
Mémoire de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'État en Génie industriel et
en Maintenance Industriel

**Option : Génie industriel et Management et Ingénierie de la
Maintenance Industriel**

Application Mobile pour la maintenance prédictive des systèmes Industriel , Cas d'étude : Pompe réacteur de SONATRACH et base de données turboréacteurs de NASA

Réalisé par :

M. SAHRAOUI Mohamed Amin

M. TALHI Nadir

Soutenu le 26 Juin 2023, Devant le jury composé de :

LAIDI Mohamed	Président
SALHI Nedjma	Examineur
M.REZGUI Wail	Promoteur
Mme. Nafissa Rezki	Promoteur

Dédicace

“

À mes parents, votre encouragement constant et vos sacrifices sans fin ont été ma force motrice. Vos conseils avisés, vos encouragements sincères et votre soutien financier ont rendu tout cela possible. Vous êtes mes héros et je vous suis infiniment reconnaissant.,

À mes frères et sœurs, vous êtes mes meilleurs amis et mes plus grands supporters. Vos encouragements chaleureux, nos discussions stimulantes et nos moments de détente ont été des bouffées d'air frais dans ce parcours exigeant. Je vous remercie de toujours croire en moi et de me rappeler l'importance de l'équilibre dans la vie.,

À vous tous, ma famille élargie, mes oncles, tantes, cousins et cousines, votre amour et votre fierté m'ont donné la détermination de poursuivre mes études avec passion. Vos encouragements, vos applaudissements et vos mots de soutien ont fait de chaque étape de ce voyage une expérience précieuse.,

À tous ceux qui me sont chers, à vous tous

Merci.

”

- Nadir, Mohamed Amine

Remerciements

Tout d'abord, je remercie Allah le tout puissant de m'avoir donné le courage et la patience nécessaires à mener ce travail à son terme.

Je tiens à remercier ma famille pour leur amour, leur soutien et leur compréhension pendant les moments difficiles de ce projet. Vos encouragements constants et votre présence réconfortante m'ont donné la force de persévérer et de surmonter les obstacles.

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude à mon encadrant de PFE **M. Rezgui Wail** , pour son expertise, sa patience et son mentorat tout au long de ce mémoire. Vos conseils éclairés, votre disponibilité et vos encouragements m'ont permis de grandir en tant que chercheur et d'atteindre des résultats dont je suis fier.

Mes remerciements vont également à mes professeurs, pour leur enseignement stimulant et leur passion pour la transmission du savoir. Votre soutien académique et vos conseils précieux ont contribué à élargir mes horizons intellectuels.

Je souhaite exprimer ma reconnaissance envers mes amis et camarades de classe qui ont partagé ce parcours avec moi. Vos encouragements, nos discussions animées et notre soutien mutuel ont rendu cette expérience mémorable et enrichissante.

Votre soutien inconditionnel et votre présence ont été la pierre angulaire de mon succès. Ce mémoire vous est dédié, à vous tous, pour votre rôle inestimable dans ma vie académique et personnelle.

Merci du fond du cœur.

ملخص:

يتناول هذا المشروع لنهاية الدراسة مسألة توقع مدى الحياة المتبقي (RUL) للأنظمة الصناعية باستخدام تقنيات التعلم الآلي. الهدف الرئيسي هو تطوير نماذج توقعية لتقدير مدى الحياة المتبقية للمعدات، مما يسمح بتحسين تخطيط الصيانة الوقائية وتحسين استغلال الموارد. في هذا السياق، يتعامل هذا الدراسة مع تطوير نظام صيانة توقعي وذكي لمضخة المفاعل، بهدف تعزيز موثوقيتها على المدى الطويل. يهدف النظام إلى التعرف ومراقبة وتوقع الأعطال المحتملة في المضخة قبل حدوثها.

في الجزء الأول من هذا العمل، تم إجراء عرض مفصل للنظام الصناعي، مع التركيز على مضخة المفاعل. تم إجراء تحليل وظيفي وتعطلي لهذا النظام باستخدام أساليب مثل مخطط الأخطبوط ومخطط SADT وأسلوب AMDEC. يتيح هذا التحليل العميق التعرف على المواصفات الفنية للمضخة وتقييم أوضاع الفشل وأهميتها.

في الجزء الثاني، يركز هذا المشروع على توقع مدى الحياة المتبقية (RUL) للأنظمة باستخدام خوارزميات التعلم الآلي. تم استخدام مجموعتي بيانات: بيانات NASA C-MAPSS، التي تتضمن بيانات تلف توربومحركات الطائرات، وبيانات مضخة مفاعل تم تركيبها على مستوى شركة SONATRACH.

يهدف المشروع أيضًا إلى تطوير وتنفيذ ثلاثة نماذج: LSTM، Prophet، وSVR. تم تدريب هذه النماذج على المجموعات المعنية للتنبؤ بـ RUL للأنظمة. كانت أداء النماذج متفاوتًا تبعًا للمجموعة المعنية، مع تعقيدات مختلفة وسمات مؤثرة.

الجزء الأخير من هذا المشروع مخصص لتطوير تطبيق للهواتف المحمولة وأجهزة الكمبيوتر الشخصية. يتيح التطبيق للمستخدمين إدخال بيانات أنظمتهم واستلام توقعات بشأن مدى الحياة المتبقية. بالإضافة إلى ذلك، يوفر التطبيق تصورات بيانات وقياسات أداء النماذج وإمكانية تنزيل خطة الصيانة في تنسيق PDF.

في الختام، استكشف هذا المشروع لنهاية الدراسة تطبيق التعلم الآلي في توقع مدى الحياة المتبقية للأنظمة الصناعية. أظهرت النماذج المطورة أداءً مشجعًا، مما يفتح الباب أمام تطبيقات عملية في مجال الصيانة الوقائية. تشجع التوصيات الناتجة عن هذا البحث على اعتماد هذه النماذج التوقعية في الشركات الصناعية من أجل تحسين عمليات الصيانة وزيادة كفاءتها. كما تم التعرف أيضًا على آفاق لتحسين وأبحاث مستقبلية لتعميق وتوسيع استخدام التعلم الآلي في مجال الصيانة التوقعية.

الكلمات الدالة: التنبؤ بالعمر المتبقي (RUL)، مضخات المفاعلات والمضخات النفاثة، الصيانة الوقائية، تطبيقات الهواتف المحمولة وأجهزة الكمبيوتر المكتبية، التعلم الآلي.

Summary

This graduation project addresses the prediction of Remaining Useful Life (RUL) in industrial systems using machine learning techniques. The main objective is to develop predictive models for estimating equipment's remaining life, improving preventive maintenance planning and optimizing resources. The study focuses on developing an intelligent predictive maintenance system for a reactor pump, aiming to enhance its long-term reliability by identifying, monitoring, and predicting potential pump failures in advance.

The first part of the project provides a detailed presentation of the industrial system, with emphasis on the reactor pump. Functional and dysfunctional analysis of the system is conducted using methods such as the Octopus diagram, SADT diagram, and FMEA (Failure Mode and Effects Analysis). This thorough analysis helps identify the pump's technical specifications and evaluate failure modes and their criticality.

The second part of the project focuses on predicting the Remaining Useful Life (RUL) of systems using machine learning algorithms. Two datasets are utilized : NASA C-MAPSS dataset containing turbofan degradation data and reactor pump data obtained from SO-NATRACH.

The project also involves the development and implementation of three models : Prophet, LSTM, and SVR. These models are trained on their respective datasets to predict the RUL of systems. Model performances vary depending on the dataset's complexity and influential characteristics.

The final part of the project is dedicated to developing a mobile and desktop application. The application enables users to input system data and receive predictions about remaining useful life. Additionally, it provides data visualizations, model performance metrics, and the ability to download a maintenance plan in PDF format.

In conclusion, this graduation project explores the application of machine learning in predicting the Remaining Useful Life of industrial systems. The developed models demonstrate promising performances, paving the way for practical applications in preventive maintenance. The recommendations resulting from this research encourage the adoption of these predictive models in industrial enterprises to optimize their maintenance operations and maximize efficiency. Future improvement and research perspectives are also identified to deepen and expand the use of machine learning in the field of predictive maintenance.

Key words : Prediction of Remaining Lifetime (RUL), Reactor and turbojet pumps, Preventive maintenance, Applications for mobile phones and desktop PCs, Machine Learning.

Résumé

Ce projet de fin d'études aborde la problématique de la prédiction de la Durée de Vie Restante (RUL) des systèmes industriels en utilisant des techniques d'apprentissage automatique. L'objectif principal est de développer des modèles prédictifs pour estimer la durée de vie restante des équipements, ce qui permet d'améliorer la planification de la maintenance préventive et d'optimiser les ressources. Dans ce contexte, l'objet de cette étude est le développement d'un système de maintenance prédictive et intelligent pour la pompe réacteur, visant à améliorer sa fiabilité à long terme. Le système vise à identifier, surveiller et prédire les défaillances potentielles de la pompe avant qu'elles ne se produisent.

Comme première partie de ce travail, une présentation détaillée du système industriel est réalisée, en mettant l'accent sur la pompe de réacteur. Une analyse fonctionnelle et dysfonctionnelle de ce système est réalisée en utilisant des méthodes telles que le diagramme Pieuvre, le diagramme SADT et la méthode AMDEC. Cette analyse approfondie permet d'identifier les spécifications techniques de la pompe et d'évaluer les modes de défaillance et leur criticité.

Comme deuxième partie, ce projet se concentre sur la prédiction de la Durée de Vie Restante (RUL) des systèmes en utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique. Deux ensembles de données ont été utilisés : les données NASA C-MAPSS, qui comprend des données de dégradation de turboréacteurs, et les données d'une pompe réacteur installée au niveau de SONATRACH.

Le projet est également pour le développement et la mise en œuvre de trois modèles : Prophet, LSTM et SVR. Ces modèles ont été entraînés sur les ensembles de données respectifs pour prédire la RUL des systèmes. Les performances des modèles variaient en fonction de l'ensemble de données, avec des complexités différentes et des caractéristiques influentes.

La dernière partie de ce projet est réservée au développement d'une application pour les téléphones mobiles pour les PCs bureautiques. L'application permet aux utilisateurs de saisir leurs données des systèmes et de recevoir des prédictions sur la durée de vie restante. De plus, l'application fournit des visualisations des données, des mesures de performance des modèles et la possibilité de télécharger un plan de maintenance au format PDF.

En conclusion, ce projet de fin d'études a exploré l'application de l'apprentissage automatique pour la prédiction de la Durée de Vie Restante des systèmes industriels. Les modèles développés ont montré des performances encourageantes, ouvrant la voie à des applications pratiques dans le domaine de la maintenance préventive. Les recommandations issues de cette recherche encouragent l'adoption de ces modèles prédictifs dans les entreprises industrielles afin d'optimiser leurs opérations de maintenance et de maximiser leur efficacité. Des perspectives d'amélioration et de recherche future sont également identifiées pour approfondir et étendre l'utilisation de l'apprentissage automatique dans le domaine de la maintenance prédictive.

Mots clés : La prédiction de la Durée de Vie Restante (RUL), Pompe réacteur et turboréacteur, Maintenance préventive, Application pour les téléphones mobiles et les PCs bureautiques, Machine Learning.

Table des matières

Dédicace	I
Remerciements	II
Arabe	III
Summary	IV
Résumé	VI
Introduction générale	1
1 Généralités sur la maintenance et le Machine Learning	3
1.1 Introduction	3
1.2 Maintenance industrielle	3
1.2.1 Définition et importance de la maintenance industrielle	3
1.2.2 Types de maintenance	4
1.2.3 Avantages de la maintenance prédictive par rapport aux autres approches	5
1.3 Introduction au Machine Learning	7
1.3.1 Définition et concepts de base	7
1.3.2 Types d'apprentissage automatique	7
1.3.3 Processus général de développement d'un modèle d'apprentissage automatique	8
1.4 Utilisation de l'intelligence artificielle pour la maintenance prédictive	9
1.4.1 Présentation de l'IA et de ses sous-domaines pertinents	9
1.4.2 Applications de l'IA dans la maintenance industrielle	9
1.4.3 Limites de l'intelligence artificielle dans la maintenance	10
1.5 Conclusion	10
2 Algorithmes d'apprentissage automatique	11
2.1 Introduction	11
2.2 Support Vector Regression (SVR)	11
2.2.1 Présentation de la méthode SVM	11
2.2.2 Adaptation de SVM pour la régression (SVR)	13
2.2.3 Avantages et limitations de SVR	14
2.2.4 État de l'art de SVR	15
2.3 Modèle Prophet de Facebook	16

2.3.1	Présentation de l’algorithm Prophet de Facebook	16
2.3.2	Comment fonctionne Prophet :	17
2.3.3	État de l’art : Modèle Prophet de Facebook	17
2.4	Modèle LSTM	17
2.4.1	une brève description de l’algorithme LSTM	17
2.5	Conclusion	18
3	Étude de cas : Analyse approfondie du système industriel de la pompe réacteur 24 x 24 DB70	19
3.1	Introduction	19
3.2	Description générale du système industriel et processus de production	19
3.2.1	Le procédé (PHILLIPS PETROLEUM COMPANY) : polymérisation catalytique de l’éthylène	19
3.2.2	Réacteur 950-155	20
3.3	Présentation détaillée de la pompe réacteur	21
3.3.1	Fiche d’identité de la pompe réacteur	21
3.3.2	Importance de la pompe réacteur dans le système	21
3.3.3	Spécifications techniques	22
3.4	Composants de la pompe réacteur	23
3.4.1	Corps de pompe	23
3.4.2	Hélice	23
3.4.3	Le palier	24
3.4.4	Arbre	24
3.4.5	Les accouplements	25
3.4.6	Boîte d’engrenage	26
3.4.7	Moteur électrique	26
3.4.8	Plaque d’assise	27
3.5	Les auxiliaires de la pompe réacteur	27
3.5.1	Système d’étanchéité	27
3.5.2	Système de lubrification	29
3.6	Conclusion	30
4	Étude de la sureté de fonctionnement de la pompe du réacteur	31
4.1	Introduction	32
4.2	Analyse fonctionnelle de la pompe du réacteur	32
4.2.1	Décomposition fonctionnelle externe :	32
4.2.2	Décomposition fonctionnelle interne :	33
4.3	Analyse dysfonctionnelle du pompe du réacteur	35
4.3.1	Présentation et les objectifs de la méthode AMDEC fonctionnelle	35
4.3.2	Grilles de cotation de AMDEC	35
4.3.3	Application AMDEC Fonctionnelle	36
4.4	Elaboration du plan de maintenance préventif	37
4.4.1	Hiérarchisation des modes de défaillance et les composants selon leur criticité	37
4.4.2	Proposition d’un plan de maintenance	38
4.5	Conclusion	46

5	Implémentation	47
5.1	Introduction	48
5.2	NASA Dataset	48
5.2.1	Description brève des données	48
5.2.2	Prétraitement des données	50
5.2.3	Implementation des modèles	57
5.3	SONATRACH Dataset	65
5.3.1	Prétraitement des données	65
5.3.2	Développer les modèles et obtenir les résultats	69
5.4	Comparaison des résultats :	72
5.4.1	NASA Dataset :	73
5.4.2	SONATRACH Dataset :	73
5.5	Développement de l'application	75
5.5.1	Introduction	75
5.5.2	Notre application	75
5.6	Conclusion :	81
	Conclusion et perspectives	82
	Bibliographie	83
	Annexes	87
A	Présentation de complexe : CP2K	88

Table des figures

1.1	Types de maintenance	5
1.2	Coûts de maintenance et disponibilité	6
2.1	Dessin explicatif de support Vector machine pour la classification	12
2.2	Dessin explicatif de support Vector machine pour la régression	14
3.1	Schéma PID de Réacteur 950-155	20
3.2	Pompe réacteur	21
3.3	Coupe transversale de la pompe réacteur	23
3.4	une photo réelle de l'hélice de la pompe démonté	23
3.5	Une dessin technique du palier	24
3.6	la position de l'arbre dans le système pompe réacteur	24
3.7	Photo 3D de les accouplements Metastream Spacer	25
3.8	La position de la boîte d'engrenage dans le système pompe réacteur	26
3.9	La position du Moteur électrique dans le système pompe réacteur	26
3.10	La position des plaque d'assise dans le système pompe réacteur	27
3.11	Schéma PID du système d'étanchéité	29
3.12	Schéma PID du système d'huile de lubrification	30
4.1	Diagramme Pieuvre de la pompe réacteur	32
4.2	Diagramme SADT A-0	33
4.3	Diagramme SADT éclaté (les boîtes A1, A2 , A3 , A4)	34
4.4	Criticité des modes de défaillance	37
4.5	Criticité des composants	38
5.1	Diagramme du moteur turboréacteur C-MAPSS[48].	49
5.2	Description des données des capteurs du moteur turboréacteur.	50
5.3	Vue d'ensemble des relations entre les caractéristiques.	53
5.4	Relation entre le premier et le deuxième réglage.	53
5.5	Le mouvement de Phi et Ps30	55
5.6	Le mouvement de NRc et W31	56
5.7	Aperçu des caractéristiques sélectionnées.	56
5.8	Prédiction avec Prophet en utilisant uniquement la caractéristique du cycle de défaillance.	57
5.9	Aperçu de la relation entre les caractéristiques.	58
5.10	Prédiction de la RUL (Remaining Useful Life) en utilisant le modèle Prophet.	60
5.11	Prédiction avec le modèle LSTM en utilisant uniquement la caractéristique du cycle de défaillance.	61
5.12	Prédiction de la RUL (Remaining Useful Life) en utilisant le modèle LSTM.	63

5.13	Les prédiction du modèle SVR	64
5.14	Prédiction de la RUL (Remaining Useful Life) en utilisant le modèle SVR.	64
5.15	Localisation des données manquants.	65
5.16	RUL du système SONATRACH.	67
5.20	Prédiction du modèle Prophet en utilisant les caractéristiques sélectionnées.	70
5.21	Prédiction du modèle LSTM en utilisant les caractéristiques sélectionnées.	71
5.22	Prédiction du modèle SVR en utilisant les caractéristiques sélectionnées.	72
5.23	Comparaison entre les different erreurs de chaque modèle pour la base de données de NASA.	73
5.24	Comparaison entre les different erreurs de chaque modèle pour la base de données de SONATRACH.	73
5.25	La première page pour les appareils mobiles.	76
5.26	La première page pour les appareils desktop.	76
5.27	La page d’inscription pour les appareils desktop.	76
5.28	La page d’inscription pour les appareils mobile.	77
5.29	La page d’inscription en cas d’occurrence d’un problème.	77
5.30	La page de connexion pour les appareils desktop.	78
5.31	La page de connexion pour les appareils mobiles.	78
5.32	La partie de NASA.	79
5.33	La partie de SONATRACH.	80
5.34	La dernière partie de notre application.	81
A.1	Situation géographique du CP2K.	89
A.2	Situation géographique du zone off-site	90
A.3	Situation géographique du zone humide.	90
A.4	Situation géographique dueatures zone sèche.	91
A.5	Situation géographique du zone bâtiment.	91
A.6	Situation géographique du zone bâtiment.	92

Liste des tableaux

- 3.1 Fiche d'identité ou bien le fiche technique de la pompe réacteur 21

- 4.1 La fonction principale et les fonctions contraintes du diagramme de pieuvre 33
- 4.3 Le plan de maintenance préventive pour le moteur électrique 40
- 4.5 Le plan de maintenance préventive pour boîte d'engrenage 41
- 4.7 Le plan de maintenance préventive pour palier 42
- 4.9 Le plan de maintenance préventive pour Garniture mécanique 43
- 4.11 Le plan de maintenance préventive pour filtre 44
- 4.13 Le plan de maintenance préventive pour soupape de détente 45

Liste des algorithmes

Liste des sigles et acronymes

IA	<i>Intelligence artificielle</i>
RUL	<i>Remaining Useful Life</i>
LSTM	<i>Long Short-Term Memory</i>
SVR	<i>Support Vector Regression</i>
API	<i>Application Programming Interface</i>
UI	<i>User Interface</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
FD	<i>Failure Dataset</i>
C-MAPSS	<i>Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation</i>
LPC	<i>Low-Pressure Compressor</i>
HPC	<i>High-Pressure Compressor</i>
LPT	<i>Low-Pressure Turbine</i>
HPT	<i>High-Pressure Turbine</i>
N1	<i>Low-Pressure Rotor</i>
N2	<i>High-Pressure Rotor</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
PID	<i>Piping Instrumentation diagram</i>

Introduction générale

Contexte

La maintenance industrielle est une discipline essentielle pour assurer le bon fonctionnement des équipements et des systèmes dans les industries. Elle vise à prévenir les pannes, à optimiser les performances et à garantir la disponibilité des machines, contribuant ainsi à la productivité et à la rentabilité des entreprises. Traditionnellement, la maintenance était basée sur des approches préventives et correctives, mais l'évolution des technologies de l'information et l'émergence de l'intelligence artificielle ont ouvert de nouvelles perspectives en matière de maintenance prédictive.

Problématique

Cependant, malgré les avantages potentiels de la maintenance prédictive, sa mise en œuvre efficace et réussie pose des défis. L'une des difficultés réside dans la capacité à prédire avec précision les pannes et les défaillances des équipements. La complexité croissante des systèmes industriels, tels que les pompes réacteurs, rend la tâche encore plus ardue. De plus, il est crucial de sélectionner les bonnes techniques d'apprentissage automatique et de développer des modèles fiables pour exploiter les données collectées et obtenir des prévisions précises. Par conséquent, il est nécessaire de mener une étude approfondie pour comprendre les enjeux de la maintenance prédictive et son application dans des systèmes spécifiques tels que les pompes réacteurs.

Objectifs

Le premier objectif principal de notre mémoire est d'analyser la sûreté de fonctionnement de la pompe du réacteur à travers des méthodes d'analyse fonctionnelle et de diagnostic des défaillances. Nous cherchons à identifier les modes de défaillance et les composants les plus critiques de la pompe en utilisant l'AMDEC . En se basant sur ces résultats, nous développerons un plan de maintenance préventive afin d'optimiser la durabilité opérationnelle de la pompe et de réduire les arrêts imprévus.

La deuxième objectif de cette étude est de développer et d'évaluer différents modèles de prédiction de la RUL pour deux jeux de données distincts : le jeu de données NASA et le jeu de données SONATRACH. Nous utiliserons trois modèles spécifiques, à savoir le

modèle Prophet, le modèle LSTM et le modèle SVR, afin de comparer leurs performances dans la prédiction de la RUL pour chaque jeu de données.

En outre, nous développerons une application pratique pour faciliter l'utilisation des modèles de prédiction de la durée de vie restante. Cette application offrira une interface utilisateur conviviale permettant de visualiser les données, d'analyser les performances des modèles et de prédire la RUL pour les systèmes étudiés.

En combinant l'analyse de la sûreté de fonctionnement et la prédiction de la durée de vie restante, notre étude vise à fournir des outils et des recommandations pratiques pour améliorer la disponibilité, la fiabilité et la durabilité opérationnelle de la pompe du réacteur, et ainsi contribuer à l'efficacité globale de l'unité de production de polyéthylène.

Organisation du mémoire

Ce mémoire est organisé en cinq chapitres :

Le premier chapitre : “**Généralités sur la maintenance et le Machine Learning**”

Le deuxième chapitre : “**Algorithmes d'apprentissage automatique**”

Le troisième chapitre : “**Étude de cas : Analyse approfondie du système industriel de la pompe réacteur 24 x 24 DB70**”

Le quatrième chapitre : “**Étude de la sûreté de fonctionnement de la pompe réacteur** ”

Le cinquième chapitre : “**Implémentation** ”

Chapitre 1

Généralités sur la maintenance et le Machine Learning

1.1 Introduction

La maintenance industrielle constitue un axe stratégique pour optimiser la disponibilité des équipements de production et garantir la qualité des produits. De nouvelles approches de maintenance ont progressivement émergé sous l'impulsion des avancées technologiques, à l'instar de la maintenance prédictive. Celle-ci exploite les données de surveillance pour anticiper les défaillances et optimiser les interventions préventives. Par ailleurs, l'avènement de l'intelligence artificielle (IA) et de l'apprentissage automatique offre des méthodes prometteuses pour améliorer la planification de la maintenance, prédire les pannes et détecter les anomalies.

1.2 Maintenance industrielle

1.2.1 Définition et importance de la maintenance industrielle

La maintenance industrielle peut être définie comme l'ensemble des activités visant à assurer la disponibilité, la fiabilité et la durabilité des équipements industriels. Elle joue un rôle crucial dans la gestion des actifs et la maximisation de la productivité des installations industrielles [1], [3]. En garantissant le bon fonctionnement des équipements, la maintenance industrielle contribue à :

- Prévenir les pannes et les défaillances.
- Optimiser la durée de vie des équipements.
- Réduire les coûts de maintenance.
- Augmenter la disponibilité des équipements.
- Garantir la sécurité des travailleurs.

- Maximiser la performance globale de l'entreprise.

La réalisation de ces objectifs nécessite une approche proactive basée sur l'utilisation de techniques et d'outils appropriés [3] , [4].

1.2.2 Types de maintenance

La maintenance industrielle peut être classée en plusieurs types, selon les actions entreprises pour maintenir les équipements en bon état de fonctionnement (figure 1.1).

1.2.2.1 Maintenance corrective

La maintenance corrective consiste à intervenir après l'apparition d'une panne ou d'une défaillance. Elle vise à rétablir l'état de fonctionnement normal des équipements et à minimiser les temps d'arrêt non planifiés. Cependant, la maintenance corrective peut entraîner des coûts élevés liés à la réparation d'urgence et à la perte de productivité [1].

1.2.2.2 Maintenance préventive

La maintenance préventive consiste à planifier et à effectuer des activités de maintenance de manière régulière et préventive, afin de réduire les risques de pannes et de défaillances. Elle peut être subdivisée en trois sous-catégories :

a. *Maintenance préventive systématique* : Cette approche implique la réalisation de tâches de maintenance préventive selon un calendrier prédéfini, basé sur des critères tels que le temps écoulé ou le nombre d'heures de fonctionnement. Elle vise à prévenir les défaillances liées à l'usure ou à la dégradation progressive des équipements [5].

b. *Maintenance préventive conditionnelle* : Contrairement à la maintenance préventive systématique, cette approche se base sur l'observation de paramètres ou de signaux spécifiques pour déclencher des activités de maintenance. Elle permet de réagir de manière ciblée aux changements dans l'état des équipements et d'effectuer des interventions au moment opportun [1] , [6].

c. *Maintenance préventive prédictive* : Cette approche repose sur l'utilisation de techniques d'analyse avancées, telles que la surveillance en temps réel des équipements, l'analyse des vibrations, l'analyse thermographique, etc., pour prédire les pannes et les défaillances potentielles. En se basant sur ces prédictions, des actions de maintenance peuvent être planifiées de manière anticipée, ce qui permet de réduire les temps d'arrêt et d'optimiser l'utilisation des ressources [2] , [7].

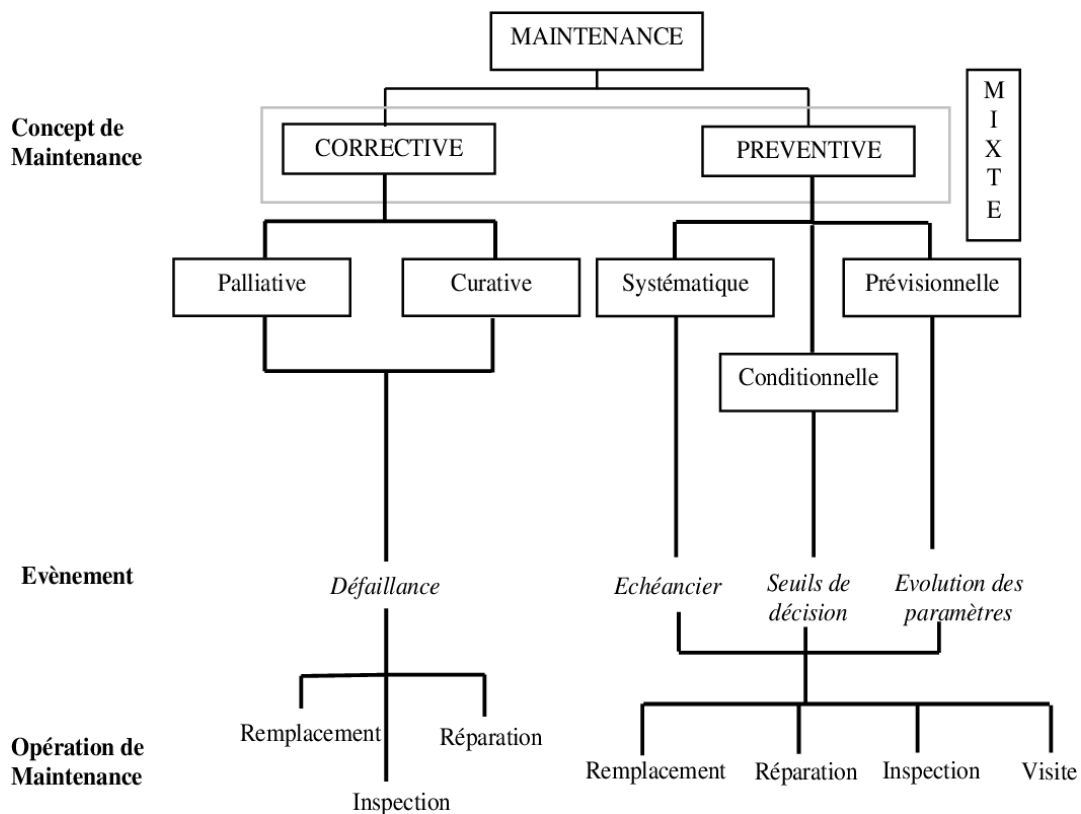


FIG. 1.1 : Types de maintenance

1.2.3 Avantages de la maintenance prédictive par rapport aux autres approches

La maintenance prédictive offre plusieurs avantages par rapport aux autres approches de maintenance, ce qui explique son adoption croissante dans le domaine industriel .

1.2.3.1 Avantages de la maintenance prédictive par rapport à la maintenance corrective

La maintenance prédictive se distingue de la maintenance corrective par sa capacité à anticiper les pannes et les défaillances. En utilisant des techniques telles que la surveillance continue des équipements, l'analyse des données en temps réel et l'utilisation de modèles prédictifs, elle permet de détecter les signes avant-coureurs de défaillance, de planifier les interventions de manière proactive et de réduire les temps d'arrêt imprévus. Ainsi, elle contribue à minimiser les coûts liés aux réparations d'urgence et à améliorer la disponibilité des équipements [6] , [7].

1.2.3.2 Avantages de la maintenance prédictive par rapport à la maintenance préventive systématique

La maintenance prédictive présente des avantages par rapport à la maintenance préventive systématique, qui consiste à effectuer des tâches de maintenance préventive selon

un calendrier fixe. Contrairement à la maintenance préventive systématique, la maintenance prédictive permet de baser les activités de maintenance sur l'état réel des équipements plutôt que sur des intervalles de temps prédéfinis. Cela permet d'optimiser l'utilisation des ressources en concentrant les efforts de maintenance là où ils sont réellement nécessaires, ce qui entraîne des économies de coûts et une réduction des interventions inutiles [6] , [3].

1.2.3.3 Avantages de la maintenance prédictive par rapport à la maintenance conditionnelle systématique

La maintenance prédictive se distingue également de la maintenance conditionnelle systématique, qui consiste à effectuer des tâches de maintenance en fonction de seuils ou de critères prédéfinis. La maintenance prédictive utilise des techniques avancées d'analyse des données pour surveiller en temps réel les paramètres et les performances des équipements, ce qui permet de détecter les signaux avant-coureurs de dysfonctionnement de manière plus précise et proactive. Cela conduit à une meilleure anticipation des défaillances et à une optimisation des activités de maintenance, en évitant les interventions inutiles ou prématurées [6] , [8].

1.2.3.3 Avantages de la maintenance prédictive au service de la productivité de l'entreprise

En adoptant la maintenance prédictive, les entreprises peuvent améliorer significativement leur productivité. En détectant les défaillances potentielles avant qu'elles ne conduisent à des temps d'arrêt non planifiés, la maintenance prédictive permet de minimiser les interruptions de production et de maximiser l'utilisation des équipements. Cela se traduit par une augmentation de la capacité de production, une meilleure qualité des produits, une réduction des coûts de production et une amélioration de la satisfaction client. De plus, en optimisant les activités de maintenance, la maintenance prédictive permet d'allouer efficacement les ressources et de réduire les coûts globaux de maintenance (Voir figure 1.3) [1] , [9].

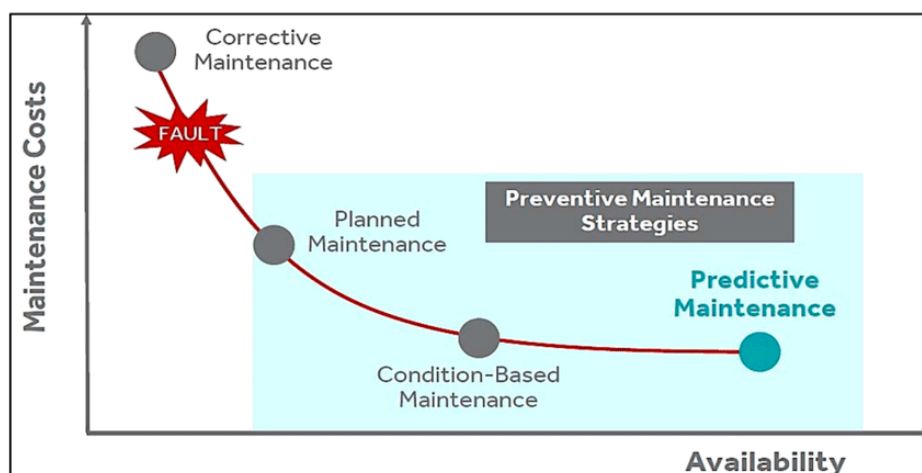


FIG. 1.2 : Coûts de maintenance et disponibilité

1.3 Introduction au Machine Learning

1.3.1 Définition et concepts de base

1.3.1.1 L'apprentissage automatique (machine learning)

L'apprentissage automatique (machine learning) est un domaine de l'informatique qui se concentre sur le développement de modèles et d'algorithmes capables d'apprendre à partir des données et de prendre des décisions ou de faire des prédictions sans être explicitement programmés pour chaque tâche spécifique. Il repose sur l'utilisation de méthodes statistiques et d'algorithmes pour extraire des informations et des modèles à partir des données disponibles [20].

1.3.1.2 Les modèles prédictifs et la classification

Les modèles prédictifs et la classification sont des concepts fondamentaux de la machine learning. Les modèles prédictifs utilisent des données historiques pour effectuer des prédictions sur de nouvelles données, en identifiant les schémas et les tendances présentes dans les données d'entraînement. La classification, quant à elle, attribue des étiquettes ou des catégories aux données en fonction de leurs caractéristiques, permettant ainsi de regrouper les données en classes distinctes [20].

1.3.2 Types d'apprentissage automatique

1.3.2.1 L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est une approche où le modèle est entraîné à partir d'un ensemble de données étiquetées, où chaque exemple d'entraînement est associé à une étiquette ou une valeur cible connue. Le modèle apprend à prédire ces étiquettes ou valeurs cibles pour de nouvelles données en utilisant des techniques telles que la régression ou la classification [20].

1.3.2.2 L'apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé explore les structures et les relations intrinsèques des données non étiquetées sans la présence de valeurs cibles. Il permet d'identifier des motifs ou des regroupements naturels dans les données, facilitant ainsi la découverte de nouvelles informations ou la segmentation des données en sous-groupes [20].

1.3.2.3 L'apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est une approche dans laquelle un agent interagit avec un environnement dynamique. L'agent apprend à prendre des actions pour maximiser une récompense donnée par l'environnement, en utilisant des techniques telles que la

programmation dynamique, les processus de décision markoviens (MDP) et les algorithmes de renforcement [20].

1.3.3 Processus général de développement d'un modèle d'apprentissage automatique

Le développement d'un modèle d'apprentissage automatique suit généralement un processus itératif et comprenant plusieurs étapes.

1.3.3.1 Collecte et préparation des données

La collecte et la préparation des données sont des étapes cruciales dans le développement d'un modèle d'apprentissage automatique. Les données utilisées pour l'entraînement doivent être représentatives du problème à résoudre et suffisamment diversifiées. Il est également important de nettoyer les données, en éliminant les valeurs manquantes ou aberrantes, et de les prétraiter pour les rendre compatibles avec les algorithmes utilisés [16].

1.3.3.2 Sélection des caractéristiques

La sélection des caractéristiques, également appelées features, est une étape importante pour identifier les variables qui sont pertinentes pour le problème étudié. Il peut s'agir de variables numériques, catégorielles ou textuelles. Différentes techniques de sélection des caractéristiques peuvent être utilisées, telles que l'analyse statistique, les méthodes de recherche ou les méthodes basées sur la corrélation [17].

1.3.3.3 Choix et entraînement des algorithmes

Le choix des algorithmes d'apprentissage automatique dépend du type de problème et des caractéristiques des données. Il existe une grande variété d'algorithmes disponibles, tels que les arbres de décision, les réseaux de neurones, les machines à vecteurs de support, etc. Chaque algorithme a ses propres avantages et inconvénients, et il est souvent nécessaire d'expérimenter plusieurs approches pour trouver celle qui convient le mieux [18].

1.3.3.4 Évaluation et amélioration des modèles

Une fois les modèles entraînés, il est essentiel de les évaluer pour mesurer leur performance et leur capacité à généraliser sur de nouvelles données. Différentes mesures d'évaluation peuvent être utilisées, telles que l'exactitude, la précision, le rappel, etc. Si les performances ne sont pas satisfaisantes, des techniques d'amélioration des modèles, telles que le réglage des hyperparamètres ou l'ajout de nouvelles données, peuvent être appliquées pour obtenir de meilleurs résultats [19].

1.4 Utilisation de l'intelligence artificielle pour la maintenance prédictive

1.4.1 Présentation de l'IA et de ses sous-domaines pertinents

L'intelligence artificielle (IA) englobe un ensemble de techniques et de méthodes visant à permettre aux machines d'exécuter des tâches qui nécessitent normalement l'intelligence humaine. Dans le contexte de la maintenance prédictive, l'IA offre des outils puissants pour analyser les données et prendre des décisions éclairées. Parmi les sous-domaines de l'IA pertinents pour la maintenance prédictive, on peut citer l'apprentissage automatique (machine learning), les réseaux de neurones artificiels et les algorithmes génétiques.

1.4.2 Applications de l'IA dans la maintenance industrielle

L'IA trouve de nombreuses applications dans le domaine de la maintenance industrielle, contribuant à l'amélioration des performances, de la fiabilité et de l'efficacité des opérations de maintenance.

1.4.2.1 Prédiction des pannes et des défaillances

La prédiction des pannes et des défaillances est l'une des principales applications de l'IA dans la maintenance prédictive. En utilisant des techniques d'apprentissage automatique, il est possible de construire des modèles prédictifs capables d'estimer la probabilité de survenue d'une panne ou d'une défaillance pour des équipements spécifiques. Ces modèles sont entraînés sur des données historiques, telles que les relevés de capteurs, les rapports de maintenance et les données opérationnelles. Les modèles de prédiction des pannes permettent aux équipes de maintenance d'anticiper les défaillances imminentes et de prendre des mesures préventives pour éviter les temps d'arrêt non planifiés. Cela permet d'améliorer la disponibilité des équipements, de réduire les coûts de réparation et de minimiser l'impact sur la production [7].

1.4.2.2 Détection des anomalies et des comportements anormaux

La détection des anomalies et des comportements anormaux est une autre application clé de l'IA dans la maintenance prédictive. En utilisant des techniques d'apprentissage automatique, il est possible d'analyser les données de capteurs en temps réel pour identifier les variations anormales par rapport aux modèles normaux ou attendus. Les modèles de détection des anomalies permettent d'alerter les équipes de maintenance lorsqu'un équipement ou un système présente des signes de défaillance imminente ou de comportement anormal. Cela permet d'initier rapidement des actions correctives pour prévenir les pannes ou les incidents graves. Les techniques d'apprentissage non supervisé, telles que les méthodes de clustering et de détection d'anomalies, sont souvent utilisées pour détecter les comportements anormaux [9].

1.4.2.3 Optimisation de la planification de la maintenance

L'optimisation de la planification de la maintenance est un défi majeur pour les équipes de maintenance. L'IA offre des approches puissantes pour résoudre ce problème en prenant en compte des facteurs tels que les coûts, les performances, les contraintes opérationnelles et les disponibilités des ressources. En utilisant des techniques d'optimisation basées sur l'IA, telles que les algorithmes génétiques et les méthodes de recherche heuristique, il est possible de trouver des plans de maintenance optimaux qui minimisent les coûts tout en maintenant la disponibilité des équipements. Ces méthodes prennent en compte des paramètres tels que la criticité des équipements, les intervalles de maintenance, les capacités de l'équipe de maintenance et les contraintes de production [11].

1.4.3 Limites de l'intelligence artificielle dans la maintenance

L'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) dans la maintenance industrielle présente certaines limites qu'il convient de prendre en compte :

- La nécessité d'avoir des données de qualité et en quantité suffisante pour entraîner les modèles prédictifs et de détection d'anomalies [13].
- La complexité des algorithmes d'IA, qui nécessitent une expertise technique pour les mettre en œuvre et les interpréter correctement [14].
- Les limites des modèles prédictifs, qui peuvent ne pas être suffisamment précis dans certains cas ou nécessiter des mises à jour fréquentes pour s'adapter à l'évolution des conditions opérationnelles [15].

1.5 Conclusion

Ce chapitre a permis d'introduire les concepts clés relatifs à la maintenance industrielle et à l'apprentissage automatique. La maintenance prédictive, appuyée par les technologies de surveillance, apparaît comme l'approche la plus avancée pour optimiser la disponibilité des actifs industriels. L'IA et l'apprentissage automatique fournissent, quant à eux, des outils innovants pour anticiper les défaillances, optimiser les interventions de maintenance et améliorer la fiabilité globale des systèmes de production. La conjugaison de ces techniques permet d'envisager une nouvelle génération de systèmes de maintenance intelligents capables de s'auto-surveiller et d'auto-diagnostiquer leur état de santé.

Chapitre 2

Algorithmes d'apprentissage automatique

2.1 Introduction

Le deuxième chapitre de cette mémoire de fin d'études est dédié aux algorithmes de machine learning. Ce chapitre explore deux méthodes spécifiques : le Support Vector Regression (SVR) et le modèle Prophet de Facebook. Nous examinerons les principes fondamentaux de ces deux algorithmes, ainsi que leurs avantages et leurs limites. Cette étude nous permettra de mieux comprendre comment ces techniques peuvent être appliquées efficacement dans différents contextes. Dans cette introduction, nous présenterons brièvement ces deux méthodes et mettrons en évidence leur pertinence dans le contexte de la maintenance industrielle.

2.2 Support Vector Regression (SVR)

2.2.1 Présentation de la méthode SVM

Le Support Vector Machine (SVM) est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui a été initialement développé pour la classification binaire. Cependant, il peut également être étendu à des problèmes de régression. Les fondements théoriques du SVM reposent sur le concept de marge maximale, qui vise à trouver un hyperplan dans un espace de grande dimension permettant de séparer au mieux les données en deux classes [29].

2.2.1.1 Fondements théoriques du SVM

En utilisant des relations mathématiques, le SVM cherche à résoudre le problème d'optimisation suivant : Minimiser :

$$\frac{1}{2}\|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i$$

Sous les contraintes :

$$y_i(w \cdot \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \forall i$$

$$\xi_i \geq 0, \forall i$$

Où :

- w : le vecteur de poids de l'hyperplan.
- b : le biais ou l'ordonnée à l'origine de l'hyperplan.
- ξ_i : les variables appelées "variables d'écart" qui permettent d'introduire des erreurs tolérées dans la classification des exemples d'entraînement.
- C : le paramètre de régularisation qui contrôle le compromis entre la marge et les erreurs d'entraînement.
- x_i : représente les vecteurs d'entraînement.
- y_i : l'étiquette de classe correspondante de l'exemple d'entraînement x_i .
- $\phi(x)$: une fonction de transformation non linéaire qui projette les données d'entrée x dans un espace de grande dimension.

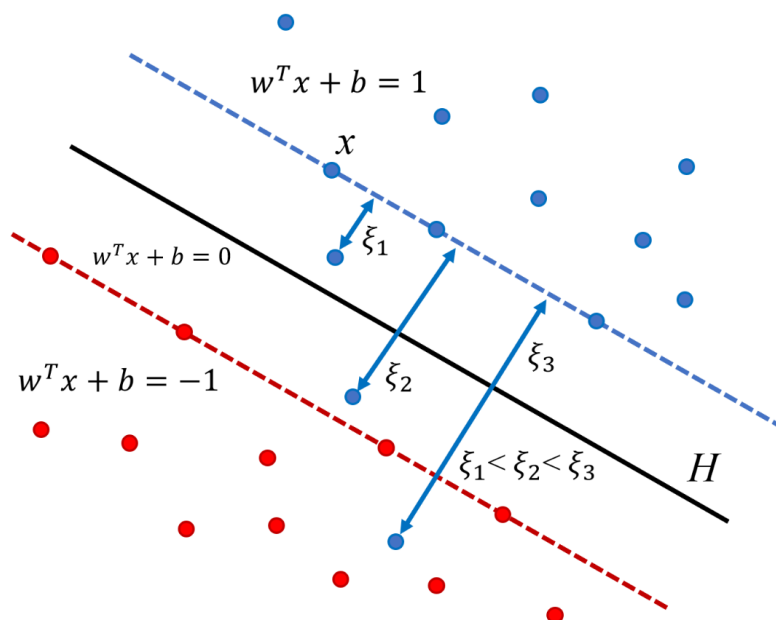


FIG. 2.1 : Dessin explicatif de support Vector machine pour la classification

2.2.1.2 Principe de la séparation maximale

Le principe de la séparation maximale dans le SVM consiste à trouver un hyperplan qui sépare les exemples positifs et négatifs avec la plus grande marge possible. La marge

est définie comme la distance entre l'hyperplan et les exemples d'entraînement les plus proches, appelés vecteurs de support [29].

En utilisant les relations mathématiques, l'hyperplan est défini par :

$$w \cdot \phi(x) + b = 0$$

Les vecteurs de support qui se trouvent sur la marge de l'hyperplan satisfont les équations suivantes :

$$y_i(w \cdot \phi(x_i) + b) = 1$$

Le problème de recherche de l'hyperplan optimal se résume donc à résoudre un système d'équations linéaires basé sur les vecteurs de support.

2.2.2 Adaptation de SVM pour la régression (SVR)

Lorsqu'il s'agit de problèmes de régression, le SVM est adapté en utilisant la méthode du SVR. Contrairement au SVM classique qui cherche à trouver un hyperplan de séparation, le SVR vise à trouver une fonction d'approximation continue qui prédit la valeur de sortie pour un nouvel exemple en fonction des exemples d'entraînement [31].

2.2.2.1 Formulation de SVR

La formulation de SVR peut être exprimée mathématiquement comme suit :

$$\min_{w,b,\xi,\xi^*} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*)$$

Sous les contraintes :

$$y_i - w \cdot \phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i^*$$

$$w \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0, \forall i$$

Où ϵ est la tolérance de l'erreur, y_i représente les valeurs de sortie correspondantes aux exemples d'entraînement, ξ_i et ξ_i^* sont des variables d'écart positives qui permettent d'introduire des erreurs permises dans la prédiction.

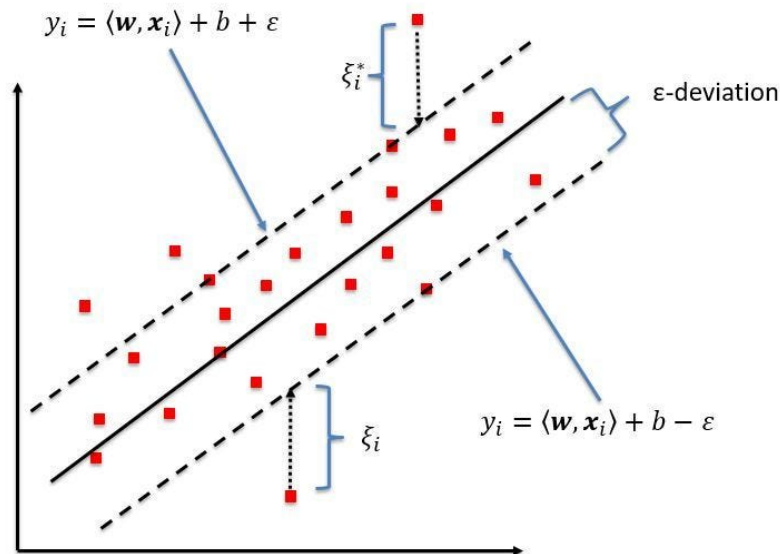


FIG. 2.2 : Dessin explicatif de support Vector machine pour la régression

B.2.2.2 Choix de la fonction de perte et du noyau

Dans le SVR, le choix de la fonction de perte et du noyau est crucial pour obtenir de bonnes performances de prédiction. La fonction de perte détermine la manière dont les erreurs sont pénalisées lors de l'ajustement du modèle, tandis que le noyau permet de projeter les données dans un espace de grande dimension où les problèmes de séparation sont plus facilement résolus [33]. Différentes fonctions de perte, telles que la perte linéaire, la perte quadratique et la perte epsilon-insensible, peuvent être utilisées en fonction de la nature du problème de régression. De même, différents types de noyaux, tels que le noyau linéaire, le noyau polynomial et le noyau gaussien, peuvent être choisis en fonction de la non-linéarité des données [31]. La sélection de la fonction de perte et du noyau appropriés dépend des caractéristiques spécifiques du problème de prédiction des pannes et peut être effectuée par une analyse expérimentale ou en se référant à des études similaires.

2.2.3 Avantages et limitations de SVR

Le Support Vector Regression (SVR) est une méthode d'apprentissage automatique largement utilisée dans le domaine de la prédiction des pannes. Elle présente plusieurs avantages et limitations qui méritent d'être examinés en détail.

Avantages de SVR dans la prédiction des pannes :

- SVR est efficace pour la prédiction des pannes même avec de petites ensembles de données grâce à sa capacité à modéliser des relations complexes tout en évitant le surajustement grâce à une fonction de pénalisation [29].
- SVR est adaptable à différents types de données, y compris les données numériques, catégorielles et temporelles, ce qui permet de prédire les pannes dans divers contextes industriels [30] [31].

- SVR offre une flexibilité dans le choix des fonctions de noyau pour modéliser les relations entre les variables d'entrée et de sortie, ce qui permet d'ajuster le modèle à la complexité des données et d'améliorer les performances de prédiction [31] [33].
- SVR est capable de traiter des ensembles de données multidimensionnels, ce qui est essentiel pour la prédiction des pannes dans des systèmes complexes, en extrayant des relations non linéaires entre les variables d'entrée et de sortie [11].

Limitations de SVR dans la prédiction des pannes :

- SVR est sensible aux paramètres, ce qui nécessite un réglage approprié de plusieurs paramètres tels que le paramètre de régularisation et les paramètres spécifiques au noyau. Un mauvais réglage peut entraîner un modèle SVR sous-optimal avec des performances de prédiction médiocres [32] [10].
- SVR exige des données prétraitées, notamment en termes de nettoyage, de normalisation et de sélection de caractéristiques, pour obtenir de bons résultats de prédiction. Un traitement incorrect des données peut entraîner une dégradation des performances [17].
- SVR rencontre des limitations lorsque les données de pannes sont déséquilibrées, c'est-à-dire lorsque les exemples positifs sont rares par rapport aux exemples négatifs. Dans de tels cas, des techniques de rééquilibrage des données peuvent être nécessaires pour améliorer les performances de prédiction [28].

2.2.4 État de l'art de SVR

- Bagga et al. ont proposé une méthode de prédiction de la durée de vie des outils de tournage basée sur l'apprentissage automatique. Ils ont constaté que les modèles GBT et SVM pouvaient prédire avec précision la durée de vie des outils, avec une précision de prédiction de 98,6 pour le modèle SVM et de 97,3 pour le modèle GBT [43].
- Huang et al. ont examiné l'utilisation des machines à vecteurs de support pour estimer la durée de vie utile restante. Ils ont constaté que les SVM sont une approche efficace et précise, capable de gérer des données complexes et de grande dimension. Cependant, la qualité des résultats dépend fortement de la qualité des données et de la sélection des caractéristiques [44].
- Das Moura et al. ont proposé une méthode de prédiction de la fiabilité des systèmes et des défaillances en analysant les données temporelles à l'aide de machines à vecteurs de support. Ils ont constaté que leur méthode produisait des prédictions précises de la durée de vie et de la probabilité de défaillance des moteurs électriques. La durée de vie restante des moteurs a été estimée avec une erreur absolue moyenne de seulement 1,75 [45].

- Chen et al. ont proposé une méthode d'estimation de la durée de vie utile restante dans le contexte de la maintenance prédictive. Ils ont proposé une approche basée sur l'apprentissage automatique et l'algorithme de machines à vecteurs de support pour estimer la probabilité de défaillance de l'équipement. Ils ont constaté qu'un modèle hybride combinant l'algorithme de régression par SVM et le réseau de neurones à mémoire à court terme améliorerait la précision des prédictions par rapport aux méthodes traditionnelles [46].

2.3 Modèle Prophet de Facebook

2.3.1 Présentation de l'algorithme Prophet de Facebook

Facebook Prophet est une bibliothèque open-source développée par Facebook pour la prévision des données de séries temporelles. Elle utilise un algorithme bayésien pour des prédictions probabilistes en ajustant un modèle flexible aux données. Facebook Prophet est une solution puissante pour la prévision des séries temporelles.

Le modèle décompose la série temporelle en trois composantes principales : tendance, saisonnalité et jours fériés. Il utilise des fonctions linéaires et des séries de Fourier pour capturer les changements de tendance et les motifs périodiques.

Les trois composantes sont combinées à l'aide de l'équation suivante :

$$y(t) = g(t) + s(t) + f(t)$$

- $y(t)$ sont les éléments du modèle de la série temporelle.
- $g(t)$ la tendance,
- $s(t)$ la composante saisonnière,
- $f(t)$ la composante aléatoire ou d'erreur,

Où $y(t)$ est la valeur prédite à l'instant t , $g(t)$ est la composante de tendance, $s(t)$ est la composante de saisonnalité, $h(t)$ est la composante des jours fériés, et (t) est le terme d'erreur.[34]

L'une des principales caractéristiques de Facebook Prophet est sa capacité à gérer les données manquantes et les changements de tendance. Pour gérer les données manquantes, le modèle utilise une imputation multiple, ce qui implique de générer plusieurs valeurs imputées pour chaque point de données manquant, puis de faire la moyenne des résultats pour obtenir une prédiction finale. Pour gérer les changements de tendance, le modèle utilise des points de rupture, qui sont des points dans le temps où la tendance change de manière significative.[35]

2.3.2 Comment fonctionne Prophet :

Comme mentionné précédemment, la méthode Prophet est essentiellement un modèle de régression additif. Lorsque vous utilisez Prophet en Python, il suit l'API des modèles de sklearn. Le processus de travail consiste à créer une instance de la classe Prophet, puis à utiliser ses méthodes fit et predict.

Pour une entrée appropriée, Prophet nécessite un dataframe avec deux colonnes spécifiques : 'ds' et 'y'. Bien qu'il soit possible d'inclure des colonnes supplémentaires en tant que caractéristiques pour ajuster le modèle Prophet, la variable de sortie 'y' reste la même.

2.3.3 État de l'art : Modèle Prophet de Facebook

Étude de cas 1: Analyse des performances de prévision des séries temporelles de la méthode Prophet pour les applications de maintenance prédictive

Les auteurs analysent les performances de la méthode Prophet pour la prévision des séries temporelles dans le contexte de la maintenance prédictive. Prophet surpasse les autres méthodes en précision et efficacité, en ajustant ses hyperparamètres. Données réelles d'une usine de fabrication utilisées.[38]

Étude de cas 2: Prévision de l'épidémie de COVID-19

L'étude utilise le modèle d'apprentissage automatique Facebook Prophet pour prévoir l'ampleur de l'épidémie de COVID-19 dans quatre pays touchés. Prophet surpasse ARIMA et GLM, prévoyant avec précision les cas et décès, capturant les relations non linéaires entre les données et le temps écoulé.[39]

Étude de cas 3: Prévision des arrivées aux services d'urgence

L'article utilise Facebook Prophet pour prédire les arrivées futures aux services d'urgence de l'université de Tampere Acuta. Les données horaires de trois ans sont utilisées et Prophet obtient les meilleurs résultats parmi les modèles d'apprentissage automatique testés.[40]

2.4 Modèle LSTM

2.4.1 une brève description de l'algorithme LSTM

LSTM signifie Long Short-Term Memory, et c'est un type d'architecture de réseau neuronal récurrent (RNN) qui est particulièrement efficace pour capturer et modéliser les dépendances à long terme dans les données séquentielles.

Les RNNs traditionnels souffrent du "gradient de disparition" problème, où l'influence de l'information des étapes de temps plus tôt diminue exponentiellement comme il se propage à travers le réseau. En raison de cette limitation, il est difficile pour les ARN de se souvenir des dépendances à long terme. Le LSTM a été conçu pour régler ce problème.

Dans un réseau LSTM, au lieu d'utiliser une simple fonction d'activation comme dans un RNN traditionnel, chaque unité récurrente contient une cellule mémoire qui lui permet de conserver ou d'oublier sélectivement des informations au fil du temps. L'architecture se compose de trois composants principaux : la porte d'entrée, la porte d'oubli et la porte de sortie.

1. Porte d'entrée : Cette porte détermine les parties de l'entrée qui doivent être stockées dans la cellule de mémoire. Il utilise une fonction d'activation sigmoïde pour générer une valeur entre 0 et 1 pour chaque élément de l'entrée.

2. Oublier la porte : cette porte décide quelle information dans la cellule de mémoire doit être rejetée. Il prend l'état caché précédent et l'entrée courante comme entrées et produit un vecteur forget. Le vecteur forget est multiplié élément par élément avec le contenu de la cellule de mémoire précédente pour effacer sélectivement certaines informations.

3. Porte de sortie : Cette porte régule la quantité d'informations à produire à partir de la cellule mémoire. Il prend en compte l'entrée et l'état caché précédent pour générer un vecteur de sortie. Le vecteur de sortie est ensuite passé par une fonction d'activation sigmoïde ou tanh pour produire la sortie réelle de l'unité LSTM.

En utilisant ces points de contrôle, les réseaux LSTM peuvent conserver sélectivement des informations importantes sur de longues séquences, ce qui les rend efficaces dans des tâches impliquant des données séquentielles telles que le traitement du langage naturel, la reconnaissance vocale et l'analyse des séries chronologiques.[49]

2.5 Conclusion

En conclusion, ce chapitre a examiné deux algorithmes de machine learning : le Support Vector Regression (SVR) et le modèle Prophet de Facebook. Le SVR est une méthode puissante pour la régression, basée sur les principes du Support Vector Machine (SVM). Il offre la possibilité de modéliser des relations complexes entre les variables tout en minimisant les erreurs de prédiction. D'autre part, le modèle Prophet de Facebook est une approche novatrice pour la prévision des séries chronologiques, offrant une interface simple et des performances élevées. En évaluant les performances de ces algorithmes, nous avons pu constater leurs avantages et limitations respectifs. Dans le cinquième chapitre, nous appliquerons ces algorithmes à des études de cas spécifiques pour évaluer leurs performances et analyser les résultats obtenus.

Chapitre 3

Étude de cas : Analyse approfondie du système industriel de la pompe réacteur 24 x 24 DB70

3.1 Introduction

Ce chapitre présente le système industriel étudié, à savoir la pompe du réacteur 24 x 24 DB70 de polymérisation, au sein d'une usine de production du polyéthylène (CP2K). La pompe du réacteur constitue un équipement critique dont le bon fonctionnement conditionne la productivité de l'unité de fabrication. Cette présentation approfondie permettra de mieux comprendre le fonctionnement de la pompe réacteur et son intégration au sein du système industriel. En examinant les caractéristiques et les composants de la pompe, nous serons en mesure d'appréhender les spécificités de son utilisation dans le contexte de la production de polyéthylène à haute densité.

3.2 Description générale du système industriel et processus de production

3.2.1 Le procédé (PHILLIPS PETROLEUM COMPANY) : polymérisation catalytique de l'éthylène

Le processus de production du polyéthylène à haute densité dans l'Unité CP2K Skikda repose sur la polymérisation catalytique de l'éthylène, selon la méthode développée par la PHILLIPS PETROLEUM COMPANY. Ce procédé est largement utilisé dans l'industrie pétrochimique pour obtenir des polymères de haute qualité. La polymérisation catalytique de l'éthylène se déroule dans un réacteur tubulaire continu fermé. Dans ce procédé, l'éthylène gazeux est introduit dans le réacteur en présence d'un catalyseur spécifique, qui agit comme un déclencheur pour la réaction de polymérisation. Le catalyseur utilisé peut être un catalyseur à base de chrome, de zirconium ou de titane, qui favorise la formation de chaînes de polyéthylène [21]. Lorsque l'éthylène entre en contact avec le catalyseur à une

3.3 Présentation détaillée de la pompe réacteur

3.3.1 Fiche d'identité de la pompe réacteur

Fabricant	Manufacturas Aranzabal SA
Acheteur	SONATRACK
Utilisateur	Le complexe CP2K
Emplacement	Skikda, Algérie
N° de bon de commande	P.169 - 438
N° d'article	670 - 151
Service	Pompe à isobutane et à polythène
N° de série de la pompe	B700084
Type et dimensions de la pompe	David Brown Union 24 x 24 DB70
Nombre d'étages	Un
Bride d'aspiration	24" - 600 livres ANSI à grande languette
Bride de refoulement	24" - 600 livres ANSI à grande languette
Produit	POMPE pour Isobutane, polythène

TAB. 3.1 : Fiche d'identité ou bien le fiche technique de la pompe réacteur



FIG. 3.2 : Pompe réacteur

3.3.2 Importance de la pompe réacteur dans le système

La pompe réacteur revêt une importance capitale dans le système de production de polyéthylène à haute densité de l'Unité CP2K Skikda. Son rôle principal consiste à assurer la circulation efficace des fluides, notamment de l'isobutane et du polyéthylène, tout au long du processus de production

Rôle dans la circulation du fluide (isobutane, polyéthylène)

La pompe réacteur est chargée de fournir un flux continu des fluides essentiels à la réaction chimique de polymérisation de l'éthylène. L'isobutane, utilisé comme agent de réaction, est pompé du réservoir de stockage vers le réacteur tubulaire. Il joue un rôle crucial dans le processus de polymérisation, favorisant la formation de chaînes de polymères de haute densité [21]. De même, le polyéthylène produit dans le réacteur doit être évacué et circuler vers les unités de traitement ultérieures. La pompe réacteur permet ainsi une circulation continue et régulière de ces fluides dans le système, garantissant un processus de production ininterrompu.

Fonctionnement continu à haut débit

La pompe réacteur est conçue pour fonctionner à un débit élevé afin de répondre aux besoins de production de l'Unité CP2K Skikda. Grâce à sa capacité nominale de 7308 m³/h, elle assure un déplacement efficace des fluides, permettant ainsi une production continue de polyéthylène à haute densité [22]. Le fonctionnement à haut débit de la pompe réacteur est essentiel pour maintenir la productivité de l'unité de production, minimisant les interruptions et les variations de débit susceptibles d'affecter la qualité du produit final.

3.3.3 Spécifications techniques

La pompe réacteur présente les caractéristiques techniques suivantes :

- Température de pompage : Elle fonctionne normalement à une température de 110 °C, avec une température maximale de 137 °C.
- Hauteur différentielle d'élévation : La pompe est capable de surmonter une élévation de 44,5 m pour assurer le débit nécessaire.
- Capacité : Elle est capable de circuler un débit de 7308 m³/h pour maintenir une production efficace.
- Pression d'aspiration : La pompe peut fonctionner avec une pression d'aspiration maximale de 55,55 kg/cm².
- Pression de refoulement : La pression de refoulement nominale se situe entre 42,2 kg/cm² et 44,65 kg/cm², mais peut atteindre jusqu'à 58,00 kg/cm².
- Densité : La densité du fluide pompé varie en fonction des conditions de service, avec une densité de 0,66 au démarrage et de 0,55 en service normal.
- Régime nominal : La pompe fonctionne à un régime nominal de 1900 tr/min.
- Rotation : La rotation de la pompe, vue de l'accouplement, est antihoraire.

3.4 Composants de la pompe réacteur

3.4.1 Corps de pompe

Le corps de pompe est un coude usiné de 90 degrés qui joue un rôle essentiel dans le fonctionnement de la pompe réacteur. Il comporte une garniture d'étanchéité interne, refroidie et lubrifiée à partir d'une source externe. Sa conception permet de diriger efficacement le flux de fluides à l'intérieur de la pompe réacteur, assurant ainsi un fonctionnement fluide et efficace comme le montre Fig. 2.3.

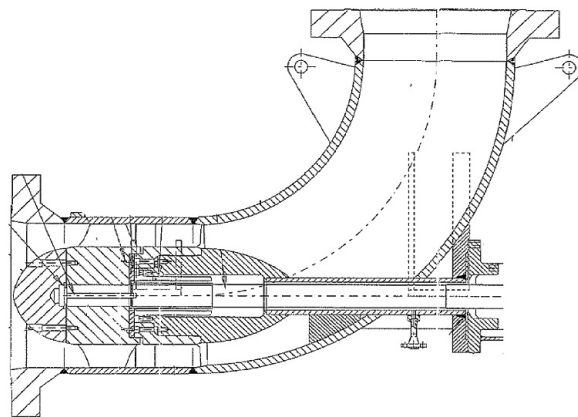


FIG. 3.3 : Coupe transversale de la pompe réacteur

3.4.2 Hélice

). Elle est clavetée à l'arbre et maintenue sur le plan axial par une bague de butée à fente. L'hélice est responsable de la génération de la force de circulation des fluides à l'intérieur du système, assurant ainsi un débit adéquat et un mélange homogène.



FIG. 3.4 : une photo réelle de l'hélice de la pompe démonté

3.4.3 Le palier

Les ensembles de paliers extérieurs de la pompe réacteur sont essentiels pour supporter les charges axiales et radiales générées par le fonctionnement de la pompe. Ils comprennent deux paliers de butée à rouleaux sphériques SKF 29418E et un palier à rouleaux sphériques 21319CC comme le montre Fig. 2.5.

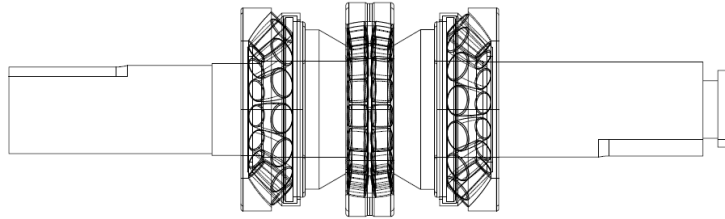


FIG. 3.5 : Une dessin technique du palier

Ces paliers sont conçus pour recevoir une poussée axiale dans différentes directions en fonction de la pression d'aspiration et de la pression différentielle produite par la pompe. Ils sont lubrifiés sous pression par un système de lubrification externe pour assurer un fonctionnement optimal.

3.4.4 Arbre

L'arbre de la pompe réacteur joue un rôle crucial dans la transmission du mouvement entre la boîte d'engrenage et l'hélice de la pompe comme le montre la Fig 2.6. L'arbre est conçu de manière à permettre le retrait du joint sans avoir à démonter le corps de palier extérieur, ce qui facilite les opérations de maintenance et de réparation. Il est conçu pour résister aux contraintes mécaniques et aux vibrations générées pendant le fonctionnement de la pompe réacteur, assurant ainsi une transmission efficace de la puissance du moteur à l'hélice de la pompe.

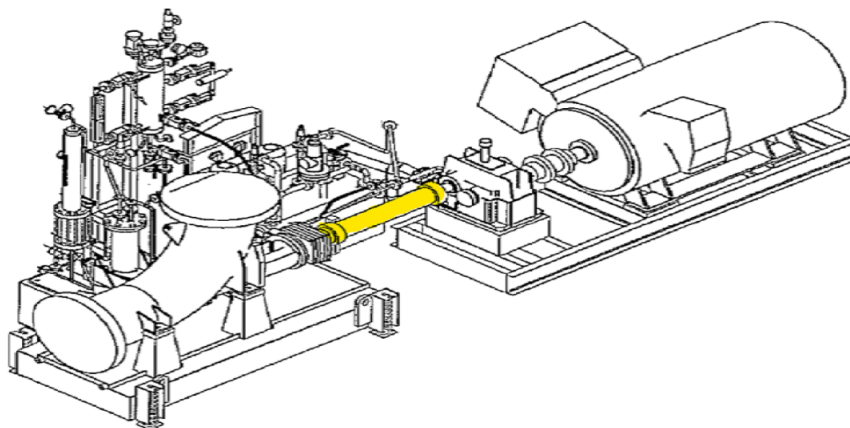


FIG. 3.6 : la position de l'arbre dans le système pompe réacteur

3.4.5 Les accouplements

Les accouplements, plus précisément les accouplements Metastream Spacer, jouent un rôle crucial dans la transmission du couple entre l'arbre rotatif de la pompe réacteur et ceux de la boîte d'engrenage et du moteur. Ils permettent également de compenser les désalignements latéraux, angulaires et axiaux qui peuvent survenir entre les différentes parties couplées. Dans ce système, on utilise spécifiquement les accouplements FLEXIBOX METASTREAM (Fig. 2.7) avec des distances entre bouts d'arbre adaptées à chaque accouplement.

Il existe deux types d'accouplements utilisés dans le système de la pompe réacteur :

1. Accouplement entre la pompe et la boîte d'engrenage :

- Type : MHSS 900
- Distance entre bouts d'arbre : 1066 mm

Cet accouplement permet de relier l'arbre de la pompe réacteur à celui de la boîte d'engrenage, assurant ainsi la transmission du couple entre ces deux composants.

2. Accouplement entre la boîte d'engrenage et le moteur :

- Type : MHSS 1200
- Distance entre bouts d'arbre : 203 mm

Cet accouplement est utilisé pour connecter l'arbre de la boîte d'engrenage à celui du moteur électrique, permettant ainsi la transmission du couple entre ces deux éléments.

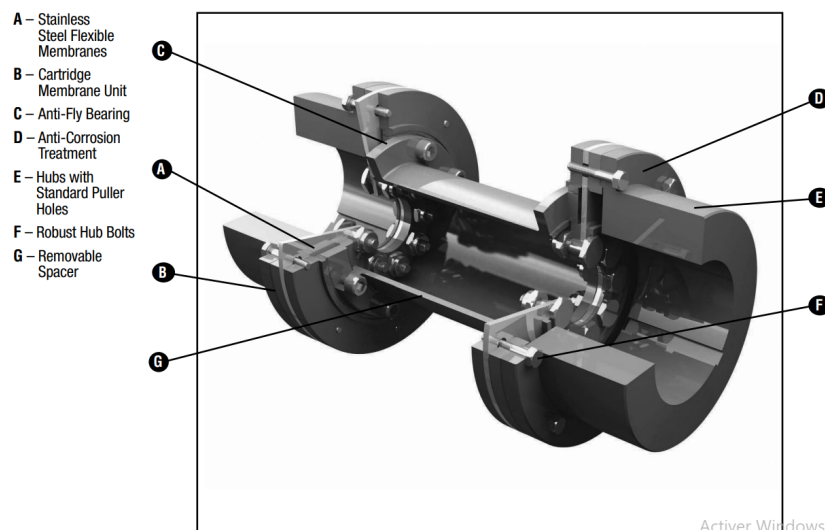


FIG. 3.7 : Photo 3D de les accouplements Metastream Spacer

Ces accouplements spécifiques sont conçus pour fournir une connexion solide et fiable entre les différents composants du système de la pompe réacteur, tout en compensant les éventuels désalignements qui peuvent survenir. Ils contribuent ainsi à assurer un fonctionnement fluide et efficace de la pompe réacteur.

3.4.6 Boîte d'engrenage

La boîte d'engrenage fabriquée par Brown Special Products est spécifiquement dimensionnée pour le modèle HSW 250 à grande vitesse. Elle est conçue pour gérer une puissance nominale de 1150 kW. À l'entrée de la boîte d'engrenage, la vitesse de l'arbre est de 1560 tr/min, tandis qu'à la sortie, elle atteint 1900 tr/min.

La boîte d'engrenage permet de convertir la puissance fournie par le moteur en un mouvement de rotation adéquat pour entraîner l'hélice de la pompe réacteur. Elle est conçue pour fonctionner de manière synchronisée avec les autres composants du système comme le montre la Fig. 2.8.

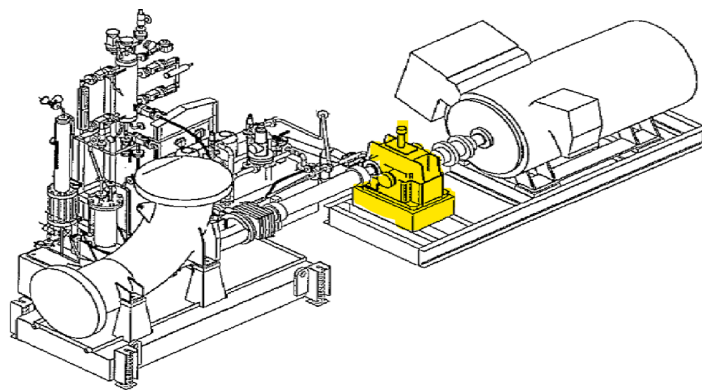


FIG. 3.8 : La position de la boîte d'engrenage dans le système pompe réacteur

3.4.7 Moteur électrique

Le moteur électrique utilisé dans le système de la pompe réacteur est fabriqué par Siemens. Il présente les caractéristiques nominales suivantes : 1150 kW de puissance, 1560 tr/min de vitesse et 5500 volts triphasé à 50 cycles. Le moteur fournit la puissance nécessaire pour entraîner la pompe réacteur et assure un fonctionnement efficace du système (Fig. 2.9).

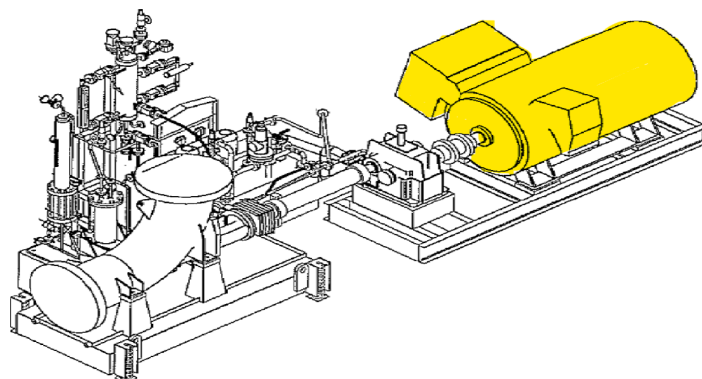


FIG. 3.9 : La position du Moteur électrique dans le système pompe réacteur

3.4.8 Plaque d'assise

Les plaques d'assises de la pompe réacteur sont conçues pour assurer un soutien adapté aux différentes parties du système. Dans le cas de la pompe seule, la plaque d'assise est montée sur ressort, ce qui permet d'atténuer les vibrations et d'absorber les chocs. Quant à la plaque d'assise pour le moteur et la boîte d'engrenage, elle est de type cimentée, offrant ainsi une base solide et durable pour maintenir leur positionnement optimal (Fig. 2.10). Cette conception spécifique des plaques d'assises garantit un fonctionnement fiable et stable de l'ensemble du système industriel de la pompe réacteur.

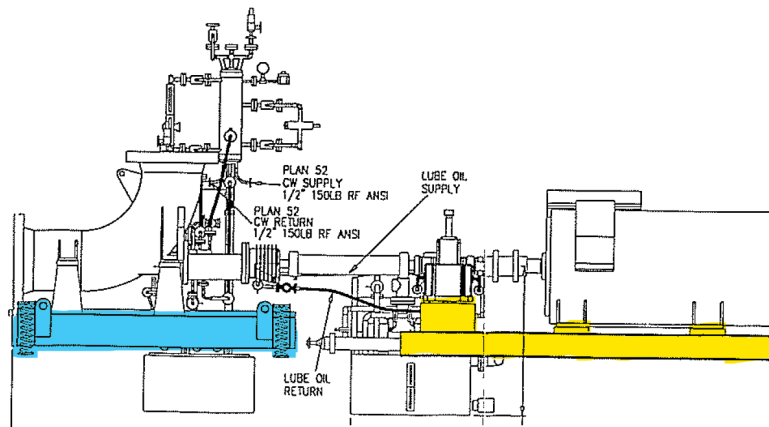


FIG. 3.10 : La position des plaque d'assise dans le système pompe réacteur

3.5 Les auxiliaires de la pompe réacteur

3.5.1 Système d'étanchéité

Le système d'étanchéité primaire et le système d'étanchéité secondaire (de sécurité) sont conçus pour éviter toute fuite du produit pompé.

3.5.1.1 Système d'étanchéité primaire de la pompe DB70 24" x 24"

Le système d'étanchéité primaire fonctionne selon un principe de circuit fermé qui utilise un piston pour créer une pression. Le vérin de la pompe est entièrement rempli d'isobutane provenant d'un robinet situé sur la tuyauterie de rinçage. Afin d'assurer une bonne lubrification du palier de pointe interne de la pompe, il est important de remplir le système avec de l'huile blanche ayant une viscosité de 68 centistokes à 40 °C (viscosité ISO 68 VG) [23]. Le joint extérieur du système est équipé d'une hélice axiale conçue pour compenser la perte de pression et assurer un débit suffisant pour lubrifier les joints et dissiper la chaleur générée. Pour éviter l'accumulation de boues de polyéthylène derrière le joint et derrière l'hélice, un circuit de rinçage à l'isobutane est connecté à la pompe. L'isobutane circule derrière le joint à travers l'espace entre le manchon de charbon et l'arbre, puis derrière l'hélice avant de se mélanger au liquide pompé. Un tuyau est utilisé pour prélever de l'isobutane depuis le fond du vérin et mettre le système d'étanchéité primaire sous pression [23]. Deux interrupteurs-limiteurs sont fixés à une tige vissée dans

la plaque supérieure du vérin. Un support est attaché à la partie supérieure de la tige du piston. En cas de fuite d'huile au niveau du joint intérieur ou extérieur, la tige du piston se soulève, déclenchant ainsi le premier interrupteur qui sert généralement à déclencher une alarme. Si la fuite persiste, le piston continue de monter jusqu'à atteindre le deuxième interrupteur. Dans ce cas, la pompe à huile doit être activée pour remplir le vérin d'huile et pousser le piston jusqu'au fond du vérin. En fonctionnement normal, de légères fuites se produisent toujours au niveau des faces de joint, ce qui entraîne un léger déplacement du piston.

3.5.1.2 Système d'étanchéité secondaire de la pompe DB70 24" x 24"

Le joint secondaire (joint de sécurité) fonctionne normalement à une pression atmosphérique, agissant comme un dispositif de sécurité en cas de défaillance du joint interne. Tout comme le système primaire, le système d'étanchéité secondaire est rempli d'huile blanche qui circule dans un circuit grâce à une hélice radiale. L'huile pénètre dans le joint par le raccord "D", traverse les surfaces du joint, puis sort par le raccord "C" [24]. Ensuite, l'huile retourne dans le réservoir, équipé de tous les instruments nécessaires pour surveiller le système. À partir du réservoir, l'huile est renvoyée vers la plaque d'étanchéité après avoir traversé une chemise de refroidissement.

3.5.1.3 Garnitures mécaniques

La garniture mécanique de la pompe réacteur est fabriquée par John Crane, une entreprise renommée dans le domaine des solutions d'étanchéité. Elle est constituée de plusieurs composants qui assurent une étanchéité efficace et fiable. Le joint primaire/intermédiaire est de type 3,625" 108B - RP AXIKI / D AXIKI / D, et il est équipé d'une douille de charbon, d'un joint à lèvres, d'un roulement à rouleaux cylindriques et d'une bague de pompage. Ce joint joue un rôle crucial dans la prévention des fuites entre les parties rotatives et stationnaires de la pompe. Le joint secondaire est également de type 3,625" 108B AXIKI / D, mais il est doté d'une arête hélicoïdale et d'une bague de pompage. Ce joint complet le joint primaire en offrant une double protection contre les fuites indésirables. La fonction de la garniture mécanique est d'assurer une étanchéité fiable entre les parties rotatives et stationnaires de la pompe réacteur. Sous l'effet de la pression hydraulique et de la force exercée par le ressort, la bague rotative d'étanchéité primaire, qui est flexible dans le plan axial, est poussée contre la bague d'accouplement stationnaire. La présence d'une fine couche de lubrifiant réduit l'usure du joint primaire, tandis que la lubrification est assurée par le fluide d'étanchéité. Les surfaces des joints sont soigneusement usinées et rodées pour minimiser les fuites.

3.5.1.4 Fonctionnement du système d'étanchéité

En conditions normales, toute fuite d'huile provenant du joint extérieur du système d'étanchéité primaire est dirigée vers le réservoir, ce qui entraîne une augmentation progressive du niveau d'huile. Il est donc important de vidanger régulièrement l'excès d'huile. Le réservoir est doté d'un orifice d'aération et d'un robinet d'isolement, normalement en-

Chapitre 3. Étude de cas : Analyse approfondie du système industriel de la pompe réacteur 24 x 24 DB70

tièrement ouvert. Lorsque le débit à travers l'orifice dépasse une valeur prédéfinie, une contre-pression se forme dans le réservoir. Le manostat permet de détecter une fuite excessive au niveau du joint primaire. En cas de survenue d'une telle fuite, le robinet d'isolement doit être fermé manuellement pour permettre au joint de sécurité de prendre le relais du joint primaire. Toute fuite d'huile du système d'étanchéité secondaire entraîne une diminution progressive du niveau d'huile dans le réservoir, détectée par un contacteur de niveau (Voir figure 2.11).

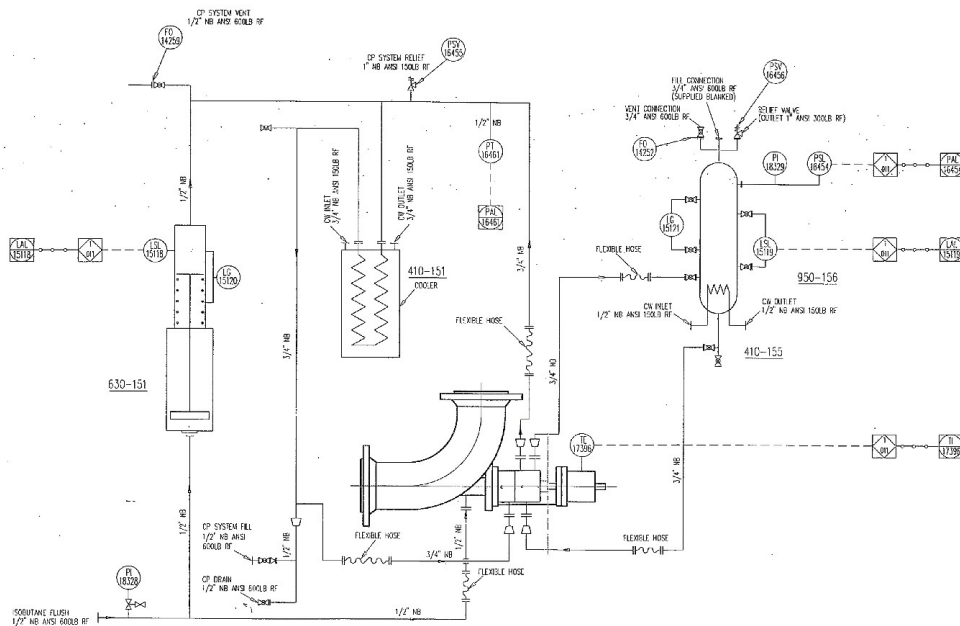


FIG. 3.11 : Schéma PID du système d'étanchéité

3.5.2 Système de lubrification

3.5.2.1 La description du système

Le système de lubrification de la pompe se compose de deux pompes à huile, dont une fonctionne en permanence comme pompe principale et l'autre est une pompe d'appoint utilisée en cas de défaillance de la pompe principale. La pompe principale est entraînée par un moteur électrique et pompe environ 2,5 gallons d'huile par minute à une pression de refoulement de 1,0 à 3,5 bars [25]. Elle est équipée d'une soupape de détente réglée à 3,5 bars pour maintenir la pression. Le système de lubrification comprend également un filtre double avec une soupape d'inversion pour le remplacement des éléments filtrants pendant le fonctionnement. Les éléments filtrants ont une capacité de filtration nominale de 10 microns et sont conçus pour une durée de vie prolongée. Une crépine d'aspiration est présente à l'entrée des deux pompes à huile de lubrification pour empêcher les impuretés d'entrer. L'huile est refroidie par un échangeur de chaleur à calandre qui utilise de l'eau de refroidissement à une pression maximale de 35 bars. Le débit d'eau de refroidissement recommandé est de 3,5 gallons par minute avec une température maximale de 32°C [25]. La pression du système est régulée par une soupape de détente spéciale qui maintient une pression constante sur une large plage de débits et de températures d'huile. Les tuyaux

Chapitre 3. Étude de cas : Analyse approfondie du système industriel de la pompe réacteur 24 x 24 DB70

utilisés dans le système sont sans joint, soudés bout à bout avec des brides à face surélevée aux points d'interruption. Les réservoirs d'huile en acier mécano-soudé ont une capacité suffisante pour assurer un temps de rétention minimal de trois minutes pour un débit de sortie inférieur ou égal à 7 gallons par minute.

3.5.2.2 Fonctionnement du système d'huile de lubrification

Dans le fonctionnement du système d'huile de lubrification, lorsque la pompe principale est en marche, l'huile est pompée du réservoir à travers la crépine d'aspiration. Les clapets à bille sont ouverts en position normale, empêchant ainsi le retour de l'huile par la pompe d'appoint au repos. Si une pompe ou un moteur doit être mis hors service pendant le fonctionnement, le clapet à bille correspondant est fermé et verrouillé. L'huile passe ensuite par le refroidisseur, le filtre et les orifices avant d'atteindre les paliers de la pompe. Elle retourne ensuite au réservoir par la canalisation de vidange. La pression est régulée par la soupape de détente, qui permet à l'excédent d'huile de retourner au réservoir. Le clapet de dérivation est utilisé pour réguler la pression en cas de défaillance de la soupape de détente, mais en fonctionnement normal, il est complètement fermé (Voir figure 2.12).

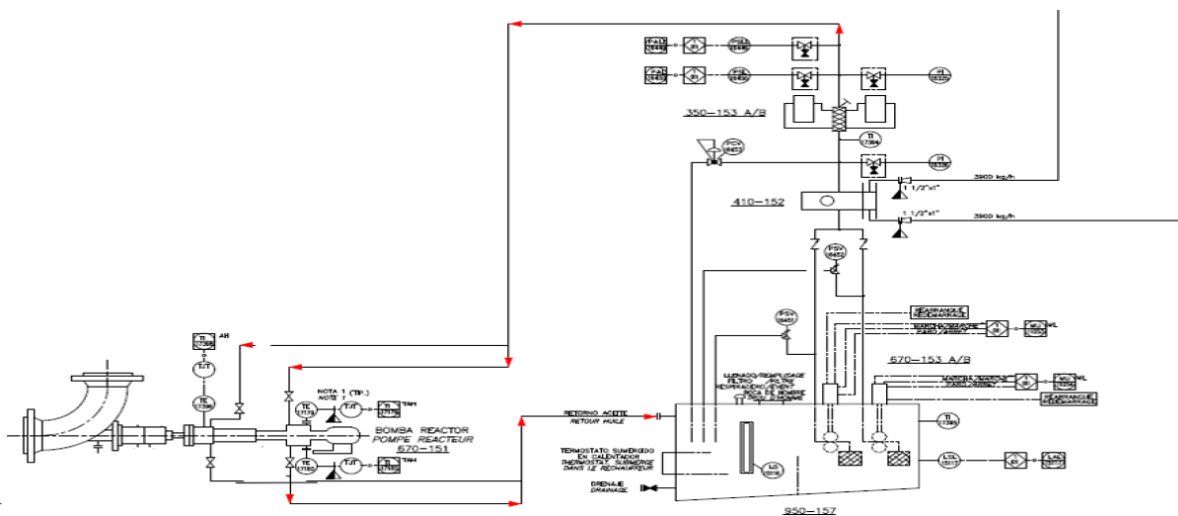


FIG. 3.12 : Schéma PID du système d'huile de lubrification

3.6 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter en profondeur la pompe du réacteur 24 x 24 DB70 qui représente un actif essentiel pour le procédé de polymérisation du polyéthylène. La description détaillée du système, de ses composants et de ses principes de fonctionnement a permis d'en comprendre le rôle central dans le processus de production. Forte de cette connaissance approfondie du système, une analyse de sa sûreté de fonctionnement peut désormais être entreprise afin d'améliorer sa disponibilité opérationnelle et sa durabilité. La maîtrise de la fiabilité de cet équipement critique contribue directement à la performance globale de l'usine de CP2K.

Chapitre 4

Étude de la sûreté de fonctionnement de la pompe du réacteur

4.1 Introduction

La pompe du réacteur, de par son importance dans l'unité de production du polyéthylène, se doit de présenter un haut niveau de fiabilité et de disponibilité. Ce chapitre vise à analyser la sûreté de fonctionnement de ce système critique à travers des outils d'analyse fonctionnelle et de diagnostic des défaillances. L'étude de l'AMDEC de la pompe permettra d'identifier les modes de défaillance et les composants les plus critiques tandis que les diagrammes fonctionnels en préciseront le comportement en régime normal. Sur la base de ces résultats, un plan de maintenance préventive sera proposé afin d'optimiser la durabilité opérationnelle de cet actif clé.

4.2 Analyse fonctionnelle de la pompe du réacteur

4.2.1 Décomposition fonctionnelle externe :

Présentation et les objectifs de Diagramme Pieuvre

Le Diagramme Pieuvre est un outil graphique utilisé pour représenter les différentes fonctions d'un système, ainsi que les interactions entre ces fonctions. Dans le cas de la pompe du réacteur, le Diagramme Pieuvre nous permettra d'identifier et de décrire les principales fonctions de la pompe, ainsi que les entrées et les sorties associées à chaque fonction. Cela nous permettra de comprendre comment la pompe contribue au bon fonctionnement du système de production.

Établissement du Diagramme Pieuvre

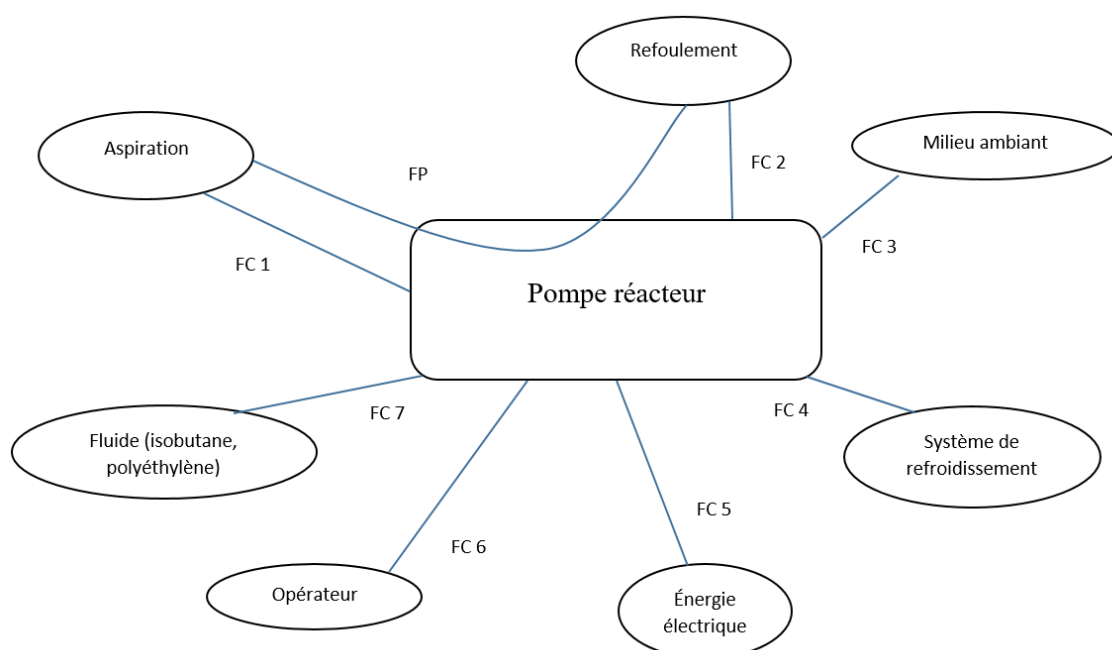


FIG. 4.1 : Diagramme Pieuvre de la pompe réacteur

Chapitre 4. Étude de la sureté de fonctionnement de la pompe du réacteur

Chacune de ses fonctions est bien expliquée dans le tableau suivant :

Fonction	Description
FP	Assurer la circulation efficace des fluides (isobutane et polyéthylène) tout au long du processus de production de polyéthylène à haute densité.
FC1	Assurer une aspiration à une pression suffisante (maximale de 55,55 kg/cm ²).
FC2	Assurer un refoulement à une pression suffisante pour fournir le débit de fluide requis (avec une possibilité d'atteindre jusqu'à 58,00 kg/cm ²).
FC3	Assurer le fonctionnement dans des conditions ambiantes agressives (température, humidité).
FC4	Assurer le refroidissement adéquat de la pompe réacteur pour maintenir une température de fonctionnement optimale des composants.
FC5	Fournir l'énergie électrique nécessaire au fonctionnement de la pompe réacteur.
FC6	Permettre une utilisation facile et intuitive de la pompe réacteur par l'opérateur et assurer la sécurité de l'opérateur.
FC7	Résister à l'abrasion et à la corrosion causées par les fluides et les températures, et éviter la formation de sédiments dans le fluide pour prévenir toute obstruction ou dégradation de la qualité.

TAB. 4.1 : La fonction principale et les fonctions contraintes du diagramme de pieuvre

4.2.2 Décomposition fonctionnelle interne :

Présentation et les objectifs de la méthode SADT

La méthode SADT (Structured Analysis and Design Technique) est une approche systématique utilisée pour analyser et décrire les processus et les systèmes complexes. Dans notre étude, nous appliquerons la méthode SADT pour effectuer une décomposition fonctionnelle externe de la pompe du réacteur. Cela nous permettra de décomposer la pompe en sous-systèmes et de décrire les interactions entre ces sous-systèmes.

Établissement du Diagramme SADT

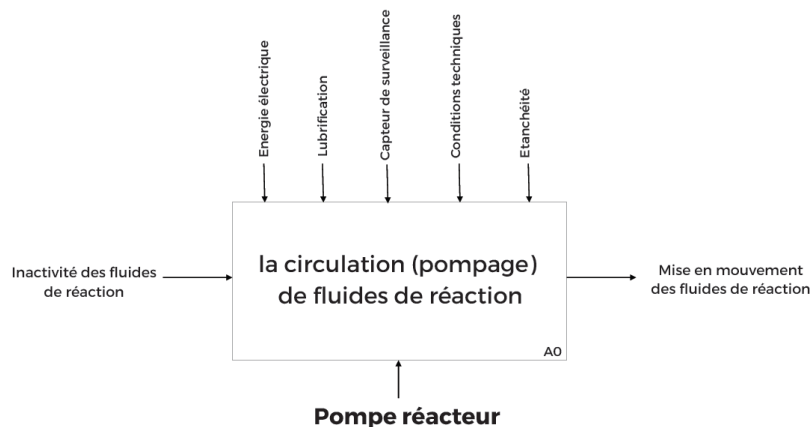


FIG. 4.2 : Diagramme SADT A-0

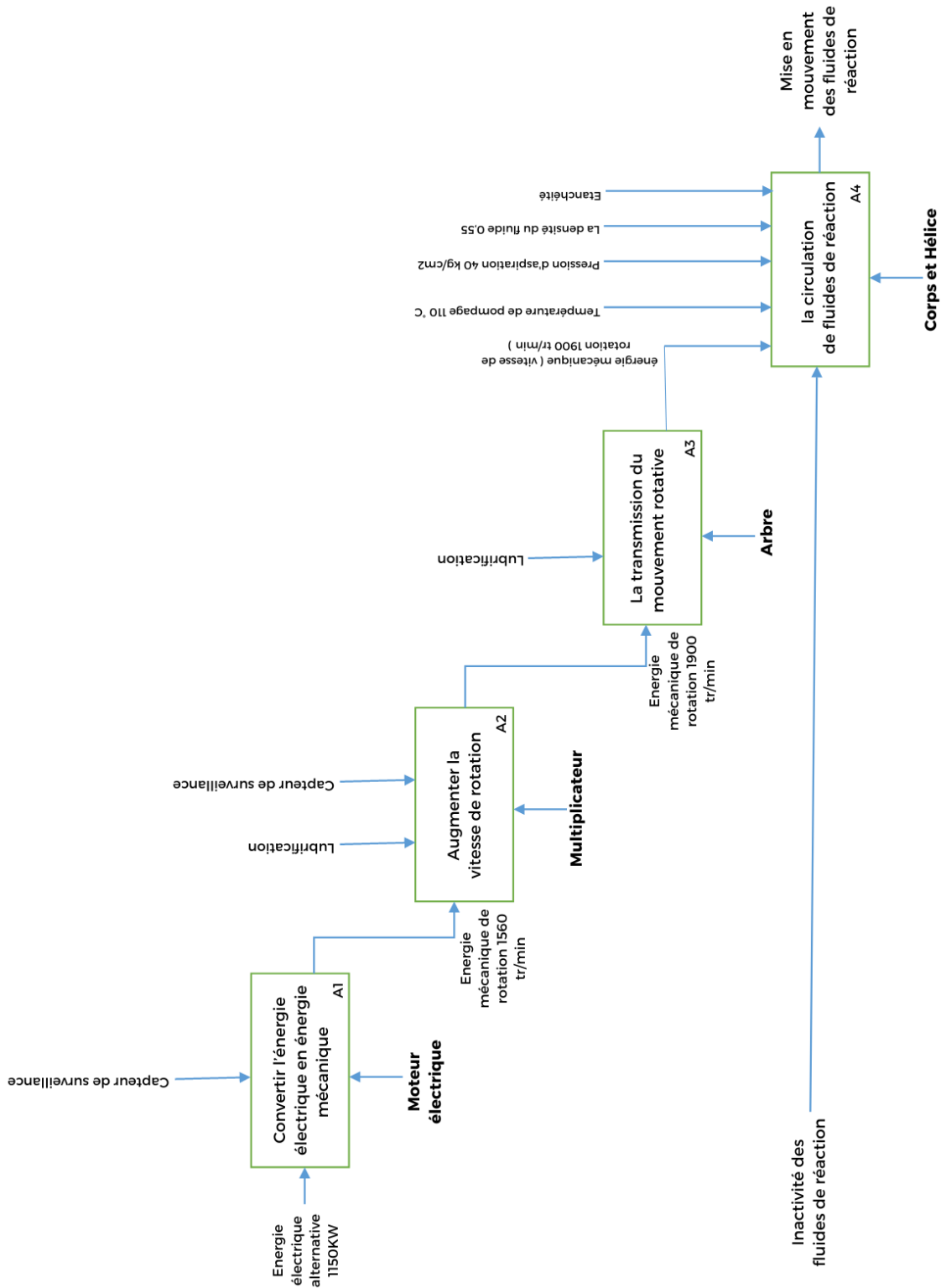


FIG. 4.3 : Diagramme SADT éclaté (les boîtes A1, A2, A3, A4)

4.3 Analyse dysfonctionnelle du pompe du réacteur

4.3.1 Présentation et les objectifs de la méthode AMDEC fonctionnelle

L'AMDEC fonctionnelle (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité) est une méthode d'analyse utilisée pour évaluer les risques associés aux défaillances potentielles d'un équipement ou d'un système. Nous établirons une grille de cotation pour évaluer la probabilité de défaillance, la gravité des conséquences et la capacité de détection des modes de défaillance identifiés. Cette analyse nous permettra de prioriser les modes de défaillance en fonction de leur criticité et de proposer des actions de prévention et de correction.

4.3.2 Grilles de cotation de AMDEC

Gravité (G) :

La gravité représente l'impact potentiel de la défaillance d'un élément sur la performance globale du système ou sur la sécurité des utilisateurs. Elle est évaluée en fonction de la sévérité des conséquences qui pourraient résulter de la défaillance. Ceci est expliqué dans le tableau suivant.

G	Description
1	Défaillance mineure - Cette défaillance n'entraîne pas d'arrêt de la production et a un impact négligeable sur la fonction du produit.
2	Défaillance moyenne - Cette défaillance entraîne un arrêt de moins d'une journée et entraîne une perte partielle de la fonction du produit.
3	Défaillance majeure - Cette défaillance entraîne un arrêt de plus d'une journée et affecte d'autres composantes du système industriel.
4	Défaillance catastrophique - Cette défaillance présente un risque élevé pour la sécurité de l'utilisateur et nécessite une action immédiate pour éviter les conséquences graves.

Fréquence (F) :

La fréquence représente la probabilité d'occurrence d'une défaillance ou d'un événement indésirable pour un élément donné. Elle est évaluée en fonction de la fréquence à laquelle les défaillances peuvent se produire. Ceci est expliqué dans le tableau suivant.

F	Description
1	Rare panne - Il y a au maximum une panne par deux ans.
2	Échecs possibles - Il y a au maximum une panne par ans.
3	Fréquence de panne - Il y a au maximum une panne par 6 mois.
4	Défaillance très fréquente - Il y a au maximum une panne par 3 mois.

Détection (D) :

La détection représente la capacité à détecter une défaillance ou un événement indésirable avant qu'il n'ait un impact sur le système ou sur les utilisateurs. Elle est évaluée en fonction du niveau de détection disponible, qu'il s'agisse d'une détection précoce par des dispositifs de surveillance, de la détection par les opérateurs ou de la difficulté à détecter la défaillance. Ceci est expliqué dans le tableau suivant .

D	Description
1	La détection est effectuée par l'opérateur - Cette détection repose sur la vigilance de l'opérateur qui peut détecter de manière évidente les signes de dégradation.
2	La détection est effectuée par un agent de maintenance - La détection de la défaillance nécessite l'intervention d'un agent de maintenance qui peut identifier les problèmes lors des contrôles réguliers.
3	Détection difficile - La détection de la défaillance peut être complexe et nécessite des efforts supplémentaires pour l'identifier.
4	Impossible à détecter - La défaillance est indétectable ou ne peut pas être détectée de manière fiable.

Criticité (C)

La criticité est une mesure de l'importance d'une défaillance ou d'un événement indésirable. Elle est utilisée pour évaluer le niveau de risque associé à une situation donnée. La criticité est souvent déterminée en combinant les évaluations de la gravité, de la fréquence et de la détection d'une défaillance ou d'un événement indésirable, comme c'est le cas dans l'analyse AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité).

Dans l'analyse AMDEC, la criticité est généralement calculée en multipliant les cotes de gravité (G), de fréquence (F) et de détection (D) associées à une défaillance ou à un événement indésirable particulier.

$$C = F * G * D \quad (4.1)$$

Le résultat de ce calcul, souvent appelé "indice de criticité", permet de hiérarchiser les défaillances ou les événements indésirables en fonction de leur impact potentiel et de leur probabilité d'occurrence. La criticité est utilisée pour guider la prise de décision en ce qui concerne les actions correctives à entreprendre.

4.3.3 Application AMDEC Fonctionnelle

Chapitre 4. Étude de la sureté de fonctionnement de la pompe du réacteur

En deuxième étape, nous procédons à l'évaluation de la criticité de chaque composant de la pompe du réacteur en collectant les informations relatives à la criticité de chaque mode de défaillance associé à ces composants. Afin de visualiser clairement ces résultats, nous représentons sous forme d'un histogramme la criticité attribuée à chaque composant. Cette représentation graphique nous permet d'identifier les composants les plus critiques.

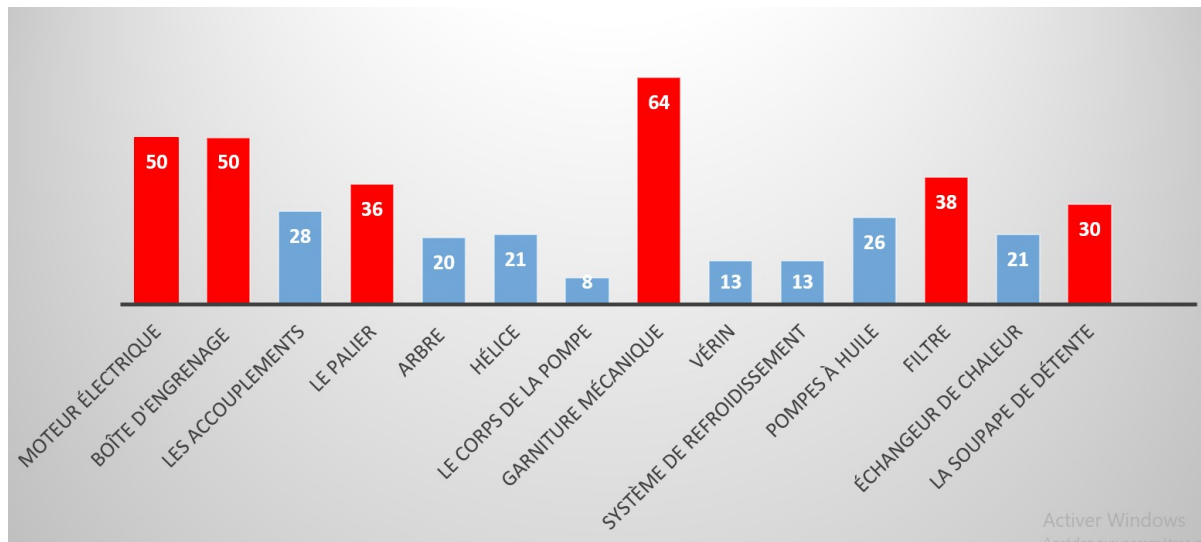


FIG. 4.5 : Criticité des composants

Après avoir effectué notre analyse, nous avons identifié six composants essentiels de la pompe du réacteur qui présentent une criticité élevée. En effet, ils sont associés aux modes de défaillance les plus critiques. Ces composants cruciaux comprennent le moteur électrique, la boîte d'engrenages, le palier, la garniture mécanique, le filtre et la soupape de détente. Par conséquent, il est crucial de surveiller attentivement ces éléments et de les prendre en compte lors de l'élaboration d'un plan de maintenance préventive.

4.4.2 Proposition d'un plan de maintenance

Dans cette section, je vais élaborer un plan détaillé de maintenance préventive pour les composants critiques de la pompe du réacteur. Ce plan couvrira six composants spécifiques de la pompe, à savoir le moteur électrique, la boîte d'engrenage (multiplicateur), le palier, la garniture mécanique du système d'étanchéité, le filtre des systèmes de lubrification et la soupape de détente des systèmes de lubrification. Les mesures de maintenance préventive à prendre seront définies en utilisant une combinaison de documents techniques pertinents ainsi que l'expertise accumulée par un groupe d'ingénieurs expérimentés de l'entreprise CP2k.

Moteur électrique

Système : Système principal
Composant : Moteur électrique
Les modes de défaillance critique : 1. Usure des roulements.
Équipe : . 1 mécanicien . 5 électricien . 2 instrumentiste . 1 méthodiste . 1 opérateur (production)
Les actions de maintenance : 1. Inspection visuelle : Vérifier les fils électriques, les roulements et les bobinages pour détecter les dommages, l'usure, la corrosion ou les défaillances. 2. Vérification du fonctionnement : S'assurer que les ventilateurs fonctionnent correctement et que les connexions électriques sont sécurisées. Vérifier le bon fonctionnement des capteurs de température. 3. Vérification du jeu des roulements : Mesurer le jeu des roulements et comparer avec les spécifications du fabricant. Remplacer les roulements si le jeu dépasse les limites recommandées. 4. Vérification des isolants : Examiner l'état des isolants et des connexions électriques. Remplacer les isolants endommagés selon les recommandations du fabricant. 5. Vérification de la ventilation : Assurer que les conduits de ventilation sont propres et non obstrués. Nettoyer les grilles d'admission et de sortie d'air pour assurer une circulation d'air adéquate. 6. Surveillance des vibrations : Utiliser des capteurs de vibrations pour détecter les signes d'usure des roulements ou de dommages aux bobinages. Comparer les données de vibrations aux seuils prédéfinis. 7. Contrôle des capteurs de température : Vérifier le bon fonctionnement et l'étalonnage précis des capteurs de température installés sur le moteur électrique. 8. Nettoyage et dépoussiérage : Nettoyer le moteur électrique et les composants adjacents pour éliminer la poussière, la saleté et les débris qui pourraient entraver la dissipation thermique.

- | |
|---|
| <p>9. Réparation ou remplacement des composants défectueux : Effectuer la réparation ou le remplacement des composants défectueux tels que les ventilateurs, les roulements ou les bobinages en cas de problèmes détectés.</p> <p>10. Tests et vérifications : Effectuer des tests fonctionnels pour vérifier le bon fonctionnement du moteur électrique après les étapes précédentes.</p> <p>11. Rapport et suivi : Établir un rapport des actions effectuées et assurer un suivi pour la maintenance continue du moteur électrique.</p> |
|---|

TAB. 4.3 : Le plan de maintenance préventive pour le moteur électrique

Boîte d'engrenage

Système : Système principal
Composant : Boîte d'engrenage
<p>Les modes de défaillance critique :</p> <p>1. Usure des coussinets mécaniques.</p>
<p>Équipe :</p> <ul style="list-style-type: none"> . 4 mécanicien . 1 instrumentiste . 1 méthodiste . 1 opérateur (production)
<p>Les actions de maintenance :</p> <p>1. Nettoyage : Éliminer les débris, contaminants et excès d'huile de la boîte d'engrenage.</p> <p>2. Inspection visuelle : Examiner visuellement la boîte d'engrenage à la recherche de signes d'usure, dommages ou surchauffe.</p> <p>3. Mesure des vibrations : Évaluer les niveaux de vibrations pour détecter les problèmes potentiels avec les coussinets mécaniques.</p> <p>4. Analyse de l'huile : Prélever un échantillon d'huile pour analyser les signes d'usure des coussinets mécaniques ou la dégradation de l'huile.</p> <p>5. Remplacement : Remplacer les coussinets mécaniques ou les engrenages usés si nécessaire, en fonction des résultats de l'inspection et de l'analyse.</p> <p>6. Lubrification : Vérifier et ajuster le niveau d'huile pour assurer une lubrification adéquate.</p> <p>7. Réglage des paramètres de fonctionnement : Vérifier et ajuster les paramètres de pression et de température pour un fonctionnement optimal.</p>

Chapitre 4. Étude de la sureté de fonctionnement de la pompe du réacteur

8. Tests de performance : Effectuer des tests pour vérifier le bon fonctionnement de la boîte d'engrenage après l'entretien.
9. Rapport et suivi : Documenter les actions prises, les résultats des tests et les observations pour un suivi approprié.

TAB. 4.5 : Le plan de maintenance préventive pour boîte d'engrenage

Palier

Système : Système principal
Composant : Palier
Les modes de défaillance critique : 1. Usure excessive de palier.
Équipe : . 4 mécanicien . 1 instrumentiste . 1 methodiste . 1 opérateur (production)
Les actions de maintenance : 1. Nettoyage : Nettoyer les surfaces des paliers pour éliminer les contaminants. 2. Inspection visuelle : Examiner visuellement les paliers pour détecter les signes d'usure excessive, de dommages ou de surchauffe. 3. Analyse de l'huile de lubrification : Prélever un échantillon d'huile de lubrification pour une analyse en laboratoire afin d'évaluer la contamination et la qualité de la lubrification. 4. Remplacement des pièces défectueuses : Remplacer les paliers défectueux si des signes d'usure ou de dommages sont détectés. 5. Vérification des jeux et des alignements : Vérifier les jeux axiaux et radiaux des paliers et corriger l'alignement si nécessaire. 6. Vérification de l'alignement de l'arbre : Vérifier l'alignement de l'arbre de la pompe réacteur et l'ajuster si nécessaire. 7. Tests de fonctionnement des paliers : Effectuer des tests pour évaluer la capacité des paliers à supporter les charges et vérifier leur bon fonctionnement.

8. Vérification des accouplements et des joints : Examiner les accouplements et les joints pour détecter d'éventuelles fuites ou problèmes d'ajustement.
9. Tests de démarrage à vide : Effectuer des tests de démarrage à vide pour vérifier le bon fonctionnement de la pompe réacteur avant de la remettre en service.
10. Documentation et rapport de maintenance : Documenter toutes les tâches de maintenance effectuées, y compris les observations et les mesures, pour assurer un suivi approprié.

TAB. 4.7 : Le plan de maintenance préventive pour palier

Garniture mécanique

Système : Système d'étanchéité
Composant : Garniture mécanique
<p>Les modes de défaillance critique :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Fuite du joint intérieur 2. Fuite du joint de sûreté 3. Encrassement de la garniture
<p>Équipe :</p> <ul style="list-style-type: none"> . 5 mécanicien . 3 instrumentiste . 1 méthodiste . 2 opérateur (production)
<p>Les actions de maintenance :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Vérification visuelle : <ul style="list-style-type: none"> • Examiner visuellement la garniture mécanique pour détecter tout signe visible de fuite, d'usure ou d'encrassement. • Inspecter les joints et les autres composants de la garniture mécanique.

2. Nettoyage de la garniture mécanique :

- Nettoyer soigneusement la garniture mécanique en enlevant les dépôts de boues de polymère et autres contaminants.
- Utiliser des outils et des produits de nettoyage recommandés par le fabricant de la garniture mécanique.
- Assurer un nettoyage minutieux des surfaces de joint et des canaux de lubrification.

3. Remplacement des composants défectueux :

- Identifier les composants défectueux tels que les joints usés, les bagues endommagées ou tout élément présentant des signes de défaillance.
- Remplacer les composants défectueux par des pièces de rechange appropriées et de qualité.

4. Vérification du bon positionnement :

- S'assurer que tous les composants de la garniture mécanique sont correctement positionnés et alignés.
- Vérifier que les bagues de pompage sont bien ajustées et en contact avec les surfaces correspondantes.

5. Vérification de l'étanchéité :

- Effectuer un test d'étanchéité en utilisant la méthode appropriée recommandée par le fabricant de la garniture mécanique.
- S'assurer qu'il n'y a pas de fuites ou de signes de mauvaise étanchéité après le remontage.

6. Remise en service de la pompe :

- Suivre les procédures de remise en service de la pompe conformément aux directives du fabricant. .
- Rétablir progressivement la pression et le débit du fluide en surveillant attentivement le bon fonctionnement de la garniture mécanique.

TAB. 4.9 : Le plan de maintenance préventive pour Garniture mécanique

Filtre

Système : Système de lubrification
Composant : Filtre
Les modes de défaillance critique : 1. Colmatage du filtre .
Équipe : . 3 mécanicien . 1 instrumentiste . 1 opérateur (production)
Les actions de maintenance : 1. Arrêter la pompe et mettre hors tension le système de lubrification. 2. Identifier l'emplacement du filtre à huile dans le système. 3. Porter des gants de protection appropriés. 4. Retirer la soupape d'inversion du filtre. 5. Retirer les éléments filtrants du boîtier du filtre. 6. Inspecter visuellement les éléments filtrants pour détecter tout signe de colmatage excessif. <ul style="list-style-type: none">• Si les éléments sont colmatés, les remplacer par des éléments neufs. 7. Inspecter visuellement les éléments filtrants pour détecter tout signe de défaillance. <ul style="list-style-type: none">• Si les éléments filtrants sont endommagés, les remplacer par des éléments neufs. 8. Examiner visuellement les joints et les connexions du filtre pour détecter toute fuite. <ul style="list-style-type: none">• Serrer les raccords ou les joints desserrés si nécessaire. .• Si la fuite persiste, remplacer le joint défectueux ou la pièce du filtre endommagée. 9. Nettoyer le boîtier du filtre en enlevant toute accumulation de particules et de saletés. 10. Remettre les nouveaux éléments filtrants dans le boîtier du filtre. 11. Remettre la soupape d'inversion en place. 12. Vérifier que toutes les connexions du filtre sont bien serrées. 13. Remettre sous tension le système de lubrification et redémarrer la pompe.

TAB. 4.11 : Le plan de maintenance préventive pour filtre

Soupape de détente

Système : Système de lubrification
Composant : Filtre
Les modes de défaillance critique : 1. Blocage de la soupape .
Équipe : . 3 mécanicien . 1 instrumentiste . 1 opérateur (production)
Les actions de maintenance : 1. Arrêter la pompe et mettre hors tension le système de lubrification. 2. Porter des gants de protection appropriés. 3. Localiser la soupape de détente dans le système de lubrification. 4. Retirer la soupape de détente du système en suivant les procédures spécifiques du fabricant. 5. Inspecter visuellement la soupape de détente pour détecter tout signe de blocage ou de saleté. <ul style="list-style-type: none">• Si la soupape est bloquée, nettoyer soigneusement l'intérieur de la soupape 6. Vérifier l'état des joints de la soupape de détente. <ul style="list-style-type: none">• Si les joints sont usés ou endommagés, les remplacer par des joints neufs conformes aux spécifications du fabricant. 7. Vérifier le bon fonctionnement mécanique de la soupape de détente. <ul style="list-style-type: none">• Vérifier si la soupape se déplace librement et si elle revient à sa position d'origine après avoir été actionnée.• Lubrifier les parties mobiles de la soupape si nécessaire, en utilisant un lubrifiant recommandé par le fabricant. 8. Remettre la soupape de détente en place dans le système de lubrification 9. Vérifier que toutes les connexions de la soupape de détente sont correctement serrées.

TAB. 4.13 : Le plan de maintenance préventive pour soupape de détente

4.5 Conclusion

L'analyse dysfonctionnelle de la pompe du réacteur a permis d'identifier les modes de défaillance et les composants les plus critiques. Sur cette base, un plan de maintenance préventive rigoureux a été élaboré pour améliorer la disponibilité et la longévité de cet équipement central. Cela consiste à définir les tâches de maintenance appropriées pour les composants critiques. La mise en œuvre de ce plan préventif contribuera aux performances globales de l'unité de production du polyéthylène en réduisant les arrêts imprévus. Il convient désormais de déterminer le moment opportun pour réaliser l'arrêt programmé de la pompe du réacteur afin de mener ce plan de maintenance. Le prochain chapitre abordera la prévision des pannes pour apporter des éléments de réponse à cette question, en approfondissant les techniques de la prédiction des défaillances.

Chapitre 5

Implémentation

5.1 Introduction

Ce chapitre concentre sur le développement et l'utilisation de divers modèles pour prédire la durée de vie restante (RUL - Remaining Useful Life) et la mise en œuvre de notre application.

Dans ce chapitre, nous abordons les modèles que nous avons développés, notamment le modèle Prophet, le modèle LSTM (Long Short-Term Memory) et le modèle SVR (Support Vector Regression). Nous donnons un aperçu de la méthodologie et des techniques utilisées pour entraîner et optimiser ces modèles.

De plus, nous présentons les prédictions effectuées par ces modèles pour les données du Turboreacteur de NASA et de la pomp-reacteur du SONATRACH. Nous analysons et évaluons les performances de chaque modèle dans la prédiction de la RUL pour les jeux de données respectifs. Cette évaluation comprend des métriques telles que l'erreur quadratique moyenne (MSE - Mean Squared Error), la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE - Root Mean Squared Error) et le coefficient de détermination (R^2 - R-squared).

De plus, nous présentons l'interface utilisateur (UI) de notre application. Nous décrivons sa mise en page, ses fonctionnalités et ses fonctionnalités. Cela comprend les processus de connexion et d'inscription, la visualisation des données, l'analyse des performances des modèles et la capacité de prévoir la RUL pour le système.

Enfin, nous donnons un aperçu des ensembles de données avec lesquels nous avons travaillé. Cela comprend une description du jeu de données NASA et du jeu de données SONATRACH, mettant en évidence leurs caractéristiques telles que le nombre de variables, la qualité des données et les défis rencontrés lors de l'analyse.

5.2 NASA Dataset

5.2.1 Description brève des données

Dans ce travail, l'ensemble de données de dégradation des turboréacteurs de la NASA C-MAPSS a été utilisé[47]. Cet ensemble de données est dérivé de la base de données C-MAPSS créée par le laboratoire de recherche de la NASA.

Le système de contrôle principal comprend un régulateur de ventilateur. Le ventilateur contrôle le fonctionnement normal pendant les conditions de vol, en dirigeant l'air dans les conduits intérieurs et extérieurs comme illustré à la figure 5.1. Un compresseur basse pression (LPC) et un compresseur haute pression (HPC) fournissent des gaz comprimés haute température et haute pression à la chambre de combustion. La turbine basse pression (LPT) ralentit et comprime l'air pour améliorer le rendement de conversion de l'énergie chimique du kérosène d'aviation. Les turbines haute pression (HPT) utilisent les gaz haute température et haute pression pour générer de l'énergie mécanique en frappant les pales de la turbine. Le rotor basse pression (N1), le rotor haute pression (N2) et la buse assurent l'efficacité de combustion du moteur.[50][51]

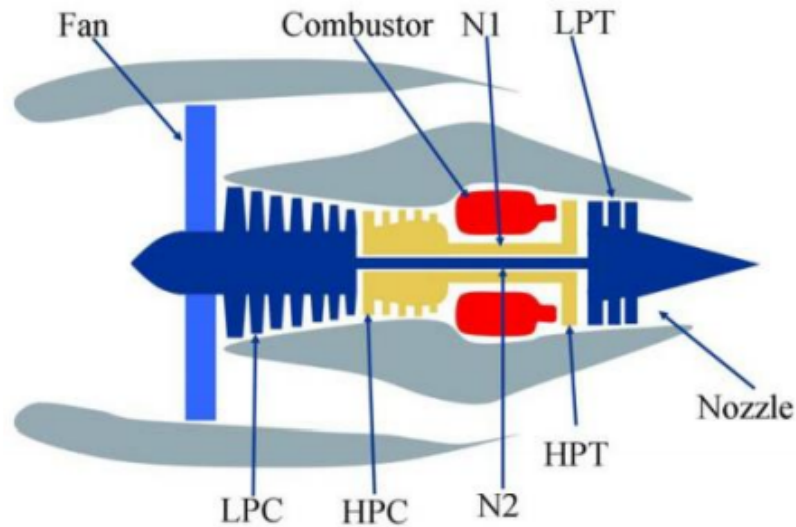


FIG. 5.1 : Diagramme du moteur turboréacteur C-MAPSS[48].

La base de données C-MAPSS est composée de quatre sous-ensembles de données (FD001-FD004) générés à partir de séries temporelles différentes, présentant chacune une complexité spatiale cumulative. Chaque sous-ensemble de données comprend à la fois un ensemble d'entraînement et un ensemble de tests, avec un nombre variable de moteurs dans chaque sous-ensemble. Chaque moteur subit des niveaux variables d'usure initiale considérés comme normaux. Deux paramètres opérationnels ont un impact significatif sur les performances du moteur. Au début de chaque série temporelle, le moteur fonctionne normalement mais finit par tomber en panne à la fin de la série. Dans l'ensemble d'entraînement, la défaillance augmente progressivement jusqu'à la défaillance du système[48], tandis que dans l'ensemble de tests, la série temporelle se termine avant la défaillance du système. À l'intérieur de chaque série temporelle, il y a 22 paramètres de capteurs et 2 paramètres supplémentaires indiquant l'état opérationnel du turboréacteur. Les données sont fournies sous forme de fichiers texte compressés, où chaque ligne représente un instantané des données capturées lors d'un cycle de fonctionnement unique, et chaque colonne représente une variable différente. Les contenus spécifiques sont détaillés dans la figure 5.2.

Sensor Number	Sensor Description	Units
1	T2 (Fan inlet temperature)	(°R)
2	T24 (LPC outlet temperature)	(°R)
3	T30 (HPC outlet temperature)	(°R)
4	P15 (LPT outlet temperature)	(°R)
5	P2 (Fan inlet Pressure)	(psia)
6	P15 (bypass-duct pressure)	(psia)
7	P30 (HPC outlet pressure)	(psia)
8	Nf (Physical fan speed)	(rpm)
9	Nc (Physical core speed)	(rpm)
10	epr (Engine pressure ratio (P50/P2))	---
11	Ps30 (HPC outlet Static pressure)	(psia)
12	phi (Ratio of fuel flow to Ps30)	(pps/psia)
13	NRf (Corrected fan speed)	(rpm)
14	NRc (Corrected core speed)	(rpm)
15	BPR (Bypass Ratio)	---
16	farB (Burner fuel-air ratio)	---
17	htBleed (Bleed Enthalpy)	---
18	Nf_dmd (Required fan speed)	(rpm)
19	PCNfR_dmd (Required fan conversion speed)	(rpm)
20	W31 (High-pressure turbines Cool air flow)	(lb/s)
21	W32 (Low-pressure turbines Cool air flow)	(lb/s)

FIG. 5.2 : Description des données des capteurs du moteur turboréacteur.

Dans notre cas, nous utilisons FD004 comme ensemble de données d'entraînement et de test pour implémenter les trois modèles choisis. Nous comparons nos résultats de prédiction avec les valeurs réelles provenant de l'ensemble de données 'RUL-FD004'.

5.2.2 Prétraitement des données

Préparation des données

Tout d'abord, nous améliorons nos données en ajoutant les noms des caractéristiques, car l'ensemble de données fourni par la NASA ne les inclut pas. Cette étape permet une compréhension et une analyse plus complètes des données.

```

1 columns = ['unit_number', 'time_in_cycles', 'setting_1',
2 'setting_2', 'TRA', 'T2', 'T24', 'T30',
3 'T50', 'P2', 'P15', 'P30', 'Nf', 'Nc', 'epr', 'Ps30',
4 'phi', 'NRf', 'NRc', 'BPR', 'farB', 'htBleed',
5 'Nf_dmd', 'PCNfR_dmd', 'W31', 'W32']
6
7 df_train.columns = columns
8 df_test.columns = columns

```

Listing 5.1 : Ajout des noms pour les caractéristiques

Ajout de la Durée de Vie Restante (Remaining Useful Life)

La durée de vie restante (Remaining Useful Life - RUL) représente la quantité de temps pendant laquelle une machine ou un actif est susceptible de fonctionner avant de nécessiter une réparation ou un remplacement. C'est un élément clé dans la maintenance prédictive et la gestion de la santé des systèmes. En estimant la RUL, les ingénieurs

peuvent planifier la maintenance, optimiser l'efficacité opérationnelle et éviter les temps d'arrêt imprévus.

Dans notre cas, nous utilisons la caractéristique "temps dans le cycle" qui représente le nombre de cycles restants dans le moteur. Nous transformons cette caractéristique en une caractéristique de "Durée de Vie Restante" (RUL).

En utilisant la fonction :

```
1 def add_remaining_useful_life(df):
2     grouped_by_unit = df.groupby(by='unit_number')
3     Max_cycle = grouped_by_unit['time_in_cycles'].max()
4     Result_frame = df.merge(max_cycle.to_frame(name='max_cycle'),
5                             left_on='unit_number',
6                             right_index=True)
7     # Calculate remaining useful life for each row
8     remaining_useful_life = result_frame["max_cycle"] - result_frame['
9     time_in_cycles']
10    result_frame["RUL"] = remaining_useful_life
11    # drop max_cycle as it's no longer needed
12    result_frame = result_frame.drop("max_cycle", axis=1)
13    return result_frame
```

Listing 5.2 : Ajout de la Durée de Vie Restante (Remaining Useful Life - RUL)

Mise à l'échelle des données (Scaling the data)

La mise à l'échelle des données signifie que nous transformons les données de manière à ce qu'elles s'inscrivent dans une plage spécifique, telle que 0-1 ou 0-100. Il existe différentes méthodes de mise à l'échelle des données, telles que la mise à l'échelle min-max, la standardisation ou la normalisation. Chaque méthode présente ses propres avantages et inconvénients en fonction du type et de la distribution des données. Par exemple, la mise à l'échelle min-max transforme les données de manière à ce qu'elles aient un minimum de 0 et un maximum de 1, tandis que la standardisation transforme les données de manière à ce qu'elles aient une moyenne de 0 et un écart-type de 1.

La formule est la suivante : $x_{\text{new}} = \sigma x_i - \mu$

où :

- x_{new} est la valeur standardisée.
- x_i est la valeur d'origine.
- σ est l'écart-type des données.
- μ est la moyenne des données.

La différence entre les capteurs et le moteur dans notre ensemble de données entraîne des résultats différents en termes de caractéristiques physiques. Afin d'améliorer la précision du modèle et la vitesse de convergence du modèle, les données d'état de surveillance d'origine sont traitées à l'aide de la méthode de standardisation.

```
1 # Scaling our data
2 # create scaler
3 scale = StandardScaler()
4 scale_y = StandardScaler()
5 # fit scaler on data
6 np_001_test = scale.fit_transform(df_train)
7 np_001_train = scale.fit_transform(df_test)
8 # np_001_RUL = scale.fit_transform(df_RUL1)
9 scaler_y = StandardScaler().fit(df[['RUL']])
```

Listing 5.3 : Mise à l'échelle de l'ensemble de données NASA

Suppression des caractéristiques qui ont une seule valeur :

En utilisant la fonction 'describe', nous pouvons identifier les colonnes qui contiennent une seule valeur. Ces colonnes peuvent être en toute sécurité supprimées de l'ensemble de données.

```
1 df_train.drop(columns=['Nf_dmd', 'PCNfR_dmd', 'P2', 'T2', 'TRA', 'farB', 'epr'],
2                 inplace=True)
3 df_test.drop(columns=['Nf_dmd', 'PCNfR_dmd', 'P2', 'T2', 'TRA', 'farB', 'epr'],
4               inplace=True)
```

Listing 5.4 : Suppression des colonnes non nécessaires

Visualisation des données

Pour déterminer les caractéristiques qui ont le plus d'influence sur la variable de sortie, il est conseillé de réaliser une visualisation des données. En visualisant les données, nous pouvons obtenir des informations sur les relations entre différentes caractéristiques et la variable de sortie, ce qui nous aide à identifier les caractéristiques les plus importantes.

Visualisation de toutes les données :

Pour obtenir une vue d'ensemble de toutes les caractéristiques de notre ensemble de données, nous pouvons utiliser la fonction 'sns.heatmap()'. Cette fonction génère une carte thermique qui nous permet de visualiser les relations entre les caractéristiques et d'obtenir des informations sur leurs interconnexions, C'est ce que montre la figure 5.3.



FIG. 5.3 : Vue d'ensemble des relations entre les caractéristiques.

Pour faciliter l'analyse individuelle des caractéristiques et permettre aux utilisateurs d'observer leur évolution, nous pouvons créer des graphiques pour chaque caractéristique. Voici quelques exemples de ces graphiques :

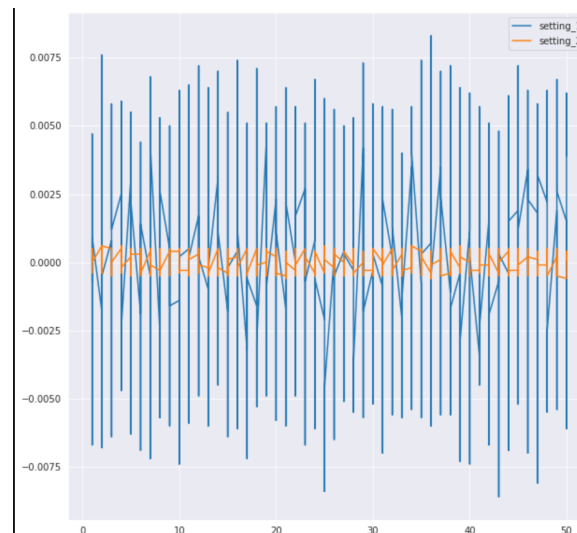


FIG. 5.4 : Relation entre le premier et le deuxième réglage.

Comme on peut le constater sur le graphique, il est évident que "setting1" a un impact plus important sur la défaillance du moteur par rapport à "setting2". Par conséquent, nous pouvons prendre une décision éclairée d'exclure la caractéristique "setting2" de notre ensemble de données d'entraînement, car elle semble avoir moins d'influence sur la variable de sortie.

Visualisation pour un cycle de défaillance d'un moteur :

Ensuite, nous avons effectué un zoom sur notre ensemble de données pour nous concentrer sur un seul cycle de défaillance du moteur, en utilisant cette fonction :

```
1 # Now let's Study the impact of our parameters on one failure cycle
2 first_cycle = df[df['unit_number'] == 1 ]
```

Listing 5.5 : Code pour se concentrer sur un seul cycle de défaillance du moteur

Cette vue réduite nous permet de mieux visualiser et analyser l'impact des caractéristiques sur le cycle de défaillance. En isolant les points de données pertinents, nous pouvons obtenir des informations approfondies sur les relations entre les caractéristiques et l'apparition de la défaillance du moteur dans ce cycle spécifique.

Voici quelques exemples de graphiques :

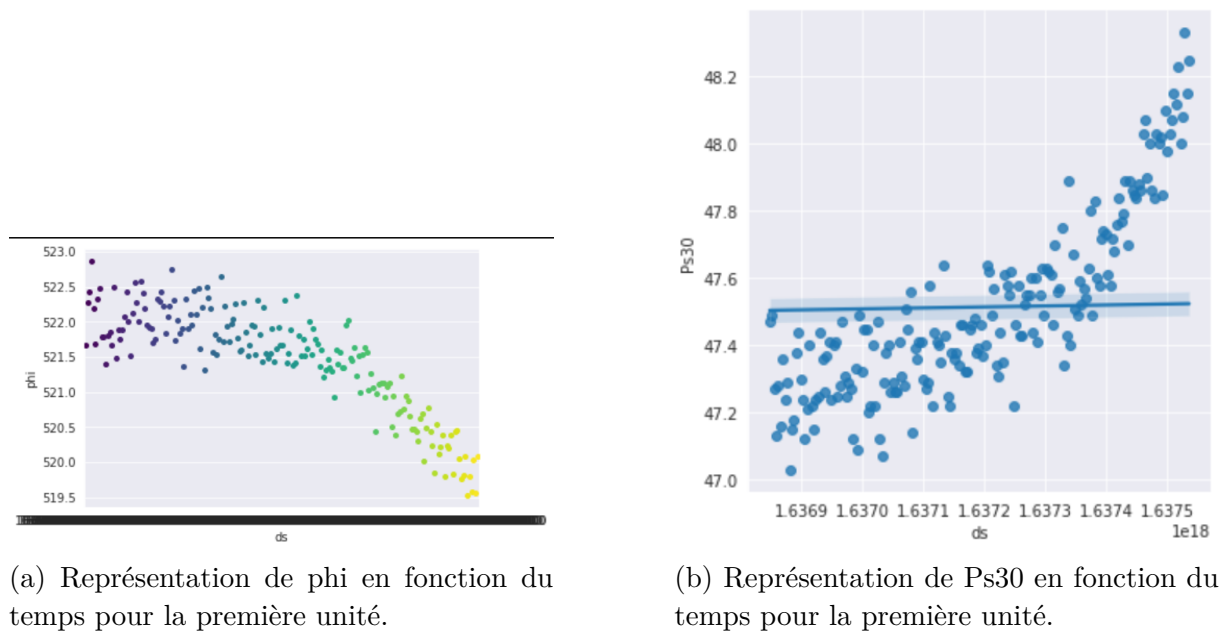
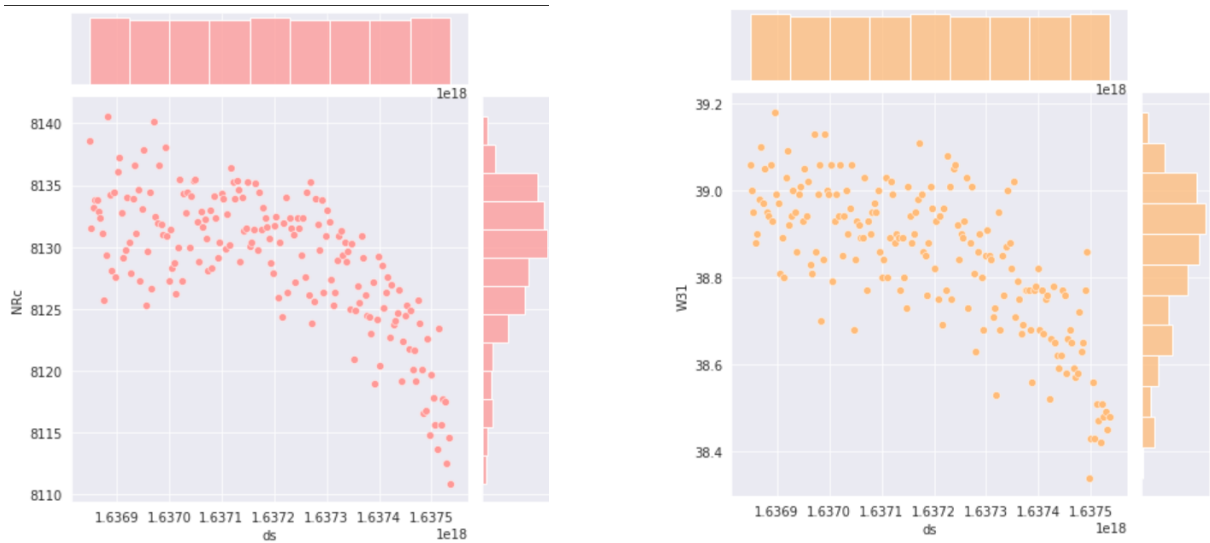


FIG. 5.5 : Le mouvement de Phi et Ps30

Comme observé dans les graphiques, le comportement des caractéristiques Phi, Ps30, NRc et W31 indique leur influence sur la défaillance du système. Pour Phi, NRc et W31, des valeurs décroissantes suggèrent une proximité de la défaillance, tandis que pour Ps30, des valeurs de pression croissantes indiquent une proximité croissante de la défaillance.

Enfin, pour finaliser cette partie, nous fournissons un aperçu complet du processus de sélection des caractéristiques en utilisant la fonction `'sns.pairplot()'` voir figure 5.7. Cette fonction génère une matrice de graphiques de dispersion qui visualise les relations entre toutes les paires de caractéristiques. Elle offre une vue d'ensemble complète des interactions entre les caractéristiques et aide à prendre des décisions éclairées concernant la sélection finale des caractéristiques pour notre analyse.

Comme observé dans le graphique pairplot, toutes les caractéristiques sélectionnées présentent une évolution linéaire (croissante ou décroissante) au fil du temps ('ds'). Sur la base de cette analyse, nous avons filtré les caractéristiques qui n'ont pas démontré un impact significatif sur la défaillance du système, en particulier la colonne de durée de vie restante.



(a) Représentation de NRC en fonction du temps pour la première unité.

(b) Représentation de W31 en fonction du temps pour la première unité.

FIG. 5.6 : Le mouvement de NRC et W31

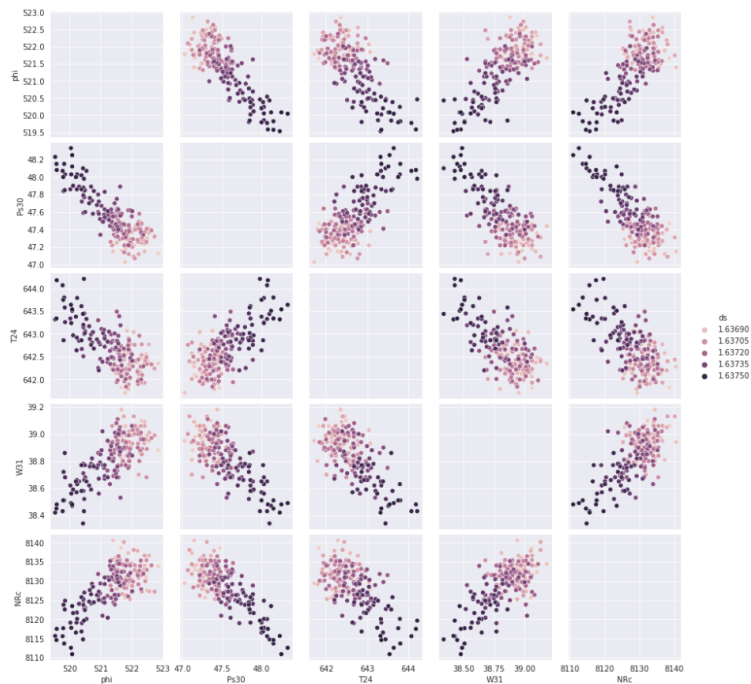


FIG. 5.7 : Aperçu des caractéristiques sélectionnées.

Sélection des caractéristiques

Sur la base de l'analyse des graphiques ci-dessus, nous avons identifié les caractéristiques qui ont le plus d'influence sur le cycle de défaillance des moteurs. Par conséquent, nous avons sélectionné les caractéristiques suivantes : ['NRC', 'phi', 'Ps30', 'T50', 'T30', 'T24', 'NRF', 'NRC', 'W31']. Ces caractéristiques sélectionnées seront utilisées pour entraîner et tester nos modèles d'intelligence artificielle, car elles ont démontré une influence significative sur la prédiction de la défaillance du moteur.

5.2.3 Implémentation des modèles

Modèle Facebook Prophet avec uniquement la caractéristique du cycle de défaillance

L'algorithme Prophet développé par Facebook permet des prévisions en utilisant deux caractéristiques : la date-heure ('ds') et la variable de sortie (RUL). En utilisant ces deux colonnes, le modèle Prophet génère des prédictions précises basées sur des séries temporelles.

Donc, tout d'abord, nous préparons les données :

```

1 # Prepare the data that we will training with it our model
2 df = df_train[["ds", "RUL"]]
3 df.rename(columns={RUL : 'y'}, inplace=True)
4 # Now let's train our Prophet model
5 m = Prophet(seasonality_mode='multiplicative')
6 m.fit(df)
7 future = m.make_future_dataframe(periods=365)
8 forecast = m.predict(future)
9 plot_plotly(m ,forecast)

```

Listing 5.6 : Entraînement du modèle Prophet

Dans le code 'Listing 5.6', nous renommons d'abord les colonnes de l'ensemble de données pour correspondre aux noms de colonnes attendus par l'algorithme Prophet. Ensuite, nous créons une instance du modèle Prophet et l'ajustons avec les données d'entraînement. Ensuite, nous utilisons le modèle entraîné pour effectuer des prévisions futures en créant un dataframe avec des dates futures. Enfin, nous visualisons les résultats prévus à l'aide de la fonction de tracé fournie par la bibliothèque Prophet.

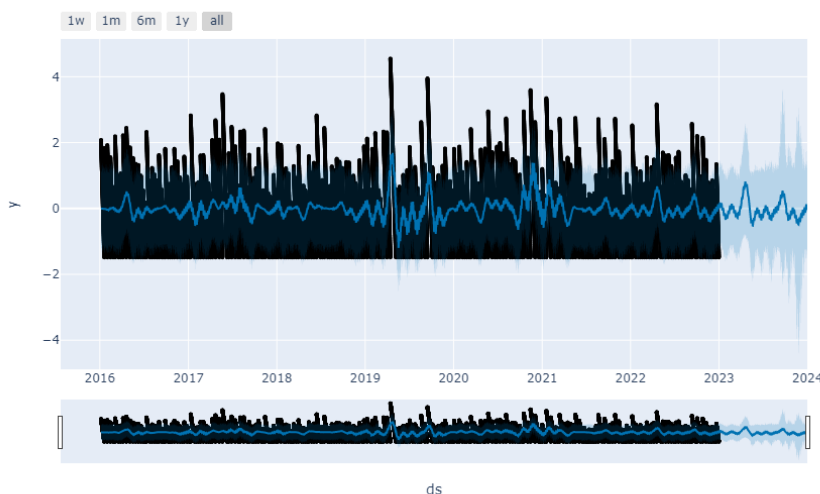


FIG. 5.8 : Prédiction avec Prophet en utilisant uniquement la caractéristique du cycle de défaillance.

La fonction 'plot-components' génère des graphiques individuels (voire la figure 5.9) pour

chaque composant des résultats prévus. Ces graphiques fournissent des informations sur différents aspects de la variable prévue, tels que la tendance, la saisonnalité et tout autre régresseur spécifié. La composante de tendance représente la direction générale de la série

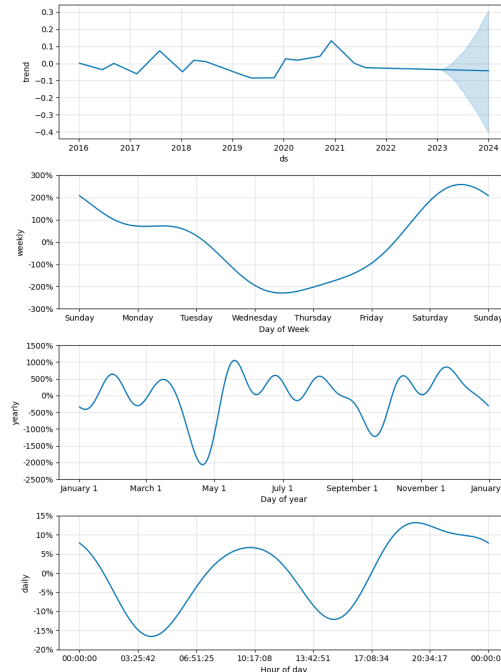


FIG. 5.9 : Aperçu de la relation entre les caractéristiques.

chronologique. Elle permet d'identifier les tendances à long terme ou les changements dans les données. La composante de saisonnalité capture les motifs répétitifs qui se produisent à des intervalles fixes, tels que des motifs quotidiens, hebdomadaires ou annuels. Elle permet d'observer les tendances récurrentes au sein des données.

Modèle Prophet avec plusieurs caractéristiques

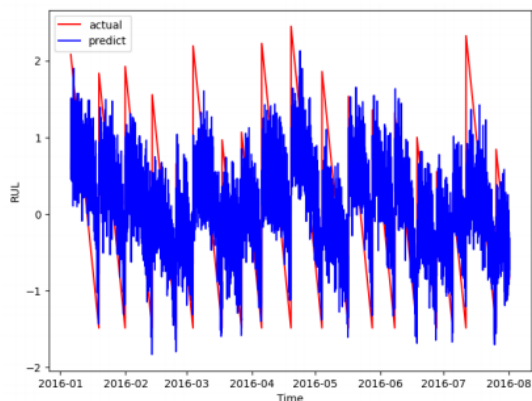
Ensuite, nous créons un nouveau modèle Prophet, mais cette fois-ci, nous l'ajustons avec toutes les caractéristiques que nous avons sélectionnées lors de l'étape de prétraitement.

```
1 model = Prophet(interval_width = 0.9)
2 model.add_regressor('phi', standardize = False)
3 model.add_regressor('Ps30', standardize = False)
4 model.add_regressor('T50', standardize = False)
5 model.add_regressor('T30', standardize = False)
6 model.add_regressor('T24', standardize = False)
7 model.add_regressor('NRf', standardize = False)
8 model.add_regressor('NRc', standardize = False)
9 model.add_regressor('W31', standardize = False)
10 model.fit(df_train)
```

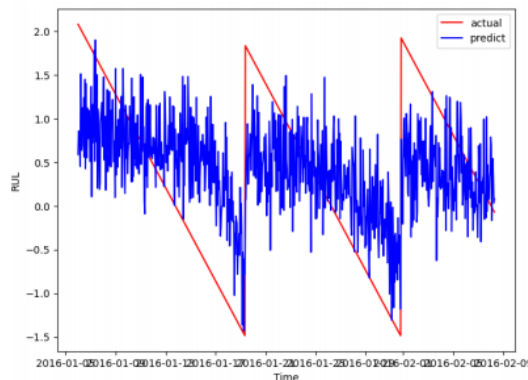
Listing 5.7 : Training Prophet model with the selected features

Nous ajoutons les caractéristiques sélectionnées en tant que régresseurs au modèle Prophet en utilisant la méthode `add-regressor`. Ensuite, nous ajustons le modèle avec les données d'entraînement. Lorsque nous effectuons des prévisions, nous fournissons les données de test pour les caractéristiques sélectionnées dans le dataframe futur. Enfin, nous visualisons les résultats prévus à l'aide de la fonction `plt.plot` fournie par la bibliothèque Matplotlib.

Et voici les résultats du modèle Prophet :



(a) Prédiction du modèle Prophet en utilisant les caractéristiques sélectionnées.



(b) Prédiction du modèle Prophet en utilisant les caractéristiques sélectionnées (zoomée).

Modèle Prophet pour une RUL unique

En utilisant les données des moteurs turbofan de la NASA, nous disposons d'un ensemble d'entraînement avec des variables opérationnelles et la durée de vie utile restante. La NASA fournit également un ensemble de test avec des données avant défaillance et la durée de vie utile réelle. En utilisant notre modèle entraîné, nous pouvons prédire la durée de vie utile restante des moteurs dans l'ensemble de test. En appliquant des opérations de regroupement et de moyenne, nous obtenons la durée de vie utile prévue moyenne pour chaque moteur (Voir Listing 5.8).

```
1 # Make the forecasting of the test dataset using the model trained
2 forecast_test = model.predict(df_test)
3 forecast_test = forecast_test[['ds', 'yhat']]
4 # groupby the results to get RUL unique for each engine (unit)
5 Final_test = final_test.groupby('unit_number').mean().reset_index()
```

Listing 5.8 : Prédire la durée de vie utile restante à l'aide du modèle Prophet - RUL

La fonction `mean` est utilisée pour obtenir une estimation équilibrée de la durée de vie utile restante (RUL) attendue pour chaque moteur, en prenant en compte toutes les prédictions. Cette approche permet d'évaluer les performances globales des moteurs et de mesurer leur santé en fonction des valeurs prédites de RUL. Comparée à d'autres mesures résumées telles que la médiane, le maximum, le minimum ou le mode, la fonction

”mean” offre une représentation plus complète de la RUL moyenne et capture efficacement la tendance générale. Une fois les prédictions regroupées, elles sont comparées aux véritables valeurs de RUL des données RUL-FD004, permettant ainsi d’évaluer la précision du modèle.

```
1 # Scaling back the results
2 y_inverse = scaler.inverse_transform(df_final_test[['yhat']])
3 y_inverse = pd.DataFrame(y_inverse)
4 y_inverse.columns = ['RUL_predicted_invers']
5 # Merge the scaled results with the real RUL
6 df_final_test = pd.concat((df_final_test, y_inverse), axis = 1)
7 df_final_test
```

Listing 5.9 : Réajustement des résultats et fusion avec les données réelles.

Et voici les résultats pour 50 moteurs (unités) :

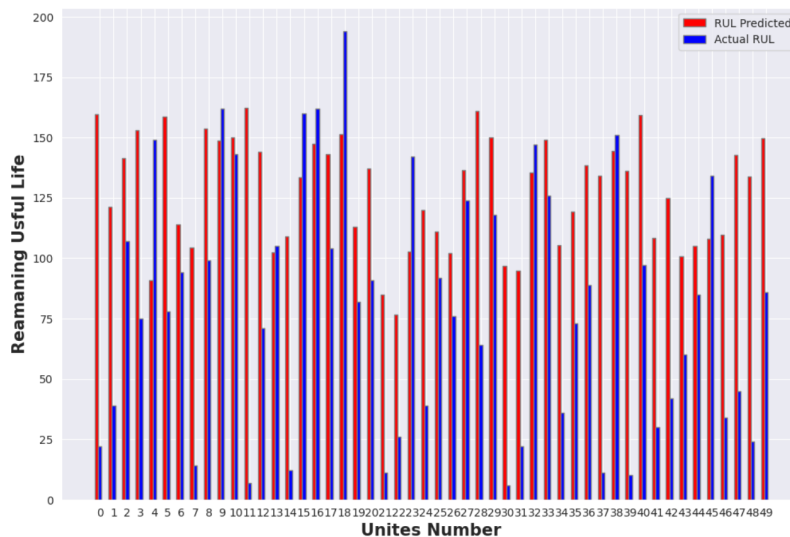


FIG. 5.10 : Prédiction de la RUL (Remaining Useful Life) en utilisant le modèle Prophet.

Dans ce graphique, nous comparons les valeurs réelles de la durée de vie utile restante (RUL) pour les 50 premiers moteurs du jeu de données de la NASA avec les valeurs de RUL prédites par notre modèle pour chaque moteur individuel, ce qui permet une meilleure observation et analyse.

Modèle LSTM avec uniquement la caractéristique du cycle de défaillance :

Dans cette section, nous utilisons l’algorithme LSTM pour améliorer notre modèle et effectuer la même tâche. Voici les résultats obtenus en ajustant le modèle LSTM en n’utilisant qu’une seule caractéristique.

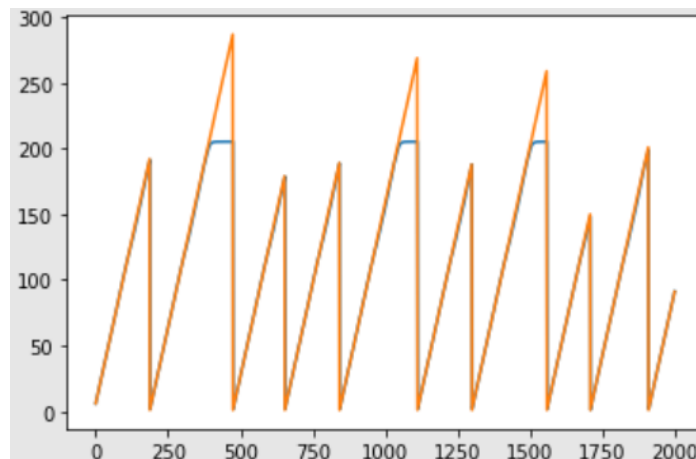


FIG. 5.11 : Prédiction avec le modèle LSTM en utilisant uniquement la caractéristique du cycle de défaillance.

Comme observé, le modèle présente d'excellentes performances lorsqu'il utilise une seule caractéristique, en particulier la colonne "cycle temporel". Maintenant, explorons comment l'algorithme se comporte lorsque plusieurs caractéristiques sont sélectionnées.

LSTM pour toutes les caractéristiques sélectionnées :

Pour commencer, nous importons la bibliothèque 'tensorflow', qui inclut l'algorithme LSTM. Ensuite, nous initialisons le modèle en précisant que nous travaillerons avec neuf caractéristiques sélectionnées et en attendons une seule variable de sortie.

```
1 # Make our LSTM model
2 from tensorflow.keras.models import Sequential
3 from tensorflow.keras.layers import *
4 model = Sequential()
5 model.add(InputLayer((9, 1)))
6 model.add(LSTM(64))
7 model.summary()
```

Listing 5.10 : Préparer le modèle LSTM

Après avoir initialisé le modèle, nous pouvons procéder à l'ajout de couches. Dans l'extrait de code donné, deux couches sont ajoutées au modèle.

Ainsi, ces deux lignes de code ajoutent des couches au modèle, l'aidant à apprendre et à effectuer des prédictions en fonction des données fournies "Listing 5.11".

```
1 # to get best results, and optimize the loses values
2 cp1 = ModelCheckpoint('model2', save_best_only=True)
3 model1.compile(loss=MeanSquaredError(), optimizer=Adam(learning_rate
4                 =0.0001), metrics=[RootMeanSquaredError()])
5 # fitting our model
6 model1.fit(X_train, y_train, epochs=30, callbacks=[cp1])
```

Listing 5.11 : Ajustement et entraînement du modèle

Ensuite, nous effectuons la prédiction :

```
1 # Making prediction and load him into a dataframe contain the model
  prediction and the actual values
2 train_predictions = model1.predict(X_train).flatten()
3 train_results= pd.DataFrame(data={'Train Predictions' :train_predictions, '
  Actuals' :y_train})
```

Listing 5.12 : Make prediction using the LSTM model

Et voici le résultat que nous avons obtenu :

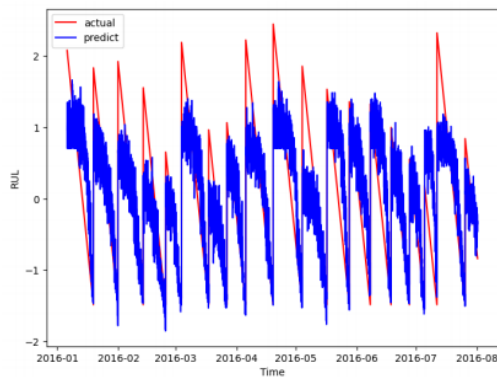


FIG. 5.12 : Prédiction du modèle LSTM en utilisant les caractéristiques sélectionnées.

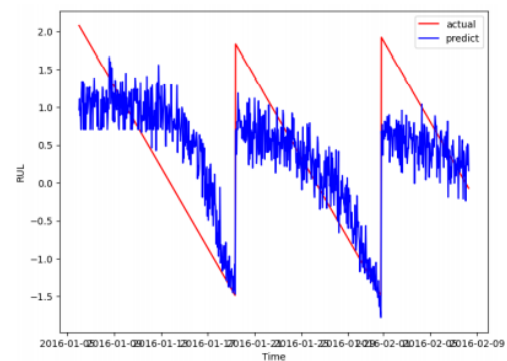


FIG. 5.13 : Prédiction du modèle Prophet en utilisant les caractéristiques sélectionnées (zoomée).

Les valeurs en bleu représentent les prédictions de RUL générées par notre modèle, tandis que les valeurs en rouge indiquent les valeurs réelles de RUL. Comme on peut l'observer, les valeurs prédites correspondent étroitement aux valeurs réelles, ce qui indique que notre modèle est performant pour estimer avec précision la durée de vie utile restante.

LSTM Model for unique RUL

Les prédictions du modèle LSTM pour la durée de vie restante (RUL) unique de chaque moteur sont les suivantes :

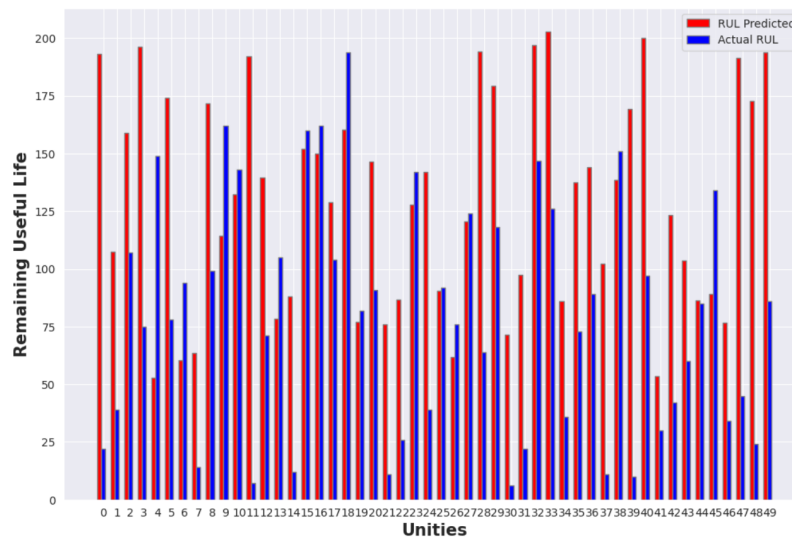


FIG. 5.12 : Prédiction de la RUL (Remaining Useful Life) en utilisant le modèle LSTM.

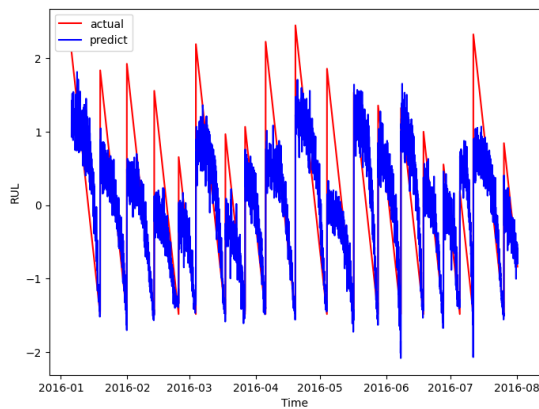
Support Vector Regression (SVR) avec toutes les fonctionnalités sélectionnées :

Dans cette section, nous utilisons l'algorithme de régression par vecteurs de support (SVR).

```
1 # Create a support vector regression (SVR) model with a radial basis
  function (RBF) kernel
2 clf = SVR(kernel='rbf', C=1e3, gamma=0.1)
3
4 # Train the model on the training data
5 clf.fit(X_train, y_train)
```

Listing 5.13 : Préparation du modèle de régression par vecteurs de support (SVR) :

Dans ce code (Listing 5.14), un modèle de régression par vecteurs de support (SVR) est créé avec un noyau de fonction à base radiale (RBF) pour capturer des relations non linéaires. Le modèle est configuré avec une forte régularisation 10^3 et une valeur gamma de 0.1. La fonction fit est utilisée pour entraîner le modèle sur les données d'entraînement (X-train et y-train). Ensuite, le modèle est utilisé pour effectuer des prédictions.



(a) Prédiction du modèle SVR en utilisant les caractéristiques sélectionnées.



(b) Prédiction du modèle SVR en utilisant les caractéristiques sélectionnées (zoomée).

FIG. 5.13 : Les prédiction du modèle SVR

Comme on peut l'observer dans les résultats, les prédictions réalisées par le modèle SVR démontrent une précision remarquable, avec des valeurs prédites correspondant étroitement aux valeurs réelles. De plus, le modèle SVR identifie avec succès les points critiques où le système est susceptible de rencontrer une défaillance.

Régression par vecteurs de support (SVR) pour la durée de vie restante (RUL) unique :

Nous utilisons le modèle SVR précédemment entraîné pour prédire la durée de vie restante (RUL) unique pour chaque moteur. Et voici les résultats obtenus :

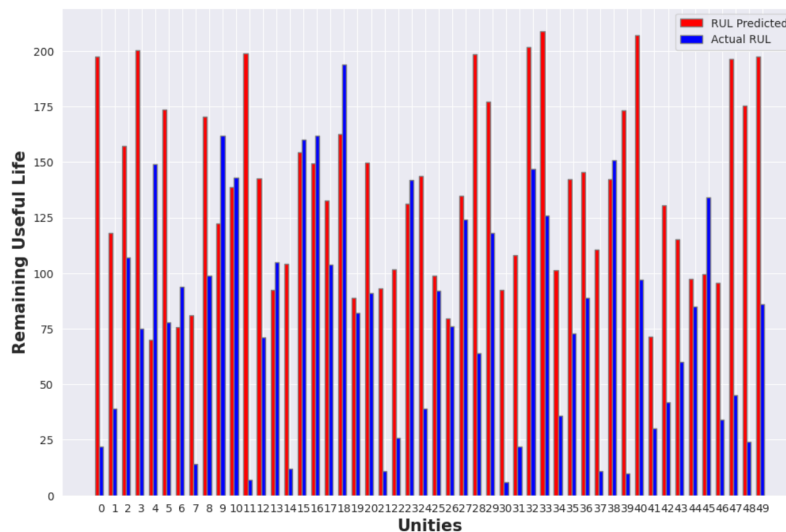


FIG. 5.14 : Prédiction de la RUL (Remaining Useful Life) en utilisant le modèle SVR.

5.3 SONATRACH Dataset

5.3.1 Prétraitement des données

Nettoyage des données

Comme mentionné dans la section précédente, le jeu de données SONATRACH est organisé sur une base mensuelle, avec des données collectées et enregistrées chaque mois. Pour consolider les données, nous lisons les ensembles de données mensuels et les fusionnons en un seul ensemble de données à l'aide de la fonction (Voir Listing 5.14) :

```
1 df = pd.concat([df_Jan, df_Feb, df_Mar, df_Avr, df_May, df_Jun, df_Jul,
df_Aug, df_Sep, df_Oct, df_Nov, df_Dec], ignore_index=True, sort=False).
reset_index()
```

Listing 5.14 : Lire tous les sous-ensembles

Ensuite, nous utilisons la fonction 'df.info()' pour examiner la présence de données manquantes (valeurs NAN) dans chaque colonne de l'ensemble de données. Et les résultats sont affichés :

#	Column	Non-Null	Count	Dtype
0	Date	313920	non-null	object
1	Time	313920	non-null	object
2	TI17179.PV	313175	non-null	float64
3	TI17180.PV	313175	non-null	float64
4	TI17182A.PV	313175	non-null	float64
5	TI17182B.PV	313175	non-null	float64
6	TI17182C.PV	313175	non-null	float64
7	TI17182D.PV	313175	non-null	float64
8	TI17182E.PV	313175	non-null	float64
9	TI17182F.PV	313175	non-null	float64
10	TI17181.PV	313175	non-null	float64
11	TI17183.PV	313175	non-null	float64
12	II13338.PV	313175	non-null	float64
13	JII13418.PV	306221	non-null	float64
14	PI16461.PV	97897	non-null	float64
15	FC14103.PV	0	non-null	float64
16	FC14104.PV	0	non-null	float64

FIG. 5.15 : Localisation des données manquants.

Après avoir examiné les résultats, certaines colonnes sont vides ou contiennent un grand nombre de valeurs manquantes (NAN). Nous supprimons les colonnes vides et remplaçons les données manquantes dans la colonne restante en utilisant la fonction 'mode'. Nous avons choisi d'utiliser le mode comme statistique récapitulative en fonction des informations fournies par l'ingénieur de SONATRACH. Les données manquantes dans la fonction 'PI16461.PV' indiquent des valeurs basses, confirmées par la comparaison entre la moyenne (1027,14), le mode (-7,56) et la médiane (-7,56). Ainsi, nous avons sélectionné le mode (-7,56) comme représentation la plus logique selon l'ingénieur et les données disponibles.

Création de la colonne "Remaining Useful Life" (RUL)

Pour calculer la durée de vie restante (RUL) dans l'ensemble de données de SONATRACH, nous devons ajouter une colonne qui représente le temps du cycle de défaillance. Cependant, il n'y a pas de colonne spécifique dans l'ensemble de données qui indique directement le temps du cycle de défaillance. Heureusement, nous avons des informations indiquant que si le capteur 'II13338.PV' est inférieur ou égal à 40, cela indique que le système est dans un état de défaillance.

Pour remédier à cela, nous pouvons créer une fonction qui examine la valeur du capteur 'II13338.PV' et renvoie une liste de 0 et de 1. Une valeur de 0 signifie que le système est en état de défaillance, tandis qu'une valeur de 1 indique que le système fonctionne normalement. Cette colonne supplémentaire nous permettra de calculer la RUL dans les étapes suivantes (Listing 5.15).

```
1 def II13338_transform(df) :
2     II13338 = []
3     for i in df :
4         if i > 40 :
5             x = 1
6             II13338.append(x)
7         else :
8             x = 0
9             II13338.append(x)
10 II13338_transform(df['II13338.PV'])
```

Listing 5.15 : Transformation de 'II13338' pour obtenir la RUL

Après avoir créé la liste indiquant l'état de défaillance (0) et l'état de fonctionnement (1) du système, nous ajoutons cette liste en tant que nouvelle colonne à notre ensemble de données. Ensuite, nous supprimons toutes les lignes correspondant à l'état de défaillance du système. Cela nous laisse avec un ensemble de données ne contenant que les états de fonctionnement.

Pour calculer la durée de vie restante (RUL), nous utilisons cette liste. Nous créons une fonction qui compte les occurrences consécutives de l'état de fonctionnement du système (1) et réinitialise le compteur chaque fois qu'un état de défaillance (0) est détecté. Enfin, nous supprimons les occurrences de 0 de la liste, car elles représentent l'état de défaillance.

En effectuant ces étapes, nous pouvons préparer efficacement l'ensemble de données pour le calcul et l'analyse de la durée de vie restante (RUL).

```
1 def count_successive_ones(list_values) :
2     count_list = []
3     count = 0
4     while True :
5         if list_values and list_values[0] == 1 :
6             count += 1
7             count_list.append(count)
8             list_values.pop(0)
9         else :
10            if list_values and list_values[0] == 0 :
11                list_values.pop(0)
```

```
12     count = 0
13     else :
14         break
15     return count_list
```

Listing 5.16 : Calcul de la durée de vie restante en utilisant la transformation de 'II13338' :

Et voici notre RUL (durée de vie restante) present dans la figure 5.2:

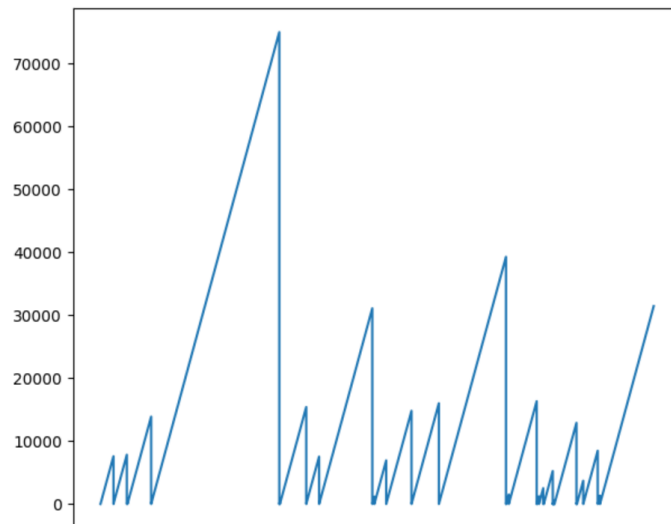
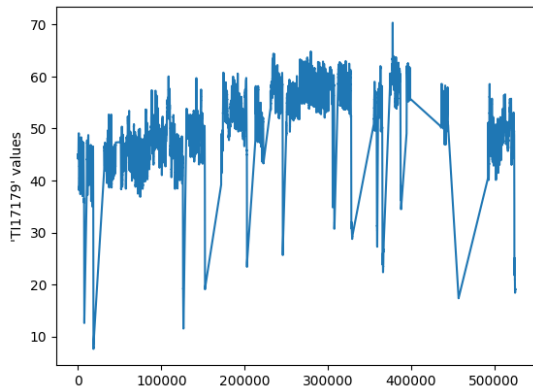


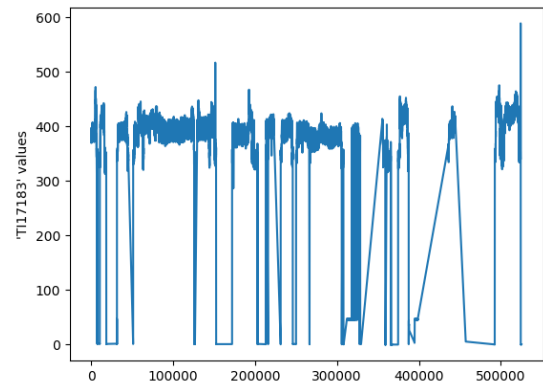
FIG. 5.16 : RUL du système SONATRACH.

Visualisation des données

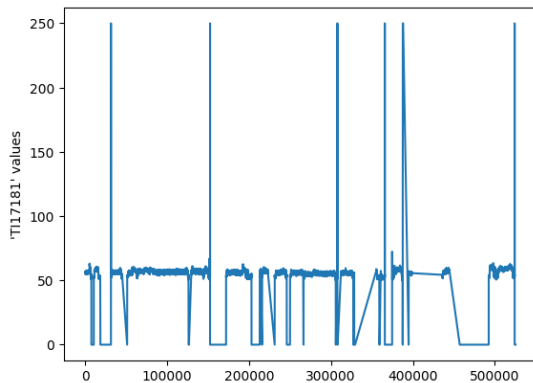
Pour garantir une sélection appropriée des fonctionnalités, nous utilisons des techniques de visualisation des données pour analyser chaque fonctionnalité. Cela implique de créer des représentations visuelles, telles que des graphiques ou des diagrammes, pour comprendre la distribution, les motifs et les relations des différentes fonctionnalités. En explorant visuellement les données, nous pouvons prendre des décisions éclairées concernant la sélection des fonctionnalités et identifier les tendances ou corrélations remarquables qui peuvent exister dans l'ensemble de données. Voici les graphiques que nous avons générés pour chaque fonctionnalité (Voir figures 5.21, 5.22 et 5.23) :



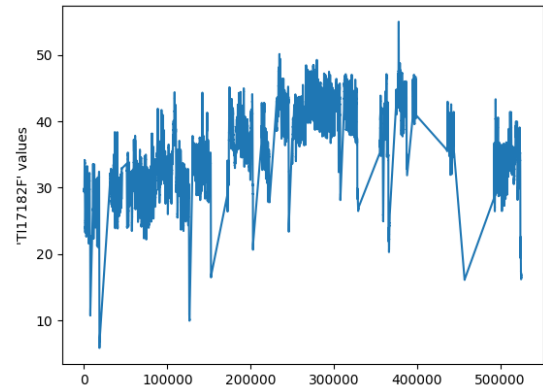
(a) Les valeurs de la colonne "TI17179.PV" en fonction du temps.



(b) Les valeurs de la colonne "TI17183.PV" en fonction du temps.



(a) Les valeurs de la colonne "TI17181.PV" en fonction du temps.



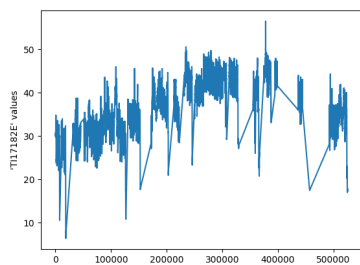
(b) Les valeurs de la colonne "TI17182F.PV" en fonction du temps.

D'après l'observation des graphiques, nous pouvons conclure que les fonctionnalités 'TI17183.PV', 'TI17181.PV' et 'PI16461.PV' ne semblent pas avoir une influence significative sur la colonne de défaillance. Par conséquent, nous décidons de ne pas les inclure dans nos modèles.

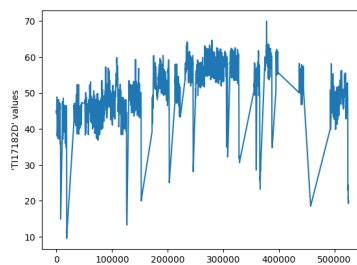
De plus, nous remarquons que les fonctionnalités 'TI17182A.PV', 'TI17182B.PV', 'TI17182C.PV', 'TI17182D.PV', 'TI17182E.PV' et 'TI17182F.PV' présentent le même mouvement ou le même motif. Par conséquent, nous choisissons d'inclure uniquement une fonctionnalité de ce groupe, plutôt que toutes, afin d'éviter la redondance dans nos modèles.

Sélection des fonctionnalités

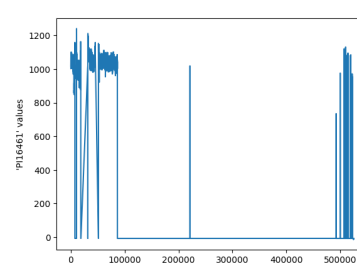
En se basant sur l'analyse précédente, nous avons sélectionné les fonctionnalités suivantes pour nos prochaines étapes : 'TI17180.PV', 'TI17182A.PV', 'TI17183.PV' et 'TI17179.PV'. Ces fonctionnalités seront utilisées dans les étapes ultérieures de notre analyse. Passons aux étapes suivantes en conséquence.



(a) Les valeurs de la colonne "TI17182E.PV" en fonction du temps.



(b) Les valeurs de la colonne "TI17182D.PV" en fonction du temps.



(c) Les valeurs de la colonne "PI16461.PV" en fonction du temps.

Fractionnement des données

Étant donné que l'ensemble de données SONATRACH ne fournit pas d'ensembles de données d'entraînement et de test prédéfinis, nous allons diviser l'ensemble de données nous-mêmes en utilisant la méthode de division. Dans notre cas, nous allons allouer 80% de l'ensemble de données comme ensemble de données d'entraînement et les 20% restants comme ensemble de données de test. Cette division nous permet de former nos modèles sur la majorité des données et d'évaluer leurs performances sur des données inconnues lors des tests (Voir Listing 5.17).

```
1 # Calculate the number of rows for training and testing
2 train_size = int(len(df) * 0.8)
3 test_size = len(df) - train_size
4 # Split the data into training and test sets
5 train = df[:train_size].reset_index()
6 test = df[train_size:].reset_index()
```

Listing 5.17 : Diviser nos données en ensembles d'entraînement et de test :

Mise à l'échelle des données

Pour améliorer l'entraînement des modèles, nous mettons à l'échelle les données en utilisant la standardisation. C'est essentiel, surtout pour les algorithmes comme le SVR, lorsque les valeurs varient considérablement. L'entraînement sans mise à l'échelle a pris trop de temps sans progrès significatif, donc nous avons arrêté le processus.

5.3.2 Développer les modèles et obtenir les résultats

Modèle Prophet

Pour utiliser le modèle Prophet, nous devons renommer les colonnes DateTime et Remaining Useful Life en 'ds' et 'y', respectivement. Cela garantit que les données sont formatées correctement pour le modèle. Ensuite, nous entraînons le modèle en utilisant l'ensemble de données d'entraînement pour prédire la durée de vie restante en se basant sur les motifs et les tendances identifiés. Le même code utilisé pour l'ensemble de données NASA est appliqué ici.

Après l'entraînement du modèle Prophet sur l'ensemble de données d'entraînement, nous utilisons la fonction 'predict' pour générer des prédictions à la fois pour l'ensemble d'entraînement et l'ensemble de test. Cela nous permet d'évaluer les performances et la précision du modèle en comparant les prédictions avec les valeurs réelles dans les deux ensembles de données.

```
1 # Prediction for the train dataset
2 forecast_train = model.predict(df_train)
3 forecast_train = forecast_train[['ds', 'yhat']]
4 # Prediction for the test dataset
5 forecast_test = model.predict(df_test)
6 forecast_test = forecast_test[['ds', 'yhat']]
```

Listing 5.18 : Faire les prédictions pour l'ensemble de données d'entraînement et l'ensemble de données de test

La figure 5.25 montre les résultats obtenus à partir des prédictions par le modèle Prophet :

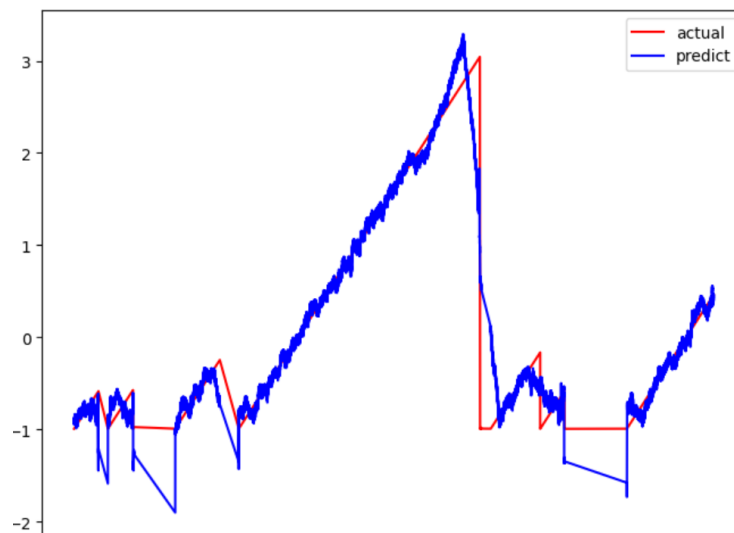


FIG. 5.20 : Prédiction du modèle Prophet en utilisant les caractéristiques sélectionnées.

Modèle Prophet pour la durée de vie restante unique :

Après l'application du modèle Prophet à l'ensemble de données de test, nous avons estimé que le système avait une durée de vie restante (RUL) d'environ 39.174 cycles de temps avant de tomber en panne. Cette estimation correspond à environ 39 jours et 1 heure. Cependant, il est important de noter que ces prédictions sont basées sur l'analyse des données disponibles et peuvent être sujettes à des incertitudes. Divers facteurs peuvent influencer le temps réel jusqu'à la panne du système, il est donc préférable de considérer ces estimations comme indicatives plutôt que précises.

Modèle LSTM :

Ensuite, nous avons implémenté le modèle LSTM et obtenu les résultats suivants : La figure 5.25 représente les résultats obtenus à partir des prédictions du modèle LSTM :

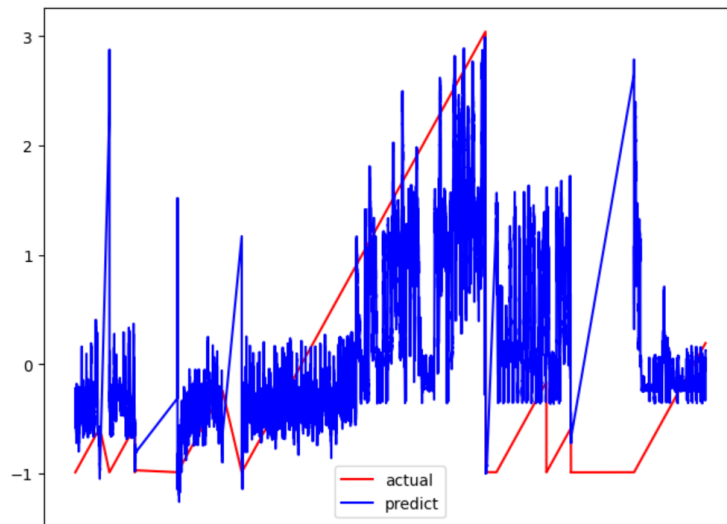


FIG. 5.21 : Prédiction du modèle LSTM en utilisant les caractéristiques sélectionnées.

Modèle LSTM pour la durée de vie restante unique :

Le modèle LSTM prédit que le système a environ 52.165 cycles de temps restants jusqu'à la défaillance, ce qui équivaut à environ un mois, 22 jours et 1 heure dans notre unité de temps. Cependant, il est important de noter que ces estimations sont basées sur les données disponibles et les hypothèses du modèle. Le temps réel jusqu'à la défaillance du système peut varier en fonction de différents facteurs et conditions. Par conséquent, il est recommandé de considérer ces prédictions comme des approximations plutôt que des prévisions précises.

Modèle de régression par vecteurs de support (SVR) :

Voici les résultats obtenus à partir des prédictions du modèle SVR :

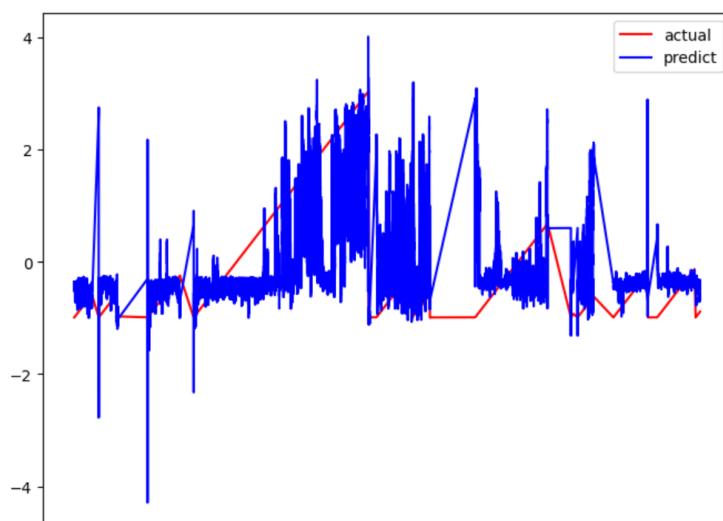


FIG. 5.22 : Prédiction du modèle SVR en utilisant les caractéristiques sélectionnées.

Modèle de régression par vecteurs de support (SVR) pour la durée de vie restante unique (RUL) :

Le modèle SVR prédit une durée de vie restante (RUL) d'environ 51.015 cycles de temps, ce qui correspond à environ un mois, 23 jours et une heure. Cette prédiction présente une ressemblance étroite avec la prévision du modèle LSTM, ce qui est assez remarquable. La similitude entre ces deux prédictions met en évidence la cohérence et la précision de nos modèles dans l'estimation de la durée de vie restante des moteurs.

5.4 Comparaison des résultats :

Dans cette section, nous présenterons les erreurs des prédictions faites par tous les modèles. Nous diviserons cette section en deux parties : une partie pour les prédictions faites sur l'ensemble de données NASA et l'autre partie pour les prédictions faites sur l'ensemble de données SONATRACH. Nous avons développé une fonction pour évaluer les prédictions faites par nos modèles. Cette fonction calcule plusieurs métriques d'évaluation, notamment le carré moyen des erreurs (MSE), l'écart quadratique moyen (RMSE) et le coefficient de détermination (R^2) pour chaque prédiction. En utilisant ces métriques, nous pouvons évaluer la précision et les performances des prédictions de nos modèles.

Et voici la fonction :

```

1 def evaluate(y_true, y_hat, label='test') :
2     mse = mean_squared_error(y_true, y_hat)
3     rmse = np.sqrt(mse)
4     variance = r2_score(y_true, y_hat)
5     print('{} set RMSE : {}, R2 : {}'.format(label, rmse, variance))
6     return mse, rmse, variance

```

Listing 5.19 : Fonction d'évaluation :

Examinons maintenant les erreurs rencontrées pour chaque modèle.

5.4.1 NASA Dataset :

Tableau 5.27 ci-dessous présente les erreurs générées par les prédictions des modèles sur l'ensemble de données NASA : Après avoir examiné le tableau, il devient évident que

	Prediction type	MSE	RMSE	R ²
Prophet Model	Prophet Model with only the failure cycle feature	0.915	0.956	0.084
	Prophet Model with Multiple features	0.693	0.833	0.305
	Prophet Model for Unique RUL	0.956	0.978	0.224
LSTM Model	LSTM Model with only the failure cycle feature	0.0026	0.051	0.828
	LSTM for all the features selected :	0.203	0.451	0.607
	LSTM Model for unique RUL	0.218	0.467	0.510
SVR Model	Support Vector Regression (SVR) with all the features selection	0.198	0.445	0.618
	Support Vector Regression (SVR) for Unique RUL	0.090	0.301	0.436

FIG. 5.23 : Comparaison entre les different erreurs de chaque modèle pour la base de données de NASA.

le modèle LSTM surpasse les autres modèles en termes de prédiction lorsqu'uniquement la colonne RUL est utilisée pour l'entraînement. Cependant, lors de l'utilisation de toutes les fonctionnalités sélectionnées pour l'entraînement et la prédiction du RUL unique, le modèle SVR présente des performances supérieures.

5.4.2 SONATRACH Dataset :

La table ci-dessous présente les erreurs générées par les prédictions des modèles sur l'ensemble de données SONATRACH Skikda :

	MSE	RMSE	R ²
Prophet Model	0.074	0.272	0.845
LSTM Model	0.832	0.912	0.122
SVR Model	0.714	0.845	0.134

FIG. 5.24 : Comparaison entre les different erreurs de chaque modèle pour la base de données de SONATRACH.

Lors de l'analyse du jeu de données SONATRACH, le modèle Prophet s'est avéré per-

formant par rapport aux autres modèles. Cependant, l'évaluation directe de l'exactitude des prédictions de la durée de vie utile restante (RUL) est impossible car les valeurs réelles de la RUL ne sont pas disponibles. Pour évaluer les modèles, on peut se baser sur des mesures internes telles que l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le coefficient de détermination (R^2). Ces mesures permettent d'apprécier l'ajustement des modèles aux données d'entraînement et de les comparer entre eux. Malgré l'absence de validation directe des prédictions de la RUL, on peut considérer ces mesures pour évaluer la performance relative et la pertinence des modèles dans le contexte du jeu de données et du domaine d'étude.

5.5 Développement de l'application

5.5.1 Introduction

Pour développer notre application front-end, nous avons utilisé le framework Flutter, qui offre une interface utilisateur conviviale et permet la création d'applications multiplateformes. Nous avons connecté notre application au back-end développé en Python via une API.

Flutter offre une expérience native sur diverses plateformes et utilise le langage de programmation Dart. Son architecture basée sur les widgets facilite la création d'interfaces utilisateur complexes. La fonctionnalité de rechargement à chaud accélère le développement et l'itération. Flutter dispose d'une documentation complète, d'une communauté active et de nombreux packages et plugins. En résumé, Flutter est un framework puissant et flexible pour développer des applications visuellement attrayantes et performantes sur plusieurs plateformes.

Les API permettent l'interopérabilité entre les applications en facilitant l'échange de données et de services.

5.5.2 Notre application

Pour mieux comprendre l'interface visuelle de l'application, examinons-la de plus près. Tout d'abord, notre application est conçue pour être compatible avec différents appareils, y compris les plates-formes mobiles et de bureau. Cela signifie que l'interface utilisateur de l'application s'adaptera en fonction de l'appareil utilisé.

Après le lancement de l'application, l'utilisateur est présenté avec deux options : SE CONNECTER (LOGIN) et S'INSCRIRE (SIGN UP). Si l'utilisateur n'a pas de compte, il cliquera sur S'INSCRIRE pour créer un nouveau compte. Cependant, si l'utilisateur possède déjà un compte, il cliquera sur SE CONNECTER pour accéder à son compte existant. Dans notre cas, nous allons procéder avec le processus d'INSCRIPTION (Voir figures 5.29 et 5.3).

Lorsque l'utilisateur clique sur SIGN UP (S'INSCRIRE), il lui est demandé d'entrer son adresse e-mail et son mot de passe (Voir figures 5.31 et 5.32).



FIG. 5.25 : La première page pour les appareils mobiles.

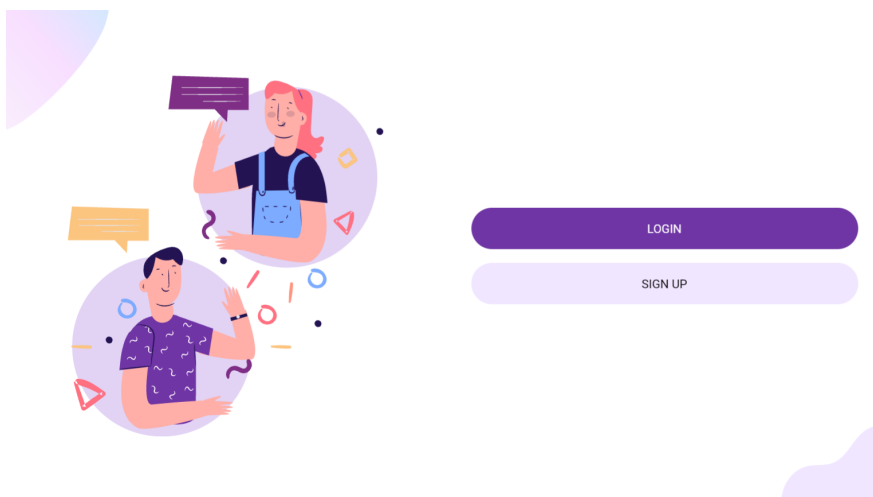


FIG. 5.26 : La première page pour les appareils desktop.

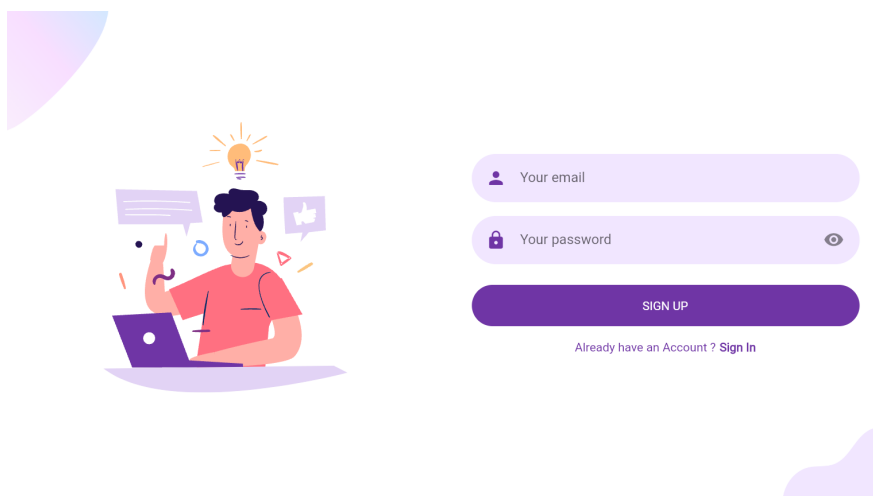


FIG. 5.27 : La page d'inscription pour les appareils desktop.

Si l'utilisateur saisit une adresse e-mail incorrecte ou un mot de passe faible (par exemple, un mot de passe trop court ou manquant de complexité), l'application affichera

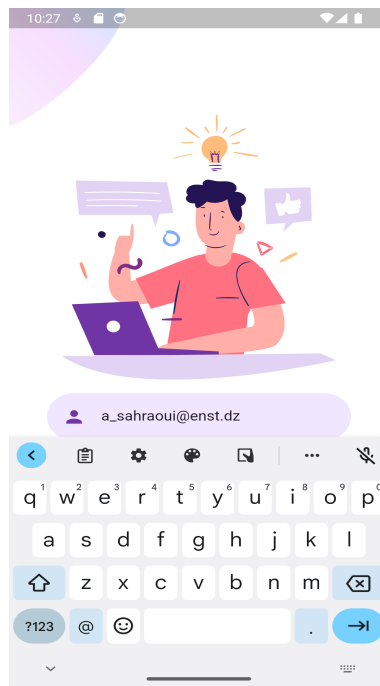


FIG. 5.28 : La page d'inscription pour les appareils mobile.

des messages d'erreur correspondants pour informer l'utilisateur du problème. Ces messages d'erreur servent de retour d'information pour guider l'utilisateur vers la saisie d'un identifiants valides et sécurisés (Voir figure 5.33).

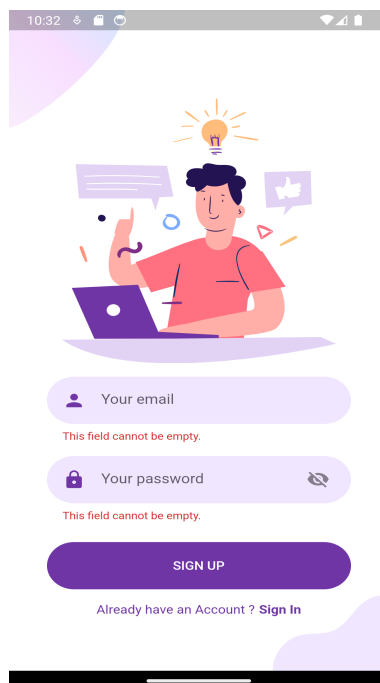


FIG. 5.29 : La page d'inscription en cas d'occurrence d'un problème.

Ensuite, nous passons à la section LOGIN. Dans cette partie, l'utilisateur dispose déjà d'un compte, il saisira donc son adresse e-mail et son mot de passe pour accéder à l'application (Figures 5.34 et 5.35).

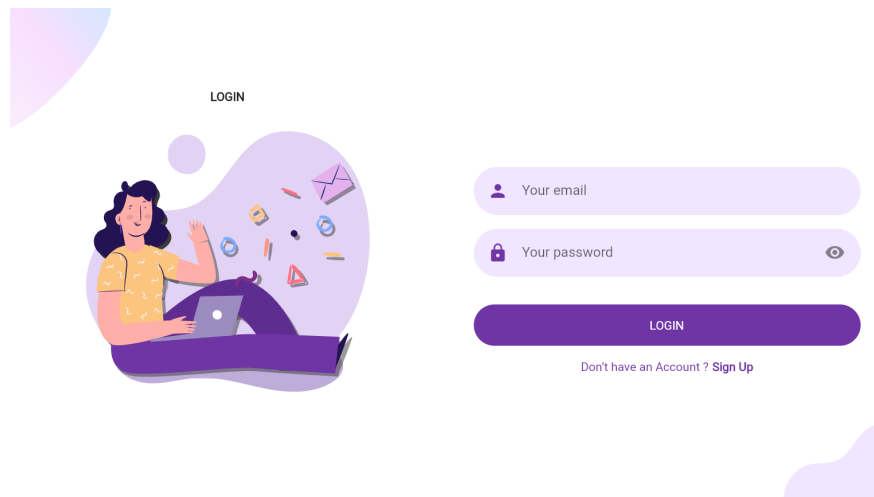


FIG. 5.30 : La page de connexion pour les appareils desktop.

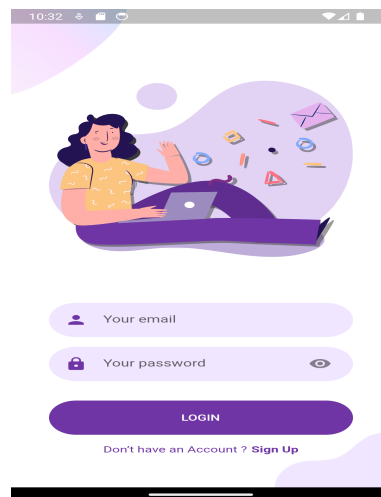
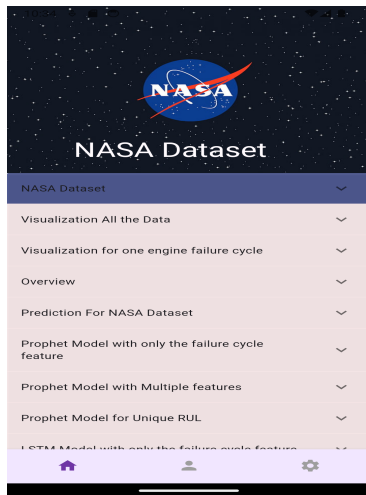
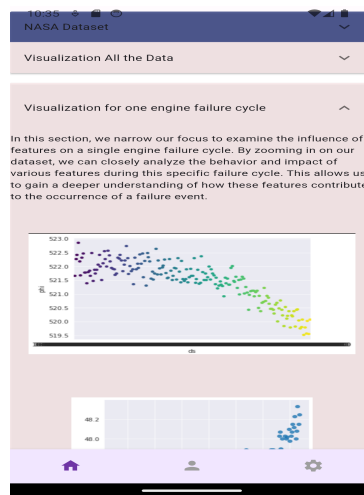


FIG. 5.31 : La page de connexion pour les appareils mobiles.

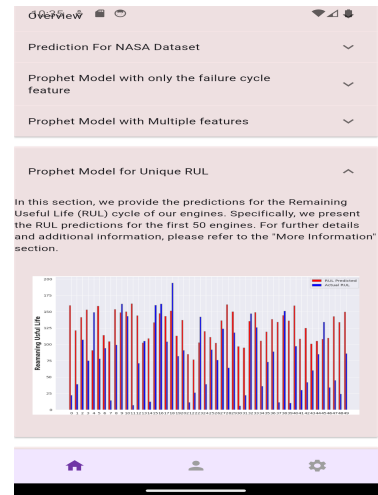
Le processus d'inscription et de connexion permet une authentification des utilisateurs et un contrôle d'accès. Des fonctionnalités spécifiques à l'entreprise sont disponibles, telles que l'attribution de privilèges administratifs. L'application est divisée en trois parties : le travail avec les données NASA, les données SONATRACH et l'affichage du cycle de vie restant des systèmes SONATRACH. Certaines fonctionnalités n'ont pas été développées, mais seront envisagées pour des mises à jour futures. La Figure 5.36 donne un aperçu de la première partie du travail avec le jeu de données NASA.



(a) Page d'accueil pour la partie de NASA



(b) Visualisation des données



(c) Prédiction du RUL sur l'application

FIG. 5.32 : La partie de NASA.

Ensuite, nous présenterons la deuxième partie de notre projet, qui se concentre sur le jeu de données de SONATRACH (Figure 5.37) :

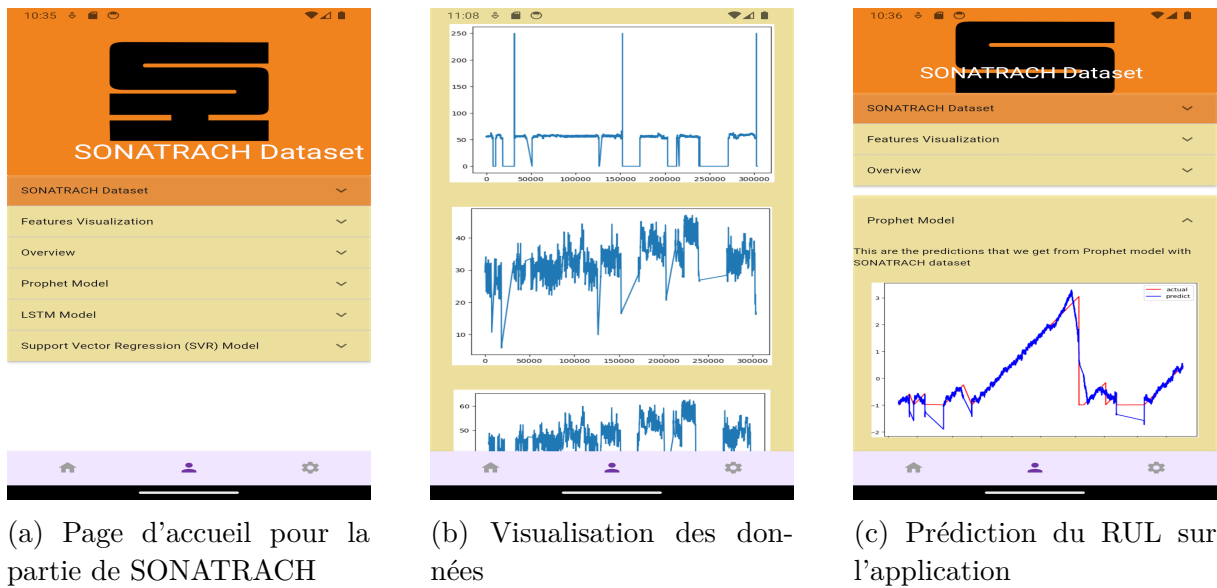


FIG. 5.33 : La partie de SONATRACH.

Dans la dernière partie, comme mentionné précédemment, nous présentons les prédictions faites par nos modèles et offrons à l'utilisateur la possibilité de télécharger le plan de maintenance sous forme de fichier PDF. Cela permet à l'utilisateur de se référer au plan lorsqu'il effectue des tâches de maintenance (Figure 5.38).

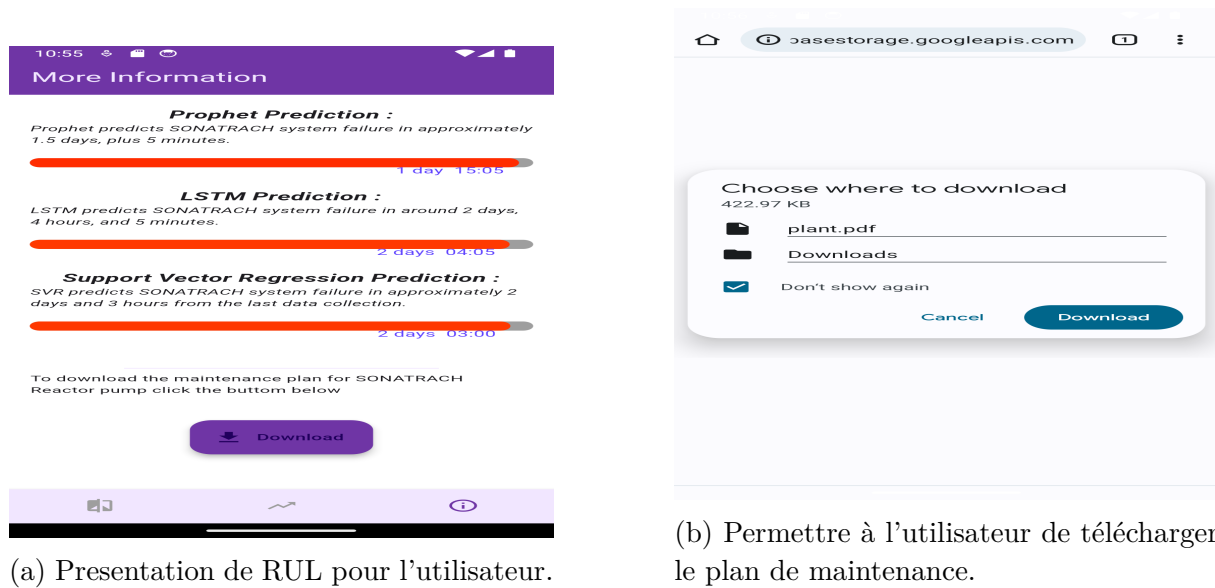


FIG. 5.34 : La dernière partie de notre application.

5.6 Conclusion :

En conclusion, nous avons effectué des prédictions sur la Durée de Vie Restante (RUL) de deux ensembles de données : les données de la NASA et les données de SONATRACH. Nous avons utilisé trois modèles : Prophet, LSTM et SVR. Il est évident d'après notre analyse que les performances des modèles varient considérablement en fonction de l'ensemble de données utilisé.

Pour le jeu de données de la NASA, les trois modèles ont bien performé, avec des prédictions précises de la part des modèles Prophet et LSTM. Cependant, lorsque nous avons appliqué les modèles au jeu de données de SONATRACH, les performances ont notablement diminué. Cela peut être attribué à la complexité et au bruit présents dans les données de SONATRACH, ainsi qu'à l'influence de diverses caractéristiques sur la colonne RUL.

Il est important de noter que les données de la NASA semblaient plus adapté à des fins de modélisation, car il présentait moins de valeurs manquantes et de bruit. En revanche, les données de SONATRACH posait des défis en raison de sa complexité et de sa nature bruitée. Les modèles avaient du mal à capturer efficacement les motifs et les relations dans les données de SONATRACH, ce qui conduisait à des prédictions moins précises.

Il est essentiel de prendre en compte les caractéristiques de l'ensemble de données lors de la sélection et du développement des modèles de prédiction. Les performances des algorithmes peuvent considérablement varier en fonction des caractéristiques spécifiques de l'ensemble de données, de la qualité des données et des niveaux de bruit. Par conséquent, une analyse minutieuse et une adaptation des modèles sont nécessaires pour obtenir des prédictions fiables pour différents ensembles de données.

Conclusion et perspectives

Ces dernières années, le domaine de l'intelligence artificielle (IA) et de l'apprentissage automatique (ML) a connu un développement significatives et est devenu de plus en plus répandu dans diverses industries. Ce document propose une méthode de calcul de la durée de vie utile restante (RUL) d'un système à l'aide de deux algorithmes d'apprentissage automatique (Facebook Prophet et Support Vector Regression) et un algorithme d'apprentissage en profondeur (LSTM).

Les résultats obtenus à partir de nos expériences ont été très prometteurs et largement acceptés. La précision et la fiabilité des prédictions de RUL démontrent l'efficacité de notre approche proposée.

De plus, notre produit final est une application conçue pour les appareils mobiles et de bureau. Cette application permet aux utilisateurs d'accéder facilement et de déterminer la durée de vie utile restante de leurs systèmes. Elle offre une interface conviviale et facilite la prise de décision efficace dans la planification de la maintenance.

À l'avenir, il existe de nombreuses possibilités de travaux futurs dans l'utilisation des techniques d'IA et d'apprentissage automatique pour de nouvelles avancées dans le domaine de la maintenance préventive. Notre travail jette les bases de l'intégration de ces technologies dans les pratiques de maintenance prédictive et ouvre la voie à des recherches et développements futurs dans ce domaine.

Bibliographie

- [1] Mobley, R. K. (2014). *Maintenance Fundamentals* (2nd Edition). Elsevier.
- [2] Kumar, U. D., et al. (2017). "Predictive Maintenance Framework in Industry 4.0 Environment." *Procedia Manufacturing*, 11, 849-856.
- [3] Ben-Daya, M., et al. (2009). *Handbook of Maintenance Management and Engineering*. Springer.
- [4] Maatouk, A., et al. (2020). "Maintenance Decision Support System Based on Risk Analysis." *Reliability Engineering System Safety*, 203, 106596.
- [5] European Committee for Standardization. (2018). EN 13306:2017 *Maintenance Terminology*.
- [6] Duffuaa, S. O., et al. (2012). *Maintenance Replacement and Reliability : Theory and Applications* (2nd Edition). CRC Press.
- [7] Liyanage, J. P., et al. (2016). "Development of Predictive Maintenance Framework : Industry Perspective." *Procedia CIRP*, 47, 214-219.
- [8] Vaisanen, J., et al. (2019). "Condition-based Maintenance Optimization in Practice : Review and Perspectives." *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 25(2), 137-168.
- [9] Rausand, M., et al. (2021). "Optimal Maintenance Planning : A Framework for Industry 4.0." *Reliability Engineering System Safety*, 214, 107648.
- [10] GUO, Lei. The research of equipment maintainability forecasts methods based on support vector machine. In : 2015 Chinese Automation Congress (CAC). IEEE, 2015. p. 486-488.
- [11] BAGGA, Prashant J., PATEL, Kaushik M., MAKHESANA, Mayur A., et al. Machine vision-based gradient-boosted tree and support vector regression for tool life prediction in turning. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023, p. 1-15.
- [13] Banerjee, A., et al. (2018). "Proactive Maintenance Decision-making for Complex Systems : A Review." *Reliability Engineering System Safety*, 172, 19-31.

Bibliographie

- [14] Jardine, A. K., et al. (2012). "A Review on Machinery Diagnostics and Prognostics Implementing Condition-based Maintenance." *Mechanical Systems and Signal Processing*, 27, 170-194.
- [15] Márquez, F. P., et al. (2016). "Condition-based Maintenance Optimization : A Systematic Review and Research Agenda." *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 22(3), 250-276.
- [16] Provost, F., Fawcett, T. (2013). *Data Science for Business*. O'Reilly Media.
- [17] Guyon, I., Elisseeff, A. (2003). An Introduction to Variable and Feature Selection. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 1157-1182.
- [18] Raschka, S., Mirjalili, V. (2021). *Python Machine Learning*. Packt Publishing.
- [19] Brownlee, J. (2021). *Machine Learning Mastery*.
- [20] Frederick, D.; de Castro, J.; Litt, J. User's Guide for the Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation (C-MAPSS) ; NASA/ARL : Hanover, MD, USA, 2007.
- [21] Documentation sur le procédé de polymérisation catalytique de l'éthylène de PHILIPS PETROLEUM COMPANY.
- [22] Documents techniques de la pompe réacteur (Manufacturas Aranzabal SA).
- [23] Spécifications techniques du fabricant de Systèmes d'étanchéité primaire (David Brown Union Pumps, CP System).
- [24] Spécifications techniques du fabricant de Systèmes d'étanchéité secondaire (John Crane 3RP System) .
- [25] Documents techniques du fabricant de système de lubrification (LH Wilson).
- [26] Documents techniques de réacteur 950-155
- [27] DAS CHAGAS MOURA, Márcio, ZIO, Enrico, LINS, Isis Didier, et al. Failure and reliability prediction by support vector machines regression of time series data. *Reliability Engineering System Safety*, 2011, vol. 96, no 11, p. 1527-1534.
- [28] "Chen, Chuang, et al. "A risk-averse remaining useful life estimation for predictive maintenance." *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica* 8.2 (2021) : 412-422.
- [29] EFEOĞLU, Ebru et TUNA, Gurkan. Machine Learning for Predictive Maintenance : Support Vector Machines and Different Kernel Functions. *Journal of Machinery Manufacture and Reliability*, 2022, vol. 51, no 5, p. 447-456.
- [30] OUADAH, Abdelfettah, ZEMMOUCHI-GHOMARI, Leila, et SALHI, Nedjma. Selecting an appropriate supervised machine learning algorithm for predictive maintenance. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, vol. 119, no 7-8, p. 4277-4301.

Bibliographie

- [31] MATHEW, Josey, LUO, Ming, et PANG, Chee Khiang. Regression kernel for prognostics with support vector machines. In : 2017 22nd IEEE international conference on emerging technologies and factory automation (ETFA). IEEE, 2017. p. 1-5.
- [32] JUSTUS, Vivek et KANAGACHIDAMBARESAN, G. R. Machine learning based fault-oriented predictive maintenance in industry 4.0. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2022, p. 1-13.
- [33] LI, Sai, FANG, Huajing, et SHI, Bing. Multi-step-ahead prediction with long short term memory networks and support vector regression. In : 2018 37th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2018. p. 8104-8109.
- [34] Saxena, A.; Goebel, K. PHM08 challenge data set. In NASA Ames Prognostics Data Repository ; NASA Ames Research Center : Moffett Field, CA, USA, 2008.
- [35] Saxena, A.; Goebel, K.; Simon, D.; Eklund, N. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation. In Proceedings of the 1st International Conference on Prognostics and Health Management (PHM08), Denver, CO, USA, 6–9 October 2008.
- [36] Monthly Rainfall Prediction at Catchment Level with the Facebook Prophet Model Using Observed and CMIP5 Decadal Data By Md Monowar Hossain, A. H. M. Faisal Anwar, Nikhil Garg, Mahesh Prakash and Mohammed Bari.
- [37] <https://research.facebook.com/blog/2017/2/prophet-forecasting-at-scale/>
- [38] "Time Series Forecasting Performance Analysis of the Prophet Method for Predictive Maintenance Applications" by Cansu Nur Demirkiran, Emrah Üstün, Oğuzhan
- [39] "Forecasting of COVID-19 epidemic size in four high hitting nations (USA, Brazil, India and Russia) by Fb-Prophet machine learning model".
- [40] "FORECASTING EMERGENCY DEPARTMENT ARRIVALS WITH FACEBOOK PROPHET LIBRARY"
- [41] "The Prediction of Brent Crude Oil Trend Using LSTM and Facebook Prophet" by Didem Gülerlyüz1, Erdemalp Özden
- [42] "Employing long short-term memory and Facebook prophet model in air temperature forecasting" By Toni Toharudin , Resa Septiani Pontoh , Rezzy Eko Caraka , Solichatus Zahroh , Youngjo Lee Rung Ching Chen. p. 6-7.
- [43] BAGGA, Prashant J., PATEL, Kaushik M., MAKHESANA, Mayur A., et al. Machine vision-based gradient-boosted tree and support vector regression for tool life prediction in turning. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, p. 1-15.
- [44] HUANG, Hong-Zhong, WANG, Hai-Kun, LI, Yan-Feng, et al. Support vector machine based estimation of remaining useful life : current research status and future trends. Journal of Mechanical Science and Technology, 2015, vol. 29, p. 151-163.

Bibliographie

- [45] DAS CHAGAS MOURA, Márcio, ZIO, Enrico, LINS, Isis Didier, et al. Failure and reliability prediction by support vector machines regression of time series data. *Reliability Engineering System Safety*, 2011, vol. 96, no 11, p. 1527-1534.
- [46] "Chen, Chuang, et al. "A risk-averse remaining useful life estimation for predictive maintenance." *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica* 8.2 (2021) : 412-422.
- [47] Ramasso, E.; Gouriveau, R. Prognostics in switching systems : Evidential Markovian classification of real-time neuro-fuzzy predictions. In *Proceedings of the Prognostics and Health Management Conference IEEE PHM, Portland, OR, USA, 10–16 October 2010*.
- [48] Frederick, D.; de Castro, J.; Litt, J. *User's Guide for the Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation (C-MAPSS)* ; NASA/ARL : Hanover, MD, USA, 2007.
- [49] Hochreiter, S., Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
- [50] Ramasso, E.; Gouriveau, R. Prognostics in switching systems : Evidential Markovian classification of real-time neuro-fuzzy predictions. In *Proceedings of the Prognostics and Health Management Conference IEEE PHM, Portland, OR, USA, 10–16 October 2010*.
- [51] Fornlof, V.; Galar, D.; Syberfeldt, A.; Almgren, T.; Catelani, M.; Ciani, L. Maintenance, prognostics and diagnostics approaches for aircraft engines. In *Proceedings of the IEEE Metrology for Aerospace (MetroAeroSpace), Florence, Italy, 22–23 June 2016*.

Annexes

Annexe A

Présentation de complexe : CP2K

A.1 Introduction

L'industrie de la polymérisation joue un rôle essentiel dans de nombreux secteurs économiques, notamment dans la fabrication de produits plastiques. Dans ce contexte, le CP2K, situé dans la zone industrielle de Skikda, se démarque comme une unité de production majeure de polyéthylène haute densité (PEHD). Cette zone industrielle est un exemple concret de l'application des principes de maintenance industrielle pour garantir des processus de production efficaces et une qualité constante des produits finaux. La présente étude vise à présenter en détail la zone industrielle CP2K, en mettant l'accent sur l'unité de production de PEHD et les activités de maintenance qui y sont menées. Nous examinerons l'organisation interne du CP2K, mettant en lumière les différents départements impliqués dans la gestion et la maintenance de l'unité. Enfin, nous explorerons également le procédé de fabrication du PEHD selon le procédé Phillips, en mettant en évidence les différentes étapes impliquées dans la transformation des matières premières en un produit final de haute qualité

A.2 Présentation de l'unité CP2K

A.2.1 Situation géographique du CP2K

Le complexe CP2K est situé dans la zone industrielle de Skikda, en Algérie. Il s'étend sur une superficie de 16,68 hectares (166 800 m²), dont seulement 10 ont été construits jusqu'à présent. Les frontières du complexe sont délimitées par la Méditerranée au nord, la société de Maintenance Industrielle Skikda (SOMIK) au sud, la Force d'Intervention et de Réserve (FIR) à l'est, et le Complexe Pétrochimique 1 de Skikda (CP1K) à l'ouest [34].

L'unité de production de polyéthylène haute densité (PEHD) se trouve dans le complexe CP2K, à environ 6 km à l'est de la wilaya de Skikda. Elle est située à une hauteur moyenne d'environ 6 mètres au-dessus du niveau de la mer [24].

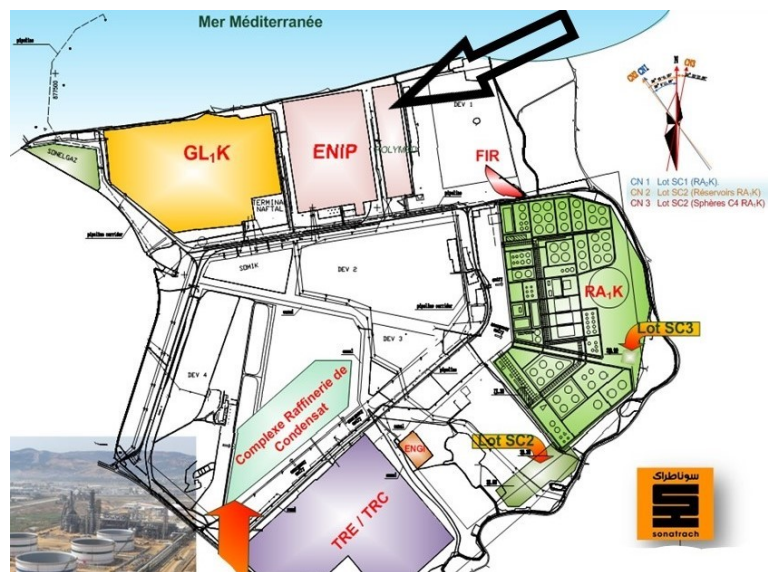


FIG. A.1 : Situation géographique du CP2K.

Les principaux sites industriels localisés dans les environs sont :

- La raffinerie de pétrole (RA1K) à l'Est.
- Le terminal de stockage du pétrole brut et du condensat (RTE) au sud.
- Le complexe de liquéfaction du gaz naturel (GL1K) au nord.
- Le complexe des matières plastiques (CP1K) au nord-est.
- Le complexe Topping (RA2K) au sud.

A.2.2 Description générale de l'unité CP2K

Le complexe CP2K a pour objectif principal la production de polyéthylène haute densité (PEHD). L'unité de production a une capacité de 130 000 tonnes par an et est équipée d'une seule ligne de production [34].

Les principales matières premières utilisées dans le complexe CP2K sont l'éthylène, qui peut provenir du CP1K voisin ou être importé (Cette année, la production du CP1K s'est arrêtée et seules les matières premières ont été importées), l'isobutane provenant du GL1K également situé à proximité, l'hexène et le catalyseur. La production de PEHD de l'unité est destinée à approvisionner l'industrie nationale de transformation plastique, ainsi qu'à l'exportation. Les clients nationaux comprennent diverses entreprises publiques telles que l'ENPC et l'ENCG, ainsi que des entreprises privées du secteur de la transformation [35].

A.2.3 Découpage du complexe CP2K en différentes zones

Le complexe CP2K est organisé en plusieurs zones distinctes pour assurer une gestion efficace de ses opérations. Chaque zone joue un rôle spécifique dans le processus de production du polyéthylène haute densité (PEHD).

Zone off-site

La zone off-site englobe les installations d'utilités essentielles qui fournissent les services nécessaires au bon fonctionnement du complexe. Parmi ces installations, on retrouve les chaudières, les systèmes d'air comprimé, d'azote et d'eau, y compris l'eau distillée et l'eau anti-incendie. Cette zone comprend également des installations auxiliaires telles que la torche, le stockage de l'isobutane et de l'hexène, ainsi que les systèmes de traitement des eaux et d'activation du catalyseur [35].



FIG. A.2 : Situation géographique du zone off-site

Zone humide

La zone humide, également appelée zone de réaction, est responsable du traitement préliminaire des matières premières avant leur introduction dans le réacteur. Elle abrite les équipements nécessaires pour préparer les matières premières et les compresser afin de les rendre prêtes à être utilisées dans le processus de production. Cette zone comprend des traiteurs et des compresseurs spécifiques qui assurent le bon déroulement des réactions chimiques nécessaires à la transformation des matières premières en polyéthylène haute densité [22].



FIG. A.3 : Situation géographique du zone humide.

Zone sèche

La zone sèche est dédiée aux étapes ultérieures du processus de production du PEHD. Elle abrite des équipements tels que l'extrudeuse, les soufflantes et les silos de stockage des produits finis. Ces équipements permettent de finaliser la production du polyéthylène et de le conditionner pour son utilisation ultérieure. La zone sèche comprend également une section d'ensachage où les produits finis sont emballés avant leur distribution [35].



FIG. A.4 : Situation géographique de la zone sèche.

Zone bâtiment

La zone bâtiment regroupe les installations administratives et de support du complexe CP2K. On y trouve le bloc administratif, qui abrite les bureaux et les espaces de travail du personnel administratif. Les services financiers sont également situés dans cette zone. De plus, la zone bâtiment comprend des infrastructures telles que la cantine et les vestiaires pour les employés. On y trouve également le bloc sécurité et infirmerie, qui assure la sécurité des travailleurs et fournit des services médicaux en cas de besoin. En outre, le magasin de pièces de rechange et l'atelier de maintenance sont localisés dans cette zone pour assurer la disponibilité des équipements nécessaires à la maintenance et aux réparations. Enfin, la zone bâtiment englobe la sous-station haute et basse tension, ainsi que la salle de contrôle et le laboratoire, qui sont des éléments clés pour surveiller et contrôler les opérations du complexe CP2K [34] , [35].



FIG. A.5 : Situation géographique de la zone bâtiment.

A.3 Organisation du CP2K

Le complexe CP2K est organisé en différents départements qui jouent un rôle essentiel dans son fonctionnement efficace. Nous allons maintenant afficher les départements les plus importants qui se rapportent à notre spécialisation, c'est-à-dire les départements techniques, sans faire référence aux départements administratifs .

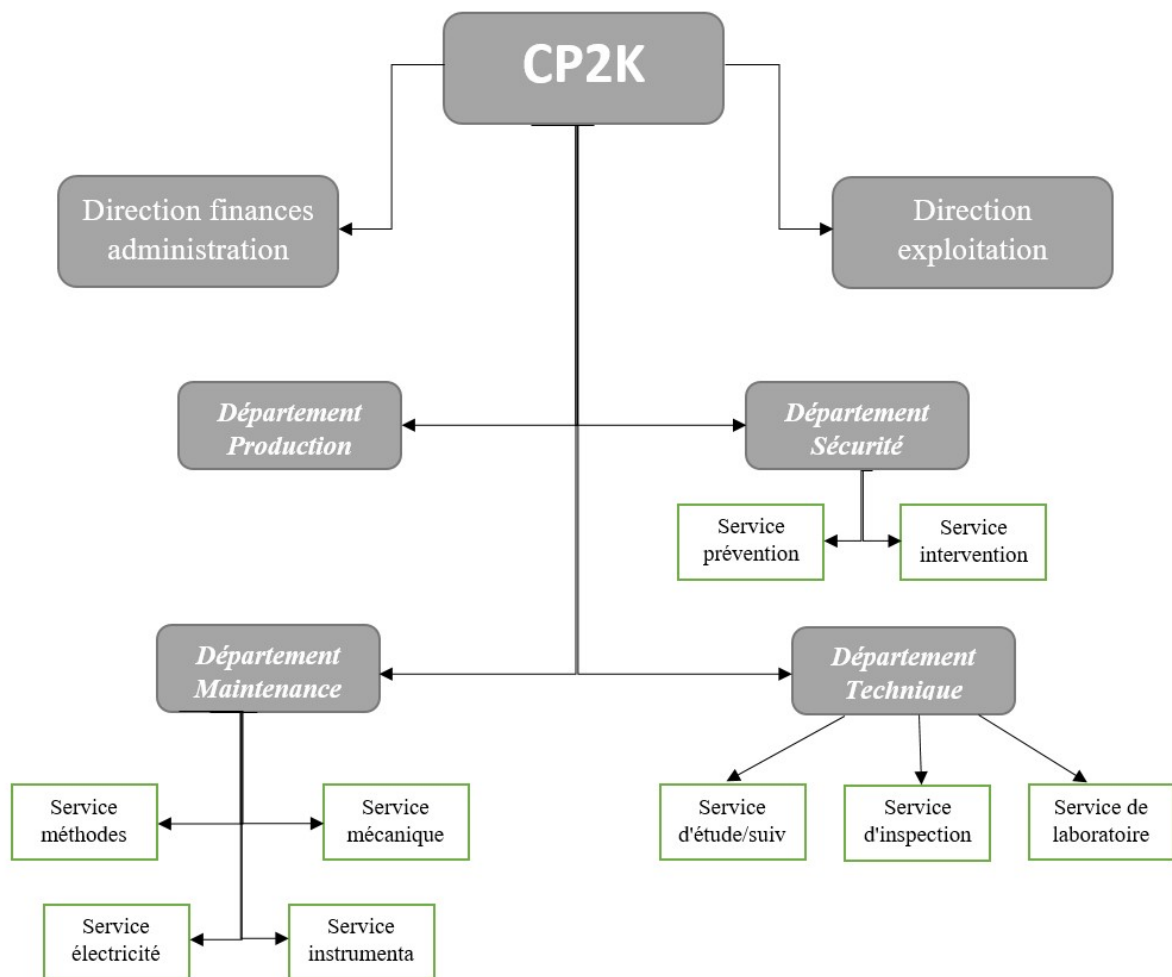


FIG. A.6 : Situation géographique du zone bâtiment.

A.3.1 Département Production

Le département de production constitue le cœur du complexe CP2K et comprend les trois zones mentionnées précédemment (zone off-site, zone humide et zone sèche). Ces zones regroupent les installations principales de l'usine, telles que l'unité de préparation et de traitement des matières premières, le réacteur de polymérisation et de récupération du PEHD en poudre, l'extrudeuse qui transforme la poudre en granulés, ainsi que les installations de stockage intermédiaire et d'unité de conditionnement [35].

De plus, le département de production comprend également des installations auxiliaires essentielles. Celles-ci englobent la production de vapeur, d'électricité et d'air comprimé, ainsi que le traitement des effluents. Des installations de stockage sont également prévues

pour les matières premières utilisées et les additifs tels que l'eau, l'hydrogène, l'hexène et l'isobutane. Un magasin de stockage de produits finis d'une capacité importante est également présent dans ce département [35].

A.3.2 Département Technique

Le département technique joue un rôle essentiel au sein du complexe CP2K. Le département technique est composé de trois services qui travaillent en collaboration avec les autres départements pour assurer le bon fonctionnement global du complexe :

Service d'étude/suivi

Le premier service est le service d'étude/suivi, dont le travail principal consiste à étudier les problèmes potentiels qui peuvent survenir dans les différents départements et à apporter les modifications nécessaires. Ce service joue également un rôle clé dans l'étude de nouveaux projets liés aux activités du CP2K.

Service d'inspection

Le deuxième service du département technique est le service d'inspection. Ce service est responsable de la validation des équipements et des installations grâce à des systèmes programmés. Il s'assure que tous les équipements sont conformes aux normes de sécurité et de qualité, garantissant ainsi des opérations fiables et efficaces.

Service de laboratoire

Le troisième service est le service de laboratoire. Ce service effectue une analyse continue de la matière première, du catalyseur et du produit fini. Les informations obtenues grâce aux analyses réalisées par ce service sont utilisées pour surveiller la qualité du PEHD produit et identifier d'éventuels problèmes de processus ou de qualité.

A.3.3 Département Maintenance

Le département maintenance est d'une importance cruciale pour assurer la fiabilité et la disponibilité des équipements du CP2K.

Service méthodes

Le service méthodes, divisé en sections de planification et de préparation, joue un rôle clé dans la planification et la préparation des travaux de maintenance. Il s'occupe de l'établissement des programmes périodiques de maintenance préventive pour chaque équipement, ainsi que des travaux de réparation en cas de pannes signalées par le département de production.

Service mécanique

Le service mécanique est chargé de l'entretien et de la réparation des équipements mécaniques du CP2K. Il veille à ce que les équipements fonctionnent de manière optimale et intervient en cas de défaillance ou de panne.

Service électricité

Le service électricité est responsable de l'entretien et de la réparation des systèmes électriques et électroniques du complexe CP2K. Il assure le bon fonctionnement des installations électriques et s'occupe également des systèmes de contrôle et d'automatisation.

Service instrumentation

Le service instrumentation est chargé de l'entretien et de la calibration des instruments de mesure et de contrôle présents dans le CP2K. Il garantit que les instruments fonctionnent avec précision et fiabilité, ce qui est essentiel pour assurer la qualité du processus de production.

A.3.4 Département Sécurité

Le complexe CP2K dispose d'un département sécurité qui joue un rôle crucial dans la protection des employés, des installations et de l'environnement. Ce département comprend deux services principaux : le service prévention et le service intervention .

Service prévention

Le service prévention est chargé de contrôler et de signaler toute situation ou tout procédé contraire aux règlements internes et aux dispositions légales en matière de sécurité, de santé et d'environnement. Il analyse également les incidents et les accidents survenus dans le complexe CP2K, et met en place des mesures préventives pour éliminer les actes et les situations dangereux.

Service intervention

Le service intervention est responsable de l'intervention en cas d'incendie ou d'accident. Il assure le contrôle, l'entretien et la planification des matériels de lutte contre l'incendie, tels que les camions à mousse, les camions à poudre et les extincteurs portables. De plus, il supervise les systèmes d'extinction automatique, tels que les systèmes de déluge, installés dans les installations névralgiques du complexe CP2K .

A.4 Description du procédé de fabrication du polyéthylène haute densité (PEHD) - Procédé PHILLIPS

A.4.1 Préparation et traitement des matières premières

Lors du procédé PHILLIPS de fabrication du polyéthylène haute densité (PEHD), la préparation et le traitement des matières premières sont des étapes cruciales pour obtenir des produits de qualité. Les informations suivantes décrivent les principaux aspects de cette étape :

Ethylène

L'éthylène, qui est la matière première de base pour la production de PEHD, est généralement obtenu à partir de sources pétrochimiques telles que le naphta ou le gaz naturel. Des procédés de raffinage et de purification sont utilisés pour obtenir de l'éthylène de haute pureté, essentielle pour assurer la qualité du polymère final [19].

Co-monomères

En plus de l'éthylène, des co-monomères peuvent être ajoutés au mélange pour modifier les propriétés du PEHD. Ces co-monomères peuvent inclure des molécules telles que le propylène ou le butène. Leur incorporation dans la réaction de polymérisation permet de moduler les caractéristiques finales du produit[21].

A.4.2 Activation des catalyseurs de polymérisation

Dans le procédé PHILLIPS, des catalyseurs de polymérisation sont utilisés pour initier et accélérer la réaction chimique de polymérisation de l'éthylène. Ces catalyseurs sont généralement des complexes métalliques supportés par un support solide tel que le dioxyde de silicium ou l'alumine.

Préparation du catalyseur

Les informations disponibles indiquent que le catalyseur utilisé dans le procédé PHILLIPS est préparé en imprégnant le support solide avec des composés organométalliques, tels que des composés de titane, de chrome ou de zirconium. Des agents de réduction ou d'activation appropriés sont également ajoutés pour obtenir un catalyseur actif [21].

Activation du catalyseur

Une fois le catalyseur préparé, il est activé avant son utilisation dans le réacteur. L'activation peut être réalisée en exposant le catalyseur à des conditions spécifiques, telles

que des températures élevées et des atmosphères contrôlées, pour favoriser l'élimination des ligands organiques et la formation de sites catalytiques actifs[21].

A.4.3 Le réacteur et la réaction de polymérisation

La réaction de polymérisation du PEHD dans le procédé PHILLIPS se déroule dans un réacteur spécialement conçu pour optimiser le rendement et la qualité du polymère. Voici quelques détails basés sur les informations disponibles :

Réacteur

Le réacteur utilisé dans le procédé PHILLIPS est généralement de type tubulaire. Il est constitué d'un tube en acier inoxydable à haute résistance thermique et chimique. La conception du réacteur permet un contrôle précis des conditions de réaction, notamment la température, la pression et le mélange des réactifs[26].

Réaction de polymérisation

L'éthylène et les co-monomères, le cas échéant, sont introduits dans le réacteur en présence du catalyseur activé. Sous l'effet de conditions réactionnelles spécifiques, telles que des températures élevées et des pressions modérées, la polymérisation de l'éthylène se produit. La réaction de polymérisation est généralement exothermique, c'est-à-dire qu'elle dégage de la chaleur. La durée de la réaction est soigneusement contrôlée pour obtenir la masse moléculaire souhaitée du PEHD. Après la polymérisation, le polymère fondu est extrait du réacteur pour être ensuite refroidi, découpé et conditionné selon les besoins spécifiques du produit final [21].

A.4.4 Alimentation au réacteur

L'alimentation au réacteur est une étape cruciale du procédé PHILLIPS, où les matières premières sont introduites dans le réacteur de manière contrôlée. Les informations disponibles et les références indiquent les éléments suivants :

Alimentation en éthylène

L'éthylène, qui constitue la principale matière première, est généralement alimenté en continu dans le réacteur. Cela peut être réalisé à l'aide de pompes spécifiques qui maintiennent un débit constant et contrôlé de l'éthylène. Les références suggèrent également l'utilisation de systèmes de mesure de débit pour assurer une alimentation précise [21], [26].

Alimentation en co-monomères

Si des co-monomères sont utilisés dans le procédé PHILLIPS pour modifier les propriétés du PEHD, ils peuvent être introduits dans le réacteur simultanément avec l'éthylène. Des systèmes de dosage appropriés, tels que des pompes doseuses, sont utilisés pour maintenir les proportions requises des co-monomères par rapport à l'éthylène [21], [26].

Alimentation en catalyseur

Le catalyseur activé est généralement introduit dans le réacteur séparément de l'éthylène et des co-monomères. Des références suggèrent l'utilisation de dispositifs d'injection spéciaux pour assurer une distribution homogène du catalyseur dans le réacteur. Cette alimentation en catalyseur peut être réalisée de manière continue ou intermittente selon les paramètres du procédé [21], [26].

A.4.5 Variables de fonctionnement du procédé

Le procédé PHILLIPS du PEHD met en jeu plusieurs variables de fonctionnement qui doivent être soigneusement contrôlées pour obtenir les propriétés désirées du polymère final. Les informations et les références fournissent des détails sur les variables de fonctionnement suivantes :

Température de réaction

La température de réaction est un paramètre clé qui influence la cinétique de polymérisation et la distribution moléculaire du PEHD. Des études montrent que des températures généralement comprises entre 60 °C et 100 °C sont utilisées dans le procédé PHILLIPS pour obtenir un bon équilibre entre la vitesse de réaction et la qualité du polymère [26].

Pression de réaction

La pression de réaction est maintenue à des niveaux appropriés pour favoriser la polymérisation de l'éthylène tout en évitant la dégradation du polymère. Des références indiquent que des pressions modérées, généralement entre 1000 et 3000 bars, sont utilisées dans le procédé PHILLIPS pour assurer une polymérisation efficace [26].

Temps de réaction

La durée de la réaction de polymérisation est un paramètre crucial qui influe sur la masse moléculaire du PEHD. Des études suggèrent que des temps de réaction de l'ordre de quelques heures sont généralement nécessaires pour obtenir une polymérisation complète et contrôlée [26].

A.4.6 Vaporisation et séchage du polymère

Après la réaction de polymérisation, le polymère fondu doit être traité pour éliminer les impuretés et l'excès de monomères. Les informations disponibles et les références donnent un aperçu des étapes de vaporisation et de séchage du polymère, comprenant les éléments suivants :

Vaporisation

Le polymère fondu, extrait du réacteur, est généralement soumis à un processus de vaporisation pour éliminer les résidus volatils tels que les monomères non réagis. Ce processus peut impliquer l'application de vide et de chaleur contrôlée pour favoriser l'évaporation des composants indésirables[26].

Séchage

Après la vaporisation, le polymère est généralement soumis à un processus de séchage pour éliminer toute trace d'humidité résiduelle. Des références indiquent que des techniques de séchage, telles que l'utilisation de tamis moléculaires ou de dessiccants, peuvent être utilisées pour assurer une teneur en eau minimale dans le PEHD final [26].

A.4.7 Purification et récupération du gaz de recyclage

Dans le procédé PHILLIPS, une étape essentielle est la purification et la récupération du gaz de recyclage. Les informations disponibles et les références fournissent des détails sur cette étape, comprenant les éléments suivants :

Purification du gaz de recyclage

Le gaz de recyclage, qui comprend principalement de l'éthylène non réagi et d'autres gaz tels que l'hydrogène, doit être purifié avant d'être réintroduit dans le procédé. Des techniques telles que la distillation, l'absorption et la filtration sont utilisées pour éliminer les impuretés, les composés indésirables et les traces de catalyseur du gaz de recyclage [26].

Récupération des composants valorisables

Pendant la purification, il est possible de récupérer et de valoriser certains composants du gaz de recyclage. Par exemple, l'éthylène non réagi peut être séparé et réutilisé dans le procédé pour minimiser les pertes et optimiser l'utilisation des matières premières. Cette récupération peut être réalisée à l'aide de techniques de séparation appropriées, telles que la condensation ou l'adsorption sélective[26].

A.4.8 Transport pneumatique et finition du produit

H. Transport pneumatique et finition du produit : Après la polymérisation et les étapes de purification, le PEHD obtenu doit être traité et préparé pour répondre aux spécifications finales. Les informations et les références fournissent des détails sur le transport pneumatique et la finition du produit, comprenant les éléments suivants :

Transport pneumatique

Le transport pneumatique est une méthode couramment utilisée pour le transfert du PEHD granulaire depuis les unités de production vers les installations de stockage ou les sites de transformation ultérieure. Ce processus implique l'utilisation d'air comprimé pour transporter le matériau sous forme de poudre ou de granulés à travers des tuyaux spécialement conçus. Les informations disponibles indiquent que des systèmes de contrôle de débit et de pression sont utilisés pour garantir un transport efficace et sans perte de matériau [26].

Finition du produit

La finition du produit comprend plusieurs étapes visant à améliorer les propriétés et l'apparence du PEHD final. Cela peut inclure le refroidissement, le séchage, le triage et le conditionnement du polymère. Des références suggèrent que des techniques telles que le refroidissement à l'air, l'utilisation de tamis pour le triage des granulés et l'emballage sous forme de sacs ou de big bags sont couramment utilisées dans la finition du produit PEHD [26].

A.5 Conclusion

En conclusion, cette annexe présente une présentation détaillée de l'unité industrielle dans laquelle j'ai effectué mon stage. Grâce à cette expérience, j'ai pu obtenir un ensemble de données précieux sur la pompe du réacteur et étudier en profondeur son fonctionnement avec les ingénieurs compétents de cette unité industrielle. Cette immersion m'a permis d'acquérir une connaissance approfondie de la pompe réacteur et de son rôle crucial dans le procédé de fabrication. Je suis reconnaissant d'avoir eu l'opportunité de travailler avec une équipe expérimentée et de bénéficier de leur expertise. Ce stage a enrichi ma compréhension de la maintenance industrielle et m'a fourni des connaissances pratiques précieuses pour ma future carrière.