cela implique de mettre à jour l'algorithme avec de nouvelles données de défaillances et d'ajuster les paramètres si nécessaire pour maintenir sa précision[55].

En résumé, le processus d'entraînement et de validation des algorithmes pour la maintenance prédictive est un cycle continu d'amélioration et d'optimisation. Il est fondamental de choisir le bon algorithme, de l'entraîner avec des données de qualité, de le valider rigoureusement, de le tester dans des conditions réelles, de le déployer avec prudence et de le maintenir avec vigilance pour assurer la fiabilité et l'efficacité de la maintenance prédictive des moteurs de navires.

III.4. Développement du système de maintenance prédictive assisté par l'IA

III.4.1. Alertes et notifications pour les besoins de maintenance

Les alertes et notifications jouent un rôle crucial dans le cadre de la maintenance prédictive assistée par l'IA pour les moteurs de navires, permettant ainsi de détecter et de réagir rapidement aux problèmes potentiels, tout en minimisant les temps d'arrêt imprévus et en assurant la sécurité des opérations maritimes. Lorsque les modèles d'IA détectent des anomalies ou des schémas inhabituels dans les données du moteur du navire, des alertes sont déclenchées pour informer l'équipe de maintenance de la situation. Ces alertes peuvent prendre différentes formes, telles que des messages texte, des notifications push sur des applications mobiles dédiées, des courriels ou des alertes visuelles sur les tableaux de bord de surveillance[56]. La rapidité et la précision des alertes sont essentielles pour permettre une intervention proactive. Les systèmes d'IA sont capables d'analyser en temps réel de vastes quantités de données, ce qui leur permet de détecter les signes avant-coureurs de défaillance bien avant qu'elles ne deviennent critiques. En fournissant des alertes précoces, les équipes de maintenance peuvent planifier les interventions de manière stratégique, réduisant ainsi les temps d'arrêt et les coûts associés à la réparation des moteurs[57]. De plus, les notifications peuvent être personnalisées en fonction de la gravité de la situation. Par exemple, les alertes concernant des problèmes mineurs ou des tendances anormales peuvent être traitées de manière proactive lors de la prochaine escale planifiée du navire, tandis que les alertes signalant des défaillances imminentes nécessitant une action immédiate peuvent déclencher des protocoles d'intervention d'urgence. Les alertes et notifications peuvent également être intégrées à des systèmes de gestion de la maintenance

assistée par ordinateur (GMAO), permettant ainsi une traçabilité complète des incidents et des actions de maintenance entreprises. Cela permet aux équipes de maintenance de suivre et de documenter chaque étape du processus, tout en fournissant des données précieuses pour l'analyse rétrospective et l'amélioration continue des stratégies de maintenance. Enfin, les alertes et notifications peuvent être conçues pour être interactives, permettant aux utilisateurs de prendre des décisions informées en fonction des informations fournies par le système d'IA. Par exemple, les notifications peuvent inclure des recommandations spécifiques pour des actions correctives ou des instructions détaillées sur la manière de procéder en cas d'urgence, offrant ainsi un soutien supplémentaire aux équipes sur le terrain.[58] En conclusion, les alertes et notifications sont des composants essentiels de la maintenance prédictive assistée par l'IA pour les moteurs de navires, permettant une détection précoce des problèmes, une intervention proactive et une gestion efficace des ressources de maintenance. En intégrant ces fonctionnalités dans les systèmes de surveillance et de gestion de la maintenance, les compagnies maritimes peuvent améliorer la fiabilité, la sécurité et l'efficacité de leurs opérations en mer.

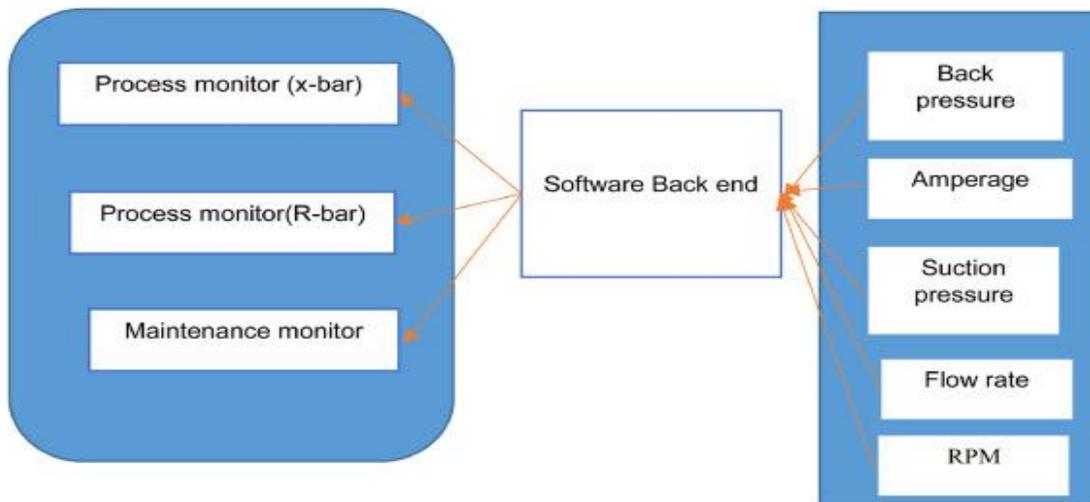


Figure (III.6) : Cadre conceptuel de conception de système de maintenance prédictive[59]

Conclusion

En résumé, la surveillance des paramètres du moteur d'un navire est une pratique essentielle qui assure la sécurité, l'efficacité et la fiabilité des opérations maritimes. Les données collectées, telles que le régime moteur, la température et la pression du liquide de refroidissement, ainsi que la température et la pression de l'huile, et la pression du carburant, sont des indicateurs vitaux de l'état de santé du moteur. Ces informations permettent d'identifier les signes précurseurs de dysfonctionnements et d'effectuer des interventions de maintenance prédictive.

Cette approche proactive minimise les risques de pannes imprévues, réduit les coûts de maintenance et prolonge la durée de vie des équipements. De plus, elle contribue à la protection de l'environnement en évitant les incidents qui pourraient entraîner des déversements de carburant ou d'autres polluants. La surveillance de l'état du moteur est donc un pilier fondamental de la gestion moderne des flottes et un investissement stratégique pour l'avenir de l'industrie navale.

Chapter IV: Partie simulation

Dans ce chapitre, la partie simulation est consacrée à la définition des modèles et aux métriques d'évaluation utilisées pour analyser la performance de l'apprentissage machine dans le contexte de la maintenance prédictive des moteurs de navires. Nous discutons des résultats obtenus à partir de différentes architectures de modèles, telles que les réseaux de neurones, les machines à vecteurs de support, et les forêts aléatoires, en mettant l'accent sur leur capacité à prédire les défaillances potentielles. Les métriques telles que la précision, la sensibilité, et la spécificité sont utilisées pour évaluer la pertinence des modèles. Enfin, nous engageons une discussion critique sur les résultats, en soulignant les avantages et les limites de chaque approche, et en proposant des pistes pour des recherches futures. Ce focus sur l'apprentissage machine, par opposition à une approche plus large d'intelligence artificielle, permet une analyse plus fine des techniques spécifiques et de leur application directe dans l'amélioration des stratégies de maintenance prédictive.

IV. Les mesures de performances

IV.1. Introduction

L'évaluation des performances des modèles de machine Learning revêt une importance cruciale dans divers domaines, de la médecine à la finance et la mécanique en passant par la technologie. Ce processus permet de déterminer l'efficacité et la fiabilité des modèles, garantissant ainsi des décisions et des prédictions précises. L'objectif de ce mémoire est d'appliquer les diverses mesures de performance pour l'évaluation des modèles, afin de sélectionner les meilleurs modèles pour les intégrer comme un outil de maintenance prédictive dans les navires[60].

IV.2. Métrique de performances en classification

Ces termes sont tous des mesures couramment utilisées pour évaluer les performances des modèles de classification en machine Learning[61]

- **Précision (Precision)** : La précision mesure le nombre de vrais positifs divisé par la somme des vrais positifs et des faux positifs. En d'autres termes, c'est la proportion de prédictions positives qui sont correctes parmi toutes les prédictions positives effectuées par le modèle.

$$Precision = \frac{\text{vrais positifs}}{\text{vrais positifs} + \text{faux positifs}}$$

- **Accuracy (Exactitude)** : L'exactitude mesure la proportion totale de prédictions correctes effectuées par le modèle par rapport à l'ensemble des prédictions.

$$Exactitude = \frac{\text{vrais positifs} + \text{vrais négatifs}}{\text{total des prédictions}}$$

- **Rappel (Recall)** : Le rappel mesure le nombre de vrais positifs divisé par la somme des vrais positifs et des faux négatifs. En d'autres termes, c'est la proportion de tous les vrais exemples positifs que le modèle a correctement identifiés.

$$Rappel = \frac{vrais\ positifs}{(vrais\ positifs + faux\ negatifs)}$$

- **Score F1** : Le score F1 est une mesure de la précision d'un test. Il est calculé comme la moyenne harmonique de la précision et du rappel. Le score F1 atteint sa meilleure valeur à 1 (précision et rappel parfaitement équilibrés) et la pire à 0.

$$F1 = \frac{2 (Précision \times Rappel)}{(Précision + Rappel)}$$

Pour Interpréter ces métriques et les juger pertinentes dépend fortement du contexte spécifique de la tâche de classification ainsi que des priorités et des contraintes du problème.

IV.3. Présentation des différents modèles de prédiction utilisant l'IA

- **Naïve bayes**

Les classificateurs naïfs de Bayes sont une famille de « classificateurs probabilistes » linéaires qui supposent que les caractéristiques sont conditionnellement indépendantes, compte tenu de la classe cible. La force (la naïveté) de cette hypothèse est ce qui donne son nom au classificateur. Ces classificateurs font partie des modèles de réseau bayésiens les plus simples.[62]

Les classificateurs Naïve Bayes sont hautement évolutifs, nécessitant un certain nombre de paramètres linéaires en nombre de variables (caractéristiques/prédicteurs) dans un problème d'apprentissage. La formation au maximum de vraisemblance peut être effectuée en évaluant une expression de forme fermée, qui prend un temps linéaire, plutôt que par une approximation itérative coûteuse comme celle utilisée pour de nombreux autres types de classificateurs.

Dans la littérature statistique, les modèles bayésiens naïfs sont connus sous divers noms, notamment Bayes simples et Bayes indépendants. Tous ces noms font référence à

l'utilisation du théorème de Bayes dans la règle de décision du classificateur, mais Bayes naïf n'est pas (nécessairement) une méthode bayésienne.

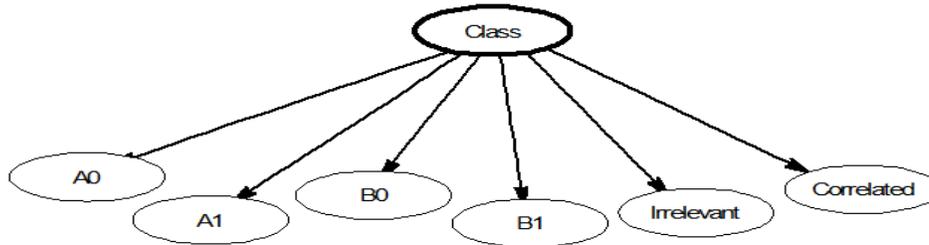


Figure (IV.1) : Example of a naive Bayes classifier depicted as a Bayesian Network[63]

- **Logistique régression**

Le médecin et statisticien Joseph Berkson est considéré comme le premier à définir le concept de régression logistique et à l'appliquer dans le domaine de la bio statistique en 1944. Le premier article de recherche dans lequel la régression logistique est mentionnée en son nom a été publié dans le Journal of the American Statistique Association.[64]

La régression logistique est un modèle statistique appartenant aux modèles de régression linéaire qui permet de modéliser une variable binomiale en termes d'un ensemble de variables aléatoires attendues, qu'elles soient numériques ou catégorielles. La régression logistique est utilisée pour prédire la probabilité qu'un événement se produise avec une connaissance supplémentaire des valeurs des variables qui pourraient expliquer ou être associées à cet événement. La régression logistique utilise plusieurs variables prédictives, qui peuvent être numériques ou catégorielles. La régression logistique est également connue sous le nom de modèle logt ou classificateur d'entropie généralisée. Cette modélisation est largement utilisée dans de nombreuses applications scientifiques et commerciales et

constitue l'une des méthodes de modélisation les plus largement appliquées dans le domaine de l'apprentissage automatique, car elle est classée parmi les méthodes d'apprentissage automatique supervisé.[65]

La régression logistique est un cas particulier du groupe du modèle linéaire général, même si historiquement, ce dernier est considéré comme une généralisation de la technique de régression logistique.

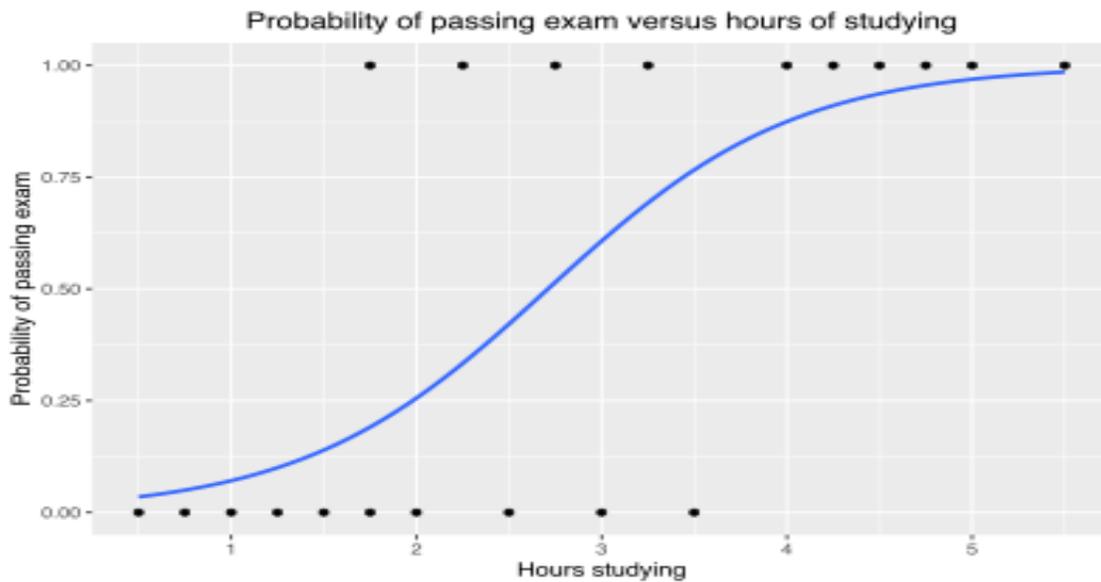


Figure (IV.2) : Example graph of a logistic regression curve fitted to data[66]

- **Adaboost**

AdaBoost, ou adaptive boosting, est un méta-algorithme de boosting développé par Yoav Freund et Robert Schapire en 1997. Il vise à améliorer les performances de divers algorithmes d'apprentissage, qualifiés de classifieurs faibles. Chaque classifieur faible est considéré comme un expert, et leurs prédictions sont combinés pondérément pour former la prédiction finale du classifieur boosté. Ce processus peut être vu comme une agrégation de l'opinion d'une multitude d'experts. AdaBoost est adaptatif, car il ajuste les classifieurs faibles successifs pour mieux classer les échantillons mal classés par les classifieurs précédents.

Bien qu'efficace dans de nombreux cas, AdaBoost peut être sensible aux données bruitées ou peu corrélées. Cependant, il peut être moins enclin au sur apprentissage que d'autres algorithmes dans certains contextes. Les classifieurs faibles utilisés peuvent être simples, tant qu'ils offrent une performance légèrement meilleure qu'un classifieur aléatoire. Dans ce cas, le modèle final converge vers un classifieur fort.

Comme tous les algorithmes d'apprentissage, AdaBoost est plus adapté à certains types de problèmes qu'à d'autres. Il nécessite souvent peu de paramètres à ajuster, ce qui en fait un choix attrayant pour de nombreuses applications. En utilisant des arbres de décision comme classifieurs faibles, AdaBoost est souvent considéré comme l'un des meilleurs algorithmes prêts à l'emploi.

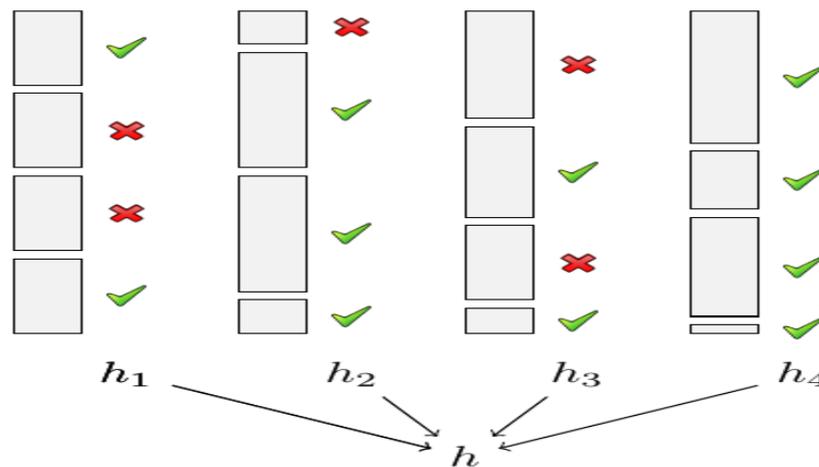


Figure (IV.3) : Schéma du principe d'Adaboost[67]

- **Support vector machine**

L'algorithme original des machines à vecteurs de support (SVM) a été inventé par Vladimir N. Vapnik et Alexey Ya. Chervonenkis en 1964. En 1992, Bernhard Boser, Isabelle Guyon et Vladimir Vapnik ont suggéré une méthode pour créer des classificateurs non linéaires en appliquant le "kernel trick" aux hyperplans à marge maximale. L'incarnation de la "marge

souple", couramment utilisée dans les packages logiciels, a été proposée par Corinna Cortes et Vapnik en 1993 et publiée en 1995[68].

Les machines à vecteurs de support (SVM)[68] sont de puissants modèles d'apprentissage supervisé développés par Vladimir Vapnik et ses collègues des laboratoires AT&T Bell. Ils sont réputés pour leur capacité à effectuer des tâches de classification et de régression avec le support d'algorithmes d'apprentissage associés. L'une de leurs principales caractéristiques est la capacité de gérer efficacement la classification non linéaire à l'aide de l'astuce du noyau, qui mappe implicitement les entrées dans des espaces de fonctionnalités de grande dimension. Les SVM peuvent également être utilisés pour des tâches de régression, où ils visent à minimiser l'erreur dans une certaine marge. De plus, le clustering vectoriel de support, un algorithme dérivé des SVM, permet la catégorisation des données non étiquetées grâce à des approches d'apprentissage non supervisées, recherchant un regroupement naturel des points de données. Bien que les SVM offrent une maniabilité théorique et une polyvalence dans diverses tâches, leurs performances prédictives par rapport à d'autres modèles linéaires, tels que la régression logistique et la régression linéaire, restent sujettes à débat et à validation empirique

La machine à vecteurs de support (SVM)[69] définie comme une technique d'apprentissage automatique qui sépare l'espace d'attributs avec un hyperplan, maximisant ainsi la marge entre les instances de différentes classes ou valeurs de classe. La technique donne souvent des résultats de performances prédictives suprêmes. Orange intègre une implémentation populaire de SVM du package LIBSVM. Ce widget est son interface utilisateur graphique.

Pour les tâches de régression, SVM effectue une régression linéaire dans un espace de fonctionnalités de grande dimension en utilisant une perte ϵ -insensible. La précision de son estimation dépend d'un bon réglage des paramètres C , ϵ et du noyau. Le widget génère des prédictions de classe basées sur une régression SVM.

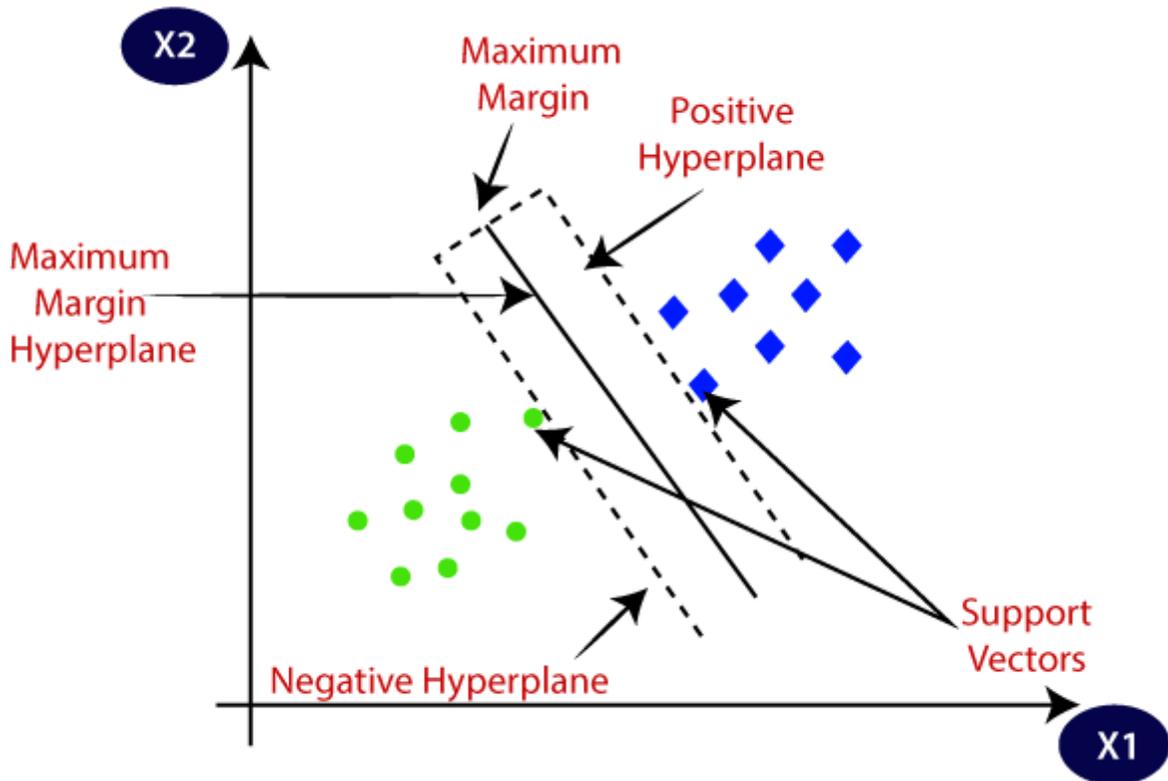


Figure (IV.4) : Support Vector Machine (SVM)[70]

- **RandomForest**

La méthode générale des forêts de décisions aléatoires a été proposée pour la première fois par Ho en 1995. Ho a établi que les forêts d'arbres se divisant avec des hyperplans obliques peuvent gagner en précision à mesure qu'elles grandissent sans souffrir de surentraînement, à condition que les forêts soient restreintes de manière aléatoire pour être sensibles uniquement aux dimensions des caractéristiques sélectionnées. Un travail ultérieur allant dans le même sens a conclu que d'autres méthodes de fractionnement se comportent de manière similaire, tant qu'elles sont forcées de manière aléatoire à être insensibles à certaines dimensions des caractéristiques. Notez que cette observation d'un classificateur plus complexe (une forêt plus grande) devenant plus précise de manière presque monotone contraste fortement avec la croyance commune selon laquelle la complexité d'un classificateur ne peut atteindre qu'un certain niveau de précision avant d'être affectée par un sur apprentissage. L'explication de la résistance de la méthode

forestière au surentraînement peut être trouvée dans la théorie de la discrimination stochastique de Kleinberg[71], [72].

Les forêts aléatoires ou forêts de décisions aléatoires sont une méthode d'apprentissage d'ensemble pour la classification, la régression et d'autres tâches qui fonctionnent en construisant une multitude d'arbres de décision au moment de la formation. Pour les tâches de classification, le résultat de la forêt aléatoire est la classe sélectionnée par la plupart des arbres. Pour les tâches de régression, la moyenne ou la prédiction moyenne des arbres individuels est renvoyée [72]. Les forêts de décisions aléatoires corrigent l'habitude des arbres de décision de sur ajuster leur ensemble d'apprentissage.

Le premier algorithme pour les forêts de décisions aléatoires a été créé en 1995 par Tin Kam Ho[72] en utilisant la méthode des sous-espaces aléatoires qui, dans la formulation de Ho, est un moyen de mettre en œuvre l'approche de « discrimination stochastique » de classification proposée par Eugene Kleinberg.

Une extension de l'algorithme a été développée par Leo Breiman[73] et Adele Cutler, qui ont enregistré « RandomForests » comme marque en 2006. L'extension combine l'idée de « bagging » de Breiman et la sélection aléatoire de caractéristiques, introduites d'abord par Ho et plus tard indépendamment par Amit et Geman[74] afin de construire une collection d'arbres de décision à variance contrôlée.[73]

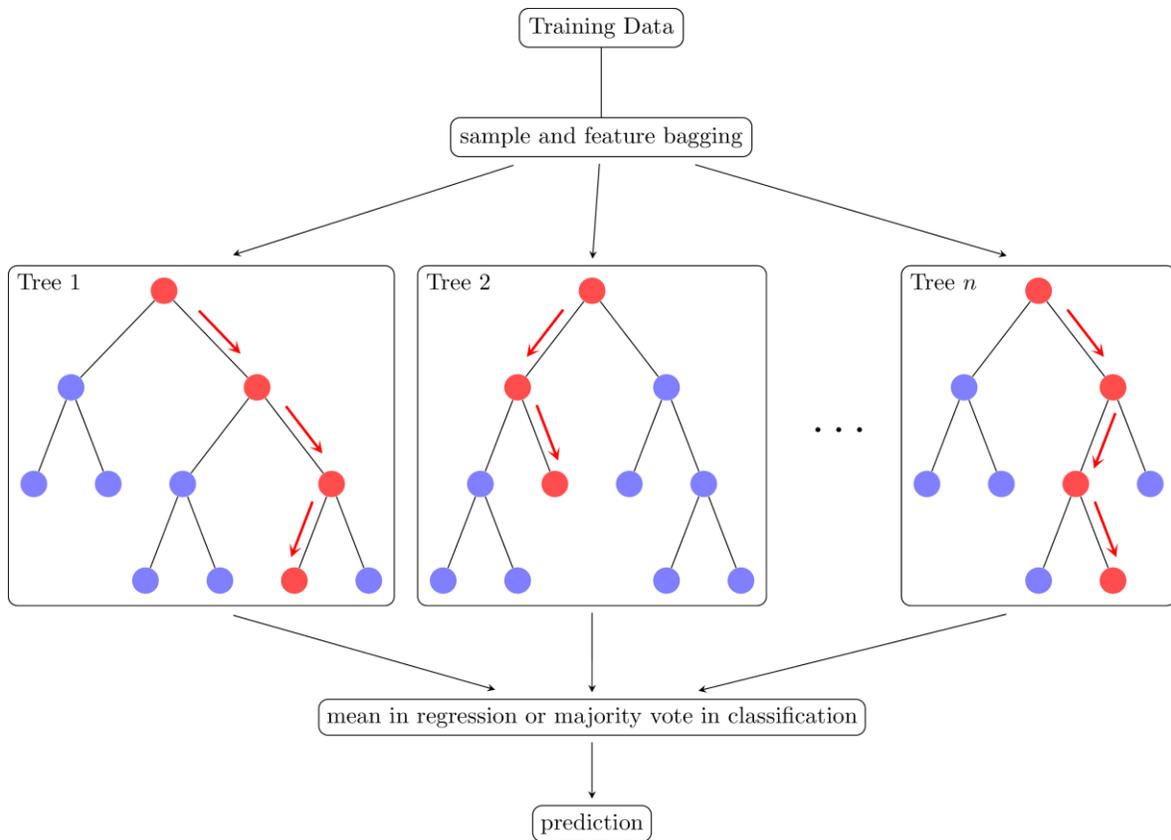


Figure (IV.5) : Random forest [75]

- **gradient boosting**

L'idée du boosting progressif est née de l'observation de Leo Breiman selon laquelle le boosting peut être interprété comme un algorithme d'optimisation avec une fonction de coût appropriée. Jerome H. Friedman a ensuite développé l'algorithme explicite d'amplification du gradient de régression, tandis que Llew Mason, Jonathan Baxter, Peter Bartlett et Marcus Frean ont développé l'algorithme d'amplification du gradient fonctionnel plus général[76]. Les deux derniers articles ont introduit le concept d'algorithme de boosting en tant qu'algorithme itératif de descente de gradient de fonction. C'est-à-dire un algorithme qui optimise la fonction de coût sur l'espace des fonctions en sélectionnant de manière itérative des fonctions qui pointent dans la direction de gradients négatifs (hypothèses faibles). Cette vision du gradient fonctionnel du boosting a conduit au développement

d'algorithmes de boosting dans de nombreux domaines de l'apprentissage automatique et des statistiques, au-delà de la régression et de la classification[76].

Le boosting de gradient est une technique d'apprentissage automatique basée sur le boosting de l'espace fonctionnel, où la cible est des pseudo-résidus plutôt que les résidus typiques utilisés dans le boosting traditionnel. Il fournit des modèles prédictifs sous la forme d'un ensemble de modèles prédictifs faibles, à savoir H . Un modèle qui fait peu d'hypothèses sur les données, généralement un simple arbre de décision[77]. Lorsque l'arbre de décision est un apprenant faible, l'algorithme résultant est appelé un arbre boosté par gradient. C'est généralement mieux que Random Forest[67]. Les modèles d'arbres boostés par gradient sont construits par étapes comme les autres méthodes de boosting, mais généralisent d'autres méthodes en permettant l'optimisation de toute fonction de perte différentiable[76].

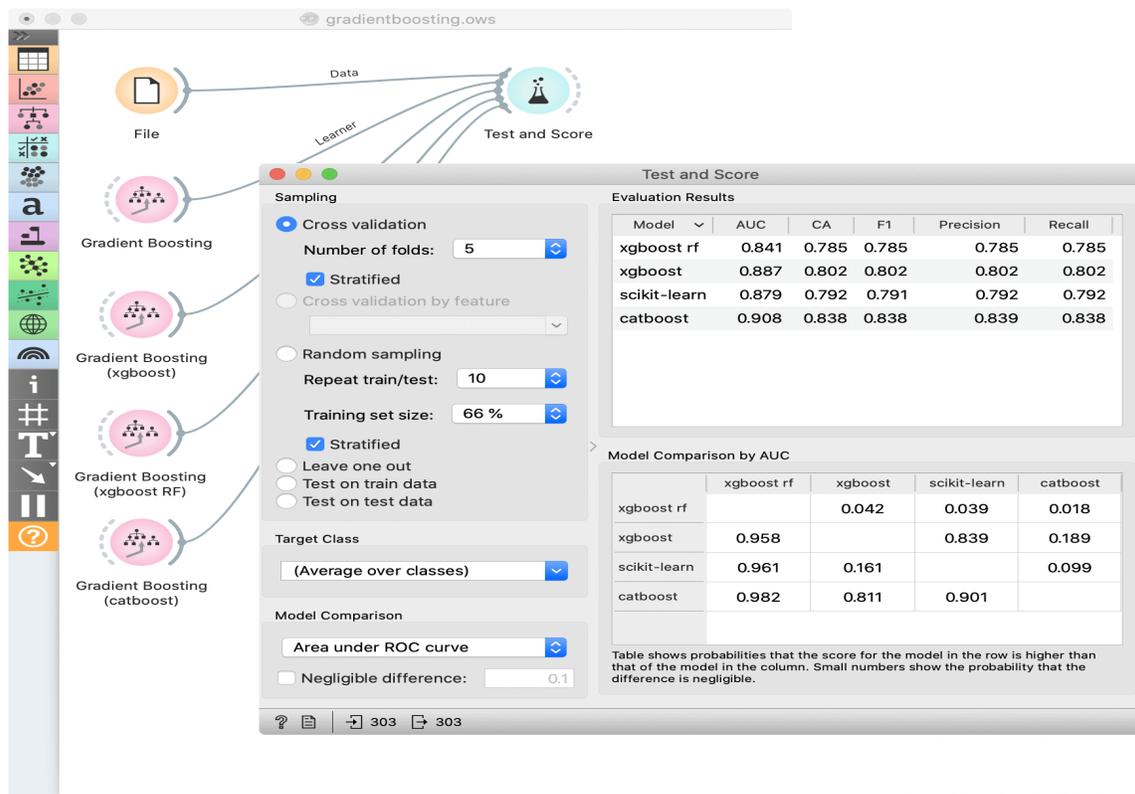


Figure (IV.6) : Gradient boosting - Orange Data Mining[79]

- **Decision Tree**

L'apprentissage par arbre de décision est une méthode d'apprentissage supervisé utilisée dans les statistiques, l'exploration de données et l'apprentissage automatique. Sous cette forme, les arbres de décision de classification ou de régression sont utilisés comme modèles prédictifs pour tirer des conclusions sur un ensemble d'observations.

Les modèles d'arbres dans lesquels une variable cible peut prendre un ensemble de valeurs discrètes sont appelés arbres de classification ; dans ces structures arborescentes, les feuilles représentent les étiquettes de classe et les branches représentent les connexions de fonctionnalités qui mènent à ces étiquettes de classe. Un arbre de décision dans lequel la variable cible peut prendre des valeurs continues (généralement des nombres réels) est appelé arbre de régression. Plus généralement, le concept d'arbres de régression peut être étendu à tout type d'objet présentant une dissemblance par paire, comme les séquences catégorielles.

Les arbres de décision sont l'un des algorithmes d'apprentissage automatique les plus populaires en raison de leur facilité de compréhension et de leur simplicité [80].

Dans l'analyse décisionnelle, les arbres de décision peuvent être utilisés pour représenter intuitivement et clairement les décisions et les décisions. Dans l'exploration de données, les arbres de décision décrivent les données (cependant, les arbres de classification qui en résultent peuvent servir d'entrée aux décisions)[81].

- **K-Nearest Neighbors**

L'algorithme des k plus proches voisins (KNN) est une méthode largement utilisée en apprentissage automatique, tant pour la classification que pour les tâches de régression. Il est non paramétrique et supervisé, ce qui signifie qu'il ne suppose pas de forme fonctionnelle spécifique pour les données et s'appuie sur des exemples étiquetés pour l'entraînement. KNN détermine la classification ou la prédiction pour un point de données en considérant la classe majoritaire ou la valeur moyenne de ses voisins les plus proches dans l'espace des caractéristiques. Cet algorithme est simple à implémenter et à comprendre, ce qui en fait un choix populaire, surtout à des fins introductives. Cependant, sa performance peut se dégrader dans des ensembles de données de

grande dimension en raison de la complexité computationnelle et peut être sensible au choix du paramètre k , représentant le nombre de voisins à considérer. Malgré ces limitations, KNN reste un outil précieux dans la boîte à outils de l'apprentissage automatique.

Bien que l'algorithme des k plus proches voisins (KNN) puisse être utilisé pour des problèmes de régression ou de classification, il est généralement utilisé comme algorithme de classification, partant du principe que des points similaires peuvent être trouvés à proximité les uns des autres.

Pour les problèmes de classification, une étiquette de classe est attribuée sur la base d'un vote majoritaire, c'est-à-dire que l'étiquette la plus fréquemment représentée autour d'un point de données donné est utilisée. Bien que cela soit techniquement considéré comme un "vote à la pluralité", le terme "vote majoritaire" est plus couramment utilisé dans la littérature. La distinction entre ces terminologies est que le "vote majoritaire" nécessite techniquement une majorité de plus de 50 %, ce qui fonctionne principalement lorsque seules deux catégories sont présentes. Lorsque vous avez plusieurs classes, par exemple quatre catégories, vous n'avez pas nécessairement besoin de 50 % des votes pour tirer une conclusion sur une classe ; vous pourriez attribuer une étiquette de classe avec un vote supérieur à 25 %. L'Université du Wisconsin-Madison résume bien cela avec un exemple ici[82].

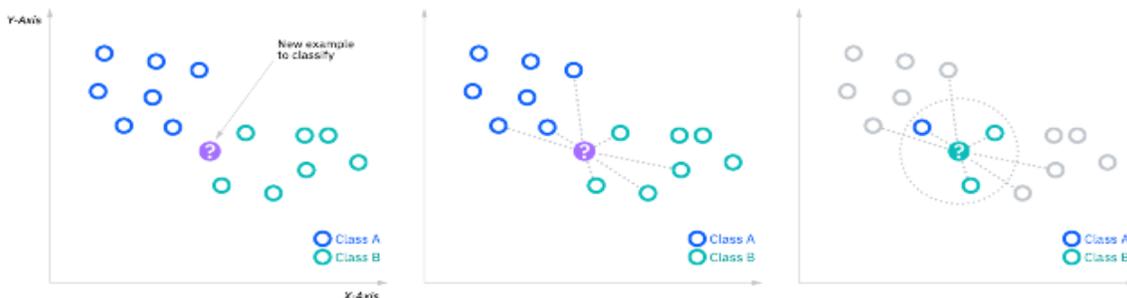


Figure (IV.7) :Diagramme KNN[83]

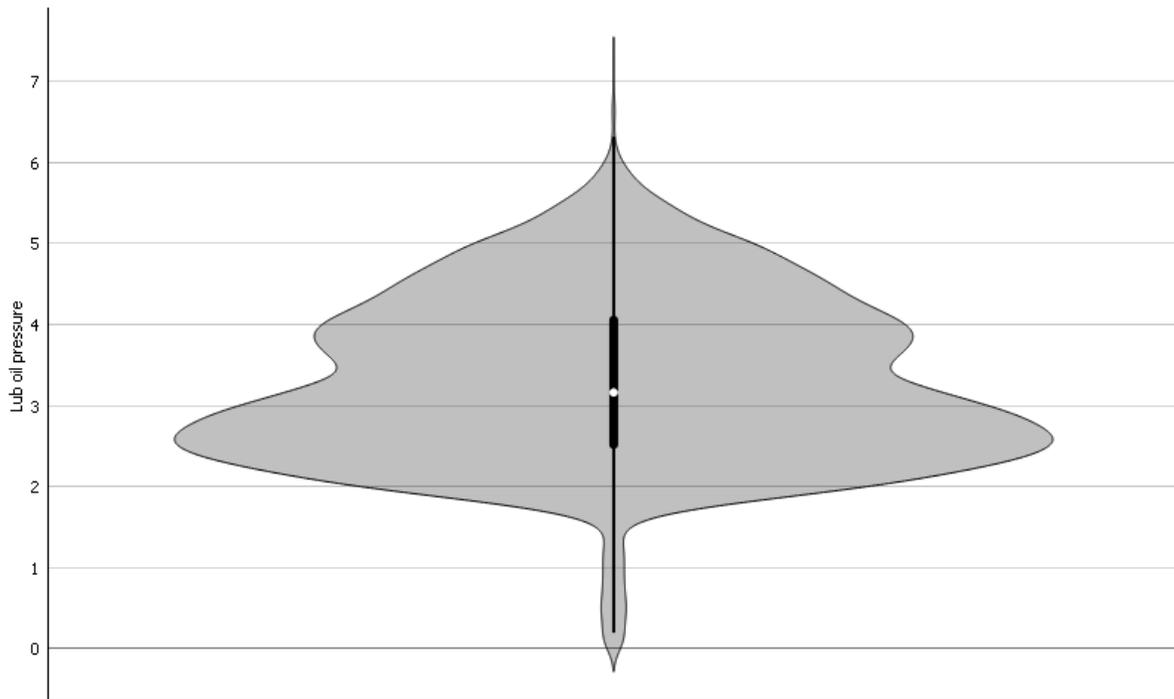
Les problèmes de régression utilisent un concept similaire à celui des problèmes de classification, mais dans ce cas, la moyenne des k plus proches voisins est prise pour faire une prédiction sur une classification. La principale distinction ici est que la classification est utilisée pour des valeurs discrètes, tandis que la régression est utilisée avec des valeurs continues. Cependant, avant qu'une classification puisse être effectuée, la distance doit être définie. La distance euclidienne est la plus couramment utilisée, sur laquelle nous approfondirons plus loin[84].

Il convient également de noter que l'algorithme des k plus proches voisins fait également partie d'une famille de modèles d'apprentissage "paresseux", ce qui signifie qu'il ne stocke qu'un ensemble de données d'entraînement au lieu de subir une étape d'entraînement. Cela signifie également que tous les calculs se font lorsqu'une classification ou une prédiction est en cours de réalisation. Étant donné qu'il dépend fortement de la mémoire pour stocker toutes ses données d'entraînement, il est également appelé méthode d'apprentissage par instance ou basée sur la mémoire.

IV.4. Résultats et Discussions

IV.4.1. Analyse de la base des données

- **La pression d'huile de lubrification**



Pression d'huile de lubrification

Le diagramme en violon montre la répartition de la pression d'huile de lubrification d'un moteur de navire.

Cela est dû au fait que la pression d'huile de lubrification change constamment en fonction des exigences du moteur. Par exemple, la pression d'huile peut être plus élevée lorsque le moteur est sous charge et plus basse lorsque le moteur est au ralenti.

Les éléments du diagramme en violon sont les suivants :

La largeur du violon représente la densité des données. Plus le violon est large, plus il y a de points de données dans cette plage de valeurs.

La bande sombre au milieu du violon représente la médiane des données.

La médiane est la valeur qui sépare les 50 % inférieurs des données des 50 % supérieurs.

Les moustaches blanches qui s'étendent du haut et du bas du violon représentent les quartiles des données.

Le premier quartile est la valeur qui sépare les 25 % inférieurs des données des 75 % supérieurs, et le troisième quartile est la valeur qui sépare les 25 % supérieurs des données des 75 % inférieurs.

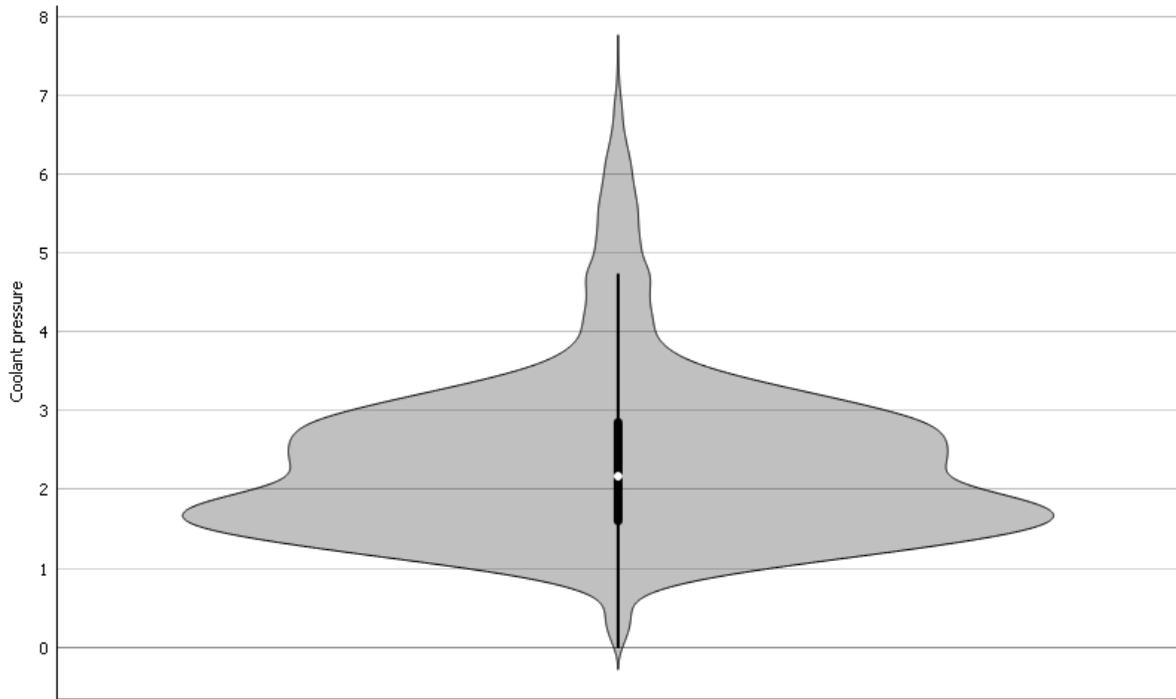
En interprétant le diagramme en violon :

La majorité des pressions d'huile se situent entre 2 et 3.5 bars.

La pression médiane d'huile est d'environ 2.5 bar.

Il existe quelques pressions d'huile qui sont beaucoup plus élevées ou beaucoup plus basses que la médiane.

- **La pression de liquide de refroidissement**



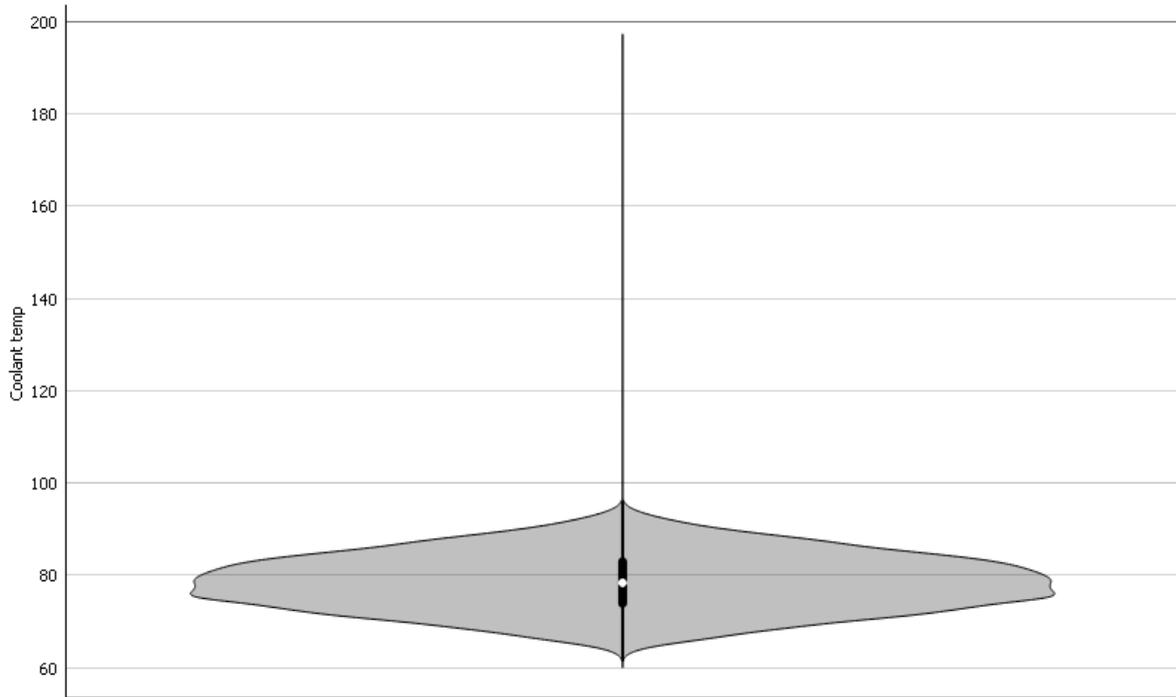
Pression du liquide de refroidissement

Le violon plot de l'image montre que la distribution des pressions du liquide de refroidissement est approximativement normale, avec une médiane d'environ **1.8 bars**. L'écart interquartile est d'environ **1.8 bars**, ce qui signifie que 50 % des mesures se situent entre **1 et 2 bars**. Les quartiles inférieurs et supérieurs sont respectivement d'environ **1 et 2 bars**.

Conclusion

Le violon plot de l'image montre que les pressions du liquide de refroidissement d'un moteur se situent dans une plage acceptable.

- **La température de liquide de refroidissement**

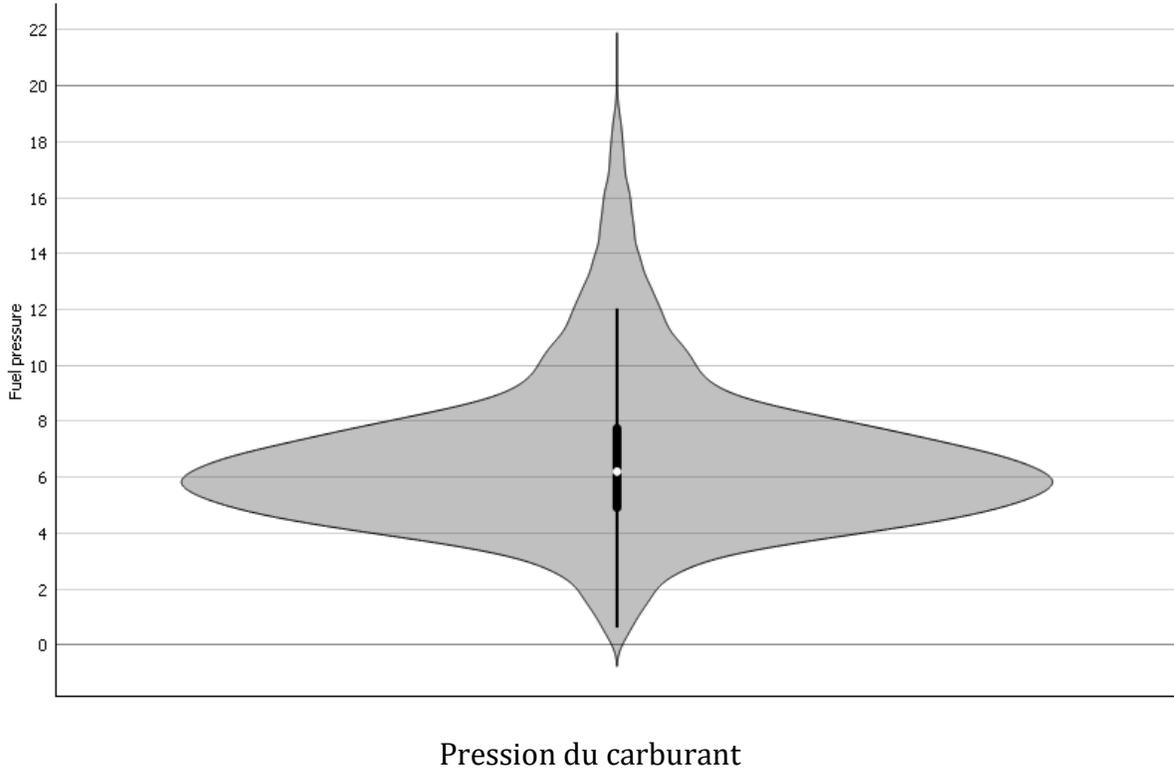


La température du liquide de refroidissement

Le violon plot de l'image montre que la distribution des températures du liquide de refroidissement est approximativement normale, avec une médiane d'environ **78 degrés Celsius**. L'écart interquartile est d'environ **78 degrés Celsius**, ce qui signifie que 50 % des mesures se situent entre **73 et 82 degrés Celsius**. Les quartiles inférieurs et supérieurs sont respectivement d'environ **73 et 82 degrés Celsius**.

Il est important de noter que ce violon plot ne représente qu'un seul échantillon de données. Il est possible que la distribution des températures du liquide de refroidissement soit différente dans d'autres conditions de fonctionnement.

- **La pression de carburant**

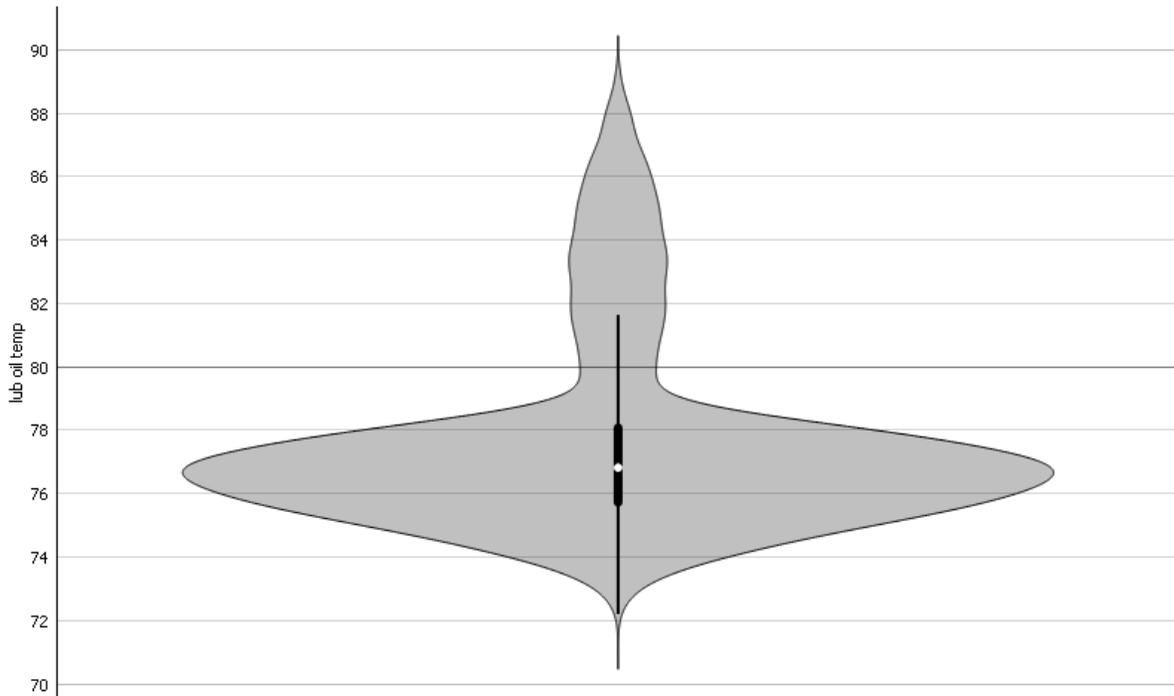


Le violon plot de l'image montre que la distribution des pressions du carburant est approximativement normale, avec une médiane d'environ **6 bars**. L'écart interquartile est d'environ **6 bars**, ce qui signifie que 50 % des mesures se situent entre **4 et 8 bars**. Les quartiles inférieurs et supérieurs sont respectivement d'environ **4 et 8 bars**.

Conclusion

Le violon plot de l'image montre que les pressions du carburant d'un moteur se situent dans une plage acceptable.

- **La température d'huile de lubrification**



Températures de l'huile de lubrification

L'image montre un violon plot représentant la distribution des températures de l'huile de lubrification d'un moteur.

Description du violon plot

Le violon plot de l'image montre que la distribution des températures de l'huile de lubrification est approximativement normale, avec une médiane d'environ 77 degrés Celsius. L'écart interquartile est d'environ 77 degrés Celsius, ce qui signifie que 50 % des mesures se situent entre 73 et 79 degrés Celsius. Les quartiles inférieurs et supérieurs sont respectivement d'environ 73 et 79 degrés Celsius.

Interprétation du violon plot

Le violon plot de l'image montre que les températures de l'huile de lubrification se situent dans une plage acceptable. La médiane de 77 degrés Celsius est dans la plage recommandée par le fabricant du moteur.

Il est important de noter que ce violon plot ne représente qu'un seul échantillon de données. Il est possible que la distribution des températures de l'huile de lubrification soit différente dans d'autres conditions de fonctionnement.

Conclusion

Le violon plot de l'image montre que les températures de l'huile de lubrification d'un moteur se situent dans une plage acceptable.

- Régime moteur



Le diagramme en violon montre la répartition de la vitesse du moteur d'un navire.

Cela reflète les différentes vitesses auxquelles fonctionne le moteur en fonction des besoins du navire. Par exemple, le moteur peut tourner à une vitesse plus faible lorsque le navire est à quai et à une vitesse plus élevée lorsqu'il est en mer.

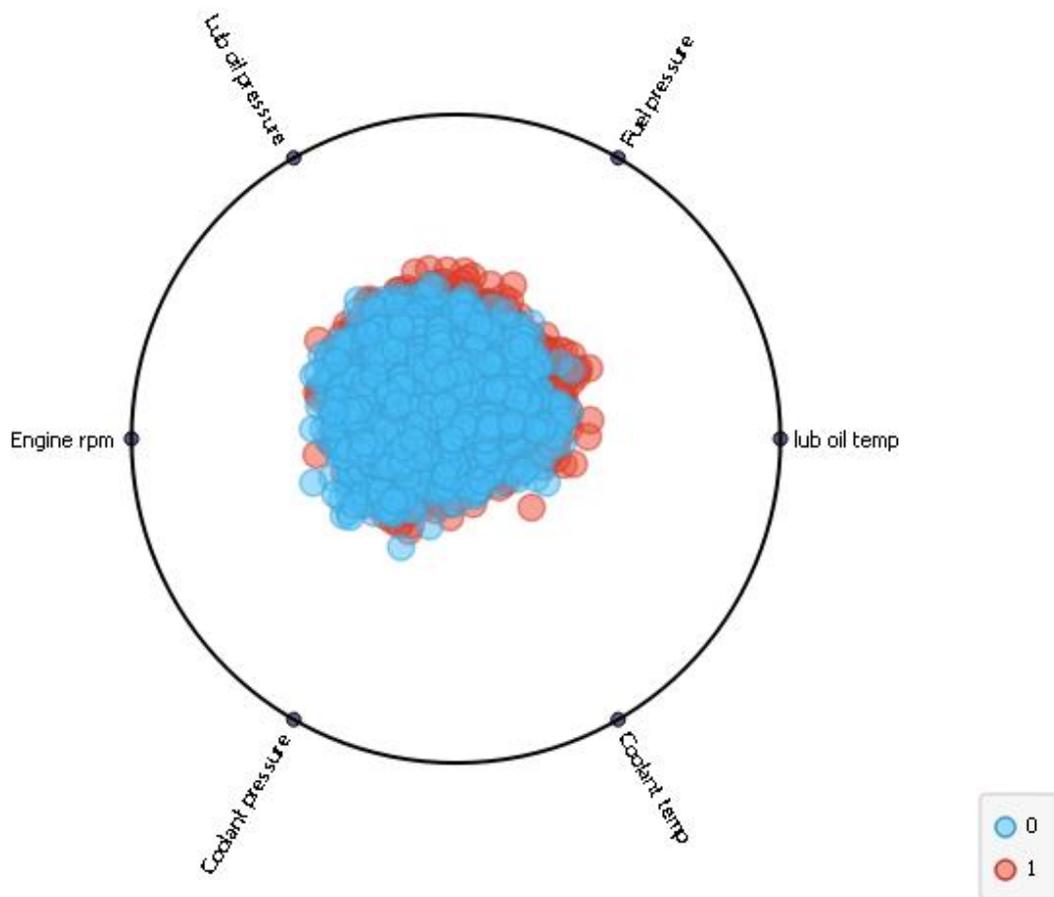
En interprétant le diagramme ce violon :

La majorité des vitesses du moteur se situent entre 400 et 1000 tours par minute (RPM).

La vitesse médiane du moteur est d'environ 650 RPM.

Il existe quelques vitesses du moteur qui sont beaucoup plus élevées ou beaucoup plus basses que la médiane.

- **Radviz**



Radviz

General conclusion

References

- [1] « Leveraging Predictive Maintenance: Transforming Maritime Operations ». Consulté le: 13 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.identecsolutions.com/news/leveraging-predictive-maintenance-transforming-maritime-operations>
- [2] « Predictive Maintenance for Marine Vessels ». Consulté le: 13 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://marine-digital.com/article_predictive_maintenance_for_marine_vessels
- [3] « Les avantages de la Maintenance Prédictive | B2O », B2O - Respirez enfin ! Consulté le: 13 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.b2o.eu/ressources/maintenance-predictive/>
- [4] « Challenges Faced by Maintenance Leaders ». Consulté le: 13 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.clickmaint.com/blog/challenges-faced-by-maintenance-leaders>
- [5] « Comment réduire les temps d'arrêt pendant la maintenance du système ». Consulté le: 14 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://fr.linkedin.com/advice/0/how-can-you-reduce-downtime-during-system-maintenance-t79pe?lang=fr>
- [6] « Going Digital and Future-Proofing Electrical Assets ». Consulté le: 23 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://blog.exertherm.com/going-digital-and-future-proofing-electrical-assets>
- [7] « Solutions pour l'industrie maritime et du transport maritime ». Consulté le: 15 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.se.com/dz/fr/work/solutions/for-business/marine/>
- [8] « Fuel Optimization with EcoPilot | Qtagg ». Consulté le: 23 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://qtagg.com/products/products-ecopilot/>
- [9] « Three simple but effective ways to prevent vessel downtime ». Consulté le: 23 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.wartsila.com/insights/article/three-simple-but-effective-ways-to-prevent-vessel-downtime>
- [10] J. N. Ribeiro da Silva, T. A. Santos, et A. P. Teixeira, « Methodology for Predicting Maritime Traffic Ship Emissions Using Automatic Identification System Data », *J. Mar. Sci. Eng.*, vol. 12, n° 2, Art. n° 2, févr. 2024, doi: 10.3390/jmse12020320.
- [11] H. Kamel, « L'action de l'Algérie en matière de sécurité et de sûreté maritime », in *Le droit maritime dans tous ses états : Hommage méditerranéen à Pierre Bonassies, Philippe Delebecque et Christian Scapel*, M. El Khayat, Éd., in Droit maritime et des transports. , Aix-en-Provence: Presses universitaires d'Aix-Marseille, 2016, p. 65-88. doi: 10.4000/books.puam.5084.
- [12] « Qu'est-ce que la maintenance prédictive ? | IBM ». Consulté le: 24 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.ibm.com/fr-fr/topics/predictive-maintenance?ssp=1&darkschemeovr=1&setlang=fr&cc=XL&safesearch=moderate>
- [13] R. Nouredine, « Implémentation de la maintenance prédictive dans les systèmes de production », 2008.
- [14] « Sélection des méthodes et stratégies de maintenance préventive », Techniques de l'Ingénieur. Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/genie-industriel-th6/mise-en-uvre-de-la-maintenance-42136210/la-maintenance-preventive-mt9571/selection-des-methodes-et-strategies-de-maintenance-preventive-mt9571niv10006.html>
- [15] « Qu'est-ce que la maintenance prédictive ? | Splunk ». Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://www.splunk.com/fr_fr/data-insider/what-is-predictive-maintenance.html?ssp=1&darkschemeovr=1&setlang=fr&cc=XL&safesearch=moderate

-
- [16] « (8) Predictive Maintenance for Marine Vessels | LinkedIn ». Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.linkedin.com/pulse/predictive-maintenance-marine-vessels-s-seetharaman/>
- [17] « (14) Predictive Maintenance for Marine Vessels | LinkedIn ». Consulté le: 17 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.linkedin.com/pulse/predictive-maintenance-marine-vessels-s-seetharaman/>
- [18] « Intelligence artificielle : maintenance prédictive et brevets ». Consulté le: 25 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.plass.com/fr/articles/intelligence-artificielle-maintenance-predictive-et-brevets>
- [19] « Machine Learning et maintenance prédictive : les grands principes ». Consulté le: 25 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://blog.aqmanager.com/machine-learning-maintenance-predictive>
- [20] « Rôle de l'Intelligence Artificielle dans la Maintenance Prédictive du moteur marine », Bing. Consulté le: 25 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.bing.com/search?q=Rôle+de+l%5c%27Intelligence+Artificielle+dans+la+Maintenance+Prédictive+du+moteur+marine&ssp=1&darkschemeovr=1&setlang=fr&cc=XL&safesearch=moderate&toWww=1&redig=4EFE958530D54616801D147C318C120E>
- [21] Austin, « Comprendre et mettre en œuvre la maintenance prédictive dans votre flotte », Flottes Pro-Driver. Consulté le: 25 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://fleets.prodriver.com/fr/comprendre-et-mettre-en-oeuvre-la-maintenance-predictive-de-votre-flotte/>
- [22] « Maintenance Prédictive : Optimisez vos Opérations Industrielles ». Consulté le: 25 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.niagara.tech/blog/la-maintenance-predictive?ssp=1&darkschemeovr=1&setlang=fr&cc=XL&safesearch=moderate>
- [23] « Importance de la surveillance en temps réel pour les moteurs marins », Bing. Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.bing.com/search?q=Importance+de+la+surveillance+en+temps+réel+pour+les+moteurs+marins&FORM=bngcht&FORM=bngcht&ssp=1&darkschemeovr=1&setlang=fr&cc=XL&safesearch=moderate&toWww=1&redig=5F90F1BF4E314F8FA6C93D2A057191A2>
- [24] « Système de surveillance des navires par satellite (VMS) », Ministère de l'Agriculture et de la Souveraineté alimentaire. Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://agriculture.gouv.fr/systeme-de-surveillance-des-navires-par-satellite-vm>
- [25] « La surveillance de l'espace maritime | Mer et Marine ». Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.meretmarine.com/fr/marine-marchande/la-surveillance-de-l-espace-maritime>
- [26] « Marin | Copernicus ». Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.copernicus.eu/fr/services/marin?ssp=1&darkschemeovr=1&setlang=fr&cc=XL&safesearch=moderate>
- [27] « Sous-marins », Naval Group. Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.naval-group.com/fr/sous-marins>
- [28] J. Park et J. Oh, « A machine learning based predictive maintenance algorithm for ship generator engines using engine simulations and collected ship data », *Energy*, vol. 285, p. 129269, déc. 2023, doi: 10.1016/j.energy.2023.129269.
- [29] S. Liu, H. Chen, B. Shang, et A. Papanikolaou, « Supporting Predictive Maintenance of a Ship by Analysis of Onboard Measurements », *J. Mar. Sci. Eng.*, vol. 10, n° 2, Art. n° 2, févr. 2022, doi: 10.3390/jmse10020215.
- [30] J. Park et J. Oh, « Analysis of Collected Data and Establishment of an Abnormal Data Detection Algorithm Using Principal Component Analysis and K-Nearest Neighbors for Predictive Maintenance
-

- of Ship Propulsion Engine », *Processes*, vol. 10, n° 11, Art. n° 11, nov. 2022, doi: 10.3390/pr10112392.
- [31] D.-H. Kim, J.-H. Lee, S.-B. Lee, et B.-K. Jung, « Outlier detection of main engine data of a ship using ensemble method », *J. Korean Soc. Fish. Ocean Technol.*, vol. 56, n° 4, p. 384-394, 2020, doi: 10.3796/KSFOT.2020.56.4.384.
- [32] B. Göksu et K. E. Erginer, « Prediction of Ship Main Engine Failures by Artificial Neural Networks », *J. ETA Marit. Sci.*, vol. 8, n° 2, p. 98-113, 2020, doi: 10.5505/jems.2020.90377.
- [33] J. Moubray, *Reliability-centered Maintenance*. Industrial Press Inc., 2001.
- [34] Y. Tan, H. Tian, R. Jiang, Y. Lin, et J. Zhang, « A comparative investigation of data-driven approaches based on one-class classifiers for condition monitoring of marine machinery system », *Ocean Eng.*, vol. 201, p. 107174, avr. 2020, doi: 10.1016/j.oceaneng.2020.107174.
- [35] C. Gkerekos, I. Lazakis, et G. Theotokatos, « Ship machinery condition monitoring using vibration data through supervised learning », I. Lazakis et G. Theotokatos, Éd., GBR: University of Strathclyde Publishing, 2016, p. 103-110. Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://strathprints.strath.ac.uk/58077/>
- [36] « Sensors | Free Full-Text | An Ensemble-Based Approach to Anomaly Detection in Marine Engine Sensor Streams for Efficient Condition Monitoring and Analysis ». Consulté le: 16 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/24/7285>
- [37] « Maintenance des équipements industriels sur les navires ? - Amiral Technologies ». Consulté le: 11 mai 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.amiraltechnologies.com/actualites/blog/maintenance-des-equipements-industriels-sur-les-navires/>
- [38] « Maintenance prédictive | Solutions PRO | CMR Group ». Consulté le: 11 mai 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.cmr-group.com/maintenance-predictive-299>
- [39] « La surveillance des moteurs — Guide de l'Installation Electrique ». Consulté le: 23 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://fr.electrical-installation.org/frwiki/La_surveillance_des_moteurs
- [40] « Systèmes d'automatisation et de surveillance des navires | Emerson BE ». Consulté le: 23 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.emerson.com/fr-be/industries/automation/marine/marine-systems-solution/marine-integrated-control-monitoring-systems?ssp=1&darkschemeovr=1&setlang=fr&cc=XL&safesearch=moderate>
- [41] « Pourquoi la surveillance des moteurs est-elle importante ? 7 facteurs importants ». Consulté le: 23 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://fr.lambdageeks.com/why-engine-watch-keeping-is-important/>
- [42] « ¿Cómo se mide la velocidad de los barcos? - Quora ». Consulté le: 23 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://es.quora.com/C%C3%B3mo-se-mide-la-velocidad-de-los-barcos>
- [43] « Generator Shuts Down On Low Frequency - Engine Speed Constant », Welland Power. Consulté le: 18 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://support.wellandpower.net/hc/en-us/articles/206532219-Generator-Shuts-Down-On-Low-Frequency-Engine-Speed-Constant>
- [44] « Ship's Main Engine Lubrication System Explained ». Consulté le: 21 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.marineinsight.com/tech/ships-main-engine-lubrication-system-explained/>
- [45] « À quoi sert l'huile moteur et quels sont ses avantages ? », TotalEnergies Suisse. Consulté le: 18 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://totalenergies.ch/fr/faq/how/quoi-sert-lhuile-moteur-et-quels-sont-ses-avantages>
- [46] « Marine Coolants: Boat Maintenance and Getting Ready for the Summer Season - Valvoline™ Global KSA - EN ». Consulté le: 20 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.valvolineglobal.com/en-ksa/marine-coolants/>

- [47] « Votre équipement marin surchauffe. Comment vérifier la température sans causer de dommages ? » Consulté le: 20 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://fr.linkedin.com/advice/1/your-marine-equipment-overheating-how-can-you-8uyie?lang=fr>
- [48] « Circuit de refroidissement d'un moteur marin : comprendre son fonctionnement », Bateaux.com. Consulté le: 24 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.bateaux.com/article/40265/comprendre-le-fonctionnement-du-circuit-de-refroidissement-d-un-moteur-marin>
- [49] « Vérifications de la pression du réservoir de carburant du moteur : un guide complet - LAMBDAEEKS ». Consulté le: 18 février 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://fr.lambdageeks.com/engine-fuel-tank-pressure-checks/>
- [50] M. Agarwal, « Ship's Main Engine Lubrication System Explained », Marine Insight. Consulté le: 5 mai 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.marineinsight.com/tech/ships-main-engine-lubrication-system-explained/>
- [51] « Introduction à la maintenance prédictive ». Consulté le: 17 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://fr.mathworks.com/discovery/predictive-maintenance.html>
- [52] « Qu'est-ce que l'apprentissage automatique ? | IBM ». Consulté le: 17 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.ibm.com/fr-fr/topics/machine-learning>
- [53] R. Crowter, « Condition-Based Maintenance: a comprehensive guide », Innius. Consulté le: 4 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://innius.com/condition-based-maintenance-cbm/>
- [54] « Construisez le plan de validation et de vérification », OpenClassrooms. Consulté le: 17 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://openclassrooms.com/fr/courses/8186936-gerez-un-projet-avec-la-methodologie-cycle-en-v/8303834-construisez-le-plan-de-validation-et-de-verification>
- [55] A. Abhishek, « Essential Marine Engine Maintenance Guide | Inspection & Overhaul ». Consulté le: 17 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://shipfever.com/ships-main-engine-inspection-overhaul/>
- [56] A. Tecnológicas, « Maintenance prédictive à l'aide de l'IA et de l'IoT », Aplicaciones Tecnológicas. Consulté le: 17 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://at3w.com/fr/blog/maintenance-predictive-quest-ce-que-cest-et-comment-lappliquer-grace-a-la-technologie-intelligente/>
- [57] « La maintenance prédictive avec l'IA | Craft AI ». Consulté le: 17 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.craft.ai/applications/maintenance-predictive>
- [58] J. Mattioli, P.-O. Robic, et T. Reydellet, « L'intelligence artificielle au service de la maintenance prévisionnelle », juill. 2018.
- [59] « 1-s2.0-S2666691X2030021X-gr2.jpg (565×306) ». Consulté le: 20 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://ars.els-cdn.com/content/image/1-s2.0-S2666691X2030021X-gr2.jpg>
- [60] S. K. Agrawal, « Metrics to Evaluate your Classification Model to take the right decisions », Analytics Vidhya. Consulté le: 15 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/07/metrics-to-evaluate-your-classification-model-to-take-the-right-decisions/>
- [61] « Évaluez un algorithme de classification qui retourne des valeurs binaires », OpenClassrooms. Consulté le: 15 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://openclassrooms.com/fr/courses/4297211-evaluez-les-performances-dun-modele-de-machine-learning/4308256-evaluez-un-algorithme-de-classification-qui-retourne-des-valeurs-binaires>
- [62] « Naive Bayes classifieur », *Wikipedia*. 15 mars 2024. Consulté le: 24 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Naive_Bayes_classifieur&oldid=1213925713
- [63] « Example of a naive Bayes classifier depicted as a Bayesian Network - Recherche Google ». Consulté le: 24 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur:

-
- [74] « Wayback Machine ». Consulté le: 24 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://web.archive.org/web/20160417030218/http://ect.bell-labs.com/who/tkh/publications/papers/odt.pdf>
- [75] « Structure of Random Forest [11]. | Download Scientific Diagram ». Consulté le: 4 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://www.researchgate.net/figure/Structure-of-Random-Forest-11_fig1_371946877
- [76] L. Mason, J. Baxter, P. Bartlett, et M. Frean, « Boosting Algorithms as Gradient Descent », in *Advances in Neural Information Processing Systems*, MIT Press, 1999. Consulté le: 24 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/1999/hash/96a93ba89a5b5c6c226e49b88973f46e-Abstract.html
- [77] S. M. Pirayonesi et T. E. El-Diraby, « Data Analytics in Asset Management: Cost-Effective Prediction of the Pavement Condition Index », *J. Infrastruct. Syst.*, vol. 26, n° 1, p. 04019036, mars 2020, doi: 10.1061/(ASCE)IS.1943-555X.0000512.
- [78] « Using Machine Learning to Examine Impact of Type of Performance Indicator on Flexible Pavement Deterioration Modeling | Journal of Infrastructure Systems | Vol 27, No 2 ». Consulté le: 24 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://ascelibrary.org/doi/10.1061/%28ASCE%29IS.1943-555X.0000602>
- [79] B. L. Ljubljana University of, « Orange Data Mining - undefined », Orange Data Mining. Consulté le: 24 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://orangedatamining.com>
- [80] « Top 10 algorithms in data mining | Knowledge and Information Systems ». Consulté le: 24 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10115-007-0114-2>
- [81] « Decision tree learning », *Wikipedia*. 3 mars 2024. Consulté le: 24 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Decision_tree_learning&oldid=1211641048#cite_ref-2
- [82] « K-Nearest Neighbor(KNN) Algorithm », GeeksforGeeks. Consulté le: 2 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.geeksforgeeks.org/k-nearest-neighbours/>
- [83] « What is the k-nearest neighbors algorithm? | IBM ». Consulté le: 2 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.ibm.com/topics/knn>
- [84] « IBM Documentation ». Consulté le: 2 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.ibm.com/docs/en/ias?topic=knn-background>