

Mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme de

Ingénieur d'État en génie industriel

Spécialité

Management et ingénierie de la maintenance industrielle

Thème

Contribution à la détection des défauts pour la maintenance prévisionnelle d'un compresseur centrifuge en utilisant les techniques du Machine Learning

Réalisé par

BELMELIANI Yasser merouane

BOUTARFA Ammar

Les membres de Jury :

MEDDOUR Ikhlas	(MCA)	Président
LAIDI Mohamed	(MCB)	Examineur
REZKI Nafissa	(MCB)	Encadrante
REZGUI Wail	(MCB)	Co- Encadrant

Alger, le 06/07/2022

Année universitaire 2021–2022

Dédicace

“

Nous dédions ce travail

À nos chers parents, pour leurs sacrifices, leur amour, leur soutien et leurs prières tout au long de nos études,

À nos chères sœurs Imane, Yasmine et Hadil pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,

À tous nos amis Bechihi Mohammed, Youcef, Amine Madani, Akram, Razkallah et Fatima pour leur aide et supportent dans les moments difficiles,

Merci d’être toujours là pour nous,

Puisse Dieu vous donne santé, bonheur, courage et surtout réussite.

”

Merouan et Ammar

Remerciements

En tout premier lieu, nous disons Alhamdoulilah en remerciant le bon Dieu (Allah Azawajel) de nous avoir donné la force de relever la tête haute toutes les épreuves à laquelle nous avons eu à faire face jusqu'au jour où nous sommes.

Nul remerciement ne pourra certes exprimer la gratitude que nous avons à l'égard de nos chers parents mais cela ne va pas nous empêcher des remercier pour tout ce qu'ils nous ont apporté dans nos vies, pour tous leur soutient aussi bien moral que financière.

Nous adressons nos sincères remerciements à notre encadrante madame REZKI Nafissa qui à accepter de diriger ce travail en nous assistant tout au long. Nous le remercions pour tous ses conseils, sa patience, sa disponibilité ainsi que son orientation, ainsi que monsieur REZGUI Wail notre Co encadrant pour tous ses efforts avec nous.

Nos vifs remerciements aux ingénieurs du complexe GL3Z de nous aider et de nous donner beaucoup d'informations et conseils pour réaliser notre projet.

Nous adressons également nos remerciements au président et aux membres du jury d'avoir accepté de juger notre travail.

Et pour finir nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet de fin d'études.

Table des matières

Dédicace	I
Remerciements	II
Introduction générale	1
1 Machine Learning pour la smart surveillance et la maintenance prévisionnelle	3
1.1 Introduction	4
1.2 L'intelligence artificielle	4
1.2.1 Industrie et intelligence artificielle	5
1.2.2 Le fonctionnement de l'intelligence artificielle	5
1.2.3 Les avantages de l'IA pour l'industrie	5
1.3 Machine learning	5
1.3.1 Le fonctionnement de la machine learning	6
1.3.2 Les types d'apprentissages	6
1.3.2.1 L'apprentissage supervisé	7
1.3.2.2 Apprentissage non supervisé	8
1.3.2.3 L'apprentissage semi-supervisé	8
1.3.2.4 L'apprentissage par renforcement	8
1.3.3 La différence entre l'apprentissage supervisé et non-supervisé	9
1.3.4 Machine learning pour la maintenance prévisionnelle	9
1.3.5 L'impact de machine learning dans l'industrie	10
1.4 Les techniques du Machine Learning pour la maintenance prévisionnelle	11
1.4.1 Régression Linéaire	11
1.4.1.1 Régression linéaire simple	11
1.4.1.2 Régression linéaire multiple	12
1.4.2 Régression polynomiale	13
1.4.3 Arbre de décision	13
1.4.4 Les machines à vecteurs de support pour la régression SVR	15
1.4.4.1 Utilisation des noyaux	16
1.5 Comparaison entre SVR et adDR	17
1.6 Conclusion	17
2 Etude de cas : Compresseur centrifuge 3MCL 1405	18
2.1 Introduction	19
2.2 Circuit de Réfrigération au Propane	20
2.3 Compresseur de Propane Principal (16-MJ04)	20
2.3.1 Conditions de fonctionnement (point garanti)	21
2.4 Moteur de Démarrage/ Assistance des Compresseurs 16-MJ03/16-MJ04 (16-MJ04-M)	21

2.5	Compresseur série 3MCL - informations générales	22
2.5.1	Carter série MCL	23
2.5.2	Accouplement	23
2.5.3	Diaphragmes série MCL	23
2.5.4	Les impulseur	24
2.5.5	Arbre de l'impulseur	24
2.5.6	Rotor série MCL	24
2.5.7	Tambour d'équilibrage	25
2.5.8	Palier lisse (journal bearing)	26
2.5.9	Palier de butée (thrust bearing)	27
2.5.10	Joint labyrinthe	28
2.5.11	Joints mécaniques à gaz (garniture mécanique)	28
2.5.12	Système d'huile de graissage	29
2.5.12.1	Fonctionnement générale	29
2.5.12.2	Réservoir d'huile de graissage	30
2.5.12.3	Pompe d'huile de graissage	30
2.5.12.4	Refroidisseur d'huile de graissage	30
2.5.12.5	Filtre d'huile à graissage	30
2.5.12.6	Réservoir intermédiaire d'huile de graissage	30
2.5.12.7	Tuyauteries d'huile graissage	30
2.5.12.8	Réglage de la pression d'huile aux paliers	31
2.5.13	Système de gaz d'étanchéité	31
2.5.13.1	Tuyauteries gaz d'étanchéité	31
2.5.13.2	Lignes de purge d'air primaires	32
2.5.13.3	Lignes de purge d'air secondaires	32
2.5.13.4	Gaz de rinçage sous jet	32
2.5.13.5	Filtres à gaz d'étanchéité	32
2.5.14	Vannes anti-pompage	33
2.5.14.1	Conséquence du pompage sur le compresseur	33
2.6	Conclusion	33
3	Implémentation des techniques et résultats	34
3.1	Introduction	35
3.2	Partie 01: SADT et AMDEC du compresseur	35
3.2.1	SADT du compresseur	35
3.2.2	AMDEC du compresseur	38
3.2.2.1	Etape 1 : initialisation	38
3.2.2.2	Etape 2 : décomposition fonctionnelle	38
3.2.2.3	Etape 3 : Analyse AMDEC	41
3.2.2.4	Etape 4 : Synthèse	49
3.3	Partie 02 : Implémentation de SVR et arbre de décision pour la régression	49
3.3.1	Description du logiciel MATLAB	49
3.3.2	Bases de données du compresseur	50
3.3.3	Implémentation du SVR et AdDR	50
3.3.4	Résultats et Discussions	52
3.3.4.1	Vibration	53
3.3.4.2	Température de Palier lisse et palier de butée	54
3.3.4.3	Déplacement axial	55

3.3.4.4	Température et pression d'huile de graissage	56
3.3.4.5	Pression de fuit du joint d'étanche aux gaz sec	58
3.3.4.6	Pression différentielle dans le filtre d'huile de graissage, gaz d'étanchéité et gaz tampon	59
3.3.5	Plan final du maintenance prévisionnelle	61
3.3.6	Etude comparative	62
3.4	Conclusion	64
Conclusion et perspectives		65
Annexes		71
A Présentation de complexe		72
B Surveillance et maintenance industrielle		79

Table des figures

1.1	Schéma des différentes techniques issues de l'apprentissage automatique.	7
1.2	Descente du gradient [12].	12
1.3	Régression polynomiale [12].	13
1.4	Exemple d'illustration d'un arbre de décision [12].	14
1.5	Hyper-tube modélisant la fonction de régression [6].	15
1.6	Utilisation des noyaux pour la résolution de la régression non linéaire [6].	16
2.1	Disposition de l'unité de compression – Dessin simplifié	19
2.2	Dessin d'assemblage simplifié d'un compresseur 3MCL 1405.	22
2.3	Composant intérieur du compresseur.	25
2.4	Palier lisse_ côté palier de butée et côté opposé siège en deux moitiés.	27
2.5	Dessin de montage des joints mécaniques de gaz typiques du MCL 1405.	29
3.1	Diagramme SADT de compresseur.	36
3.2	Diagramme de pieuvre.	38
3.3	Décomposition matérielle de compresseur.	39
3.4	Extrait du fichier csv pour la base de données.	50
3.5	Implémentation du SVR et ADD.	51
3.6	Courbe prévisionnelle de vibration	53
3.7	Courbe prévisionnelle de Température de Palier lisse	54
3.8	Courbe prévisionnelle de Température de Palier de butée	54
3.9	Courbe prévisionnelle de déplacement axial	55
3.10	Courbe prévisionnelle de Température d'huile de graissage	56
3.11	Courbe prévisionnelle de pression d'huile de graissage	57
3.12	Courbe prévisionnelle de pression de fuit du joint d'étanche aux gaz sec	58
3.13	Courbe prévisionnelle de pression différentielle dans le filtre d'huile de graissage	59
3.14	Courbe prévisionnelle de pression différentielle dans le filtre de gaz d'étanchéité	59
3.15	Courbe prévisionnelle de pression différentielle dans le filtre de gaz tampon	60
3.16	Résultats de comparaison.	64
A.1	Emplacement du complexe GL3Z	73
A.2	Organigramme de complexe GL3	74
A.3	Maquette 3D de la Vue d'Ensemble du Complexe	75
A.4	Schéma fonctionnel global	76
A.5	Organigramme de département maintenance du complexe GL3Z	78
B.1	Architecture générale d'un système de supervision [13].	80
B.2	Composants de surveillance industrielle [9].	81
B.3	Classification des méthodologies de surveillance industrielle[23].	82
B.4	Types de maintenance.	84
B.5	Dégradation de la surveillance.	86

B.6 bloc fonctionnel SADT [4]. 88

B.7 La démarche de l'étude AMDEC 91

Liste des tableaux

1.2	Comparaison entre SVR et adDR [18].	17
2.1	Données principales du compresseur de propane principal (16-MJ04).	20
2.2	Conditions de fonctionnement.	21
3.1	Fonctions de diagramme de pieuvre.	39
3.3	Les fonctions des éléments de compresseur.	40
3.8	Les grilles de cotation.	42
3.10	Plant maintenance prévisionnelle du Compresseur centrifuge 3MCL-1404	61
3.11	Résultats de comparaison	63

Liste des abréviations

MP	<i>Maintenanace Prévisionnelle</i>
ML	<i>Machine Learning</i>
DL	<i>Deep Learning</i>
SVR	<i>Support Vector Machine pour la Régression</i>
adDR	<i>Arbre de décision pour la régression</i>
AMDEC	<i>Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et leur criticité</i>
SADT	<i>System Analysis and Design Technic</i>

Introduction générale

Dans de nombreux secteurs industriels, l'activité de surveillance est une tâche très complexe et nécessite une grande quantité d'informations et des données intrinsèques, concernant le fonctionnement de ces processus. À l'origine, la surveillance était destinée à assurer la protection d'une machine en déclenchant automatiquement son arrêt, ou en générant des alarmes avant que ne surviennent des dégradations graves. En effet, le développement actuel des nouvelles technologies a permis l'amélioration des performances qui s'expriment à travers différents dispositifs, et qui contribuent dans l'évolution des systèmes de surveillance et de contrôle des installations industrielles. Dans ce contexte, de nombreuses approches de surveillance des systèmes industriels sont développées, en vue de la détection des défaillances, ainsi que pour le diagnostic des défauts, par les différentes communautés de recherche en automatique, productique et en intelligence artificielle[18].

Par conséquent et au suite à la complexité croissante des systèmes industriels qui sont devenus de plus en plus exigeants en termes de fiabilité, de performances, de contraintes de sécurité et de disponibilités, a donné un intérêt croissant à la supervision qui consiste à surveiller et à conduire l'exécution d'une opération ou d'un travail accompli par l'homme ou par une machine, puis à proposer des actions correctives en cas de besoin en utilisant la maintenance prévisionnelle qui permet aux clients de mieux utiliser leurs machines en détectant l'apparition d'anomalies sur ces machines avant qu'elles ne deviennent trop graves, et aux industries d'anticiper les pannes et d'estimer les coûts de la maintenance par la suite. Beaucoup de chercheurs se sont penchés sur le problème de la maintenance prévisionnelle en proposant diverses solutions avec des approches différentes. L'intelligence artificielle et notamment l'apprentissage automatique ont révolutionné la prévision en général et la maintenance en particulier. Certains algorithmes d'apprentissage permettent des prévisions de très grandes précisions et à long terme grâce à leur capacité à inférer des modèles prédictifs qui se basent sur l'exploitation des historiques des données collectées[12], [7].

L'objectif de ce mémoire est l'implémentation des techniques de Machine Learning pour la smart surveillance et la maintenance prévisionnelle des défauts affectant un compresseur centrifuge type 3MCL 1405. Le résultat de cette implémentation sera utilisé pour la proposition d'un plan de maintenance prévisionnelle.

Le travail apporté dans ce projet est structuré en trois chapitres :

Le premier chapitre, est consacré à l'état de l'art sur les techniques du Machine Learning pour la surveillance et la maintenance prévisionnelle.

Le deuxième chapitre, est réservé à la présentation de l'étude de cas du compresseur centrifuge type 3MCL-1405.

Le troisième chapitre illustre l'application de SADT et AMDEC du compresseur ainsi que l'implémentation des méthodes choisies.

En outre, le mémoire comporte aussi une introduction, une conclusion générale, et des références bibliographiques.

Chapitre 1

Machine Learning pour la smart surveillance et la maintenance prévisionnelle

1.1 Introduction

Dans les usines de plus en plus automatisées, la lutte contre les pannes et les dysfonctionnements en tous genres, même les plus discrets, est devenue une priorité de tous les instants pour les industries. En effet, une ligne de production stoppée à cause d'une défaillance peut représenter un coût énorme pour une entreprise [7],[12].

L'Intelligence Artificielle permet de découvrir des seuils optimums et d'offrir une plus grande finesse dans la détermination des pannes, une anticipation prenant en compte des facteurs « temps réels » voire de détecter des signaux faibles ou de découvrir des cas non répertoriés, ce qui permet de planifier les interventions de maintenance [17].

Les techniques d'Intelligence Artificielle (IA) peuvent être mises au service des solutions de surveillance de l'état de fonctionnement des équipements industriels. Ces solutions permettent à la fois de déceler des phénomènes qui se sont déjà produits tout en identifiant certains autres qui présentent un caractère inédit [18].

Dans ce chapitre, nous présenterons tout d'abord l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique. Ensuite, nous présenterons les concepts et les techniques les plus importantes d'apprentissage automatique pour la régression utilisées pour la maintenance prévisionnelle.

1.2 L'intelligence artificielle

C'est la science et l'ingénierie de la fabrication de machines intelligentes, en particulier de programmes informatiques intelligents. Il est lié à la tâche similaire d'utiliser des ordinateurs pour comprendre l'intelligence humaine, mais l'IA n'a pas à se limiter à des méthodes biologiquement observables [10], [12].

La norme ISO 2382-28 définit l'intelligence artificielle comme la capacité d'une unité fonctionnelle à exécuter des fonctions généralement associées à l'intelligence humaine, telles que le raisonnement et l'apprentissage. Qualifiée de prochaine révolution informatique, l'intelligence artificielle est au cœur de tous les sujets d'actualités, il semble indispensable de définir cette technologie de rupture et de clarifier son régime juridique, mais aussi d'identifier les applications en cours ou en développement dans les entreprises et les bénéfices qu'elles en tirent [12].

L'intelligence artificielle consiste à mettre en œuvre un certain nombre de techniques visant à permettre aux machines d'imiter une forme d'intelligence réelle. L'IA est mise en œuvre dans un nombre croissant de domaines d'application. Concrètement, à partir d'un ensemble de données, l'IA va modéliser leurs interactions, et pouvoir effectuer des prédictions à partir d'un nouvel échantillon de données. Ces prédictions vont être associées à des probabilités [10].

Les domaines d'application de l'intelligence artificielle sont nombreux. Elle est présente dans les caméras des smartphones, la photographie, dans le domaine militaire (par exemple pour les drones décisionnels), dans le secteur financier (évaluation des risques d'une opération comme l'octroi d'un crédit immobilier), en médecine (diagnostic des maladies oculaires), dans la robotique, dans les jeux vidéo (animation de personnages non-joueurs), dans les transports (gestion du trafic dans les transports en commun) et les industries (mise en place de systèmes de maintenance prévisionnelle pour faire face aux problèmes de production) [1], [2].

1.2.1 Industrie et intelligence artificielle

L'intelligence artificielle révolutionne l'industrie. Des chaînes d'approvisionnement à l'optimisation de la chaîne de production en passant par la maintenance préventive et prévisionnelle. Les applications industrielles de l'intelligence artificielle sont nombreuses. L'IA permet d'optimiser les performances industrielles, de réduire les pannes et de simplifier les simulations. Enfin, il permet d'automatiser les contrôles qualité. L'intelligence artificielle est également un excellent outil d'aide à la décision [2], [3], [18].

1.2.2 Le fonctionnement de l'intelligence artificielle

Les machines dotées d'intelligence artificielle mémorisent les comportements. Ce travail de mémorisation leur permet de résoudre des problèmes et d'agir correctement dans telle ou telle situation. Cet apprentissage s'effectue à l'aide de bases de données et d'algorithmes. Ce travail complexe aide la machine à mesurer l'importance d'un problème, à passer au crible les solutions possibles et les situations passées similaires afin de faire ce qu'il faut [12].

Il s'agit en fait d'un système statistique sophistiqué et performant qui amène la machine à prendre une décision ou à avoir le comportement attendu. Pour mesurer son degré d'intelligence, une machine est soumise au test de Turing. Ce test porte le nom de l'inventeur de l'IA, Alan Turing. Ce mathématicien britannique fut l'un des premiers à se demander, en 1950, si une machine était capable de penser. Le test de Turing consiste à converser avec la machine et à lui demander de créer quelque chose avec des critères précis qu'elle doit respecter. L'IA avec son évolution logique, le machine learning et le deep learning représentent l'avenir de la prise de décision [1], [12].

1.2.3 Les avantages de l'IA pour l'industrie

C'est une vraie révolution dans le domaine de l'industrie puisqu'une multitude d'objets peuvent être surveillés et analysés en même temps. Toutes les données collectées sont ensuite centralisées sur un support Cloud, ce qui simplifie pleinement leur analyse de façon fiable et rapide. À plus grande échelle, la machine learning est idéal pour anticiper les pannes et diminuer ainsi considérablement le risque d'arrêt des machines. Leur dysfonctionnement entraîne inévitablement des coûts directs et indirects dans n'importe quelle entreprise [1].

1.3 Machine learning

Machine learning ou « apprentissage automatique » en français est un concept de plus en plus populaire dans le monde de l'informatique, et qui concerne le domaine de l'intelligence artificielle. Encore appelé "apprentissage statistique", ce terme correspond à un processus de développement, d'analyse et de mise en œuvre conduisant à l'établissement de processus systématiques. Pour faire simple, il s'agit d'une sorte de programme permettant à un ordinateur ou à une machine un apprentissage automatisé, de façon à pouvoir réaliser un certain nombre d'opérations très complexes. Les algorithmes de Machine Learning apprennent de manière autonome à effectuer une tâche ou à réaliser des prédictions à partir de données et améliorent leurs performances au fil du temps. Une fois entraîné, l'algorithme pourra retrouver les patterns dans de nouvelles données [7], [12], [17].

L'objectif consiste à rendre la machine capable de fournir des solutions à des problèmes complexes, en traitant une quantité énorme d'informations. Cela offre la possibilité d'analyser et de démontrer les corrélations qui existent entre deux ou plusieurs situations données, et de prédire leurs implications [10].

L'Apprentissage automatique se décompose en 2 étapes : une phase d'entraînement (on apprend sur une partie des données) et une phase de vérification (on teste sur la seconde partie de données) [3].

1.3.1 Le fonctionnement de la machine learning

Le développement d'un modèle de Machine Learning repose sur quatre étapes principales. En règle générale, c'est un Data Scientiste qui gère et supervise ce procédé.

La première étape consiste à sélectionner et à préparer l'ensemble de données d'entraînement. Ces données seront utilisées pour alimenter le modèle d'apprentissage pour apprendre à résoudre le problème pour lequel il est conçu.

Les données peuvent être étiquetées pour indiquer au modèle les fonctionnalités qu'il doit reconnaître. Ils peuvent également ne pas être étiquetés, et le modèle doit découvrir et extraire des fonctionnalités récurrentes de lui-même.

Dans les deux cas, les données doivent être soigneusement préparées, organisées et nettoyées. Sinon, la formation du modèle de la machine learning peut être biaisée. Les résultats de ses prévisions futures seront directement impactés [17], [20].

La deuxième étape consiste à choisir un algorithme à exécuter sur l'ensemble de données d'apprentissage. Le type d'algorithme à utiliser dépend du type et de la quantité de données d'entraînement et du type de problème à résoudre.

La troisième étape consiste à entraîner l'algorithme. Il s'agit d'un processus itératif. La variable est parcourue par l'algorithme et le résultat est comparé à ce qu'il devrait produire. Les "pondérations" et les biais peuvent ensuite être ajustés pour améliorer la précision des résultats.

On exécute ensuite de nouveau les variables jusqu'à ce que l'algorithme produise le résultat correct la plupart du temps. L'algorithme, ainsi entraîné, est le modèle de Machine Learning. La quatrième et dernière étape est l'utilisation et l'amélioration du modèle. On utilise le modèle sur de nouvelles données, dont la provenance dépend du problème à résoudre [3], [10], [18].

1.3.2 Les types d'apprentissages

Il existe plusieurs méthodes en apprentissage automatique que ce soit pour la régression ou la classification comme le montre la figure 1.1. Pour bien choisir une méthode il faut comprendre les fondements de ces méthodes existantes et de ce qui permet de les distinguer afin de déterminer les modèles qui traiteraient au mieux un problème particulier.

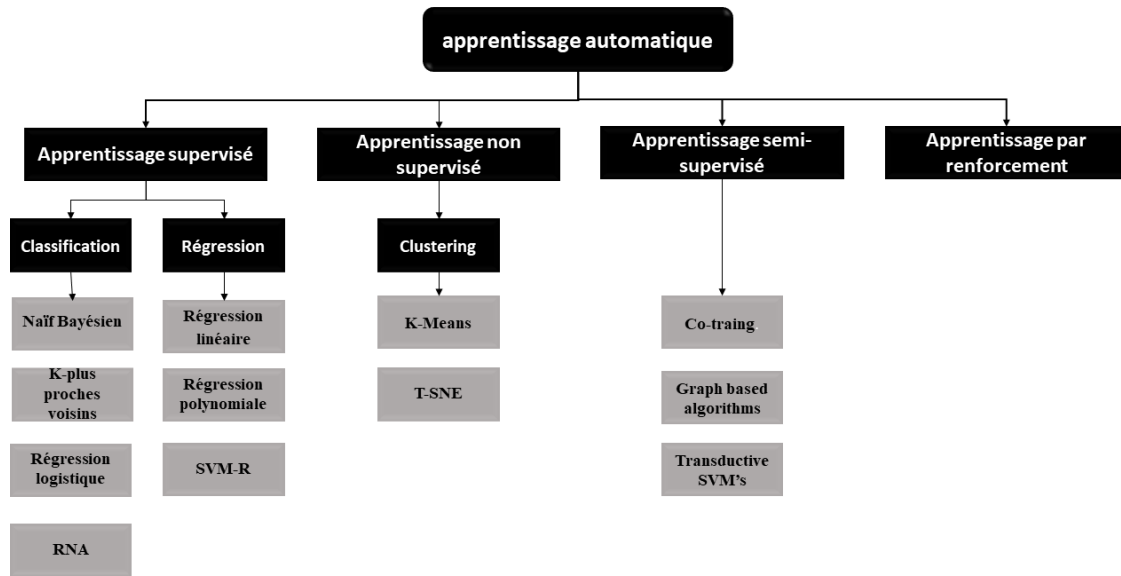


FIG. 1.1 : Schéma des différentes techniques issues de l'apprentissage automatique.

1.3.2.1 L'apprentissage supervisé

Il s'agit d'une méthode d'apprentissage qui utilise un ensemble de classes d'apprentissage connues afin d'ajuster un modèle statistique qui pourra être utilisé ultérieurement pour le déploiement. Cette méthode s'oppose aux méthodes non supervisées, dans lesquelles les classes ne sont pas connues (pas étiquetées). L'objectif est de déterminer à quel groupe l'individu a le plus de chances d'appartenir.

Un expert doit préalablement étiqueter des exemples. Le processus se passe en deux phases. Lors de la première phase (hors ligne, dite d'apprentissage), il s'agit de déterminer un modèle des données étiquetées. La seconde phase (en ligne, dite de test) consiste à prédire l'étiquette d'une nouvelle donnée, connaissant le modèle préalablement appris [7], [12], [16], [25].

A). Classification

Les algorithmes de classification sont utilisés lorsque la variable à prédire Y est discrète (qualitative). Une classification peut avoir des variables d'entrée à valeurs réelles ou discrètes. Il est courant que les modèles de classification prédisent des valeurs continues comme les probabilités d'appartenance à chaque classe de sortie. Une probabilité prédite peut être convertie en une valeur de classe en sélectionnant l'étiquette de la classe qui présente la probabilité la plus élevée [16].

B). Régression

Les algorithmes de régression sont quant à eux utilisés lorsque la variable à prédire Y est continue (quantitative). Comme le cas de la prédiction du prix d'une voiture. Un problème de régression nécessite la prédiction d'une quantité. Il peut avoir des variables d'entrée à valeurs réelles ou discrètes.

Remarquons que certains algorithmes ont le mot « régression » dans leur nom, tels que régression linéaire et régression logistique, ce qui peut prêter à confusion, car la régression linéaire est un algorithme de régression alors que la régression logistique est un algorithme de classification. Certains algorithmes peuvent être utilisés à la fois pour la classification et

la régression avec de petites modifications, telles que les arbres de décision et les réseaux de neurones artificiels [12], [16].

1.3.2.2 Apprentissage non supervisé

Visé à caractériser la distribution des données, et les relations entre les variables, sans discriminer entre les variables observées et les variables à prédire. La tâche revient à la machine de procéder toute seule à la catégorisation des données. Pour ce faire, le système va croiser les informations qui lui sont soumises, de manière à pouvoir rassembler dans une même classe les éléments présentant certaines similitudes. Ainsi, en fonction du but recherché, il reviendra à l'opérateur ou au chercheur de les analyser afin d'en déduire les différentes hypothèses. L'algorithme doit découvrir par lui-même la structure en fonction des données. [7], [12].

L'objectif de l'apprentissage non supervisé est de regrouper (classer) les individus qui se ressemblent le plus entre eux et qui ont des caractéristiques similaires. Ce regroupement peut viser différents objectifs : tenter de séparer des individus appartenant à des sous populations distinctes, décrire les données en réduisant le nombre d'individus ainsi que simplifier et exposer les résultats [16], [25].

1.3.2.3 L'apprentissage semi-supervisé

C'est une classe de techniques d'apprentissage automatique qui utilise un ensemble de données étiquetées et non-étiquetées. Il se situe ainsi entre l'apprentissage supervisé qui n'utilise que des données étiquetées et l'apprentissage non-supervisé qui n'utilise que des données non-étiquetées.

Il vise à faire apparaître la distribution sous-jacente des exemples dans leur espace de description. Il est mis en œuvre quand des données (ou étiquettes) manquent. Le modèle doit utiliser des exemples non-étiquetés pouvant néanmoins renseigner. Il est souvent associé au concept d'apprentissage transductif. Il s'effectue sur les données de la base d'apprentissage dans le but de faire des prédictions sur les observations de la base de test, et uniquement celles-ci. Le but n'est donc pas de déterminer la fonction qui minimise l'erreur en généralisation, mais celle qui minimise l'erreur moyenne sur la base de test.

L'apprentissage semi supervisé vise les problèmes avec relativement peu de données étiquetées et une grande quantité de données non étiquetées. Ce type de situation peut se produire quand l'étiquetage des données est coûteux, comme dans le cas de la classification de pages internet [12], [16].

1.3.2.4 L'apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est très différent des types d'apprentissage vus jusqu'ici. Il consiste à apprendre, à partir d'expériences successives, ce qu'il convient de faire de façon à trouver la meilleure solution. Pour ce type d'apprentissage, les données d'entraînement proviennent directement de l'environnement. En fonction de ses performances, il sera récompensé ou pénalisé pour l'inciter à poursuivre dans une voie ou à changer d'approche. Cette technique est notamment utilisée pour permettre à une IA de surpasser les humains dans les jeux [7], [12], [25].

L'apprentissage par renforcement peut être utilisé pour apprendre à un robot à marcher, ou à un programme à jouer.

1.3.3 La différence entre l'apprentissage supervisé et non-supervisé

La différence entre ces deux principes de fonctionnement se trouve dans le fait que l'apprentissage supervisé est parfois conditionné par des notions préconçues au moment de l'étiquetage des données. Ce n'est donc pas le cas de l'apprentissage non supervisé, qui se montre largement plus performant et fiable pour autant que les réponses obtenues aillent au-delà de la compréhension humaine des faits. En plus, il faut signaler que l'apprentissage automatique peut également impliquer un mode de fonctionnement mixte qui met en œuvre les deux types d'apprentissage afin d'obtenir des résultats plus précis [3], [12], [17], [25].

1.3.4 Machine learning pour la maintenance prévisionnelle

Le modèle ML vise à découvrir des modèles inconnus dans les données, par ex. au moyen de similitudes entre les points de données. Les algorithmes sont donc formulés de manière à pouvoir trouver par eux-mêmes des modèles et des structures dans les données. Dans l'apprentissage semi-supervisé, les données d'entrée sont un mélange de points de données étiquetés et non étiquetés. Dans l'apprentissage supervisé, le modèle ML utilise des données d'apprentissage étiquetées. Autrement dit, il reçoit des étiquettes avec la sortie correcte et vise à apprendre un mappage des entrées aux sorties, en ajustant souvent le modèle de manière itérative. Ce processus est répété jusqu'à ce que le modèle atteigne le niveau de précision souhaité sur les données d'apprentissage et puisse prédire correctement les sorties des nouvelles instances [7], [12], [17].

Enfin, l'apprentissage par renforcement utilise des essais et des erreurs de manière exploration ou exploitation pour découvrir les actions qui rapportent les meilleures récompenses. L'apprentissage par renforcement a été essentiel pour permettre la conduite autonome. Le l'apprentissage par renforcement a été appliqué au MP, dans le contexte des réseaux électriques et pour une approche générale de la planification de la maintenance [18].

1.3.5 L'impact de machine learning dans l'industrie

L'utilisation du machine learning permet :

- De prédire les pannes de différents types de matériel ;
- D'anticiper la maintenance des machines et donc de la planifier à l'avance (maintenance prévisionnelle) ;
- De minimiser les pannes et le manque à gagner qu'elles génèrent pour l'entreprise ;
- D'augmenter la satisfaction client ;
- Réduction des coûts opérationnels ;
- Automatisation de la prise de décision ;
- Détecter très tôt dans le processus de fabrication les défauts industriels ;
- D'écarter aussitôt les pièces ou produits défectueux ;
- Maîtrise des risques ;
- De réduire ainsi le gaspillage industriel ;
- La machine learning est la solution contre les ruptures de stock. Il permet d'optimiser les plans de réapprovisionnement des usines, entrepôts et chaînes de magasins.

De manière concrète, les algorithmes prédictifs vont :

- Recenser et croiser les données disponibles et historiques (achats, ventes...), les stocks actuels et les facteurs externes (météo, etc.) ;
- Emettre des prévisions de vente de manière précise ;
- Suggérer des niveaux de commandes d'approvisionnement.

[7], [10] [12], [17].

1.4 Les techniques du Machine Learning pour la maintenance prévisionnelle

1.4.1 Régression Linéaire

La régression linéaire est un algorithme qui trouve une ligne qui se rapproche d'un ensemble. Les points représentent les données d'entraînement. Il s'agit d'un algorithme d'apprentissage supervisé de type régression.

Dans les problèmes de régression, les caractères sont rapportés différemment, avec un interprète et un caractère à interpréter [12].

1.4.1.1 Régression linéaire simple

Dans le cas de la régression linéaire simple, le nombre de caractères est de deux : pour expliquer les variables et les variables à expliquer. Le but est de trouver la meilleur fonction que nous nommerons h , agit comme une approximation de la valeur de sortie y . Pour une régression linéaire simple h sera de la forme :

$$h(x) = \theta_0 + \theta_1 x \quad (1.1)$$

Le problème revient à trouver le couple (θ_0, θ_1) qui rapproche le plus $h(x_i)$ de y pour les couples (x, y) de notre base de données. Pour chaque point, la fonction hypothèse prend une valeur $h(x_i)$ qui est plus ou moins proche de y_i . La proximité se mesure en général comme un erreur quadratique moyenne. L'erreur unitaire pour x_i est alors définie par l'équation 1.2 :

$$(h(x_i) - y_i)^2 \quad (1.2)$$

L'erreur unitaire pour étant définie, on peut ensuite sommer les erreurs pour l'ensemble des points :

$$\sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i)^2 \quad (1.3)$$

La fonction de coût est alors obtenue en effectuant une normalisation par le nombre m de points dans la base d'apprentissage et en remplaçant $h(x_i)$:

$$j(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (\theta_0 + \theta_1 x - y_i)^2 \quad (1.4)$$

Trouver le couple (θ_0, θ_1) qui rapproche le plus $h(x)$ de y revient à minimiser la fonction coût $j(\theta_0, \theta_1)$. Une façon de minimiser $j(\theta_0, \theta_1)$ est d'utiliser l'algorithme de descente de gradient qui se présente comme suit :

Itération 0 : initialisation d'un couple (θ_0, θ_1)

Itération jusqu'à convergence :

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_j} j(\theta_0, \theta_1) \text{ pour } j = 1 \text{ et } 0 \quad (1.5)$$

L'algorithme calcule le gradient de la fonction de coût au point Θ . Pour trouver le minimum de cette fonction, il faut se déplacer dans la direction opposée au gradient. Lorsque le gradient est nul, le minimum est atteint. Ici α représente le taux d'apprentissage ou Learning rate en anglais. Physiquement, c'est la vitesse à laquelle on souhaite terminer les itérations. Comme la fonction $j(\theta_0, \theta_1)$ est une fonction convexe, alors tout minimum local est aussi le minimum global, cela nous permet d'éviter d'être induit en erreur [12].

1.4.1.2 Régression linéaire multiple

La régression linéaire multiple est une généralisation, à plusieurs variables explicatives, de la régression linéaire simple.

Pour n variables d'entrée, la fonction h prend une forme plus générale :

$$h(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots \theta_n x_n \quad (1.6)$$

Nos données d'entrée se représentent sous forme d'une matrice de dimension (m,n) :

$$\begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix} \quad (1.7)$$

x_{ij} correspond à la valeur prise par la variable j de l'observation i .

La fonction coût est quant à elle donnée par :

$$j_\theta = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i)^2 \quad (1.8)$$

Pour minimiser j_θ on va également utiliser la méthode de descente du gradient.

- Itération 0 : initialisation d'un vecteur $(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n)$
- Itération jusqu'à convergence :

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_j} j(\theta) \text{ pour } j = 1 \text{ à } n \quad (1.9)$$

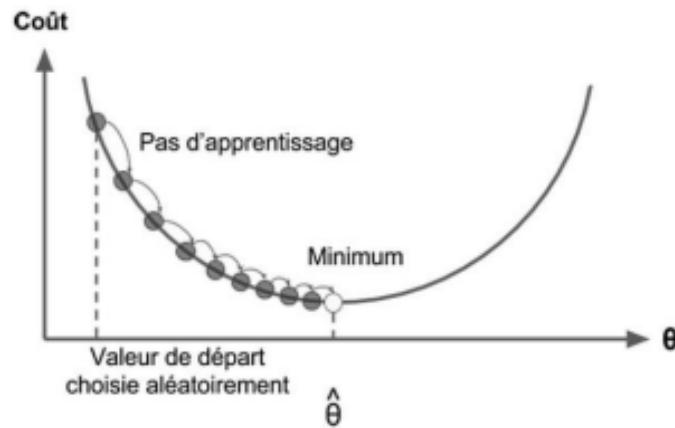


FIG. 1.2 : Descente du gradient [12].

1.4.2 Régression polynomiale

La régression polynomiale peut être considérée comme un cas particulier de la régression linéaire multiple, dans lequel la distribution des données est plus complexe qu'une simple distribution linéaire. En d'autres mots, la relation entre la variable dépendante x et la variable indépendante y est modélisée comme un polynôme de degré N [12]. Ce algorithme peut générer une courbe pour des données non-linéaires comme le montre la figure 1.3. Par exemple, une régression linéaire polynôme peut suivre une fonction de la forme :

$$y = \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2 \quad (1.10)$$

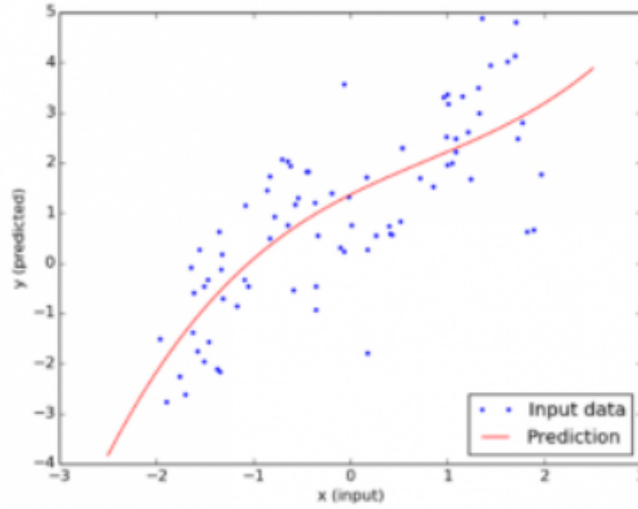


FIG. 1.3 : Régression polynomiale [12].

1.4.3 Arbre de décision

Un arbre de décision (adDR) est une méthode supervisée non paramétrique de classification et de régression représente une séquence hiérarchique de règles logiques ou de production construite automatiquement à partir d'un ensemble de données [18].

L'arbre de décision vise à prédire la valeur (c'est-à-dire l'étiquette ou la classe) d'une variable cible en apprenant des règles de décision simples déduites des caractéristiques des données. Un arbre de décision consiste généralement en un certain nombre de branches, une racine, un nombre de nœuds d'intervalle et de feuilles. Chaque chemin partant de la racine nœuds internes jusqu'à un nœud feuille représente une classification avec les différentes conditions des systèmes ou des composants [18]. Chaque nœud feuille représente une étiquette de classe pour la classification ou une réponse pour la régression en apprenant des règles de décision simples déduites des caractéristiques des données, [25] en utilisant la formule suivant :

$$P(T) = \sum_{j \in T} w_j \quad (1.11)$$

Où :

w_j : Poids des observations

T : Ensemble de tous les indices d'observation du nœud t

n : Égale au nombre d'observations.

Les techniques de ML basées sur l'adDR ont été fréquemment utilisées pour la MP. Tout d'abord, en raison de la nature de l'adDR, de nombreux efforts sont consacrés à l'identification ou à la classification de l'état du système du monde réel [18].

L'adDR est également utilisé pour développer des modèles de pronostic de défaillance comme la prédiction. Dans de nombreux exemples, les résultats montrent que l'arbre de régression est simple et capable de bien fonctionner même pour un petit ensemble de données. En outre, un ensemble d'adDR peut être formé et assemblé dans une Random Forest (RF). Selon la littérature récente sur le diagnostic et le pronostic des défauts. La popularité des arbres de décision est fondée sur les raisons suivantes [12] :

- Ils sont faciles à comprendre.
- Ils peuvent être efficaces avec ou sans données concrètes, et les données ne nécessitent pas beaucoup de traitement.
- Ils offrent la possibilité de choisir l'option la plus adéquate parmi plusieurs.

Pour voir comment un arbre de décision prédit une réponse, il faut suivre les décisions dans l'arbre dès le nœud racine (début) jusqu'au nœud feuille qui présente la réponse. Les arbres de régression donnent des réponses numériques. Les arbres de décision sont relativement rapides et faciles à poursuivre dans leur résolution [25], [12]. La figure 1.4 présente un exemple d'illustration d'un arbre de décision.

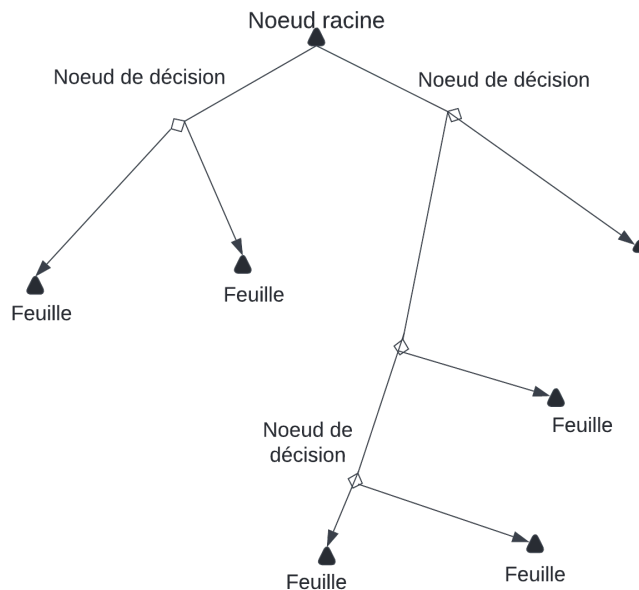


FIG. 1.4 : Exemple d'illustration d'un arbre de décision [12].

1.4.4 Les machines à vecteurs de support pour la régression SVR

Les machines à vecteurs de support (SVM) ont été introduites pour la classification et l'estimation de fonctions non linéaires, puis étudiées par de nombreux autres chercheurs [22]. La méthode des vecteurs de support pour la régression est formulée en résolvant un problème d'optimisation convexe, plus précisément un problème de programmation quadratique (QP). On l'obtient en employant la fonction de perte insensible, en formulant le problème d'approximation comme un problème d'optimisation avec contraintes d'inégalité et en exploitant la condition de Mercer afin de relier la cartographie non linéaire de l'espace des caractéristiques à la fonction noyau choisie [19].

En outre, la complexité du modèle découle de la résolution de ce problème d'optimisation convexe [18]. Les modèles SVM s'adaptent également très bien aux espaces d'entrée de grande dimension.

Les machines à vecteurs de support (SVM) constituent une nouvelle classe d'algorithme d'apprentissage, motivée par les résultats de la théorie de l'apprentissage statistique. L'estimation par régression SV cherche à estimer des fonctions [14]. La figure 1.5 représente une modélisation de la fonction de régression.

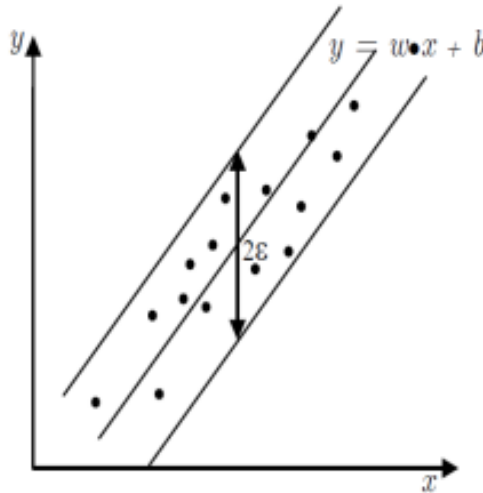


FIG. 1.5 : Hyper-tube modélisant la fonction de régression [6].

La régression SVR est une méthode permettant d'estimer une fonction qui relie un objet d'entrée à un nombre réel sur la base de données d'apprentissage [24]. D'un objet d'entrée à un nombre réel sur la base de données d'apprentissage. Similaire au SVM de classification, SVR a les mêmes propriétés de maximisation de la marge et de l'astuce du noyau pour la cartographie non linéaire [21]. Et voici l'ensemble d'apprentissage pour la régression est représenté comme suit :

$$D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\} \quad (1.12)$$

En général, la fonction d'estimation dans le SVR prend la forme suivante :

$$f(x) = (w \cdot (x)) + b \text{ avec } w \in X, b \in R \quad (1.13)$$

Où w est la taille du vecteur et b est le biais.

L'objectif est d'estimer les paramètres (w et b) de la fonction qui donne le meilleur ajustement des données. Une fonction SVR $F(x)$ sert à approximer toutes les couples (x_i, y_i) tout en

maintenant les différences entre les valeurs estimées et les valeurs réelles sous ε de précision. C'est-à-dire que pour chaque vecteur d'entrée x dans D [6], [21].

La minimisation de cette équation est équivalente au problème d'optimisation [14].

$$R_{reg}(f) = L(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w^2\| + C \sum_i^l (\xi_i^2, \xi_i^{*2}), C > 0 \quad (1.14)$$

Tell que le dernier terme a pour effet de pénaliser les échantillons mal classés, sous réserve des contraintes suivantes :

$$(w \cdot X_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \quad (1.15)$$

$$y_i - ((w \cdot X_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^* \quad (1.16)$$

$$\varepsilon \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \quad (1.17)$$

1.4.4.1 Utilisation des noyaux

L'une des motivations les plus fortes pour le développement des machines à vecteurs de support pour la régression est leur simplicité d'extension aux cas non linéaires, ceci grâce à l'utilisation de noyaux comme le montre la figure 1.6. En effet, de manière assez similaire au cas de la classification, on applique une transformation de l'espace pour être toujours en front d'une régression linéaire, et pour la transformation en espace inverse, permettant de revenir à l'espace d'origine après la résolution dans le nouvel espace, grâce à une fonction réelle dite kernel. Le produit scalaire dans les équations précédentes est donc remplacé par la fonction noyau [6].

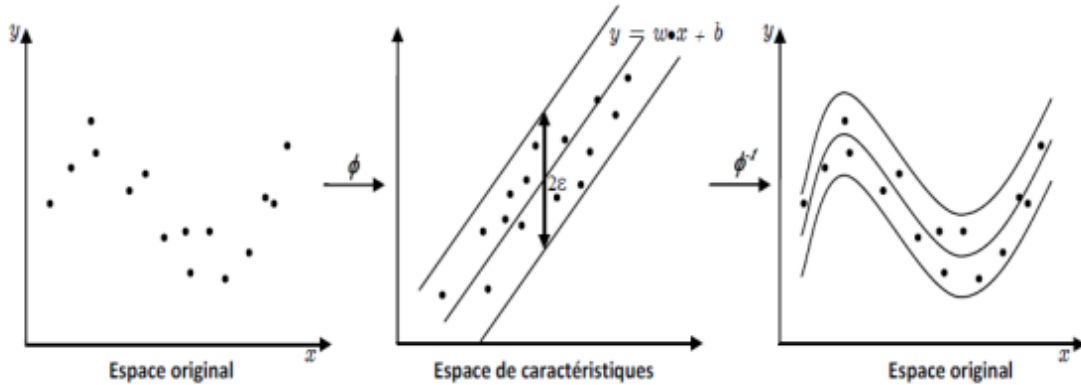


FIG. 1.6 : Utilisation des noyaux pour la résolution de la régression non linéaire [6].

1.5 Comparaison entre SVR et adDR

TAB. 1.2 : Comparaison entre SVR et adDR [18].

Méthode	SVR	adDR
Stratégies d'apprentissage	Identifier l'hyperplan optimal. Déterminer les règles de classification à partir de modèles d'association.	Divisez récursivement les données d'apprentissage et attribuez une étiquette de classe à la feuille par la classe la plus fréquente. Élaguez un sous-arbre avec une feuille ou une branche si vous obtenez une erreur d'apprentissage plus faible.
Avantages	Fonctionne bien avec les données non structurées et semi-structurées. Peut traiter des caractéristiques hautement dimensionnelles. Diverses fonctions de noyau peuvent être utilisées.	Facile à comprendre. Non paramétrique.
Limitations	Pas de norme pour le choix de la fonction noyau. Faible efficacité pour les grandes données.	Facile à surajuster. Instable.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons fait une description de l'intelligence artificielle et sa relation avec la maintenance prévisionnelle, ainsi que l'apprentissage automatique et leur impact pour l'industrie et ses algorithmes pour la régression celles trouvées dans la littérature récente relative à la maintenance prévisionnelle.

Le choix est tombé sur les deux techniques de régression SVR et AdDR grâce aux leurs avantages et performances, pour cela, l'objectif à ce niveau est de choisir la meilleure technique parmi les deux, l'objet du dernier chapitre. Mais avant ça, nous allons présenter le cas d'étude choisi durant notre stage pratique au niveau de l'entreprise industrielle complexe GL3Z, l'objet du prochain chapitre.

Chapitre 2

Etude de cas : Compresseur centrifuge 3MCL 1405

2.1 Introduction

Le gaz de procédé propane est comprimé de 1,193 Bar à 15,721 Bar par un seul compresseur centrifuge du type 3MCL 1405 avec trois injections de flux secondaires.

Le gaz de procédé réfrigérant mixte et comprimé de 35,98 Bar à 62,27 Bar par un seul compresseur centrifuge du type BCL 804.

Les rotors des deux compresseurs sont reliés par un accouplement. Ils sont entraînés au moyen d'une turbine à gaz du type MS 7001 DLN, du côté de 3MCL 1405, et comme auxiliaire par un moteur électrique du côté du BCL 804, au moyen d'accouplements.

Dans des conditions normales, les deux entraineurs (turbine à gaz et moteur électrique) fournissent l'énergie nécessaire au fonctionnement des compresseurs.

Le compresseur centrifuge 3MCL 1405 est monté sur une semelle appropriée installée entre la semelle sur laquelle est montée la turbine à gaz et celle sur laquelle est montée le compresseur centrifuge BCL 804.

Les accessoires de la turbine à gaz sont montés sur une quatrième semelle installée en série par rapport à la semelle de la turbine à gaz.

La disposition des machines composant l'unité est représentée sur la figure 2.1 :

Les informations contenues dans ce chapitre sont obtenues à partir de la documentation de la machine.

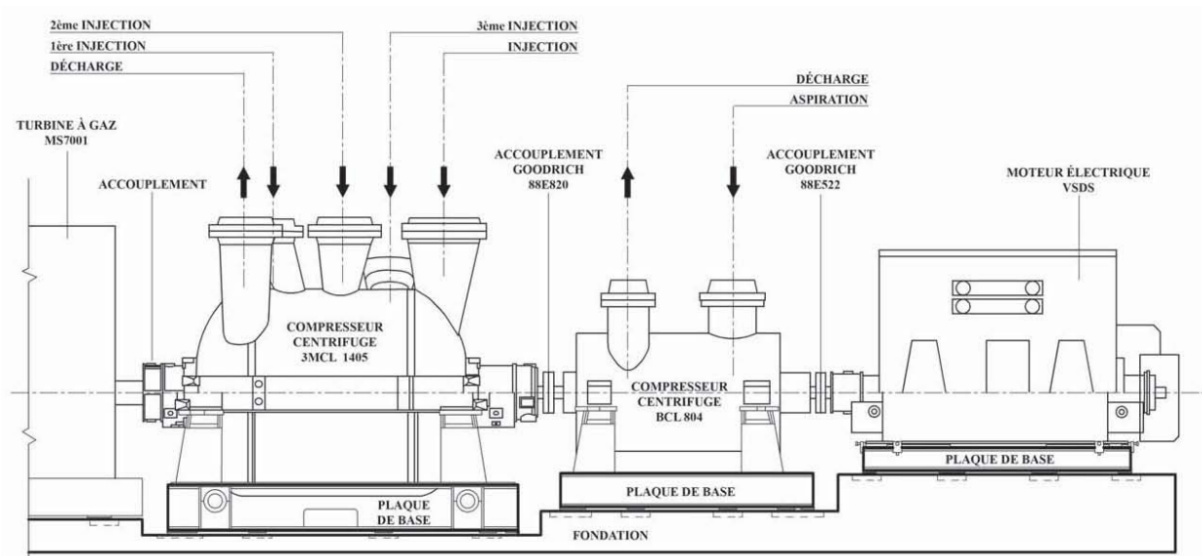


FIG. 2.1 : Disposition de l'unité de compression – Dessin simplifié

2.2 Circuit de Réfrigération au Propane

Le système de réfrigération au propane utilise du propane qui s'évapore à quatre niveaux différents de pression afin de garantir la réfrigération du gaz d'alimentation de l'unité 15, du circuit de réfrigérant mixte et du pré refroidisseur de gaz des sécheurs (13-MC01). Ces niveaux sont désignés respectivement par HHP pour très haute pression, HP pour Haute Pression, MP pour Moyenne Pression et BP pour Basse Pression.

Le propane provenant du refoulement du compresseur de propane principal (16-MJ04) est refroidi de 63°C à 49,8°C dans le désurchauffeur de propane principal (16-MC11); la température est contrôlée en sélectionnant le nombre de ventilateurs nécessaires à maintenir la température 5°C au-dessus du point de rosée afin d'éviter un entraînement de liquide lors du pompage. Le contrôleur agira sur 66% des ventilateurs installés.

2.3 Compresseur de Propane Principal (16-MJ04)

Le compresseur de propane principal (16-MJ04) est entraîné par une turbine à gaz (16-MJ04-GT), et par un moteur électrique, le moteur de démarrage et d'assistance lors de la marche normale des compresseurs 16- MJ03/16-MJ04 (16-MJ04-M).

Étant donné que les compresseurs de propane principal (16-MJ04) et de MR HP (16-MJ03) sont entraînés par la même turbine 16-MJ04-GT, le démarrage de ces deux compresseurs sera réalisé en parallèle.

Le cas de garantie pour le compresseur de propane principal (16-MJ04) est le cas de base à 21°C. le tableau 2.1 illustre les données principales du compresseur de propane.

TAB. 2.1 : Données principales du compresseur de propane principal (16-MJ04).

NOMBRE D'ETAGES	4
NOMBRE DE CORPS	1
PUISSANCE (MW)	57,59
MAWP (barg)	26
MAT/MDMT (°C)	175/-45

2.3.1 Conditions de fonctionnement (point garanti)

Les conditions de fonctionnement du compresseur de propane sont présentées dans le tableau 2.2.

TAB. 2.2 : Conditions de fonctionnement.

CONDITIONS DE FONCTIONNEMENT 3MCL 1405				
POINT GARANTI	BASE 21°C	BASE 21°C	BASE 21°C	BASE 21°C
ETAGE DE COMPRESSEUR	1 ST	2 ND	3 RD	4 TH
GAZ PRIS EN CHARGE (composants principaux)	Propane (100 %)			
DEBIT-MASSÉ (kg/h)	321584	779936	1387620	2056104
CONDITIONS D'ASPIRATION				
Masse moléculaire relative	44.097	44.097	44.097	44.097
Cp/Cv K = Cp/Cv	1.130	1.110	1.055	1.053
Compressibilité	0.954	0.936	0.908	0.871
Pression (Bar a)	1.193	2.107	3.801	6.419
Température (°C)	-35.85	-18.031	1.249	21.19
CONDITIONS DE REFOULEMENT				
Pression (Bar a)	2.107	3.801	6.419	15.721
Température (°C)	-11.69	7.01	25.88	63.82
PUISSANCE SUR L'ARBRE (kW)	54155	54155	54155	54155
VITESSE (tpm)	3600	3600	3600	3600
SENS DE ROTATION (vu depuis l'extrémité de l'entraîneur)	SENS INVERSE DES AIGUILLES D'UNE MONTRE			
NIVEAU DE BRUIT NIVEAU DE PRESSION ACOUSTIQUE (LpA) à 1 mètre NIVEAU DE PUISSANCE ACOUSTIQUE (LwA) NIVEAU DE PRESSION ACOUSTIQUE (LpC) avec pic à 1 mètre	VOIR LA FICHE SUR LE BRUIT DU COMPRESSEUR			

2.4 Moteur de Démarrage/Assistance des Compresseurs 16-MJ03/16-MJ04 (16-MJ04-M)

Le moteur de démarrage/assistance des compresseurs 16-MJ03/16-MJ04 (16-MJ04-M) est utilisé pour le lancement de la turbine lors du démarrage et en tant que moteur d'appoint de puissance durant la marche normale de la turbine. Il est conçu pour fournir 17 MW pendant la marche normale continue. Le 16-MJ04-M fournit la puissance nécessaire afin de boucler le bilan de la puissance totale, c.-à-d que la puissance du moteur d'assistance s'additionne à la puissance fournie par la turbine à gaz pour répondre à la demande de puissance requise par le Compresseur de Propane Principal (16-MJ04) et le Compresseur du Réfrigérant Mixte HP (16-MJ03).

2.5 Compresseur série 3MCL - informations générales

Les compresseurs centrifuges Nuovo Pignone sont désignés par une série de lettres majuscules et de chiffres.

Les lettres majuscules décrivent les caractéristiques du carter ; MCL désigne un compresseur avec un carter en deux moitiés divisées horizontalement.

Les chiffres, après les lettres, décrivent la "taille" nominale du compresseur et le nombre de rouets. Lorsque le compresseur est fourni d'une injection intermédiaire de gaz et/ou d'une extraction intermédiaire de gaz, la désignation est précédée du chiffre classique "3".

Le compresseur décrit est : 3MCL 1405.

L'aspiration, les injections à courant latéral, les extractions et les brides de refoulement de ce compresseur sont tournées vers le haut.

Le compresseur 3MCL 1405 est un compresseur centrifuge, avec un étage de compression et trois injections intermédiaires, à une "taille" nominale de 1400 avec un arbre à cinq rouets.

La figure 2.2 identifie les principaux composants de ce compresseur :

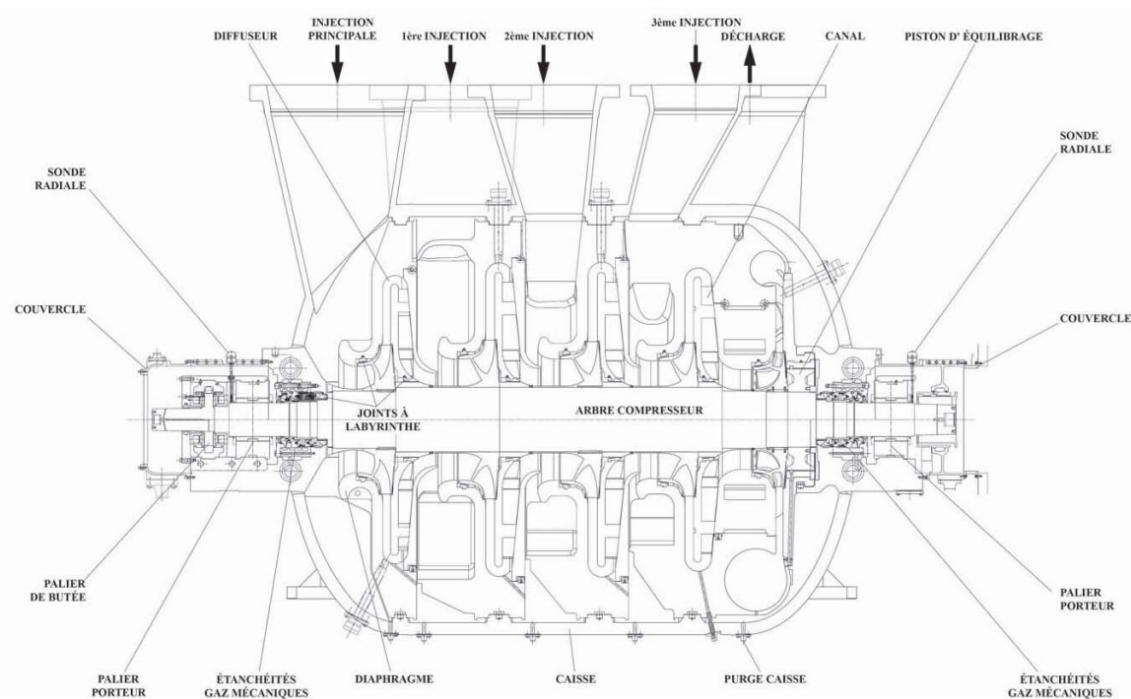


FIG. 2.2 : Dessin d'assemblage simplifié d'un compresseur 3MCL 1405.

2.5.1 Carter série MCL

Le carter des compresseurs MCL se compose de deux moitiés, elles sont fermement maintenues ensemble sur le plan central horizontal au moyen de goujons de carter. Les deux surfaces de contact sont usinées avec précision pour une étanchéité parfaite.

Quatre pieds en saillie du plan central et reposant sur des piliers spéciaux soutiennent le boîtier. Les pieds côté accouplement sont munis de clavettes pour positionner la machine longitudinalement.

La machine est positionnée dans le sens transversal par deux clavettes qui ancrent le plan vertical contenant l'axe de rotation. Les clavettes sont montées dans des guides spéciaux correspondants soudés à la plaque de base (semelle).

Cette disposition empêche tout déplacement du boîtier hors de l'alignement et autorise toute dilatation thermique.

Les joints d'extrémité, qui empêchent le gaz de s'échapper de carter, sont placés aux deux extrémités de carter.

Les paliers du rotor sont placés sur deux supports assemblés sur les extrémités du carter. Cette disposition permet un contrôle des roulements sans démonter le compresseur.

2.5.2 Accouplement

Les accouplements transmettent le couple de l'unité d'entraînement à l'équipement de charge. Ils sont installés entre les composants de l'équipement en rotation. Les accouplements sont normalement de type disque rigide ou de type diaphragme. L'accouplement de type disque flexible comporté cinq pièces principales : deux moyeux à brides, deux boîtiers de disque et une entretoise. L'accouplement de type diaphragme comporté trois pièces principales deux moyeux à brides et une entretoise. Le fléchissement de l'élément compense le désaxage. Ce fléchissement permet des désalignements angulaires et parallèles. Ainsi que le déplacement axial de l'équipement couplé.

2.5.3 Diaphragmes série MCL

L'ensemble diaphragmes, constitué autour de l'ensemble rotor, constitue la partie fixe des étages de compression. Les passages annulaires, situés entre les diaphragmes forment les diffuseurs dans lesquels l'énergie cinétique du gaz à la sortie des roues est convertie en pression.

Les diaphragmes sont divisés sur la ligne horizontale, ils sont assemblés dans le carter interne qui est aussi divisé sur la ligne horizontale.

Au but de laisser un certain jeu entre caisses et diaphragmes, les demi-diaphragmes sont tenus dans une moitié de la caisse à travers des clavettes parallèles fixées par vis, le jeu permet ainsi l'expansion thermique. Cette solution permet ainsi le soulèvement de la moitié supérieure de la caisse, sans aucun péril de chute des diaphragmes.

Un goujon est monté sur le plan vertical engageant le boîtier et les diaphragmes de manière à répartir également la dilatation thermique dans les deux sens.

Des joints à labyrinthe sont installés dans les diaphragmes à tous les points de dégagement internes pour minimiser les fuites de gaz de la décharge vers les zones d'aspiration et de refoulement des roues ou impulseurs.

2.5.4 Les impulseur

Les impulseurs, en acier forgé, sont du type fermé ou semi-fermé.

Ils sont généralement du type soudé ou électro-érodé. Les impulsions soudées sont usinées depuis un plateau rigide à lames, et soudées à l'enveloppe selon une procédure spéciale ou des lames usinées, sont soudées au plateau et enveloppées.

Les impulsions électro-érodées sont fabriquées selon une méthode spécifique, lame étant usinée depuis une lame de disque forgé intégralement et enveloppé au moyen d'une machine électro-érodée spéciale.

Chaque impulsion est équilibrée dynamiquement et sa puissance est testée à une vitesse supérieure d'environ 20% à la vitesse normale.

2.5.5 Arbre de l'impulseur

L'arbre de l'impulseur, en acier forgé, a subi un traitement thermique en vue d'une application spécifique. Les impulseurs, ajustés par contraction, sont aussi clavetés à l'arbre. Des manchons d'impulseur ont été prévus, entre les impulseurs, pour prévenir l'érosion et l'attaque chimique de l'arbre et pour positionner les impulseurs avec précision par rapport à l'arbre. Les manchons d'impulseur et le tambour d'équilibrage sont aussi ajustés sur l'arbre par contraction.

2.5.6 Rotor série MCL

Il se compose d'un arbre sur lequel sont assemblés des roues et des entretoises. Les entretoises sont frettées sur l'arbre et elles positionnent axialement les roues et protègent les tronçons d'arbre, entre les roues, contre le contact avec le gaz.

La roue est la partie du compresseur centrifuge qui ajoute de la vitesse au gaz.

Les roues sont de type fermé à aubes inversées et sont rétrécies et clavetées sur l'arbre. Avant d'être montée sur l'arbre, chaque roue est équilibrée dynamiquement et testée à une vitesse supérieure de 15% à la vitesse continue maximale.

Lors du fonctionnement du compresseur, le rotor est soumis à une poussée axiale dans le sens de l'aspiration et généré par la différence de pression agissant sur le contre-disque et sur le disque de chaque roue.

La majorité de la poussée est équilibrée par le tambour d'équilibrage. La poussée axiale résultante est absorbée par le palier de butée.

La figure 2.3 présente les différents composants intérieur du compresseur.

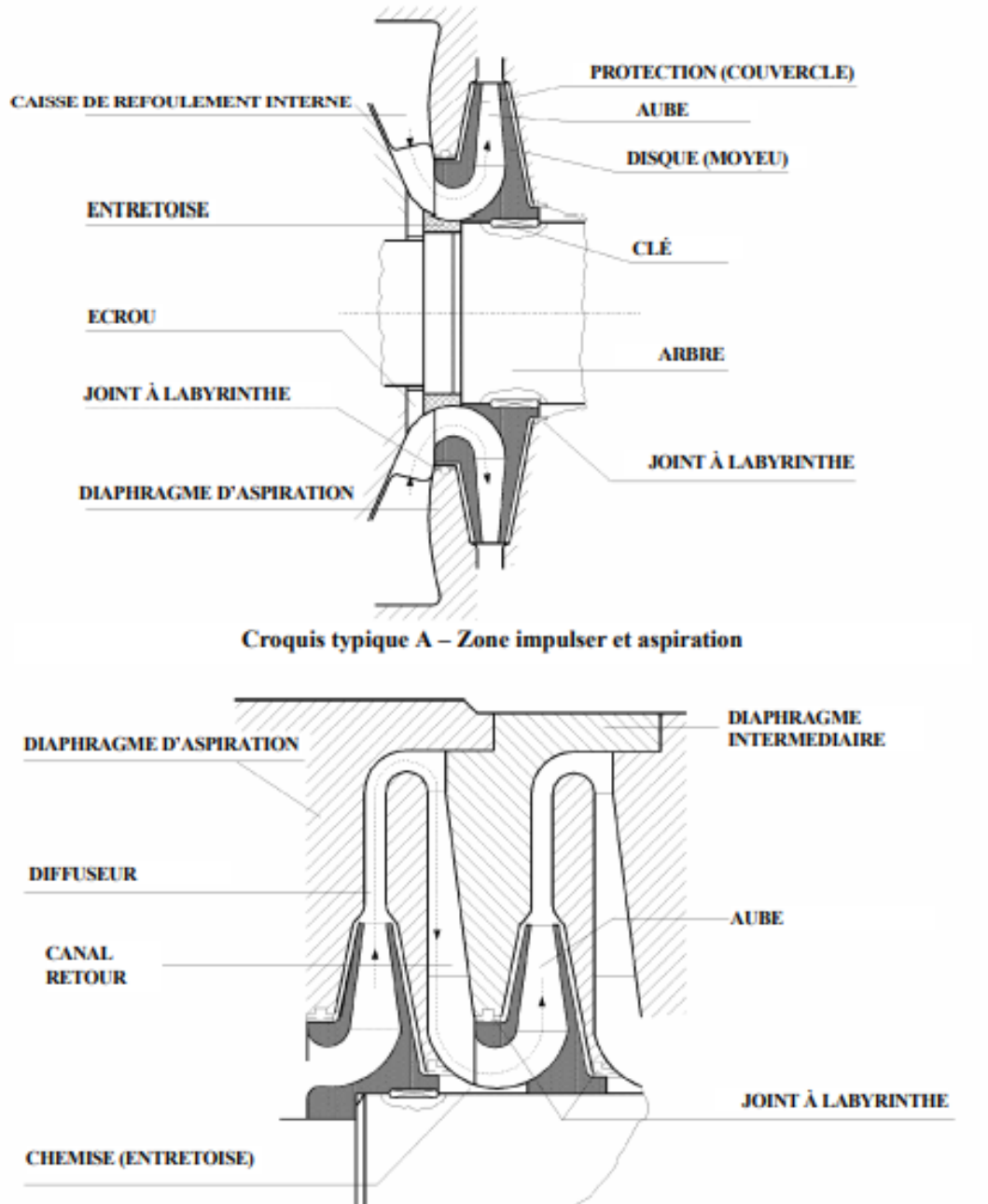


FIG. 2.3 : Composant intérieur du compresseur.

2.5.7 Tambour d'équilibrage

Le rotor du compresseur centrifuge est soumis à une poussée axiale vers l'extrémité d'aspiration due à la pression différentielle générée sur le disque et le boîtier de chaque roue.

La majorité de la poussée est équilibrée par le tambour d'équilibre monté sur l'extrémité de l'arbre adjacente à la roue à aubes du dernier étage.

Le tambour d'équilibre et le joint à labyrinthe correspondant forment, avec le joint à labyrinthe prévu sur l'extrémité de l'arbre, ce que l'on appelle la chambre d'équilibre.

Ceci est accompli en soumettant la zone du côté extérieur du tambour d'équilibrage à une basse pression (approximativement égale à la pression d'aspiration), créant ainsi un différentiel de pression de sens opposé à celui sur les roues. Cette basse pression est obtenue en reliant la zone située derrière le tambour d'équilibrage à l'aspiration du compresseur au moyen d'une conduite

de gaz d'équilibrage.

La taille du tambour est telle que la poussée axiale, bien que pas entièrement équilibrée, est considérablement réduite, ce dernier a un rôle de réduire et absorber la majorité de la poussée axiale de rotor due à la différence de pression du gaz comprimé entre l'entrée et la sortie de chaque impulseur, la poussée restante étant absorbée par le palier de butée, ce qui garantit que le rotor ne peut pas se déplacer axialement ($P=f/s$).

2.5.8 Palier lisse (journal bearing)

Les paliers lisses sont du type à patins oscillants à lubrification forcée. L'huile sous pression atteint les paliers radialement, s'écoule à travers les trous pour lubrifier les plaquettes et les blocs. L'huile est évacuée par le côté.

Les coussinets de palier (A) sont en acier, revêtus intérieurement de métal blanc. Ils sont supportés par des blocs d'acier (B) assemblés aux patins, au moyen de vis, et sont logés dans le siège formé par une coquille (C), par des goupilles de positionnement (D) qui sont librement insérées dans des trous prévus sur la fermeture brides (G), qui supportent les bagues pare-huile (F).

Les coussinets peuvent osciller à l'intérieur de la coque à la fois dans le sens radial et axial, pour un amortissement maximal des vibrations radiales du rotor.

La coque (C) est en acier et est divisée en deux moitiés le long du plan médian horizontal. Les deux moitiés contenant les blocs et les coussinets sont positionnées avec des goupilles puis fixées ensemble avec des boulons. La rotation des patins à l'intérieur de la coque est empêchée par des goupilles (D).

La rotation du roulement à l'intérieur de son logement est empêchée par une goupille (E) dépassant de la moitié supérieure de la coquille.

La figure 2.4 montre un schéma du palier lisse.

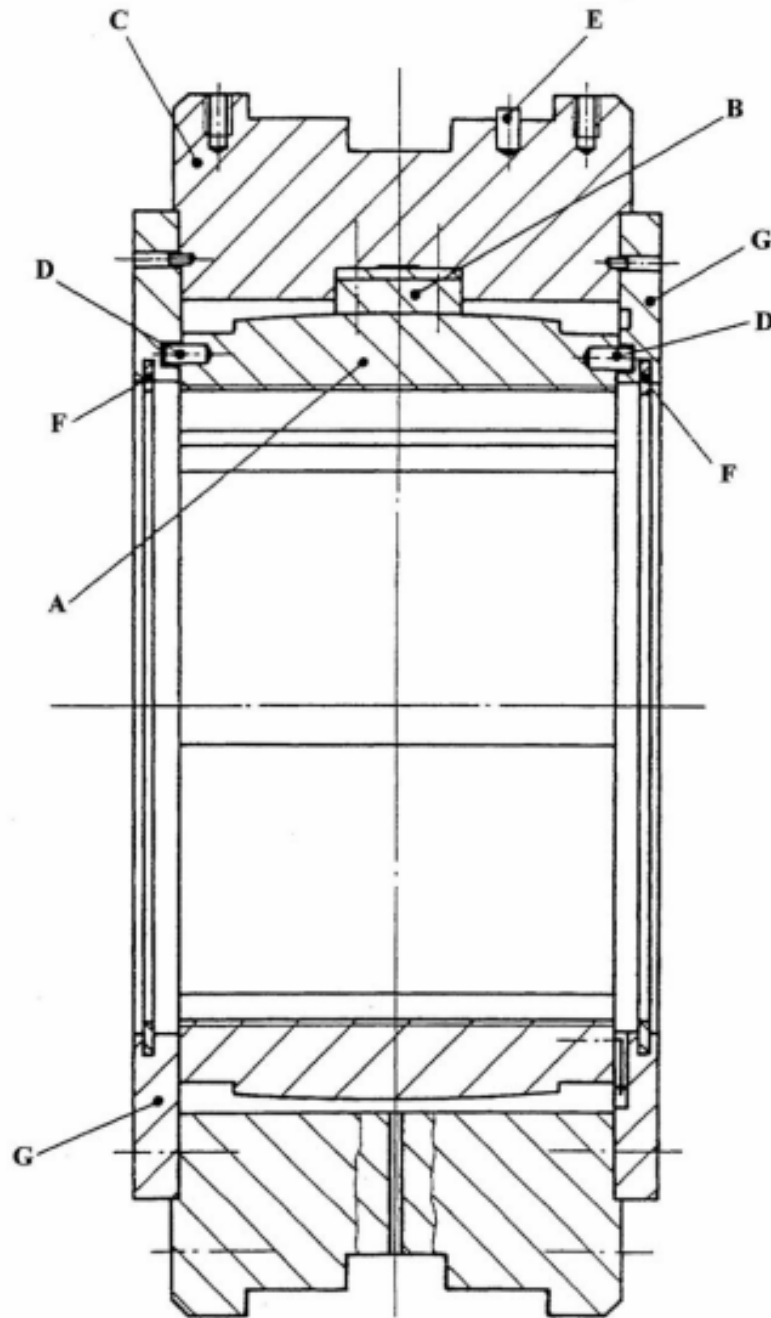


FIG. 2.4 : Palier lisse_ côté palier de butée et côté opposé siège en deux moitiés.

2.5.9 Palier de butée (thrust bearing)

Le palier de butée, monté sur une extrémité du carter, est du type à double effet et est positionné de part et d'autre de collier de butée du rotor. Il est conçu pour absorber la poussée axiale résiduelle, agissant sur le rotor, qui n'est pas complètement équilibrée par le tambour d'équilibre.

Il est équipé d'un anneau de contrôle d'huile (OCR : oil control ring) pour minimiser la perte de puissance due au barattage de l'huile dans la cavité du roulement lors d'un fonctionnement à grande vitesse. Dans d'autres cas, une bague de support de palier de butée forme une chambre annulaire autour du collier qui remplit la fonction d'OCR.

2.5.10 Joint labyrinthe

Les joints internes, utilisés entre les parties rotatives et fixes du compresseur pour réduire les fuites de gaz entre les zones de pression différente, sont du type à labyrinthe.

Le joint à labyrinthe est constitué d'un anneau dont la périphérie est conformée par une série d'ailettes (lamelles) présentant un faible jeu avec le rotor. Ces anneaux sont fabriqués en 2 moitiés ou quarts d'un alliage souple résistant à la corrosion pour éviter d'endommager le rotor en cas de contact accidentel.

Les moitiés supérieures des anneaux sont fixées au diaphragme correspondant. Les moitiés inférieures des anneaux peuvent être facilement retirées en les faisant tourner dans leur siège rainuré dans les diaphragmes.

Les positions du rotor incorporant les joints à labyrinthe sont : le carénage de la roue, les chemises d'arbre entre les roues et le tambour d'équilibrage.

Le même type de joint est situé en bout d'arbre pour limiter les fuites de gaz du compresseur.

2.5.11 Joints mécaniques à gaz (garniture mécanique)

Les joints sont assemblés aux deux extrémités de chaque arbre des compresseurs pour empêcher les fuites de gaz des machines. Ces joints consistent en des garnitures mécaniques à gaz en série avec des garnitures tertiaires et des joints à labyrinthe.

Les garnitures mécaniques à gaz sont constituées de deux garnitures mécaniques à faces rodées, côte à côte, de deux bagues tournantes en carbure de tungstène ou en nitrite de silicium (siège), et de deux bagues fixes en carbure de silicium (joint visage). En plus la garniture mécanique complète comprend deux anneaux de carbone supplémentaires : la garniture tertiaire.

Le joint tertiaire est utilisé pour empêcher la contamination de l'huile de lubrification sur la chambre du boîtier de palier et la migration de l'huile de lubrification vers les bagues d'étanchéité en tandem secondaires. La figure 2.5 montre un dessin de montage des joints mécaniques de gaz.

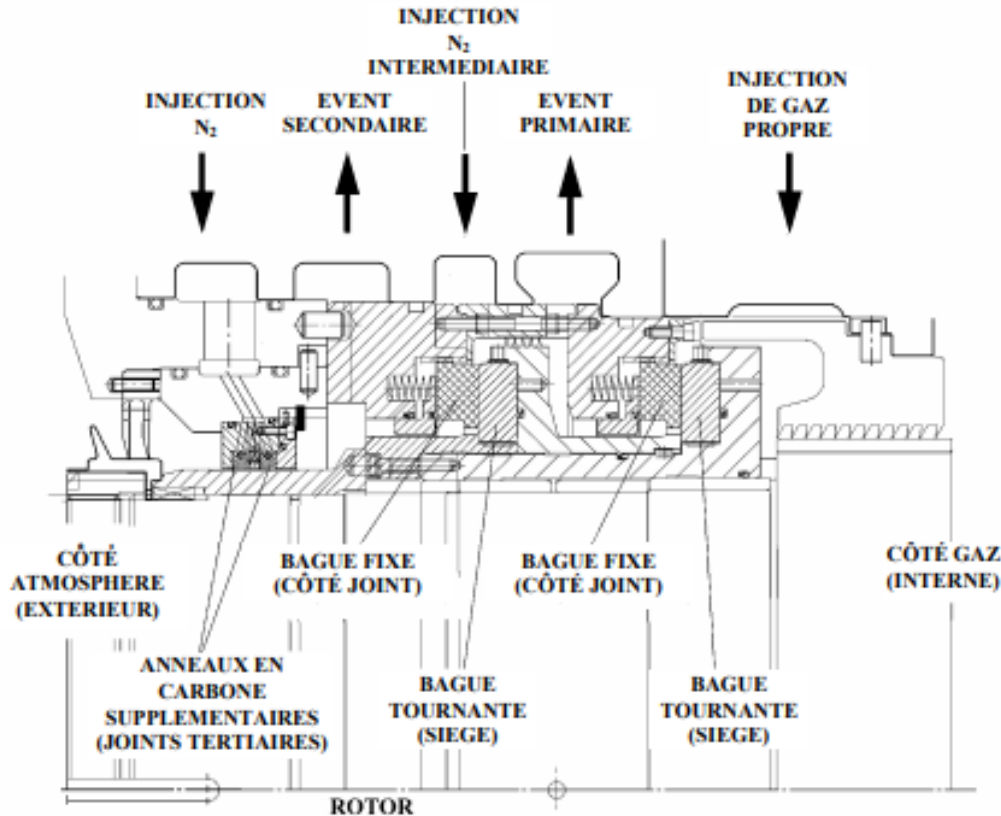


FIG. 2.5 : Dessin de montage des joints mécaniques de gaz typiques du MCL 1405.

2.5.12 Système d'huile de graissage

2.5.12.1 Fonctionnement générale

Le système de graissage est conçu en termes de simplicité, laquelle est synonyme de fiabilité. Le système peut fonctionner dans des conditions variables et possède les instruments nécessaires pour protéger le compresseur en tout temps.

Ce système alimente en huile les mécanismes suivants : les paliers de l'engrenage et du compresseur, tel que l'huile lubrifiante est approvisionnée par le système d'huile de la Turbine à Gaz qui mène le compresseur après la filtration et le refroidissement à la température et pression requise.

Une fois le problème de la baisse pression parfaitement résolue, il faut arrêter la pompe à huile auxiliaire manuellement au moyen de commutateur. Ce système est doté de deux pompes entraînées par des moteurs électriques. Pendant le fonctionnement normal, l'huile comprimée qui sort de la pompe traverse un refroidisseur avant d'arriver au filtre de la canalisation d'huile de graissage. La jauge de pression montée à la sortie de la pompe sert à vérifier la pression de refoulement de la pompe à huile. La jauge de pression montée sur chaque dispositif de vidange de pompe sert à vérifier la pression de vidange de chaque pompe à huile. L'inversion du débit de l'huile est empêchée par le clapet de non-retour installé dans la conduite de refoulement de la pompe.

Dans le cas où la pression différentielle du filtre à huile augmente au seuil d'alarme, il est nécessaire de commuter sur le filtre de réserve au moyen des robinets coupleurs pour filtres à huile de graissage.

Ps : Tell que le seuil d'alarme de pression d'huile de graissage est valu 5,3 Bar.

2.5.12.2 Réservoir d'huile de graissage

Le réservoir d'huile de graissage est en acier inoxydable. Le niveau et la température de l'huile sont contrôlés dans la tolérance de fonctionnement normale. Lors de chaque révision, il faut nettoyer l'intérieur du réservoir à l'aide d'éponges.

2.5.12.3 Pompe d'huile de graissage

La pompe d'huile de graissage est une pompe à vis. En temps normal le système est alimenté par la pompe à huile principale afin d'assurer une lubrification des mécanismes de compresseur. Avec La pompe auxiliaire montée en parallèle qui démarre automatiquement en cas de disfonctionnement de pompe principale.

Ces pompes sont protégées contre la pression excessive par des soupapes de retour.

2.5.12.4 Refroidisseur d'huile de graissage

Le refroidisseur d'huile de graissage est de type « refroidissement à l'eau » équipé d'une vanne régulatrice de température qui a pour rôle de maintenir la température d'huile en aval indiquée par un thermomètre installé à la sortie de l'aéroréfrigérant à 52,5°C et à la sortie de l'aéroréfrigérant l'huile passe par un filtre (pour ne maintenir en circulation que l'huile propre).

2.5.12.5 Filtre d'huile à graissage

Les filtres d'huile à graissage retiennent toutes les impuretés dont la taille dépasse 10 um. Puis suivis par une vanne autorégulatrice de pression qui consiste à contrôle la pression d'huile de lubrification des paliers et engrenages de l'ensemble (moteur- compresseur), et de la maintenir à une pression de l'ordre inférieure à 1,5 bars.

Si la pression différentielle du filtre à huile augmente jusqu' à la valeur d'alarme susmentionnée, il faut aussitôt commuter sur le filtre de réserve au moyen des robinets coupleurs.

2.5.12.6 Réservoir intermédiaire d'huile de graissage

Un réservoir intermédiaire d'huile de graissage a été prévu pour l'équipement d'entraînement et l'équipement entraîné, pour assurer l'alimentation d'huile suffisante en cas de dysfonctionnement du dispositif d'alimentation principale d'huile ou en cas de coupure de courant électrique, le réservoir est aussi ventilé en permanence pour garder constante la température de l'huile stockée.

2.5.12.7 Tuyauteries d'huile graissage

L'huile filtrée, à juste température, arrive à un collecteur d'où partent les tuyauteries d'huile de graissage, en l'amenant aux différents endroits à graisser.

La pression d'huile au collecteur de graissage est maintenue à une valeur constante de 1,72 Bar g - 172 kPa g, par le système huile de graissage de la turbine à gaz.

Chaque tuyauterie qui porte l'huile aux paliers est munie d'un orifice calibré qui maintient la pression d'huile à la valeur requise ou La valeur de la pression est mesurée par un manomètre local.

Des indicateurs de flux pour le contrôle de la circulation d'huile, et des thermomètres pour le contrôle de la température sont installés sur la tuyauterie de retour de chaque point de graissage. Les tuyauteries de décharge ramènent l'huile au réservoir principal.

2.5.12.8 Réglage de la pression d'huile aux paliers

La pression de l'huile aux paliers est réglée au moyen d'orifices calibrés placés sur chaque tuyauterie d'arrivée de l'huile aux paliers.

Une pression d'huile de 1,72 bar g, 172 kPa g est fournie aux paliers lisses et au palier de butée. Contrôler à partir des regards visuels (des indicateurs de débit en verre) installés sur les tuyauteries de décharge que l'huile s'écoule régulièrement à travers les paliers.

2.5.13 Système de gaz d'étanchéité

Une des plus importantes différences entre un compresseur à air et un compresseur à gaz concerne la façon dont l'arbre est rendu étanche. Normalement de simples joints à labyrinthe sont utilisés sur les compresseurs à air, mais un dispositif de scellement de l'arbre plus élaboré est requis pour le gaz, car il est toxique, explosif ou trop onéreux pour qu'on le laisse se perdre dans l'atmosphère.

Les joints d'étanchéité de l'arbre du compresseur isolent le flux de gaz de l'atmosphère et évitent que l'huile de graissage ne contamine le gaz. Le dispositif de scellement de l'arbre est conçu pour être simple pour fonctionner dans des conditions variables et pour posséder les instruments nécessaires à la protection du compresseur en tout temps.

Quand le gaz en cours d'utilisation devient humide la machine injecte du gaz d'étanchéité propre et sec. L'azote gazeux est le plus adéquat des gaz d'étanchéité. Le système fournit du gaz d'étanchéité filtré (tampon) aux joints assemblés aux deux extrémités de l'arbre du compresseur pour empêcher le gaz de procédé de s'échapper de la machine.

2.5.13.1 Tuyauteries gaz d'étanchéité

Le gaz de décharge du compresseur, qui sort entre le joint à labyrinthe et le piston d'équilibrage, entre dans la chambre « B » et revient au côté d'aspiration du compresseur par un raccordement externe appelé la ligne de gaz d'équilibrage.

Les deux extrémités du rotor ont une pression près de celle d'aspiration et cela permet d'employer deux groupes semblables de bagues du joint et la même pression de gaz d'étanchement (tampon) pour les deux extrémités du rotor.

Les joints à labyrinthe et les joints mécaniques (garniture) forment cinq chambres à l'extrémité d'aspiration du rotor et six chambres à l'extrémité de décharge du rotor.

Afin d'empêcher le gaz de processus de s'échapper par les joints à labyrinthe, les chambres sont pressurisées.

Pour s'assurer que les joints fonctionnent avec le gaz propre et sans condensât, il faut faire une injection de gaz filtré (tampon) à une pression un peu plus haute que la pression d'aspiration. Le gaz de processus du refoulement du 3MCL 1405 et BCL 804 est utilisé comme gaz d'étanchéité.

2.5.13.2 Lignes de purge d'air primaires

Le gaz d'étanchement qui s'échappe des chambres « A » par les anneaux du côté intérieur des joints mécaniques (un pour chaque joint) atteint les chambres « C » d'où il est envoyé à l'atmosphère à travers les soupapes à orifice de réglage du débit à l'aide des lignes appelées Lignes de purge d'air primaires.

Les commutateurs de pression différentielle, installés entre l'amont et l'aval des soupapes à orifice de réglage du débit, consentent : avoir un signal d'alarme en cas de différence de pression élevée et pour déclencher l'unité en cas de haut-haute pression différentielle. Les soupapes de contrôle de la pression assurent la correcte pression du gaz d'arrêt.

2.5.13.3 Lignes de purge d'air secondaires

Le gaz d'étanchement restant, qui s'échappe des anneaux externes du joint (un pour chaque joint), arrive aux chambres « D » où il rencontre le contre-courant du gaz de rinçage provenant des chambres « E » et il est purgé à l'air libre par un système sifflant appelé Purge d'air secondaire.

Les chambres « E » sont obtenues entre les joints tertiaires 3.

2.5.13.4 Gaz de rinçage sous jet

La pression de gaz de rinçage sous jet est commandée par une soupape de commande de pression (PCV 4059) équipée de soupapes d'arrêt et de deux lignes de déviation à orifice. Ce gaz est envoyé aux chambres « E » par des soupapes à orifices d'ajustement du débit.

La pression du gaz de rinçage à la chambre « E » est contrôlée par quatre soupapes de contrôle de la pression (PCV 4080, PCV 4081, PCV 3191, PCV 3192).

Le gaz de rinçage sous jet dans les chambres « E » empêche tout gaz de s'échapper des chambres « D » par les joints tertiaires et le rotor et empêche également que les vapeurs d'huile, drainés des paliers portants viennent en contact avec les joints mécaniques de gaz.

Les chambres « E » peuvent être vidangées en ouvrant les soupapes manuelles appropriées.

Des pièges automatiques (LCV) sont installés dans la conduite de vidange de la chambre de rinçage pour vidanger l'huile de lubrification.

2.5.13.5 Filtres à gaz d'étanchéité

Des filtres à gaz jumeaux sont fournis dans la conduite de gaz d'étanchéité principale et de gaz de rinçage sont raccordés en parallèle à l'aide d'une vanne de transfert à débit continu de clapets anti-retour.

La vanne de transfert est installée entre les filtres pour diriger le gaz à travers l'un ou l'autre des filtres et dans la conduite de gaz d'étanchéité ou de gaz de rinçage. Cette caractéristique permet de mettre l'un ou l'autre des filtres hors service pour des opérations d'inspection ou de maintenance sans interrompre le débit de gaz vers la machine.

Les filtres sont du type à cartouche remplaçable.

Les cartouches sont à remplacer chaque fois que la chute de pression à travers le filtre, mesurée par un manomètre différentiel, s'approche de la valeur de consigne ou une fois par an quelle que soit la chute de pression.

2.5.14 Vannes anti-pompage

Le pompage est un phénomène fondamental propre aux compresseurs dynamiques, dont fait partie dont 3MCL-1405 qui caractérisé par la compression est obtenu par l'échange dans le gaz mis en mouvement dans des rangées des roues à aubes.

Le pompage est donc une instabilité aérodynamique d'ensemble du compresseur dans son environnement, lors du fonctionnement a une pression ou résistance du circuit en aval est trop élevée, ou bien lorsque le débit ou la pression disponible à l'aspiration sont insuffisants au-dessous d'une certaine limite. Il peut alors se produire une inversion du débit à travers le compresseur.

De façon plus profonde Lorsque le réseau de refoulement a été suffisamment vidé à l'aspiration, le compresseur retrouve de nouvelles conditions de fonctionnement lui permettant de reprendre le débit dans le bon sens, jusqu'à ce qu'un nouveau cycle d'instabilité recommence, provoquant le phénomène d'oscillation qui s'appelle va et vient de débit.

Tous les compresseurs sont définis généralement par une courbe caractéristique qui représente le taux de compression (P_r / P_a) ou bien la pression de refoulement en fonction du débit aspiré qui dépend de plusieurs paramètres tell que là :

Pression d'aspiration.

Vitesse de rotation.

Nature du gaz.

2.5.14.1 Conséquence du pompage sur le compresseur

Comme étant un phénomène très désastre donc il a des conséquences mécaniques désastreuses :

Ruptures d'ailettes sur les compresseurs.

Vibrations radiales de très grand niveau, avec destruction des dispositifs d'étanchéité internes.

Inversion de la poussée axiale du rotor.

Il est donc nécessaire qu'il faudra des moyens spécifiques et dispositif de protection soient installés au niveau de la compresseur centrifuge afin de prévenir leur intégrité et maintenir leurs performances dans le temps

2.6 Conclusion

Nous avons expliqué les différents composants et caractéristiques du compresseur centrifuge 3MCL-1405, en faisant des descriptions détaillées de ceux-ci. Dans le prochain chapitre nous allons trois sous objectifs à réaliser et à développer, le premier sera un digramme SADT, le deuxième sera une AMEDC, et le troisième sera un plan de maintenance prévisionnelle du compresseur.

Chapitre 3

Implémentation des techniques et résultats

3.1 Introduction

Ce chapitre est constitué de deux parties afin d'atteindre notre objectif fixé au niveau de l'introduction :

Partie 1 pour présenter le diagramme SADT et l'AMDEC développés pour notre cas d'étude compresseur.

Partie 2 est pour choisir le meilleur outil de régression entre deux techniques du machine Learning (SVR et adDR) afin d'assurer une bonne prédiction des paramètres de fonctionnement du compresseur.

L'étude réalisée tout au long de ce mémoire nous a conduit à proposer un plan de maintenance prévisionnelle de notre cas d'étude (compresseur centrifuge). La mise en œuvre de ce plan repose, d'une part, sur une modélisation précise des connaissances expertes préexistantes sous la forme de SADT, AMDEC et arbre de défaillance et, d'autre part, sur l'implémentation des outils de régression présentés dans les chapitres précédents dont l'objectif de fournir un système de pronostic efficace des défauts affectant notre cas d'étude.

L'objectif de la deuxième partie de ce chapitre consiste à présenter les résultats obtenus durant l'implémentation de deux méthodes du ML (SVM-R et adDR) sur la base de données du compresseur. Cette partie de chapitre présentera une description du logiciel MATLAB dans lequel nous avons simulé les méthodes choisies, la base de données du compresseur et aussi les différentes instructions utilisées dans la phase implémentation. Le reste du chapitre illustrera les résultats et leurs interprétations ainsi que les actions nécessaires pour établir un plan de maintenance prévisionnelle (MP) qui est notre objectif principal. Finalement nous avons réalisé une étude comparative entre les résultats de deux outils de régression des paramètres de compresseur, Plusieurs méthodes sont utilisées dans ce domaine nous nous sommes intéressés à deux méthodes qui sont : SVM et arbre de décision. Comme critère de comparaison, nous avons choisi l'erreur quadratique moyenne, la perte de resubstitution, le temps d'apprentissage et le temps de test, la stratégie d'apprentissage, ainsi que les avantages et limitations.

3.2 Partie 01: SADT et AMDEC du compresseur

3.2.1 SADT du compresseur

SADT : ANALYSE DESCENDANTE ET LIENS INTER-FONCTIONNELLE

L'outil S.A.D.T. permet de réaliser une « analyse descendante » de compresseur. On va du plus général au plus détaillé, en s'intéressant aux activités du système. La méthode d'analyse descendante permet de comprendre pourquoi le système existe, ou doit être conçu, quelles fonctions doit être remplir et enfin, comment elle est réalisé. Et cela, quelle que soit la complexité.

La figure 3.1 illustre le diagramme SADT de compresseur centrifuge :

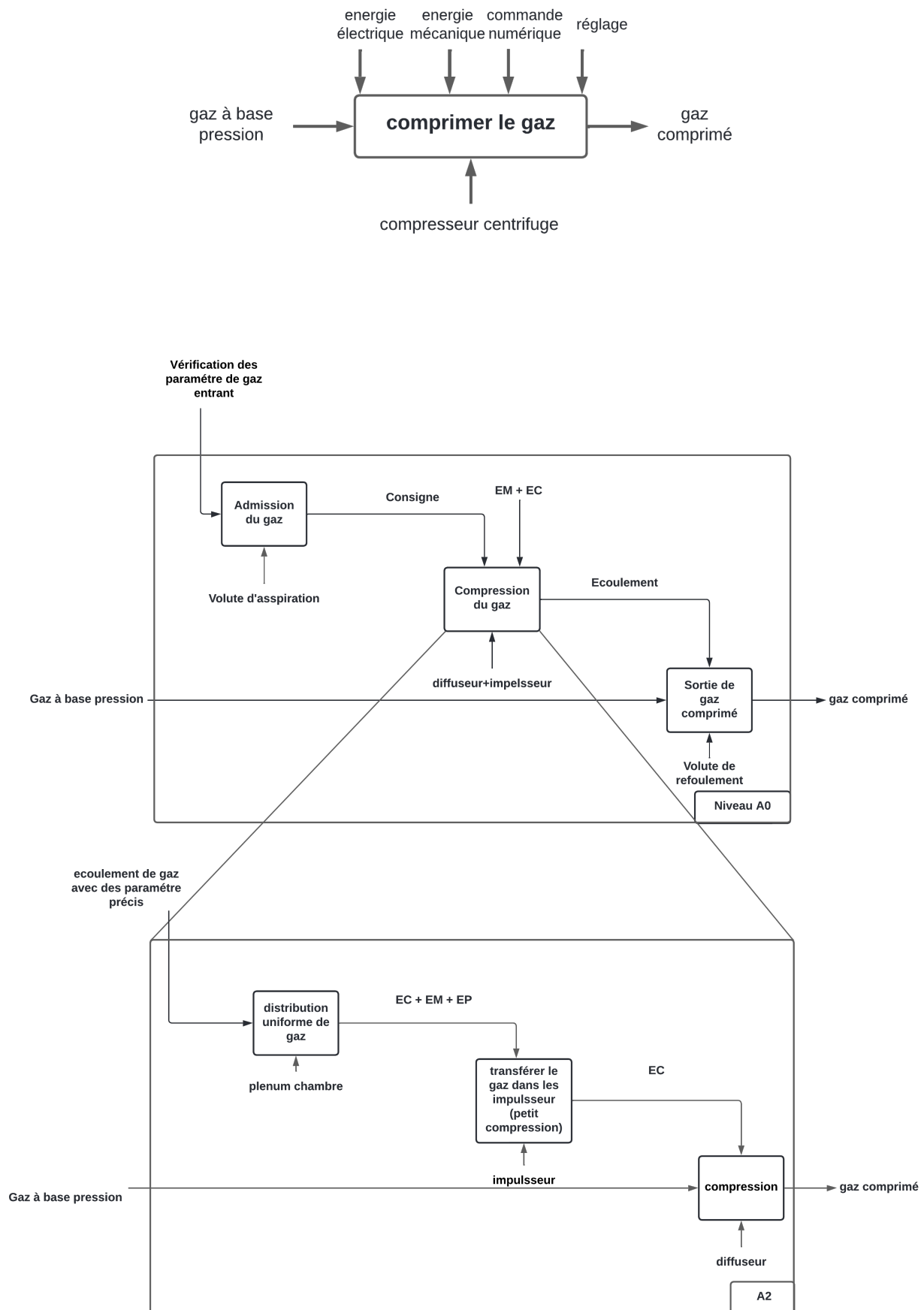


FIG. 3.1 : Diagramme SADT de compresseur.

La fonction définit au niveau A0 « comprimer le gaz » s'appelle fonction globale (ou fonction du système) réaliser par un compresseur centrifuge (mécanisme), ou l'entrée est un gaz (propane) à base pression et la sortie souhaitée est un gaz comprimé.

Les paramètres qui déclenchent ou modifient la réalisation de cette fonction (contraintes de pilotage ou de commande) sont :

- o Énergie mécanique : provient de la turbine à gaz.
- o Énergie électrique : provient de moteur assistant de démarrage.
- o Commande numérique :
- o Réglage : réglage des paramètres des gaz entrant.

Le niveau A0 définit les fonctions principales du compresseur qui sont : admission de gaz, compression de gaz, sortie de gaz, ainsi que leur relation et agencement dans le système et les mécanismes qui réalisent ces fonctions (volute d'aspiration, les diffuseurs + impulseurs, volute de refoulement).

Le bloc fonctionnel A2 définit les sous-fonctions de A0 qui sont : distribution uniforme de gaz, transformation de gaz dans les impulseurs, compression, ainsi que leur relation et agencement dans le système et les mécanismes qui réalisent ces fonctions (plenum chambre, impulseurs, diffuseurs), avec les mêmes entrée et sortie de A0.

3.2.2 AMDEC du compresseur

3.2.2.1 Etape 1 : initialisation

- Définition du système à étudier : Compresseur de Propane Principal (16-MJ04)

Le Compresseur de Propane Principal (16-MJ04) est un compresseur centrifuge 3MCL 1405 est entraîné par une turbine à gaz (16-MJ04-GT), et par un moteur électrique, le Moteur de Démarrage et d'Assistance lors de la marche normale des Compresseurs 16- MJ03/16-MJ04 (16-MJ04-M).

Etant donné que les Compresseurs de Propane Principal (16-MJ04) et de MR HP (16-MJ03) sont entraînés par la même turbine 16-MJ04-GT, le démarrage de ces deux compresseurs sera réalisé en parallèle.

3.2.2.2 Etape 2 : décomposition fonctionnelle

- A). Découpage du système
- A.1). Décomposition fonctionnelle externe : Diagramme Pieuvre

Le diagramme présenté dans la figure 3.2 met en évidence les relations entre les différents éléments du milieu environnant et le système :

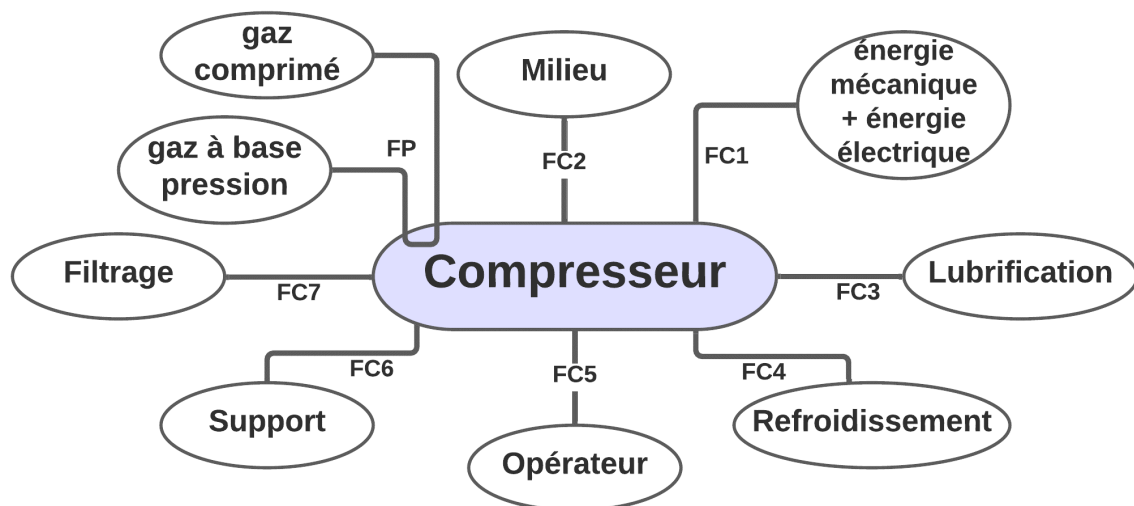


FIG. 3.2 : Diagramme de pieuvre.

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

TAB. 3.1 : Fonctions de diagramme de pieuvre.

FP	Transformation de gaz à base pression à gaz comprimé
FC1	Alimentation par énergie mécanique et électrique
FC2	Résiste aux agressions de milieu ambiant
FC3	Assurer le graissage des paliers
FC4	Assurer le fonctionnement à une température optimal
FC5	Être accessible par l'opérateur
FC6	Pouvoir d'être posé sur le sol
FC7	Utilisé l'huile filtré

- A.2). Décomposition matérielle :

La figure 3.3 montre une décomposition matérielle de compresseur.

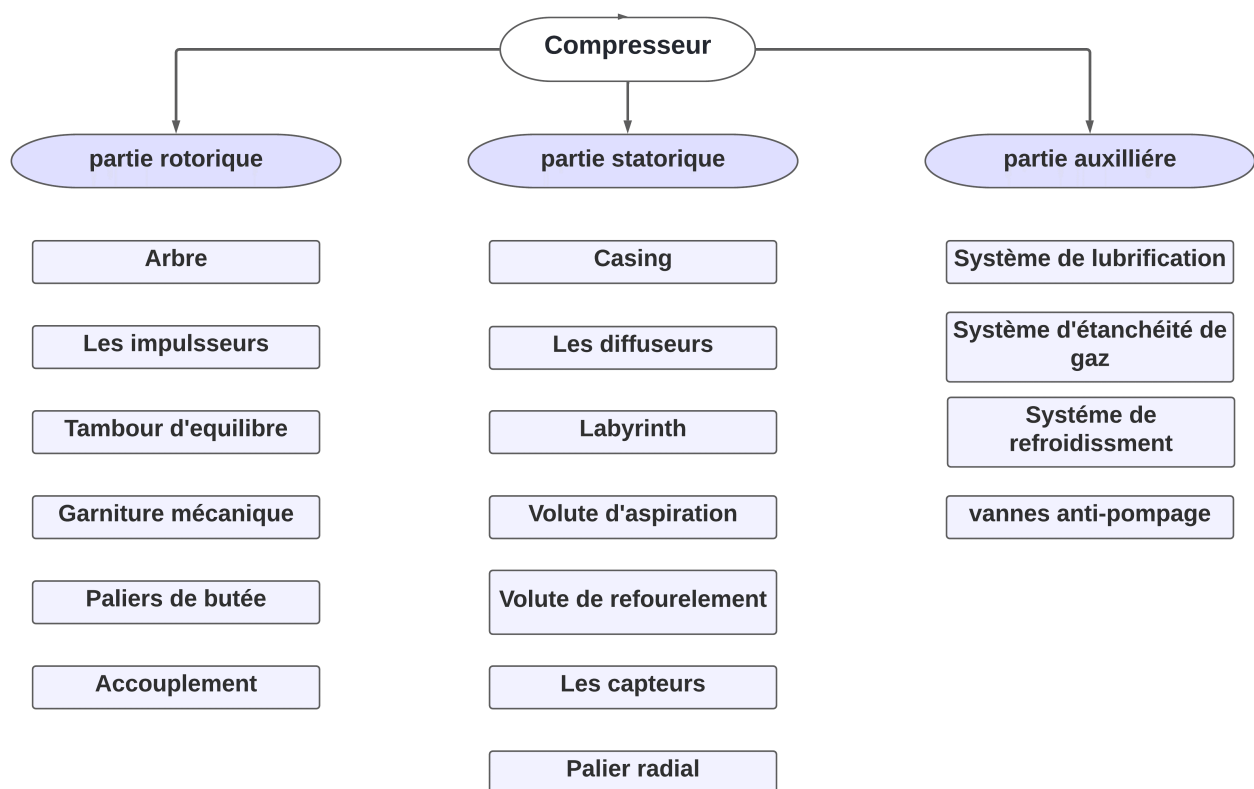


FIG. 3.3 : Décomposition matérielle de compresseur.

- B). Identification des fonctions des éléments

le tableau 3.3, présente les fonctions principales des composants de notre système illustré déjà dans la figure 3.3 :

TAB. 3.3 : Les fonctions des éléments de compresseur.

Elément	Fonction
Impulseur	Former la voie de diffusion de gaz et réduire la vitesse du gaz entrant ou sa vitesse contributive à une élévation de pression de l'énergie cinétique
Palier de butée	Supporter la poussée axiale résiduelle de l'arbre.
Palier lisse	Supporter la masse et stopper les mouvements radiaux du rotor.
Tambour d'équilibrage	Réduire et absorber la majorité de la poussée axiale de rotor de compresseur due à la différence de pression du gaz comprimé entre l'entrée et la sortie de chaque impulseur.
Accouplement	Transmettre le couple (mouvement) de l'équipement d'entraînement (Moteur Helper / Multiplicateur après la turbine à gaz).
Garniture mécanique	Assure l'étanchéité dynamique d'arbre avec le carter inférieur afin d'empêcher les fuites de fluides entre les zones rotatives.
Capteur de vibration	Est un transducteur qui convertit en signal électrique le niveau de vibrations en un signal normalisé afin de donner l'état momentané des machines.
Capteur de déplacements axial	Il mesure la distance axiale entre le bout d'arbre et le corps de la machine.
Capteur de déplacements radial	Il mesure la distance entre l'arbre et le stator qui permettent d'éviter ces contacts.
Capteur de température	Thermocouple met dans les paliers pour assurer la sécurité par des alarmes et protection, pas forcément pour l'arrêt de la machine.
Capteur pression	Elle mesure la différence de pression de gaz entrant ainsi que le gaz sortant afin d'ajuster le rapport de pression.
Carter	Couvre le système et d'assurer un assemblage adéquat.

Labyrinthe	Réduire les fuites entre chacun des étages et aussi entre les chambre internes et externes de tambour d'équilibrage.
Volute d'aspiration	Aspirer le gaz assurer sa distribution uniforme dans les directions radiales et d'éviter la turbulence à l'entrée de la roue.
Volute de refoulement	Empêcher le gaz de continuer à traverser à la sortie du compresseur.
Pompe d'huile	Alimente les paliers et les engrenages en huile de graissage.
Refroidisseur d'huile	Assurer la température dans la tolérance de fonctionnement.
Filtre d'huile	Retenir toutes les impuretés en suspension dans l'huile dont une taille définie.
Système gaz d'étanchéité	Minimiser les fuites en bloquant le gaz qui tend à fuir des extrémités de l'arbre..

3.2.2.3 Etape 3 : Analyse AMDEC

L'analyse AMDEC a été faite pour chaque élément. L'évaluation de la criticité a été réalisée à partir des grilles de cotation de F, G et N. La valeur de C est obtenue par le produit des 3 notes.

les tableaux suivants illustre les grilles de cotation pour le calcul de criticité.

FREQUENCE : F	Description
1	Défaillance rare : 1 défaillance maxi par an
2	Défaillance possible :1 défaillance maxi par trimestre.
3	Défaillance fréquente :1 défaillance maxi par mois.
4	Défaillance très fréquente :1 défaillance maxi par semaine.

NON DETECTION : N	Description
1	Visite par opérateur; Signe avant-coureur évident d'une dégradation; Dispositif de détection automatique d'incident (alarme).
2	Détection aisée par un agent de maintenance.
3	Détection difficile.
4	Indécelable.

GRAVITE : G	Description
1	Défaillance mineure : Pas d'arrêt de la production.
2	Défaillance moyenne : Arrêt < 1 jour Perte partielle de la fonction du produit
3	Défaillance majeure : arrêt > jour Intervention importante sur le sous-ensemble production des pièces non conformes non détectées Perte totale de la fonction du produit
4	Défaillance catastrophique : Risque d'atteinte à la sécurité de l'utilisateur

NIVEAU DE CRITICITE	ACTIONS CORRECTIVES A ENGA-GER
1 < C < 10 Criticité négligeable	Aucune modification de conception Maintenance corrective
10 < C < 20 Criticité moyenne	Amélioration des performances de l'élé-ment Maintenance préventive systématique.
20 < C < 40 Criticité élevée	Révision de la conception du sous-ensemble et du choix des éléments. Surveillance particulière, maintenance préventive conditionnelle / prévision-nelle.
40 < C < 64 Criticité interdite	Remise en cause complète de la concep-tion.

TAB. 3.8 : Les grilles de cotation.

- **La criticité :**

C'est une moyenne de déterminer l'acceptabilité de la situation par la combinaison de plusieurs facteurs. En fonction de son activité ou du chef de projet, la méthode de cotation peut différer.

$$C = F.G.N \quad (3.1)$$

- **A). Les modes de défaillance**

C'est la manière dont un système vient à ne pas fonctionner. Ils sont relatifs à la fonction de chaque élément. Une fonction a 4 façons de ne pas être correctement effectuée :

- Plus de fonction : la fonction cesse de se réaliser (exemple : composant défectueux) ;
- Pas de fonction : la fonction ne se réalise pas lorsqu'on la sollicite ;
- Fonction dégradée : la fonction ne se réalise pas parfaitement, altération de performances (exemple : dérive des caractéristiques, usure...) ;
- Fonction intempestive : la fonction se réalise lorsqu'elle n'est pas sollicitée (perturbations (parasites)).

- **B). Les causes de défaillance**

Il existe 3 types de causes amenant le mode de défaillance :

- Causes internes au matériel (exemple : vieillissement, fatigue mécanique...);
- Causes externes dues à l'environnement, au milieu, à l'exploitation (exemple : température ambiante, vibration...);
- Causes externes dues à la main d'œuvre (exemple : montage, réglages, contrôle).

Les tableaux suivants montre chaque composant de compresseur avec leurs fonctions, parmi ses composants on a la partie rotorique qui fait la compression du gaz entrant, partie statorique ainsi ces systèmes auxiliaires comme la lubrification.

Date de l’analyse Mars 2022		AMDEC MACHINE – ANALYSE DES MODES DE DÉFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITÉ									
		Système : Compresseur centrifuge 3MCL 1405		Sous - Ensemble : Partie statorique							
Élément		Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Action Corrective
							F	G	N	C	
Diffuseur		Former la voie de diffusion de gaz et réduire la vitesse du gaz entrant ou sa vélocité contribue à une élévation de pression de l’énergie cinétique	Usure	Frottement avec les roues (due à un balourd)	Baisse de rendement	Difficile	1	4	3	12	Démontage et nettoyage ou changement
Labyrinthe		Réduire les fuites entre chacun des étages et aussi entre les chambre internes et externes de tambour d’équilibrage	Fuit	Augmentation de jeu de Labyrinthe Erreur d’instrument Vieillessement	Baisse de rendement Fausses mesures Arrêt de compresseur Consommation d’huile	Difficile	1	3	3	9	Vérification ou changement des instruments
Palier lisse (porteurs)		Supporter la masse et stopper les mouvements radiaux du rotor.	Panne	Mauvais graissage Désalignement Jeu incorrect du palier			1	4	2	8	Changement
Les capteurs	Capteur de vibration	Il mesure la distance axiale entre le bout d’arbre et le corps de la machine	Des fausses mesures ou pas de mesure		Arrêt de compresseur						

Arbre	Transmet le mouvement de rotation	Cassure Déformation	Usure Mouvais alignement Mouvais stockage	Arrêt de compresseur		1	4	2	8	Réparation ou changement
		Vibrations et bruit anormaux du compresseur	Déséquilibre de rotor de compresseur	Arrêt du compresseur						Réparation ou changement
Accouplement	Transmettre le couple (mouvement) de l'équipements d'entraînement (Moteur Helper / Multiplicateur après la turbine à gaz)	Vibration	Echec de couplage Endommagement de l'accouplement Couplage déséquilibré	Arrêt du compresseur Arrêt du compresseur Arrêt du compresseur		1	4	3	12	Contrôler l'état de couplage Vérifier les conditions de l'accouplement. Démonter le couplage et chercher tout déséquilibre
		Usure	Mauvais alignement	Arrêt du compresseur						
Tambour d'équilibre	Réduire et absorber la majorité de la poussée axiale de rotor due à la différence de pression du gaz comprimé entre l'entrée et la sortie de chaque impulseur	Fuite	Usure	Augmentation de déplacement axial		1	3	4	12	Réparation ou changement

Impulseur	Pousse le gaz vers le diffuseur en augmentant sa vitesse	Endommagement Cassure	Pompage	Arrêt de compresseur		1	4	2	8	Changement
		Baisse rendement	Poussière adhère							Enlever la poussière et rééquilibrer le rotor
Garniture mécanique	Assure l'étanchéité dynamique d'arbre avec le carter inférieur afin d'empêcher les fuites de fluides entre les zones rotatives	Fuites	Présence de liquide dans le circuit de gaz			2	3	2	12	Contrôler les tuyaux de gaz et les dispositifs de purge des tuyaux compresseur
			Présence d'huile dans les joints							Contrôler les dispositifs de purge des chambres situées entre les bagues externes des joints de gaz et les paliers
			Pression insuffisante de gaz de purge							Surveiller et assurer que la pression ne chute pas en dessous de la valeur minimal
Palier de butée	Supporter la poussée axiale résiduelle de l'arbre	Endommagement	Poussée axiale excessive	Arrêt du compresseur		1	4	2	8	Changement de palier
			Mauvais graissage	Arrêt du compresseur						Changement de palier

Date de l'analyse Mars 2022	AMDEC MACHINE – ANALYSE DES MODES DE DÉFAILLANCE DE LEURS EFFETS ET DE LEUR CRITICITÉ									
	Système : Compresseur centrifuge 3MCL 1405			Sous - Ensemble : système de lubrification						
Élément	Fonction	Mode de défaillance	Cause de la défaillance	Effet de la défaillance	Détection	Criticité				Action Corrective
						F	G	N	C	
Pompe à huile	Alimente les paliers et les engrenages en huile de graissage	Mouvais fonctionnement	Usure	Consommation et perte d'huile	Visuel	2	3	2	12	Réparation
Refroidisseur d'huile										
Filtre à huile	Retenir toutes les impuretés en suspension dans l'huile dont une taille définie	Colmatage partiel ou total	Mauvaise qualité de l'huile	Arrêt du compresseur	Visuel	3	3	2	18	Remplacement de cartouche de filtre
		Limitation de débit d'huile	Encrassé	March dégradée Usure de la pompe	Aucun					
		Endommagement		Dégradation des bagues d'étanchéité	Auditif					
		Pas de filtrations	Filtre déchiré	Usure de la pompe	Auditif					Changement en cas d'usure
Réservoir d'huile	Stocker l'huile de manière étanche Refroidir l'huile et homogénéiser sa températures	Niveau d'huile Trop basse : fuite externe Trop élevée : risque de débordement	Manque d'huile due à des pertes (détecteurs de niveaux en panne)	Usure de la pompe		2	2	1	4	Contrôle semestriel de tous les détecteurs

3.2.2.4 Etape 4 : Synthèse

Pour conclure notre étude AMDEC sur le compresseur centrifuge, nous avons pu identifier différents modes de défaillances propres à certaines parties de la machine.

Après avoir étudié ces défaillances, leurs causes et leurs effets, nous avons donc pu proposer des solutions sous forme d'actions correctives ou préventives qui nous ont permis de réduire le facteur de criticité associé à chaque défaillance.

C'est au cours de cette étude AMDEC que nous avons constaté que les principales défaillances de ce compresseur viennent du joint d'étanchéité et les filtres à huile de graissage et celui du gaz sèche, en outre de cette défaillance possible ou l'utilisateur ne peut pas surmonter cette anomalie. Néanmoins, nous ne sommes pas pour autant en mesure de donner des garanties quant à la faisabilité, à l'accessibilité et au coût raisonnable des solutions proposées.

3.3 Partie 02 : Implémentation de SVR et arbre de décision pour la régression

3.3.1 Description du logiciel MATLAB

Le logiciel MATLAB (MATrix LABoratory) est spécialisé dans le domaine du calcul matriciel numérique. Tous les objets définis dans MATLAB sont donc sous forme de vecteurs et de matrices/tableaux. Un ensemble important d'opérateurs et de fonctions MATLAB de base facilite leur manipulation et des opérations comme par exemple le produit et l'inversion matricielles, la transposition ou encore le calcul des valeurs propres font partie de la bibliothèque standard.

MATLAB simplifie l'apprentissage automatique. En plus des outils et des fonctionnalités de traitement du Big Data, MATLAB offre également des applications pour rendre l'apprentissage automatique accessible, ce qui en fait un milieu idéal pour appliquer l'apprentissage automatique à nos analyses de données.

Avec MATLAB, les ingénieurs et les experts du domaine ont développé des milliers d'applications d'apprentissage automatique. MATLAB facilite les tâches d'apprentissage automatique les plus complexes en proposant :

- Des applications permettant d'apprendre et comparer des modèles et les évaluées.
- D'intégrer des modèles de Machine Learning dans les systèmes industriels complexes en temps réel.

MATLAB permet :

- Comparer des méthodes comme celles de la régression linéaire, des arbres de classification, des machines à vecteurs de support, des méthodes du Deep Learning.
- Exploiter les outils de précision et de réduction pour créer un modèle précis capable d'extraire au mieux le pouvoir prédictif de vos données.
- Supporter des processus intégrés, de l'analyse des données au scénario de déploiement.

3.3.2 Bases de données du compresseur

La base de données de ce compresseur contient dix paramètres de surveillance pendant une année (01 février 2021 jusqu' à 30 janvier 2022) :

- Déplacement axial ;
- Vibration ;
- Température de palier lisse ;
- Température de palier de butée ;
- Pression d'huile de graissage ;
- Température d'huile de graissage ;
- Pression de fuit du joint d'étanche aux gaz sec ;
- Pression différentielle dans le filtre d'huile de graissage ;
- Pression différentielle dans le filtre à gaz tampon ;
- Pression différentielle dans le filtre à gaz d'étanchéité.

La base sous forme matricielle est présentée dans la figure 3.4 suivante :

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	T_deplacement_axial	P_diff_tampon	P_diff_etancheite	P_fuit	P_diff_huil	T_huil_graissage	P_huil_graissage	T_Palier_butée	T_Palier_lisse	Vibration	
2	2021-02-01	0.26	0.7	0.7	1.4	0.5	41	1.4	75	87	12
3	2021-02-02	0.16	0.4	0.6	1.2	0.7	45	1.2	79	87	22
4	2021-02-03	0.18	0.1	0.2	1	0.4	39	1	74	83	22
5	2021-02-04	0.18	0.5	0.1	1.1	0.5	49	1.1	72	84	12
6	2021-02-05	0.2	0.7	0.1	1.5	0.6	46	1.5	72	84	16
7	2021-02-06	0.28	0.6	0.1	1.2	0.2	36	1.2	84	89	22
8	2021-02-07	0.1	0.3	0.5	1.3	0.7	39	1.3	77	87	11
9	2021-02-08	0.19	0.5	0.2	1.3	0.4	46	1.3	72	75	40
10	2021-02-09	0.16	0.5	0	1.7	0.4	44	1.7	78	76	19
11	2021-02-10	0.27	0.5	0.7	1.7	0.5	48	1.7	86	77	26
12	2021-02-11	0.19	0	0.6	1.4	0.37	44	1.4	85	71	32
13	2021-02-12	0.11	0.5	0	1.3	0.7	37	1.3	76	87	35
14	2021-02-13	0.25	0.5	0.6	1.1	0.8	36	1.1	72	76	17
15	2021-02-14	0.15	0.5	0.2	1	0.8	38	1	74	77	23
16	2021-02-15	0.1	0	0.1	1.5	0.8	43	1.5	75	72	42
17	2021-02-16	0.29	0.5	0.3	1.6	0.9	35	1.6	81	78	20
18	2021-02-17	0.25	0.4	0.3	1.6	1	47	1.6	85	76	34
19	2021-02-18	0.19	0.2	0.4	1.1	1	35	1.1	86	88	39
20	2021-02-19	0.13	0.7	0	1.1	1.1	46	1.1	72	79	43
21	2021-02-20	0.19	0.7	0.5	1.2	1	38	1.2	73	76	33
22	2021-02-21	0.2	0.3	0	1.4	1.2	49	1.4	71	88	41
23	2021-02-22	0.18	0.2	0.6	1.3	0	48	1.3	74	76	30

FIG. 3.4 : Extrait du fichier csv pour la base de données.

3.3.3 Implémentation du SVR et AdDR

Pour étudier l'évolution de ces paramètres de fonctionnement du compresseur avec le temps afin de prédire son état future. Nous avons implémenté deux techniques du machine learning spécialement utilisées pour la régression qui sont : SVR et l'arbre de décision pour la régression (adDR).

Selon la figure 3.5, l'implimentation des technique SVR et AdDR nécessitera plusieurs étapes (pour chaque paramètre) :

- Création des modèles (en utilisant les fonctions fitrsvm et fitrtree) et calcul de temps d'apprentissage pour les deux models.
- La prédiction de l'état future des paramètres en utilisant les deux modèles développés précédemment en utilisant la fonction predict, ainsi que le calcul de temps de tests pour les deux méthodes.
- Test de convergence, perte de resubstitution (Resubloss).
- test d'erreur quadratique de régression (Kfoldloss).

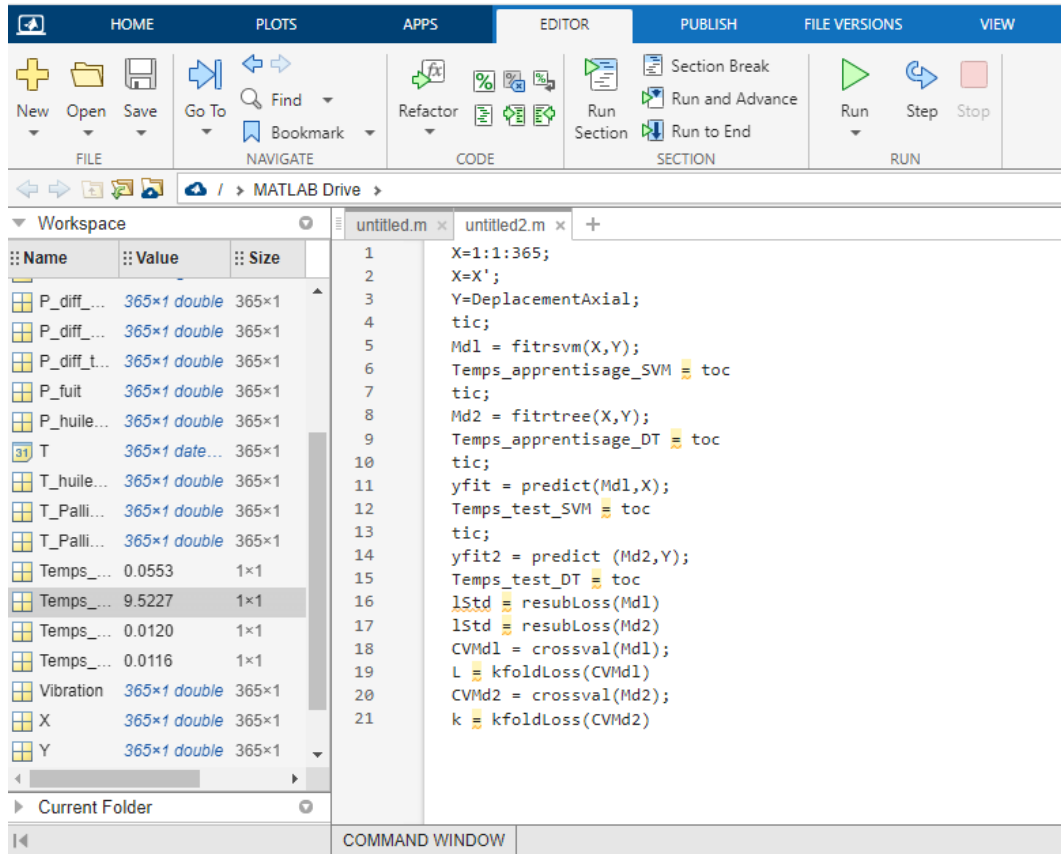


FIG. 3.5 : Implémentation du SVR et ADD.

Les principales instructions utilisées pour l'implémentation des deux méthodes choisies sont :

- **Fitrsvm**

Elle entraîne ou effectue une validation croisée d'un modèle de régression par machine à vecteurs de support pour la régression (SVR) sur un ensemble de données prédicteurs de faible à moyenne dimension. Fitrsvm prend en charge le mappage des données prédicteurs à l'aide de fonctions noyau, et prend en charge la minimisation de la marge douce SMO, ISDA ou L1 via la programmation quadratique pour la minimisation de la fonction objective.

- **Fitrtree**

Elle renvoie un arbre de régression basée sur les variables d'entrée X et la sortie Y. L'arbre renvoyé est un arbre binaire où chaque nœud de ramification est divisé sur la base des valeurs d'une colonne de X.

- **Resubloss**

Elle renvoie la perte de resubstitution, c'est-à-dire le pert calculée entre les données d'apprentissage de la réponse et les valeurs de réponse prédites par le modèle sur la base des données des inputs entrées., donc l'erreur quadratique moyenne calculée pour les données que fitrensemble a utilisé pour créer le model.

- **Cross-validation Model**

La validation croisée est une technique d'évaluation de modèle utilisée pour évaluer les performances d'un algorithme d'apprentissage automatique lors de la réalisation de prédictions sur des nouveaux ensembles de données.

- **Kfoldloss**

Elle renvoie la perte (erreur quadratique moyenne) obtenue par le modèle de régression à validation croisée. Pour chaque pli (fold), `kfoldLoss` calcule la perte pour les observations du pli de validation en utilisant un modèle formé sur les observations du pli d'apprentissage.

- **Predict**

`yfit = predict(Mdl,X)` renvoie un vecteur de réponses prédites pour les données prédictes dans le tableau ou la matrice `X`, sur la base du modèle de régression `Mdl`, entraîné par une machine à vecteurs de support pour la régression (SVR) ou par un arbre de décision pour la régression (adDR)

3.3.4 Résultats et Discussions

Cette partie illustre les résultats de l'étude comparative entre les deux outils de régression des données du compresseur en utilisant les deux algorithmes (SVR et adDR).

L'objectif de chaque algorithme est de prédire les valeurs de chaque paramètre pour l'année suivante, et à partir de là prédire l'état de compresseur et établir un plan de maintenance prévisionnelle à la base de ces résultats.

Les résultats de la régression de chaque paramètre sont présentés sous format du courbe :

- **Courbe bleue** : courbe des valeurs de paramètre de la base de données en fonction de temps (du 01 février 2021 jusqu' à 30 janvier 2022).
- **Courbe rouge** : la courbe prévisionnelle de paramètre obtenue par SVR (du 01 février 2022 jusqu' à 30 janvier 2023).
- **Courbe verte** : la courbe prévisionnelle de paramètre obtenue par AdDR (de 01 février 2022 jusqu' à 30 janvier 2023).

3.3.4.1 Vibration

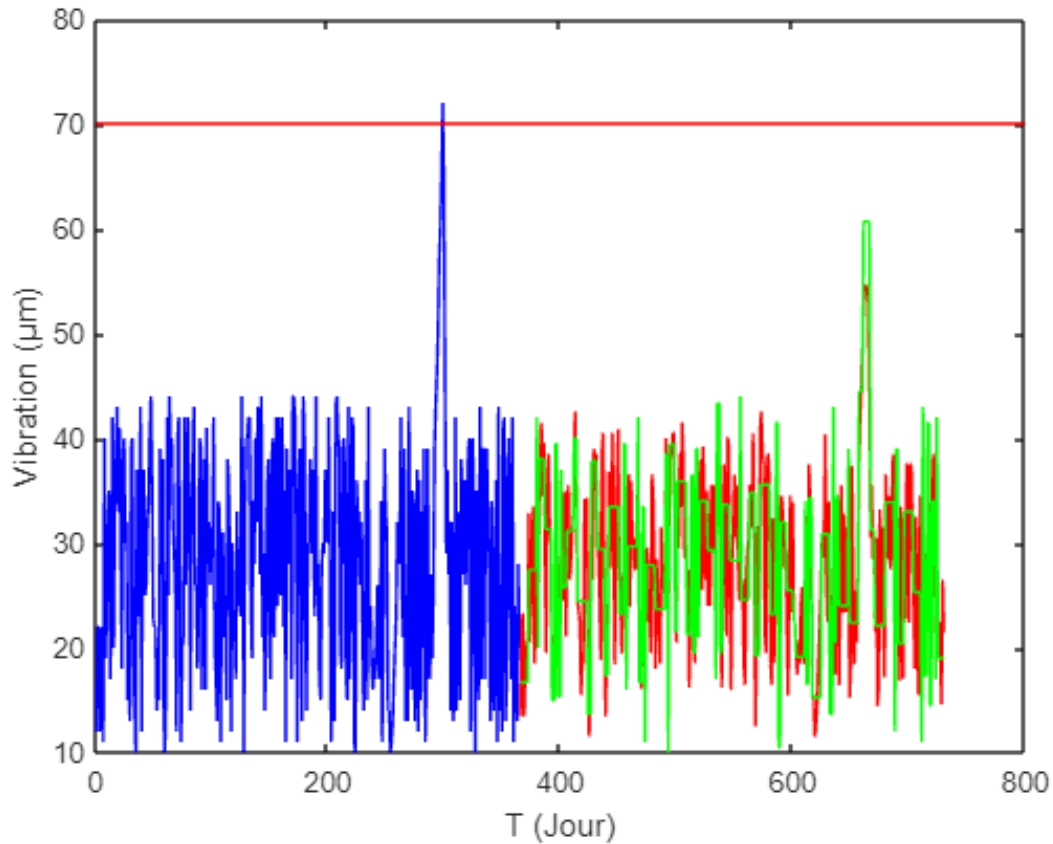


FIG. 3.6 : Courbe prévisionnelle de vibration

Nous remarquons une augmentation de la valeur de vibration (figure 3.7) le 24 /11/2021 lors d'un problème du palier lisse. De plus, d'après notre résultat prévisionnel on remarque une augmentation de la vibration proche de seuil d'alarme (70 μm) le 10/12/2022 donc il faut faire une prévention avant décembre 2022, et voici les actions de MP à faire :

- Réduisez la charge du compresseur (débit de gaz entrants) ;
- Réduisez la vitesse pour abaisser la valeur de vibration ;
- Modifiez la température de l'huile envoyée aux paliers (ajustez le débit d'eau du refroidisseur d'huile) ;
- Vérification de l'accouplement ;
- Vérification des jeux des paliers ;
- Vérification des roues (impulseur) ;
- Rééquilibré le rotor si elle il nécessaire.

3.3.4.2 Température de Palier lisse et palier de butée

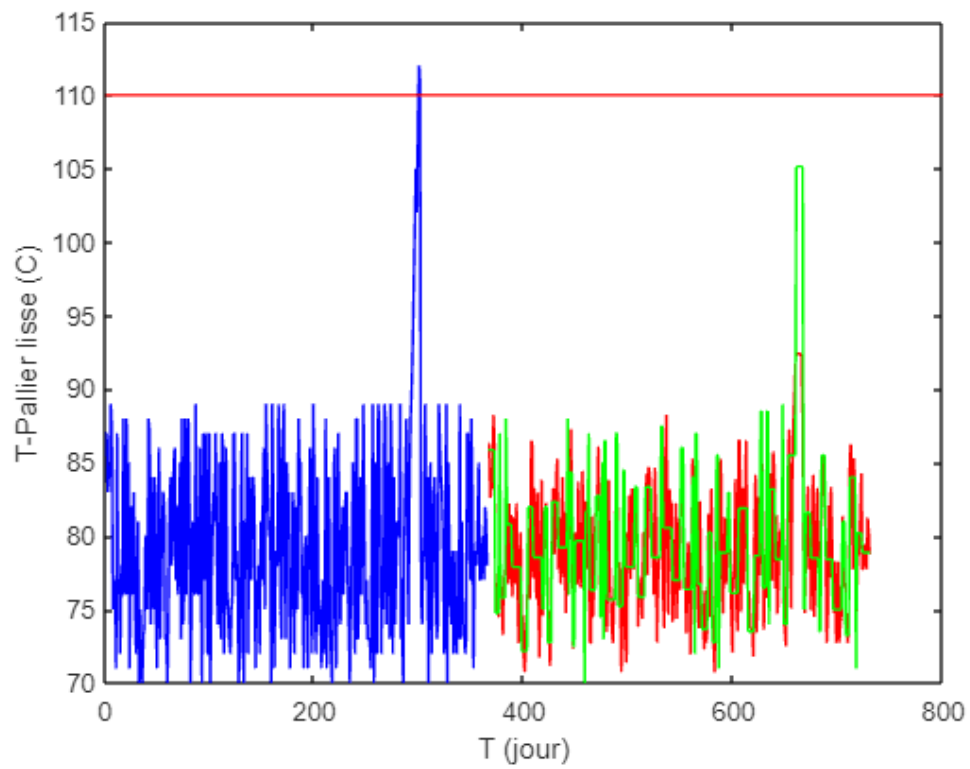


FIG. 3.7 : Courbe prévisionnelle de Température de Palier lisse

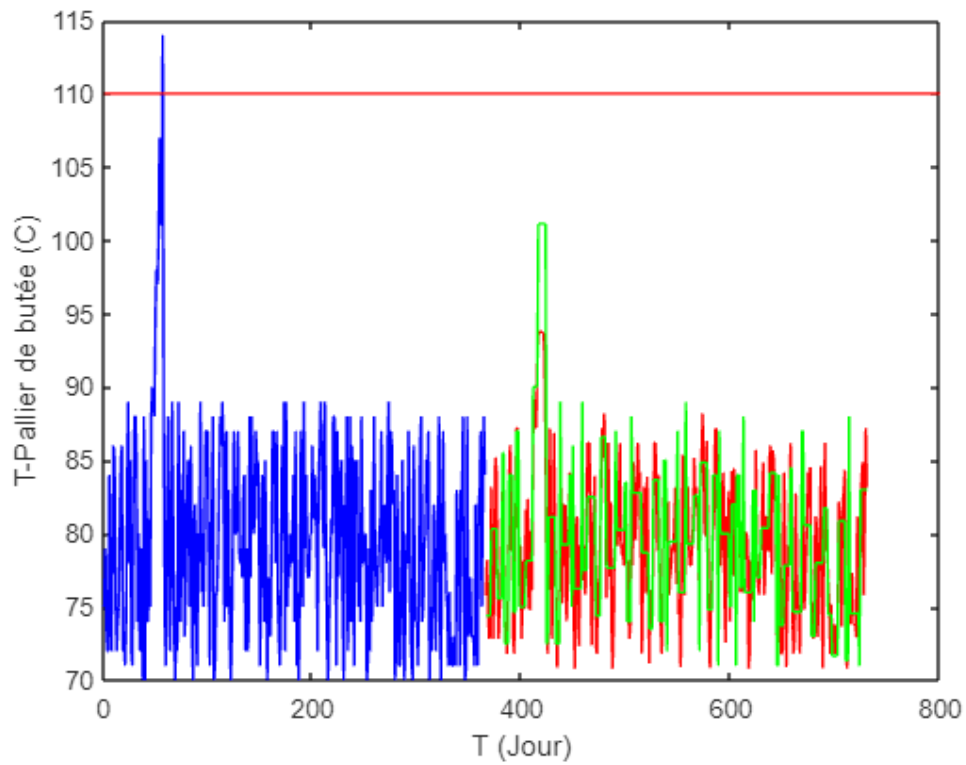


FIG. 3.8 : Courbe prévisionnelle de Température de Palier de butée

Nous remarquons une augmentation de la valeur de température de palier lisse (figure 3.8) le 23 /11/2021 (accompagné avec augmentation de niveau de vibration dans le même temps) à cause de fin de leur durée de vie, le même cas pour le palier de butée ou nous remarquons clairement l'augmentation de la température (figure 3.9) qui à dépasser le seuil d'alarme (110 °C.) le 29/03 /2022 (accompagné avec augmentation de niveau de déplacement axial au même temps), donc les deux paliers sont changés.

De plus, d'après notre résultat prévisionnel on remarque une augmentation de la température de palier lisse proche de seuil d'alarme le 10/12/2022 donc il faut faire une prévention avant décembre 2022. On remarque aussi une augmentation de la température de palier de butée proche de seuil d'alarme le 25/03/2022 donc il faut faire une prévention avant la fin de mars 2022, Et voici les actions de MP à faire pour les deux paliers :

- Vérifiez les tendances de température, car la température de fusion du métal blanc du palier est de 125 à 130 °C ;
- Si possible, réduisez la vitesse pour faire baisser la température de palier ;
- Abaissez la température et augmentez la quantité d'huile de graissage ;
- Si la température reste élevée il faut vérifier les paliers.

3.3.4.3 Déplacement axial

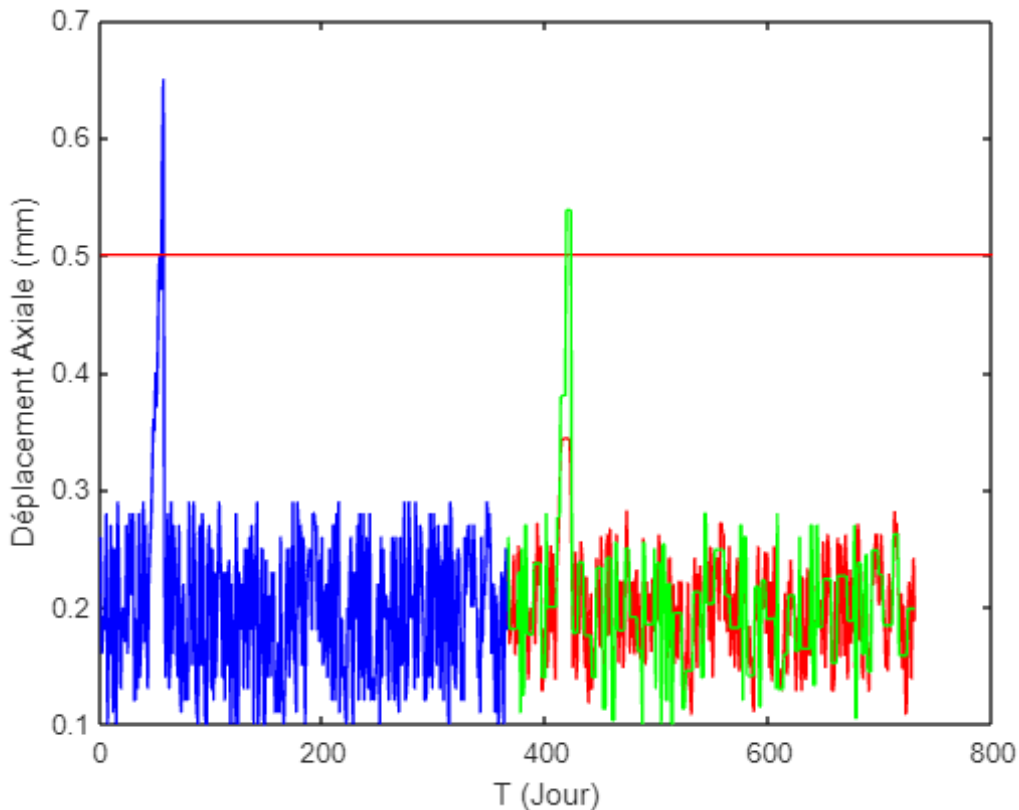


FIG. 3.9 : Courbe prévisionnelle de déplacement axial

Nous remarquons une augmentation très élevée (0.65 mm) de la valeur de déplacements axial (figure 3.10) le 29/03/2021 lors d'un problème de palier du butée (fin de durée de vie) ainsi qu'un problème de fuit dans le tambour d'équilibrage.

De plus, d'après notre résultat prévisionnel on remarque une augmentation de déplacements axial qui dépasse un le seuil d'alarme (0.5 mm) 25/03/2022 donc il faut faire une prévention avant mars 2022, et voici les actions de MP à faire :

- Vérification et inspection du tambour d'équilibrage ;
- Vérification et inspection de palier de butée ;
- Vérification des capteurs.

3.3.4.4 Température et pression d'huile de graissage

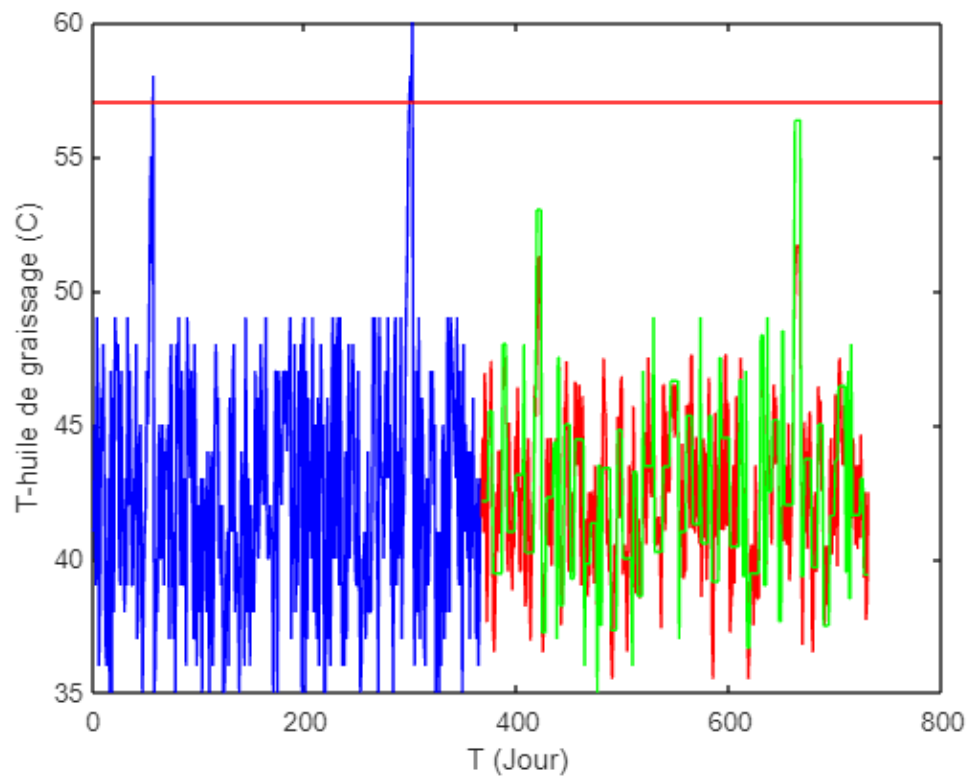


FIG. 3.10 : Courbe prévisionnelle de Température d'huile de graissage

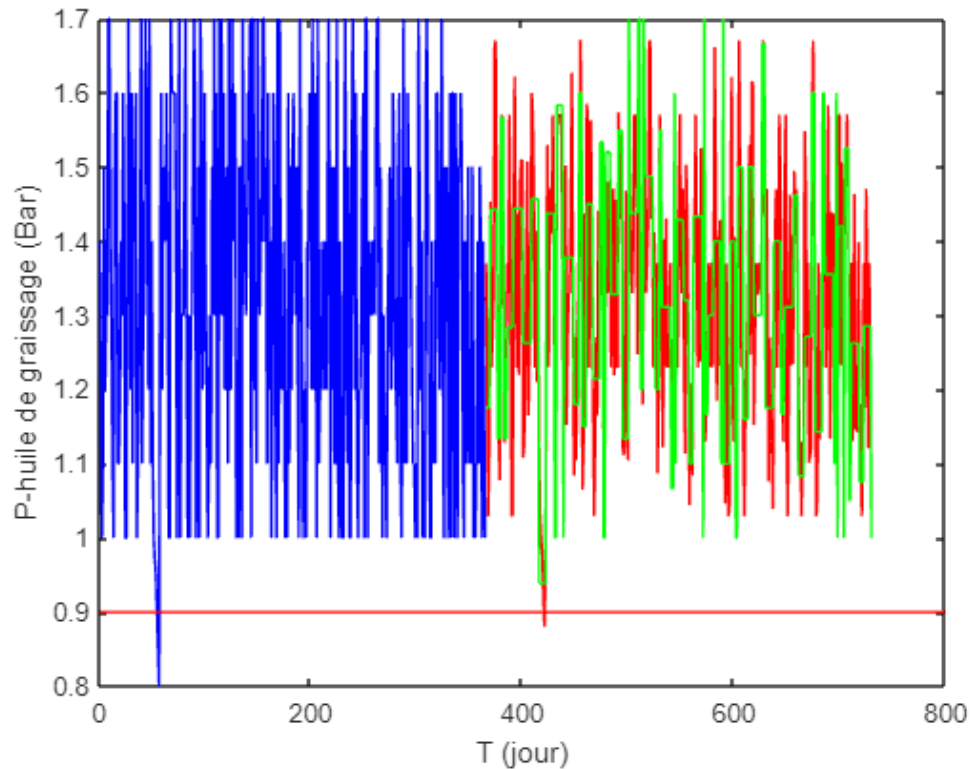


FIG. 3.11 : Courbe prévisionnelle de pression d'huile de graissage

Nous remarquons une augmentation élevée de la valeur de température (figure 3.11) et pression d'huile de graissage (figure 3.12) qui atteint le seuil d'alarme (57 °C, 0.9 bar) au même temps le 29/03/2021 à cause de fin de durée de vie des paliers.

Nous remarquons aussi une augmentation très élevée de la valeur de température (60 °C.) d'huile de graissage à cause d'un mauvais fonctionnement de la vanne de réduction de pression d'huile de graissage et un débit insuffisant de l'eau de refroidissement pour radiateur d'huile.

De plus, d'après notre résultat prévisionnel on remarque une augmentation de la valeur de température et pression d'huile de graissage dans au temps le 30/02/2021, aussi une autre augmentation de la valeur de température seulement le 10/12/2022, donc il faut faire une prévention avant ces dates, et voici les actions de MP à faire :

- Nettoyage de tuyauteries et réservoir d'huile de graissage ;
- Inspection de tuyauteries et réservoir d'huile de graissage ;
- Vérification des filtres ;
- Vérification de pompe ;
- Application de produit anti-corrosion ;
- Changement d'huile si elle nécessaire.

3.3.4.5 Pression de fuit du joint d'étanche aux gaz sec

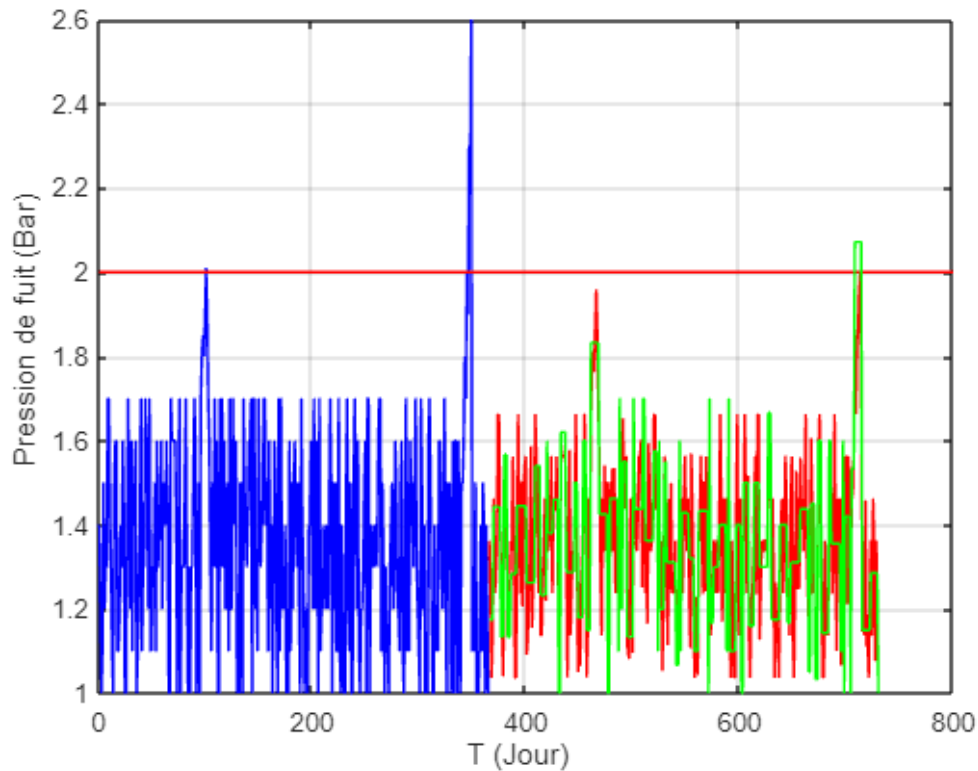


FIG. 3.12 : Courbe prévisionnelle de pression de fuit du joint d'étanche aux gaz sec

Nous remarquons une augmentation de la valeur de pression de fuit du joint d'étanche aux gaz sec (figure 4.13) qui touche le seuil d'alarme (2 bar) le 02/05/2021 lors d'un problème des joints d'étanchéités. Nous remarquons aussi une autre augmentation très élevée (2.6 bar) le 25/01/2022 à cause d'un problème des garnitures mécaniques.

De plus, d'après notre résultat prévisionnel on remarque deux augmentations de la valeur de pression de fuit du joint d'étanche aux gaz sec le 15/04/2022 et le 20/01/2023, donc il faut faire une prévention avant ces dates, et voici les actions de MP à faire :

- Vérification des joints d'étanchéité ;
- Vérification de la garniture mécanique et changement si nécessaire ;
- Inspection de joint labyrinthe et vérification de jeu ;
- Nettoyage de diaphragmes et roues (impulseur).

3.3.4.6 Pression différentielle dans le filtre d'huile de graissage, gaz d'étanchéité et gaz tampon

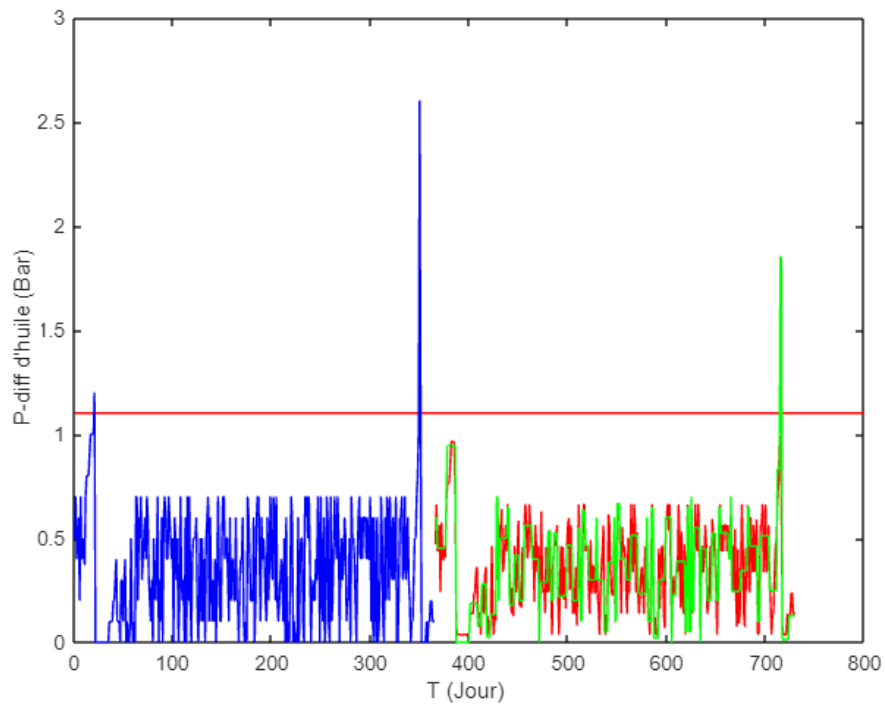


FIG. 3.13 : Courbe prévisionnelle de pression différentielle dans le filtre d'huile de graissage

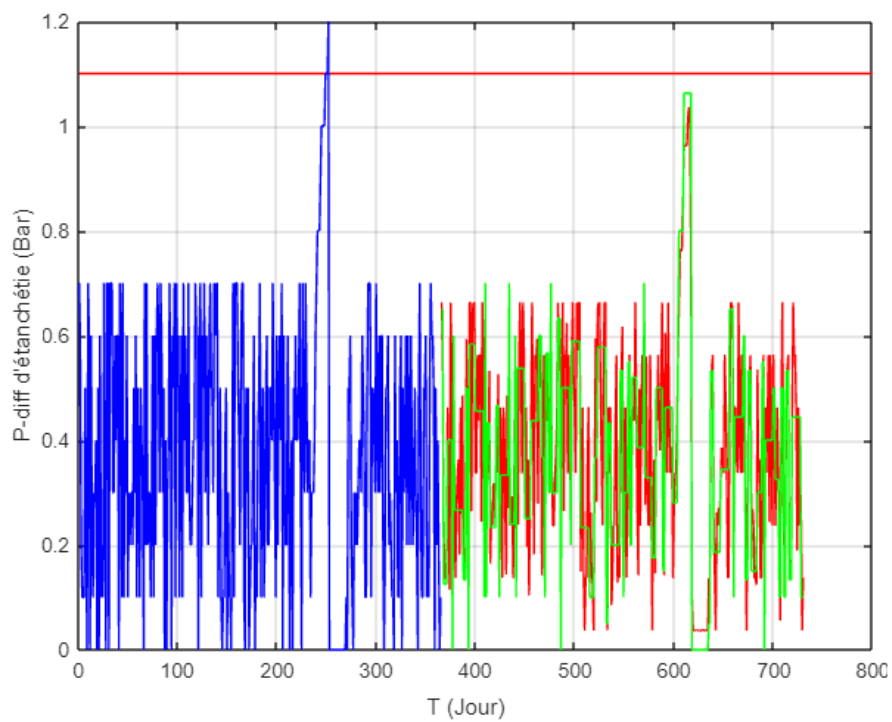


FIG. 3.14 : Courbe prévisionnelle de pression différentielle dans le filtre de gaz d'étanchéité

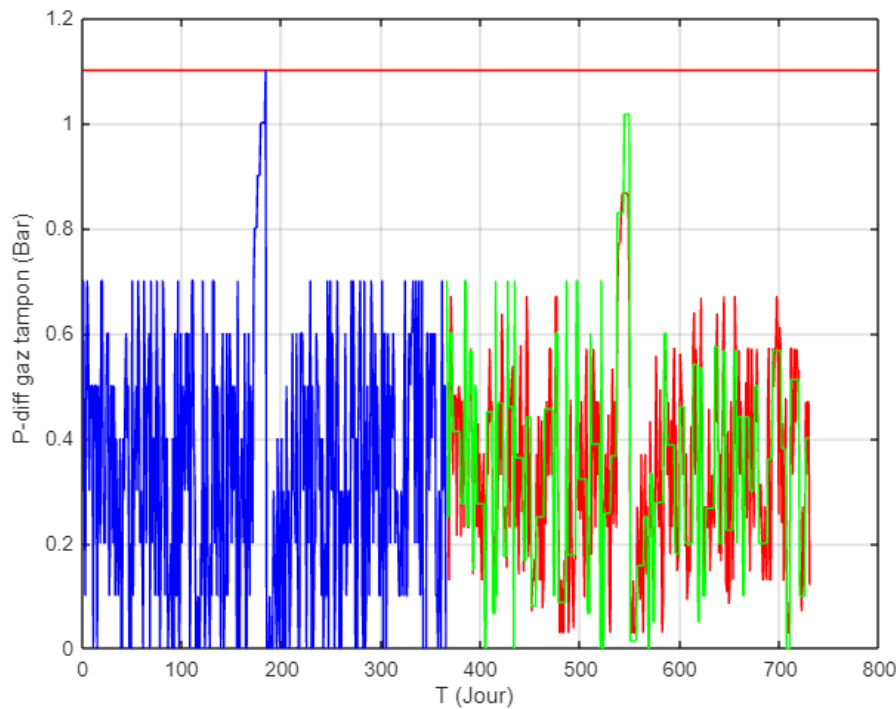


FIG. 3.15 : Courbe prévisionnelle de pression différentielle dans le filtre de gaz tampon

Nous remarquons une augmentation de la valeur de pression différentielle dans le filtre d'huile de graissage (figure 3.14) le 24/02/2021 lors d'un défaut de capteur, ainsi qu'une autre augmentation très élevée le 20 /01/2022 lié à la fin de durée de vie de filtre.

Nous remarquons une augmentation de la valeur de pression différentielle dans le filtre à gaz d'étanchéité (figure 3.15) le 16/10/2021 lors de la fin de durée de vie de filtre. Le même cas pour le filtre à gaz tampon (figure 3.16) où la fin de durée de vie est le 01/08/2021 accompagné avec une augmentation de la valeur de de pression différentielle.

Le seuil d'alarme est égal à 1.1 bar donc si la pression différentielle des filtres touche cette seuil c'est à dire que le filtre est bouché.

De plus, d'après notre résultat prévisionnel on remarque :

- o Une augmentation de la valeur de pression différentielle dans le filtre d'huile de graissage le 01/03/2022 et le 15/01/2023.
- o Une augmentation de la valeur de pression différentielle dans le filtre à gaz d'étanchéité le 20/10/2022
- o Une augmentation de la valeur de pression différentielle dans le filtre à gaz tampon le 07/08/2022

Donc il faut faire une prévention avant ces dates. Et voici les actions de MP à faire :

- Changement de filtre ;
- Vérification des capteurs de pression.

3.3.5 Plan final du maintenance prévisionnelle

TAB. 3.10 : Plant maintenance prévisionnelle du Compresseur centrifuge 3MCL-1404

Date	Action
30 /02/2022	Nettoyage de tuyauteries et réservoir d'huile de graissage. Inspection de tuyauteries et réservoir d'huile de graissage. Vérification des filtres. Vérification de la pompe. Application de produit anti-corrosion. Changement d'huile si elle nécessaire.
01/03/2022	Changement de filtre d'huile de graissage. Vérification des capteurs de pression.
25/03/2022	Vérifiez les tendances de température, car la température de fusion du métal blanc du palier est de 125 à 130 ° C. Si possible, réduisez la vitesse pour faire baisser la température de palier. Abaissez la température et augmentez la quantité d'huile de graissage. Si la température rester élevée il faut vérifier les paliers. Vérification et inspection du tambour d'équilibrage. Vérification et inspection de palier de butée.
15/04/2022	Vérification des joints d'étanchéités. Vérification de la garniture mécanique et changement si nécessaire. Inspection de joint labyrinthe et vérification de jeu. Nettoyage de diaphragmes et roues (impulseur).
07/08/2022	Changement de filtre à gaz d'étanchéité. Vérification des capteurs de pression.
20/10/2022	Changement de filtre à gaz tampon. Vérification des capteurs de pression.

10/12/2022	Vérification des capteurs de Température d'huile de graissage. Réduisez la charge du compresseur (débit de gaz entrant). Réduisez la vitesse pour abaisser la valeur de vibration. Modifiez la température de l'huile envoyée aux paliers (ajustez le débit d'eau du refroidisseur d'huile). Vérification de l'accouplement. Vérification des jeux des paliers. Rééquilibré le Rotor si elle est nécessaire. Vérification des roues (impulseur). Si possible, réduisez la vitesse pour faire baisser la température de palier. Abaissez la température et augmentez la quantité d'huile de graissage. Si la température reste élevée il faut vérifier les paliers.
15/01/2023	Changement de filtre d'huile de graissage. Vérification des capteurs de pression.
20/01/2023	Vérification des capteurs de pression. Vérification des joints d'étanchéités. Vérification de la garniture mécanique et changement si nécessaire. Inspection de joint labyrinthe et vérification de jeu.

3.3.6 Etude comparative

Nous remarquons clairement graphiquement que les courbes prévisionnelles obtenues par la méthode adDR (courbe verte) sont plus proches aux courbes initiales que la courbe rouge (obtenue par SVR)

TAB. 3.11 : Résultats de comparaison

Paramètres	Temps d'apprentissage		Temps de test		Resobluss		Kfoldloss	
	SVR	adDR	SVR	adDR	SVR	adDR	SVR	adDR
Vibration	1.3112	0.0151	9.4200e-04	0.0148	124.9617	44.3943	126.9555	170.4586
Température de Palier lisse	2.9288	0.0066	0.0018	0.0025	46.0383	15.8119	46.4134	53.8692
Température de Palier de butée	2.2290	0.0056	8.6100e-04	6.6900e-04	44.315	15.239	44.6159	48.905
Déplacement axial	9.6484	0.0066	8.7500e-04	0.0061	0.0093	0.0016	0.0135	0.0061
Température d'huile de graissage	3.4741	0.0070	9.9700e-04	6.8800e-04	21.915	8.4836	22.0099	25.650
Pression d'huile de graissage	8.4484	0.0215	0.0014	0.0060	0.0577	0.0264	0.0647	0.0927
Pression de fuit du joint d'étanche aux gaz sec	8.7322	0.0137	9.1900e-04	6.7300e-04	0.0647	0.0262	0.0690	0.0930
Pression différentielle dans le filtre d'huile de graissage	0.0111	0.0066	0.0011	5.4000e-04	2.1777e+07	3.6293e+06	2.1777e+07	2.9644e+07
Pression différentielle dans le filtre de gaz tampon	0.0148	0.0092	8.9400e-04	5.4700e-04	2.1769e+07	7.2536e+06	2.1769e+07	1.7846e+07
Pression différentielle dans le filtre de gaz d'étanchéité	0.0080	0.0054	7.5100e-04	5.7100e-04	2.1769e+07	2.0318	2.1769e+07	1.6333e+07

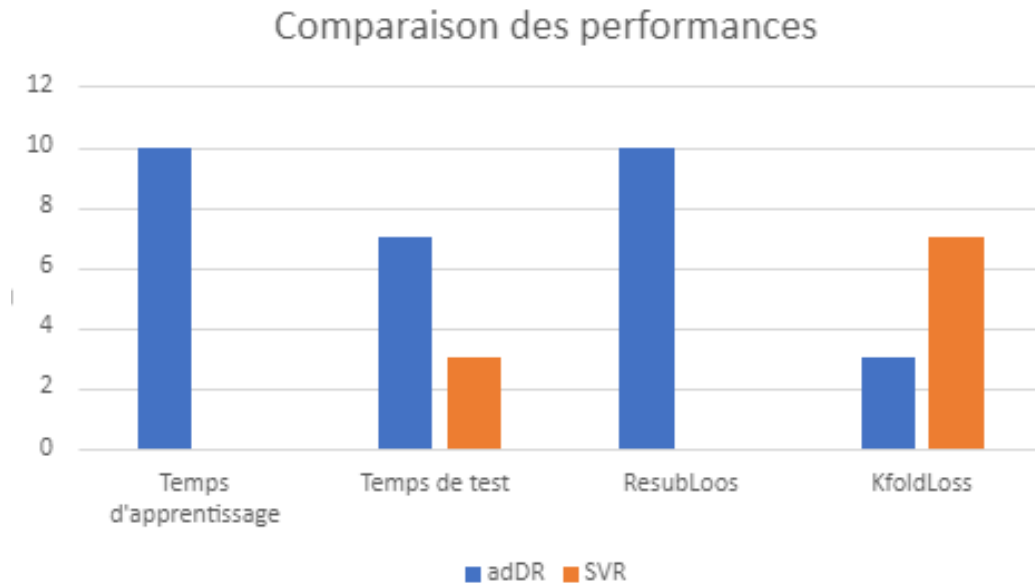


FIG. 3.16 : Résultats de comparaison.

- **Temps d'apprentissage** : nous remarquons que la méthode adDR prend moins de temps que SVR pour les 10 paramètres.
- **Temps de test** : nous remarquons que la méthode adDR prend moins de temps que SVR pour la plupart des paramètres (7 paramètres).
- **Resobluss** : nous remarquons que la méthode adDR a une perte de resubstitution plus faible que la perte de la méthode SVR pour les 10 paramètres.
- **Kfoldloss** : nous remarquons que la méthode SVR a une erreur quadratique moyenne plus faible que l'erreur de la méthode adDR pour la plupart des paramètres (7 paramètres).

Donc pour conclure cette étude comparative et d'après ces résultats montre que la méthode adDR est mieux que SVR pour notre cas d'étude.

3.4 Conclusion

La stratégie de maintenance prévisionnelle proposée dans ce chapitre est basée sur le couplage entre l'analyse fonctionnelle à partir de diagramme SADT et d'une analyse dysfonctionnelle du type AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets et leur Criticité). Ce couplage a permis de déterminer les composants les plus critiques, leur mode de défaillance et le suivi en temps réel des caractéristiques des classes correspondant aux modes de fonctionnement.

L'action de maintenance prévisionnelle est planifiée sur le composant défaillant ce qui a permis de réduire la probabilité d'occurrence de l'événement indésirable.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous avons exploré ce que l'apprentissage automatique peut apporter à la maintenance industrielle, notamment la prédiction des défauts. Néanmoins, afin d'avoir un très bon résultat où une bonne prédiction, il est nécessaire d'avoir une large base de données.

Conclusion

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons étudié la prévision des défauts du compresseur centrifuge type 3MCL-1405 en utilisant des techniques d'apprentissage automatique, ainsi que leur criticité par la méthode AMDEC. Cette étude a pour objectif d'améliorer les performances, la fiabilité et la disponibilité des machines tournantes et particulièrement ce compresseur centrifuge en assurant leur fonctionnement nominal le plus longtemps possible par la détection et l'anticipation des défauts ou pannes avant qu'elle devienne trop grave, ainsi que l'estimation des durées de vie restantes des équipements et le coût de maintenance a posteriori. Ainsi, une étude a été menée dans un premier temps sur la maintenance et la surveillance industrielle et cela nous a permis d'identifier les différentes techniques de maintenance ainsi que leurs avantages et inconvénients d'application. Ensuite, un état de l'art a été établi sur les notions de l'intelligence artificielle, machine learning et les différentes techniques d'apprentissage afin de dégager les algorithmes adéquats pour modéliser notre problématique.

Pour bien comprendre et détailler le système nous avons effectué une analyse fonctionnelle par la réalisation de diagramme SADT. De plus, nous avons réalisé une étude AMDEC pour bien identifier les différents défauts et défaillance ainsi que leurs causes et effets sur le système et classer ses défaillances selon leur criticité afin de déterminer une liste des points critiques et une hiérarchisation des défaillances.

La deuxième partie de ce mémoire propose une solution permettant d'établir le potentiel des modèles d'intelligence artificielle pour l'amélioration du processus de maintenance dans l'industrie par la reconnaissance des défauts de ce compresseur à l'avance. Pour cela, nous avons implémenté deux méthodes d'apprentissage automatique où nous avons opté pour SVR et AdDR pour faire une étude prévisionnelle sur les défauts de ce système à la base de l'historique des paramètres de surveillance afin d'établir un plan de maintenance prévisionnelle pour l'année prochaine. Néanmoins afin d'avoir un très bon résultat où une bonne prédiction il est nécessaire d'avoir à sa disposition une large base de données pouvant contenir de nombreuses données brutes collectées sur les équipements. Parce que plus un modèle dispose de données d'entraînement, plus il peut correctement prédire les observations. Les données à leurs tours doivent être cohérentes de meilleure qualité.

Le développement de notre programme nous a permis de nous familiariser avec le langage de programmation MATLAB. Celui-ci facilite énormément le développement des applications. De plus, après l'implémentation de deux méthodes nous avons conclu que la méthode adDR est mieux que SVR pour notre cas d'étude.

Enfin, ce travail nous a permis d'approfondir nos connaissances théoriques et pratiques, dans le domaine de maintenance industrielle en général et la maintenance prévisionnelle en particulier. Par conséquent les informations qui sont obtenues grâce à l'apprentissage automatique peuvent aider les responsables de la maintenance à la compréhension, à l'amélioration et à préparer les ressources matérielles et humaines nécessaires avant que survienne une défaillance. Ainsi, les stratégies de maintenance traditionnelle impliquant une maintenance corrective et préventive peuvent être remplacées par une maintenance prévisionnelle basée sur des modèles prédictifs. L'évaluation des performances des modèles obtenus démontre que l'utilisation de l'intelligence artificielle dans le domaine industriel est plus que bénéfique pour l'entreprise qui l'applique afin d'augmenter la rentabilité de leurs équipements de production et par la même occasion accroître les bénéfices de l'entreprise peut être envisagés.

D'un point de vue personnel, le travail que nous avons mené offre de nombreuses perspectives d'améliorations. Durant ce projet nous avons travaillé sur des données simulées et non sur des données obtenues à partir des machines en pleine utilisation. Donc, il s'avère très important de procéder par une phase d'acquisition et de collecte des données en situation réelle avant de se lancer dans l'implémentation du système dans un milieu industriel. Vu l'insuffisance et les limitations des techniques du machine learning dans certaines situations, nous proposons d'employer des techniques d'apprentissage plus avancées pour mieux modéliser les tâches de maintenance. Il s'agit des techniques d'apprentissage profond ou deep learning. Pour finir, nous envisageons de continuer notre travail sur l'application du machine learning à la maintenance industrielle afin d'approfondir nos connaissances dans ce merveilleux domaine avec pour objectif de contribuer aux avancées scientifiques à travers la recherche dans le cadre du prochains PFEs.

Bibliographie

- [5] Ahmed ACHOUR. “Etude Analytique de la Maintenance Préventive d’un Compresseur à Vis ATLAS COPCO GA15”. Thèse de doct. , 2019.
- [6] Rokya BENBAHRIA et Abderrahim Fayçal MEGRI. “Prédiction Des Systèmes Par Apprentissage Automatique Dans Un Environnement Imprécis.” In : (2021).
- [7] Salah Eddine BENCHETTOUH. “Elaboration d’un système de prédiction des pannes et de planification des maintenances”. Thèse de doct. UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M’SILA-FACULTE MATHEMATIQUES ET DE L’INFORMATIQUE, 2019.
- [8] Mohamed Naoui BENHAOUAD et Harkati BRAHIMI. “Etude et la maintenance de compresseur 40 bar tempo 2350”. Thèse de doct. , 2021.
- [9] DJAIDIR BENRABEH. “Surveillance d’une turbine à gaz à base d’un système de prise de décision pour l’étude de sa stabilité : Vibration Monitoring”. In : (2016).
- [10] Lamouri Samir Grabot BERNARD et al. “contribution à la définition d’une méthodologie couplant le traitement automatique du langage naturel et l’apprentissage automatique pour réagir aux perturbations de production”. Thèse de doct. Paris, HESAM, 2021.
- [11] Adel BOUDIAF. “Contribution au Diagnostic des Défauts dans les Machines Tournantes par Analyse Multirésolution”. Thèse de doct. 2016.
- [12] Yalcoué FATOUMATA, Amor ADNANE et Ziane ATAOUA. “Machine Learning Pour La Maintenance Prédictive.” In : (2021).
- [13] A HMICH et al. “SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC DU PROCESSUS INDUSTRIEL COMPLEXE PAR RÉSEAUX DE NEURONES”. In : ().
- [14] Feng HONGHAI et al. “A SVM regression based approach to filling in missing values”. In : *International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems*. Springer. 2005, p. 581-587.
- [15] Rafik MAHADOU. “Diagnostic industriel par neuro-flou-application à un système de production”. Thèse de doct. Université de Batna 2, 2007.
- [16] Belhadj NORA et Belmahdi FATIHA. “Application des reseaux de neurones à la détection et la classification des défauts dans les machines tournantes”. Thèse de doct. Université Mouloud Mammeri, 2010.
- [17] Marina PAOLANTI et al. “Machine learning approach for predictive maintenance in industry 4.0”. In : *2018 14th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA)*. IEEE. 2018, p. 1-6.
- [18] Yongyi RAN et al. “A survey of predictive maintenance : Systems, purposes and approaches”. In : *arXiv preprint arXiv :1912.07383* (2019).

- [19] Alex J SMOLA et Bernhard SCHÖLKOPF. “A tutorial on support vector regression”. In : *Statistics and computing* 14.3 (2004), p. 199-222.
- [20] Moussa Amadou TRAORÉ. “Supervision adaptative et pronostic de défaillance pour la maintenance prévisionnelle de systèmes évolutifs complexes”. Thèse de doct. PhD thesis, Université Lille 1, 2010.
- [21] Haiqin YANG, Laiwan CHAN et Irwin KING. “Support vector machine regression for volatile stock market prediction”. In : *International conference on intelligent data engineering and automated learning*. Springer. 2002, p. 391-396.
- [22] Hwanjo YU et Sungchul KIM. “SVM Tutorial-Classification, Regression and Ranking.” In : *Handbook of Natural computing* 1 (2012), p. 479-506.
- [23] Ryad ZEMOURI. “Contribution à la surveillance des systèmes de production à l’aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance”. Thèse de doct. Université de Franche-Comté, 2003.
- [24] Hai ZHONG et al. “Vector field-based support vector regression for building energy consumption prediction”. In : *Applied Energy* 242 (2019), p. 403-414.
- [25] Wend-Benedo Arnaud Bienvenue ZOUNGRANA. “Application des algorithmes d’apprentissage automatique pour la détection de défauts de roulements sur les machines tournantes dans le cadre de l’Industrie 4.0”. Thèse de doct. Université du Québec à Chicoutimi, 2020.

Webographie

- [1] URL : <https://datascientest.com/la-maintenance-predictive-des-ascenseurs>.
- [2] URL : <https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/informatique-intelligence-artificielle-555/>.
- [3] URL : <https://datascientest.com/machine-learning-tout-savoir>.
- [4] URL : <http://jackadit.com/index.php?p=ecoconception3>.

Annexes

Annexe A

Présentation de complexe

A.1 Introduction

Le projet GNL3Z fait partie d'une série de projets de gaz intégrés de plus grande envergure, créée par SONATRACH en Algérie, impliquant le développement des réserves de champs de gaz dans le bassin de Berkine (Algérie centre-orientale), la construction d'un système de gazoduc et d'une nouvelle unité de Complexe GPL dans la zone industrielle portuaire El Djedid à Arzew.

Le complexe GNL3Z, décrite dans le présent Manuel Opérateur, est un Complexe entièrement nouveaux qui se compose d'un train de GNL. Des dispositions pour l'installation d'un second train et toutes les infrastructures nécessaires, comme les utilités, le stockage et le chargement sur les navires ont également été prévus.

La capacité de production annuelle du train de GNL est de 4,7 millions de tonnes (nettes dans les navires de GNL), qui sera la même que celle du futur deuxième train de GNL. Le complexe GNL3Z produit du GNL, mais aussi de l'éthane, du propane, du butane, de la gazoline et un courant de gaz enrichi en hélium. Le Gaz Naturel Liquéfié produit dans le complexe GNL est exporté vers les marchés internationaux, tandis que les composants plus lourds, comme le GPL et la gazoline, dont la valeur ajoutée est plus élevée, sont extraits et exportés séparément.

A.2 Emplacement du Complexe

Le site du complexe se trouve sur la côte méditerranéenne à Bethioua, à l'est d'Arzew, dans la zone du port industriel d'Arzew El Djedid ; son étendue est de 54,6 ha.

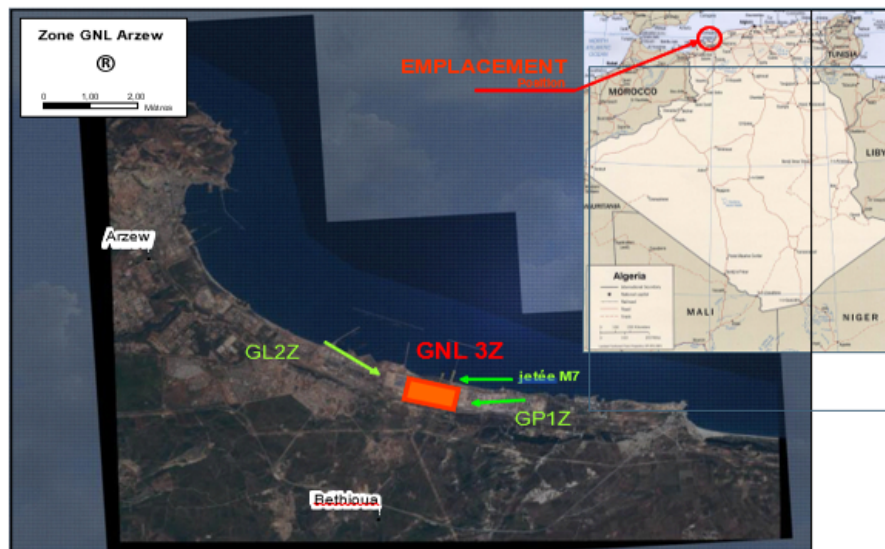


FIG. A.1 : Emplacement du complexe GL3Z

Le complexe GPL GP1Z se trouve à la limite Est du site, tandis que le complexe de désalinisation (KHARAMA) et le complexe GL2Z existante se trouvent à la limite Ouest. La mer méditerranée et la route du port se trouvent au nord du site, alors que la route principale de la zone industrielle se trouve au sud.

Le site est accessible par une route de terre existante ; des installations marines existantes sont disponibles pour le complexe GNL3Z.

A.3 Organigramme

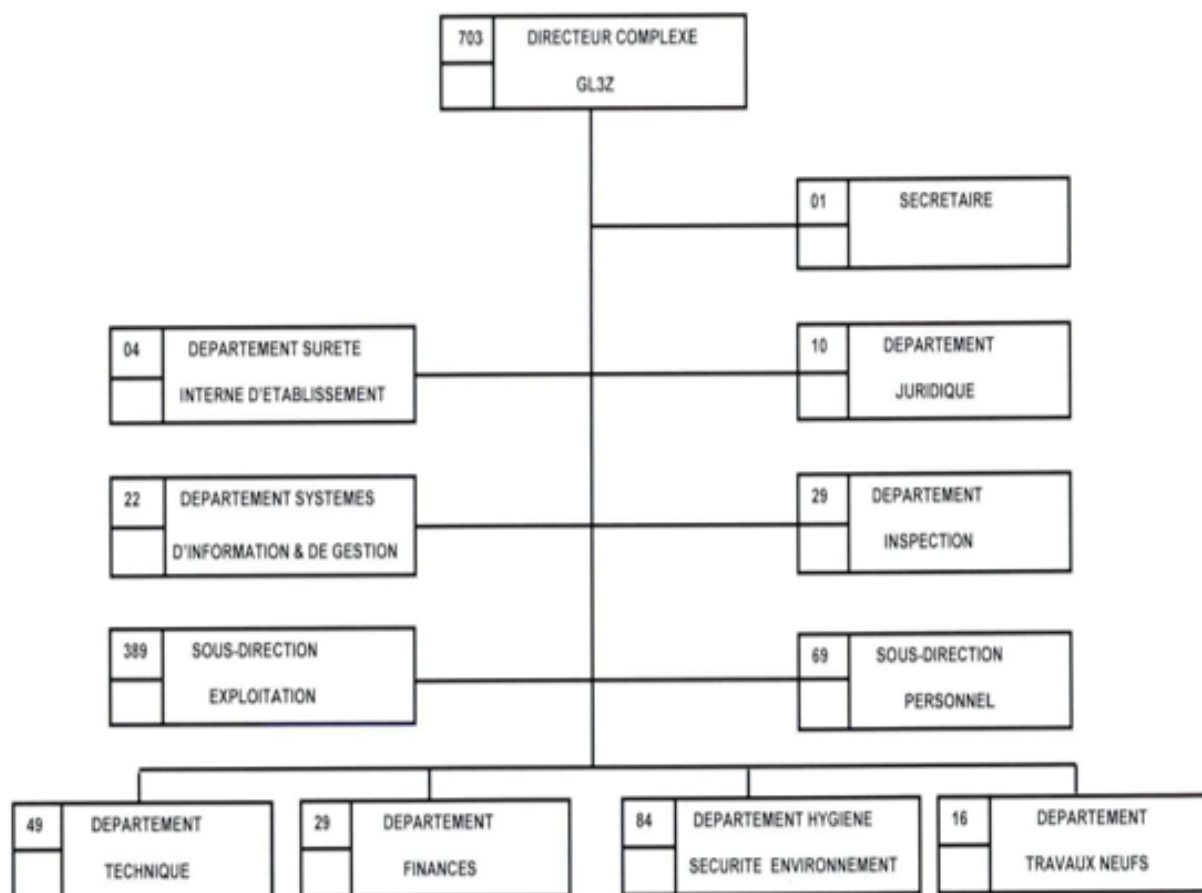


FIG. A.2 : Organigramme de complexe GL3

A.4 Disposition du Complexe

Les installations du complexe GNL3Z comprennent le train de procédé, toutes les utilités, le stockage des produits finis, les installations off-site liées, une jetée de GNL avec une plateforme de chargement de GNL extensible, un brise-lame, la protection du bord de mer existant, tous les bâtiments et les infrastructures nécessaires.

Les installations d'entrée du complexe se trouvent dans le côté sud-ouest de la zone d'implantation. C'est là que le gaz d'alimentation entre dans le complexe GNL3Z. Le côté ouest comprend la zone de génération d'énergies et les turbines à Gaz Frame 6 correspondantes fournies par GE/NP.

La partie sud du complexe est constituée des unités des utilités et de leurs dispositifs de stockage. La section nord longe la mer et contient les installations pour le stockage des produits et des réfrigérants, la zone de la torche et la jetée.

Le train de procédé est situé au milieu de la zone d'implantation. Il est subdivisé en deux parties : la partie est comprend les Unités de Prétraitement et de liquéfaction, alors que la partie ouest comprend les équipements de fractionnement et de récupération des NGL.

Le site est accessible par une route de terre existante ; des installations marines existantes sont disponibles pour le complexe GNL3Z.



FIG. A.3 : Maquette 3D de la Vue d'Ensemble du Complexe

A.5 Principes de Conception et de Fonctionnement

Les unités de procédé principal du complexe GNL3Z sont représentées dans le schéma fonctionnel global. L'illustration présente les débits du courant principal et les connexions clés entre les différentes unités du complexe.

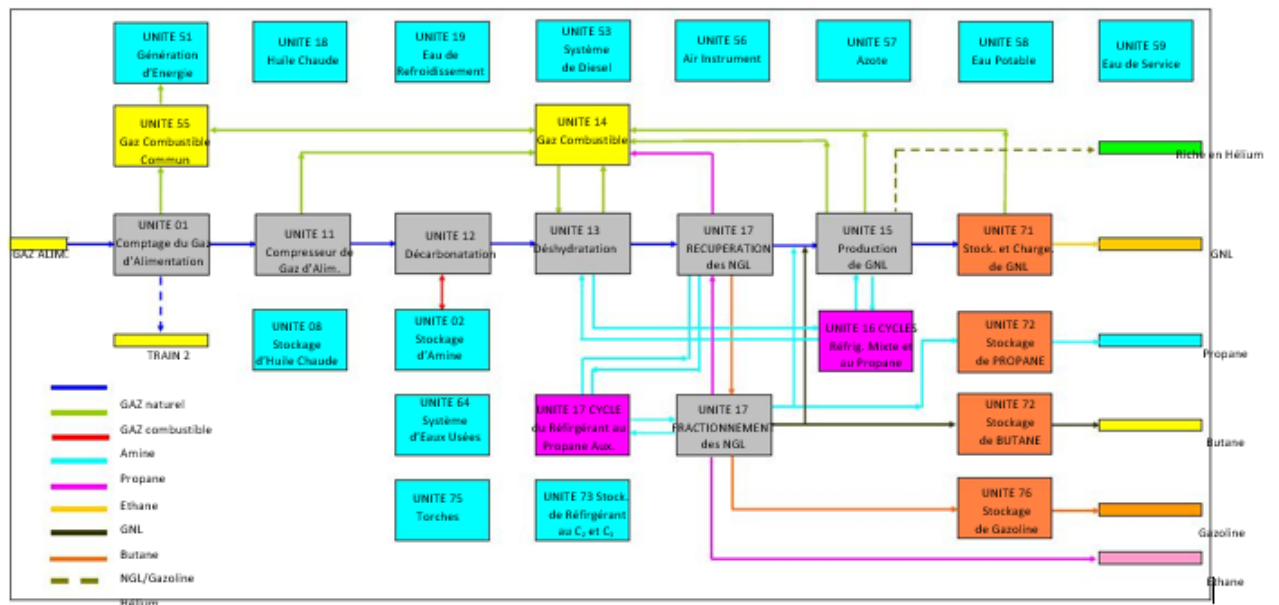


FIG. A.4 : Schéma fonctionnel global

Le complexe comprend un train de procédé, les utilités associées et les installations off-site. Le train de procédé comprend un compresseur de gaz d'alimentation, une section d'élimination du mercure, une unité de décarbonatation (sous licence de BASF), un système de déshydratation, une unité de récupération et de fractionnement des NGL et un cycle de réfrigération au propane dédié, une section de liquéfaction et de réfrigération (C3-SPLIT MR sous licence APCI).

Les utilités et les installations off-sites comprennent le système de génération d'énergies, le stockage et le chargement sur les navires du GNL et du GPL, l'huile chaude, l'eau de refroidissement, l'air service/instrument, l'azote, le gaz combustible, les torches, le traitement des eaux usées, l'eau de service/potable, le diesel, le stockage du réfrigérant et de la gazoline.

Le complexe GL3Z comprend les unités suivantes :

- Unité 11 Traitement du Gaz d’Alimentation
- Unité 12 Décarbonatation
- Unité 13 Déshydratation
- Unité 14 Système de Gaz Combustible du Train 1
- Unité 15 Liquéfaction
- Unité 16 Réfrigération
- Unité 17 Récupération et Fractionnement des NGL
- Unité 18 Système d’Huile Chaude
- Unité 19 Système d’Eau de Refroidissement

La zone des utilités comprend les unités suivantes :

- Unité 01 Installations d'Entrée
- Unité 02 Stockage de l'Amine
- Unité 08 Stockage d'Huile Chaude
- Unité 51 Génération d'Energie
- Unité 53 Diesel de Secours
- Unité 55 Système de Gaz Combustible Commun

- Unité 56 Système d’Air de Service et d’Air Instrument
- Unité 57 Système d’Azote
- Unité 58 Circuit d’Eau Potable
- Unité 59 Système d’Eau de Service et d’Eau Déminéralisée
- Unité 64 Système des Eaux Usées

Les off-site, la torche et la tonne de la jetée comprennent les unités suivantes :

- Unité 71 Stockage et de Chargement de GNL
- Unité 72 Stockage et Chargement du GPL
- Unité 73 Stockage du Réfrigérant
- Unité 75 Système de la Torche
- Unité 76 Système de Stockage de la gazoline

La zone anti-incendie comprend les unités suivantes :

- Unité 63 Système d’Eau Anti-incendie
- Unité 77 Lutte Anti-incendie

Le complexe est conçu pour traiter aussi bien le gaz à composition « légère » (avec une teneur faible en hydrocarbures) que le gaz à composition « lourde » (avec une teneur élevée en hydrocarbures).

Le gaz d’alimentation est en premier lieu comprimé puis traité afin d’éliminer le mercure, les gaz acides et l’eau. En aval des unités de prétraitement, le gaz est refroidi pour condenser les hydrocarbures liquides (NGL) présents dans le gaz d’alimentation. Ce courant liquide est envoyé à la section de fractionnement où sont extraits l’éthane, le propane, le butane et la gazoline. Ces produits sont considérés comme des produits à grande valeur ajoutée.

Le courant de vapeur, composé principalement de méthane, est quant à lui refroidi par un fluide de réfrigération, d’abord du propane puis du réfrigérant mixte, jusqu’à atteindre l’état liquide (GNL) à la sortie de l’unité de liquéfaction. Le GNL produit par le train de procédé est acheminé vers deux réservoirs de stockage de GNL, puis exporté sur les navires au moyen d’un système de chargement dédié. Les gaz évaporés durant les activités de stockage et de chargement sont récupérés et comprimés avant d’être envoyés vers le système de gaz combustible du complexe.

Le plan des utilités du complexe est basé sur la fourniture de turbines à gaz pour les compresseurs du réfrigérant, du gaz d’alimentation et du gaz résiduel ainsi que de quatre turbines à gaz pour la génération d’énergies en cycle ouvert. Des moteurs électriques sont fournis pour les pompes et les autres compresseurs. Le complexe GNL3Z d’Arzew est alimenté par deux systèmes de gaz combustible distincts :

- Un système de gaz combustible présent à l’intérieur de chaque train de procédé (Unité 14 pour les utilisateurs du train 1 et future Unité 24 pour les utilisateurs du train 2) avec son propre réseau de distribution ;

- Un système de gaz combustible commun au train 1 et au futur train 2 pour les utilisateurs off-site et communs (Unité 55) avec son propre réseau de distribution, qui fait l’objet du présent manuel.

Quatre générateurs diesel de secours (trois en service et une de réserve) peuvent être utilisés

comme sources de génération d'énergies de réserve pour le démarrage.

Le réchauffement du procédé est assuré par l'huile chaude. Le train de procédé est ainsi chauffé par l'huile chaude provenant de l'unité 18.

Le système de refroidissement primaire est à air. La protection contre les incendies est fournie par les unités 63 et 77. De l'eau est stockée dans le réservoir de stockage d'eau anti-incendie, dont l'appoint est effectué au fur et à mesure avec de l'eau douce. En cas de dysfonctionnement de l'alimentation en eau douce, des pompes d'eau de mer anti-incendie situées sur la jetée peuvent fournir l'alimentation principale de lutte contre les incendies.

A.6 Organigramme de dépatrement maintenance

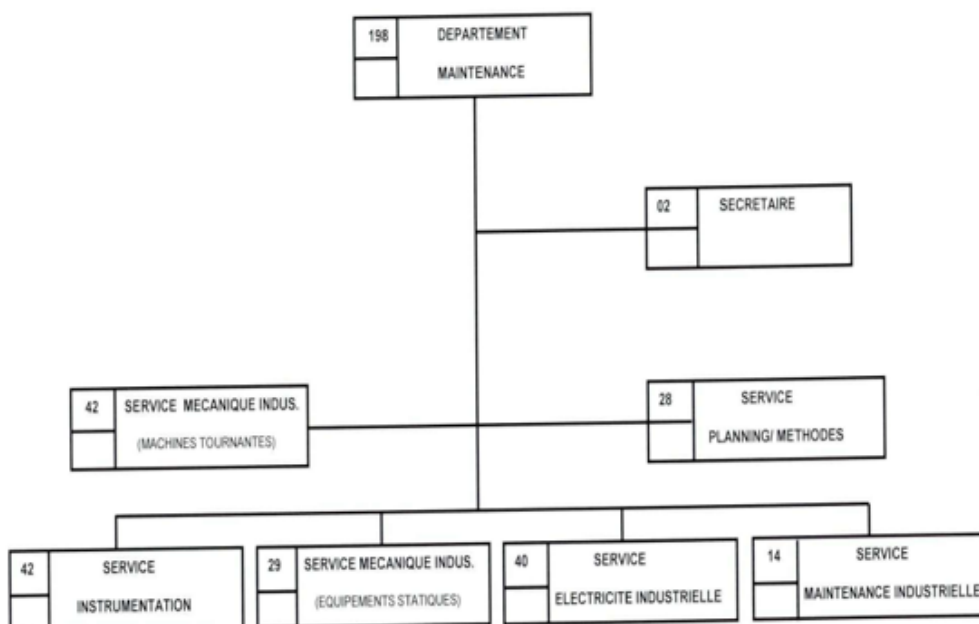


FIG. A.5 : Organigramme de dépatement maintenance du complexe GL3Z

Annexe B

Surveillance et maintenance industrielle

B.1 Introduction

La fiabilité et la disponibilité des systèmes constituent aujourd'hui l'un des aspects les plus importants de la conception des systèmes automatisés. La qualité, la fiabilité et la résilience des composants individuels du système, tels que les capteurs, les actionneurs, les contrôleurs et/ou les ordinateurs, appliqués intégralement dans les processus de surveillance modernes, est une technique classique pour augmenter la fiabilité et la disponibilité du système. Malgré cela, il est impossible de garantir un fonctionnement sans faille.

Dans ce chapitre nous aborderons d'abord ce qu'est la surveillance industrielle en exposant son processus de fonctionnement ainsi que ses différentes méthodes, puis nous illustrerons la maintenance industrielle au sens propre ainsi que les différents types de maintenance, dont la maintenance prévisionnelle qui est l'objet d'études de notre chapitre tout en précisant ses avantages et ses outils.

B.2 Supervision et surveillance industrielle

B.2.1 Supervision

Technique industrielle de suivi et de pilotage informatique de procédés de fabrication automatisés ou accompli par l'homme, puis à proposer des actions correctives en cas de besoin [13] pour voir si un paramètre se trouve dans les limites autorisées ou si s'il y a des variations inhabituelles comme il montre la figure B.1.

L'objectif principal de la supervision industrielle est d'augmenter la disponibilité de l'outil industriel afin de réduire les coûts directs et indirects de maintenance des outils de production. Le coût direct de cette maintenance est le coût associé aux pièces de rechange diverses, à la main d'œuvre, etc. D'autre part, les coûts indirects sont principalement dus aux pertes de revenus dues aux arrêts de production [13]. La question d'une bonne politique réglementaire est donc naturellement importante pour les entreprises qui cherchent à mieux contrôler les coûts de maintenance.

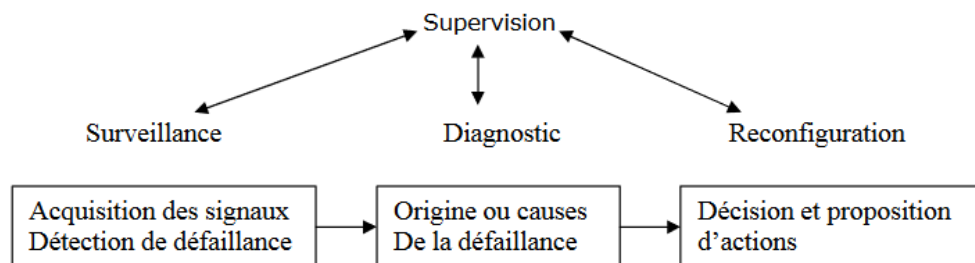


FIG. B.1 : Architecture générale d'un système de supervision [13].

B.2.2 Surveillance

La surveillance est une opération d'acquisition des données (mesures, alarmes) en permanence des signaux et commandes d'un procédé afin de reconstituer l'état de fonctionnement réel. Ainsi, la surveillance utilise les données provenant du système pour représenter l'état de

fonctionnement (normale ou anormale) [13][15]. Tell que se compose de deux phases principales illustrées dans la figure B.2.

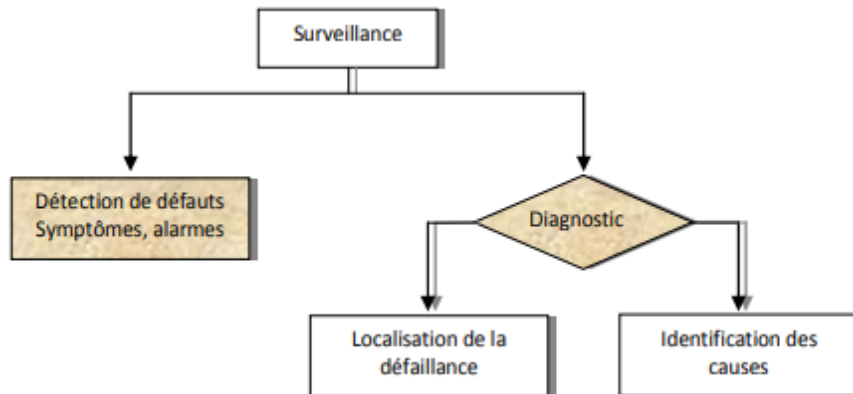


FIG. B.2 : Composants de surveillance industrielle [9].

B.2.2.1 Détection

La détection de défauts dans les systèmes industriels nécessite de comparer la signature courante avec une signature de référence associée au mode de fonctionnement identifié, puis de prendre une décision sur la base de la comparaison[6] . D'autres techniques de détection reposent sur les retards d'apparition des signaux attendus, la surveillance de l'évolution de l'état du système, les systèmes experts, l'utilisation de capteurs et de fréquences spécialisés [23].

B.2.2.2 Diagnostic

Selon la norme [AFNOR], un diagnostic est l'identification de la ou des causes probables d'un ou de plusieurs défauts survenu(s) (déviations par rapport à un fonctionnement normal) dans un système en utilisant un raisonnement logique basé sur des observations recueillies sur le même système qui peut être conduisant à un comportement anormal du système par inspection, contrôle ou essai[6][11][23].

- **Localisation** : cette étape permet d'identifier le sous-ensemble défectueux de fonctions [11].
- **Identification de la cause** : dans cette étape y compris l'identification de la cause de l'état anormal [11].

B.2.3 Méthodes de surveillance industrielle

Surveiller signifie observer, analyser, et être conscient des signes possibles que quelque chose sort de l'ordinaire. La surveillance comprend les sous-fonctions comme le montre la figure B.3.

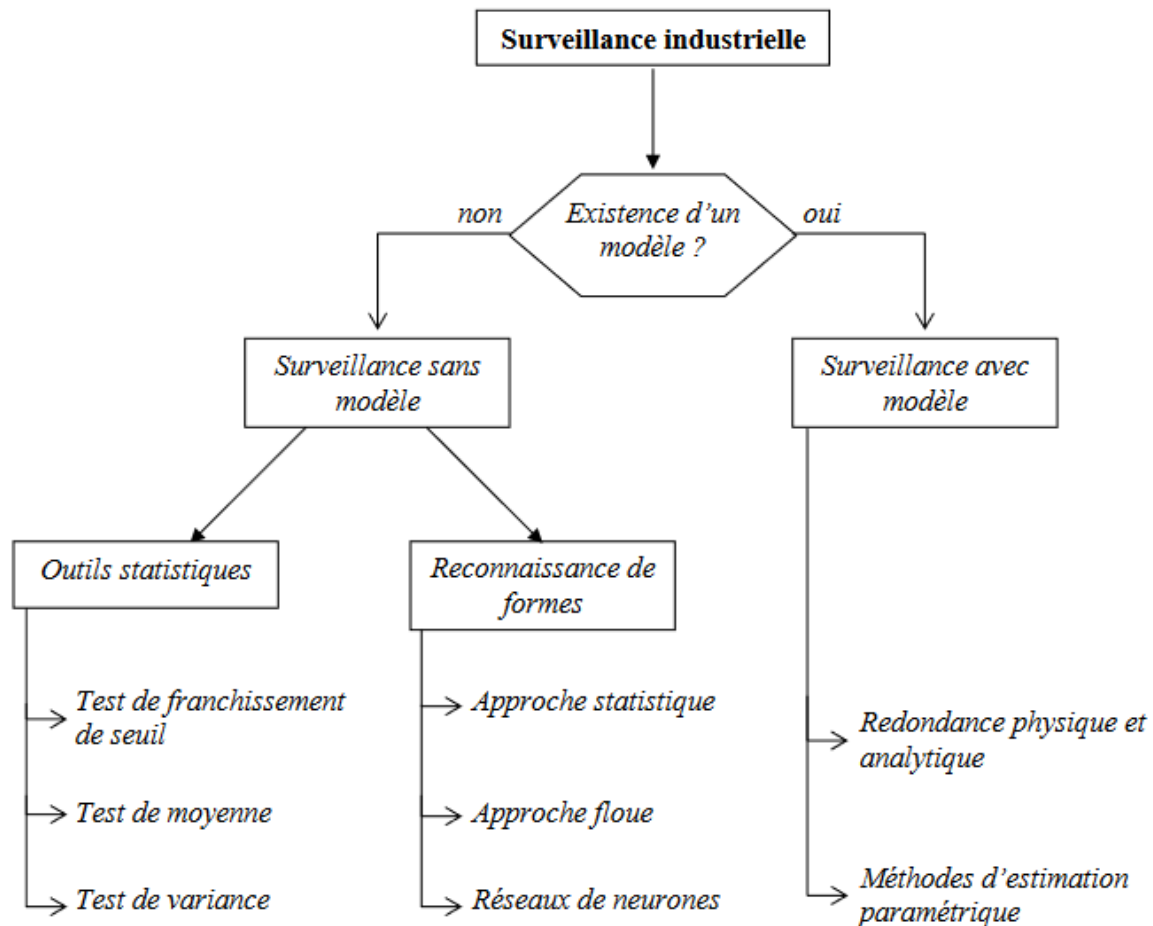


FIG. B.3 : Classification des méthodologies de surveillance industrielle[23].

B.2.3.1 Méthodes de surveillance avec modèles

Elle est pour le principe de comparer les mesures obtenues sur le système avec les données fournies par le modèle, Ces méthodes peuvent être séparées en deux techniques : techniques d'estimation paramétrique et techniques de redondance physiques et analytiques[23],[9].

A). Méthodes d'estimation paramétrique

L'approche d'estimation paramétrique mesure avec précision l'influence des défauts sur les paramètres[15]. Le principe de cette méthode est basé sur l'estimation continue des paramètres du processus à l'aide de mesures d'entrée/sortie et sur l'évaluation de la distance entre ces paramètres et les valeurs de référence de l'état normal du système [9],[23].

B). Redondances physiques et analytiques

• B.1). Redondances analytiques

Le principe consiste à construire un modèle du système à surveiller qui englobe un certain nombre de paramètres supposés connus en fonctionnement nominal, a pour le but d'estimer l'état du système afin de le comparer à son état réel [23].

• B.2). Redondances physiques

Elle sert à multiplier physiquement composantes de mesure du système(capteurs), puis un traitement des signaux issus des éléments redondants. En effet, elle apporte l'avantage conceptuelle

simple,[15] une fois la défaillance détectée et localisée on peut également utiliser la partie de l'équipement encore saine mais elle ne s'applique généralement que sur des capteurs[23].

Sans oublier que y a des limitations tell qu'utilisée uniquement pour la surveillance des sous-ensembles critiques d'un système ainsi qu'est coûteuse a être mise en œuvre au niveau des équipements complexes.

B.2.3.2 Méthodes de surveillance sans modèles

Ces méthodes sont fondées sur des informations issues d'une expérience préalable, et sur des règles heuristiques ou sur des échantillons de résolution. Deux techniques existent dans ce cas : surveillance par tests statistiques et surveillance par reconnaissance de formes. Nous nous intéressons dans le cadre de notre projet seulement aux méthodes par reconnaissances de formes, qui fondées sur des approches d'intelligence artificiels [13],[9].

A). Surveillances avec outils statistiques

Les outils statistiques de détection des défaillances supposent que les signaux fournis par les capteurs présentent quelques propriétés statistiques[15], dont trois testes sont utilisées pour valider sa fiabilité [23],[11].

- a) Test de franchissement de seuils ;
- b) Test de variance ;
- c) Test de moyenne.

B). Surveillance par reconnaissance de formes

L'approche de surveillance par reconnaissance de formes regroupe l'ensemble des méthodes permettant la classification automatique d'objets et permet d'associer un ensemble de mesures effectuées sur le système à des états de fonctionnement [13].

- a) Reconnaissance de formes par une approche floue ;
- b) Reconnaissance de formes par réseaux de neurones .

B.3 Maintenance industrielle

B.3.1 Définition (NF EN 13306 X 60-319)

Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise.

Maintenir c'est donc intervenir sur les opérations de (nettoyage, graissage, visite, réparation, inspection, amélioration...etc.) y compris les opérations de surveillance et de contrôle afin d'assurer la bonne sureté de fonctionnement en ayant la qualité des systèmes.

B.3.2 Types de maintenance

Il y'a des nombreux types de maintenance coexistent afin de fournir aux industries la possibilité d'optimiser et piloter leurs chaînes de production. Qui dépend des besoins de chaque entreprise en matière de maintenance industrielle et met en place une stratégie de planification, et Avec la transformation numérique dans ce domaine, une nouvelle forme de maintenance devient possible grâce aux technologies de l'intelligence artificielle (IA), est la maintenance prévisionnelle. La figure B.4 illustre les différents types de la maintenance.

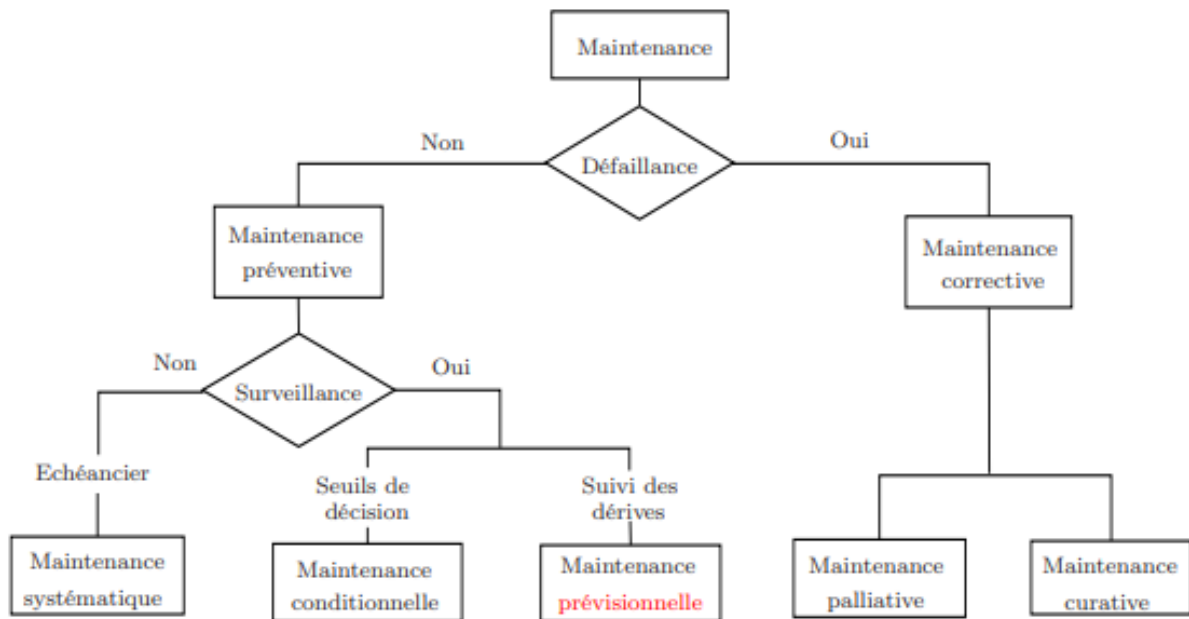


FIG. B.4 : Types de maintenance.

B.3.2.1 Maintenance Corrective

Fonction qui est exécutée après la détection d'une défaillance et qui vise à remettre un bien dans un état par réparation ou son remplacement dans lequel il peut remplir sa fonction prévue [5].

B.3.2.2 Maintenance préventive

Selon l'AFNOR, est une maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien.

Elle vise à diminuer la probabilité de défaillance d'un système, pour cela elle s'appuie sur la maintenance systématique et la maintenance conditionnelle.

- **A). Maintenance Systématique**

Est une maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien » selon la norme NF EN 13306 X 60-319.

Ce type de maintenance préventive se distingue par sa périodicité. Basée sur des inspections régulières des différents équipements qui permet ainsi de remplacer les composants et les pièces détachées régulièrement, ce qui améliore la productivité des équipements industriels [12].

- **B). Maintenance conditionnelle**

C'est une maintenance subordonnée à un type d'événement prédéterminé révélateur de l'état de dégradation du bien [8].

Aujourd'hui ce type de maintenance conçoit une amélioration grâce à des outils informatiques qui permettent d'automatiser la maintenance de ses équipements.

- **C). Maintenance prévisionnelle**

C'est une maintenance conditionnelle conçue pour la surveillance de l'état de l'équipement et la réalisation d'analyses périodiques pour déterminer l'évolution de la dégradation de l'équipement et la période d'intervention [20].

Selon la norme NF EN 13306 X 60-319, est une maintenance conditionnelle basée sur l'anticipation du franchissement d'un seuil prédéfini qui permet de donner l'état des paramètres significatifs de dégradation du bien avant sa détérioration complète.

Cette approche est souvent qualifiée de maintenance prévisionnelle, car reposant sur les évolutions de paramètres surveillés dans le futur, et de maintenance proactive qui cherche à déterminer les causes à l'origine de ces dégradations et de ces défaillances comme elle est illustré dans la figure B.5.

Dans le secteur industriel, notamment la maintenance 4.0 permet aux entreprises d'anticiper les problèmes en planifiant les actions de maintenance nécessaires basées sur les prédictions.

Les phases de la Maintenance prévisionnelle sont :

1. La détection du défaut qui se développe

Quand la machine est mise en service ou après une réparation, différents paramètres (température, performances, vibrations, etc.) caractérisant son fonctionnement sont enregistrés. Ces enregistrements vont servir de référence pour suivre par comparaison à des intervalles réguliers ou en continu l'évolution de ces paramètres.

2. L'établissement d'un diagnostic

Dès qu'un défaut est détecté par un changement d'état d'un des paramètres de surveillance, il est impératif d'établir un diagnostic pour connaître la gravité du défaut. un diagnostic est nécessaire pour prendre connaissance de la gravité du défaut.

3. L'analyse de la tendance

L'analyse des tendances permettra de prévoir le temps restant avant une défaillance et de programmer la réparation. En général, en cas de détection d'une défaillance, la surveillance du ou des paramètres est renforcée.

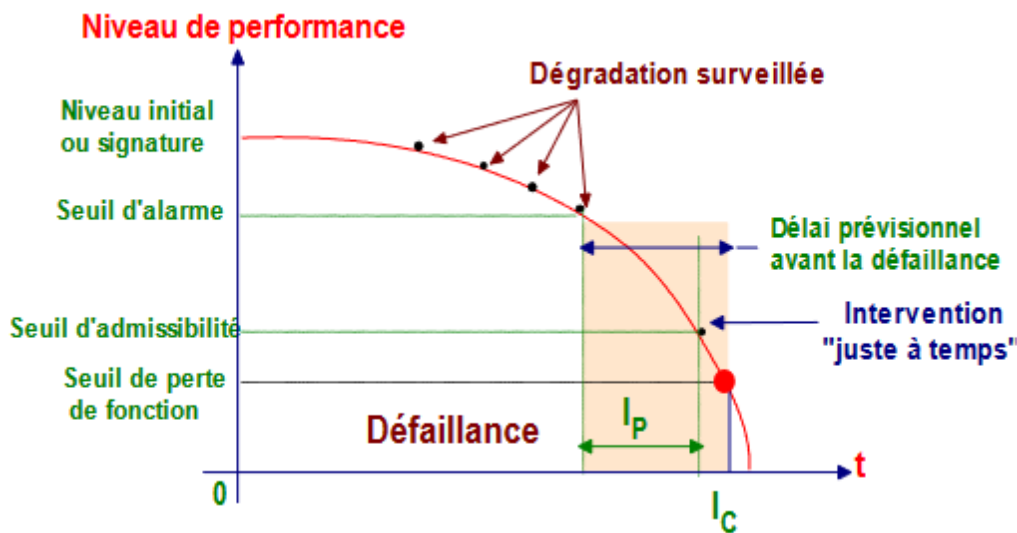


FIG. B.5 : Dégradation de la surveillance.

B.3.3 Objectif de la maintenance prévisionnelle

L'idée de la maintenance prévisionnelle est de projeter l'état actuel d'un système dans le futur, afin d'en estimer sa durée de vie restante (i.e., durée de fonctionnement avant défaillance), d'éliminer les temps d'arrêt imprévus, d'améliorer la disponibilité/fiabilité globale des systèmes et de réduire les coûts d'exploitation[12], ou de calculer sa probabilité pour qu'il fonctionne durant un certain temps ainsi que le risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un ou de plusieurs modes de défaillance[18].

Établir une stratégie de maintenance basée sur l'état d'usure réelle des équipements, et non sur une durée de vie théorique (maintenance préventive). Pour cela, il y a différents niveaux de surveillance : inspections visuelles, relevés instrumentés, mais ces mesures restent ponctuelles, et donc insuffisantes pour connaître l'état des équipements en continu. Avec les capteurs connectés, on peut aller un cran plus loin pour suivre en temps réel le fonctionnement et être alerté lorsqu'un seuil défini est dépassé [12].

Toutes ses actions permettent donc de réduire la fréquence des pannes tout en optimisant la fréquence des interventions préventives.

B.3.4 Utilité de la maintenance prévisionnelle dans les usines de production

Lorsque la maintenance prévisionnelle fonctionne efficacement comme stratégie de maintenance, elle n'est effectuée sur les machines qu'en cas de besoin. C'est-à-dire, juste avant qu'une panne ne soit susceptible de se produire[11] [12]. Cela va produire grandes économies de coûts :

- Réduction du temps d'entretien de l'équipement ;
- Réduction des heures de production consacrées à la maintenance ;
- Réduction du coût des pièces de rechange et des équipements.

B.3.5 Outils du maintenance prévisionnelle

Dans l'industrie et pour aider l'équipe maintenance y'a pas mal des techniques de maintenance prévisionnelles qui font partie dans l'ensemble utilisé pour la surveillance des équipements tel que les machines tournantes [11],[9] représentent :

- **a) Test visuel**

L'inspection visuelle a été la première méthode utilisée pour la maintenance prévisionnelle lors de la révolution industrielle.

- **b) L'analyse des vibrations (ou analyse vibratoire)**

L'analyse vibratoire permettra de mettre en évidence un grand nombre de problèmes entraînant une diminution de la durée de vie des éléments de la machine, tel que cette technique permet également de comparer les relevés d'analyses de la vibration avec les modes de défaillance déjà connus afin de localiser les défauts.

- **c) Tribologie**

C'est une branche de l'ingénierie qui traite de la conception, du frottement, l'usure et la lubrification des surfaces en interaction.

- **d) L'analyse des fluides/huiles**

Sert à mesurer l'état de dégradation et de contamination des lubrifiants pour connaître leur capacité à assurer correctement leur fonction. La quantité de particules est un indicateur précieux de l'état de dégradation d'une machine. Ce type d'analyse est parfaitement adapté au contrôle des circuits hydrauliques, ainsi que les machines utilisant l'huile comme lubrifiant.

- **e) La thermographie infrarouge**

On peut effectuer grâce à la mesure de la température, Ces techniques permettent de mesurer la luminosité et construire une carte (zone isotherme) et suivre son évolution dans le temps.

- **f) L'analyse des bruits**

Est une technique sert à basée sur une défaillance et la mesure des niveaux sonores à chaque fréquence ou intensité de bruit. Consiste à comparer subjectivement les bruits avec des bruits de référence déjà préenregistrés.

B.4 Analyse Fonctionnelle : SADT

Les boîtes SADT sont dans leur contexte avec d'autres boîtes ou modules par des flèches de relation. Ces flèches représentent des contraintes liées entre cases. Ils ne sont pas strictement contrôlés ou commandés.

B.4.1 Objectifs

SADT peut décrire non seulement les tâches d'un projet et leurs interactions, mais aussi les systèmes que le projet vise à étudier, Créer ou modifier, notamment en mettant en évidence Mettre l'accent sur les éléments qui composent le système, son objectif, la fonction de chaque élément et Faire du système plus qu'une simple interface entre les parties d'une collection Des éléments séparés, mais une organisation Ceux-ci sont construits dans un but précis.

- Méthode d'analyse fonctionnelle et de gestion de projets.
- Spécification de n'importe quel système .
- Démarche d'analyse structurée qui identifie et organise les détails d'un système qu'on veut appréhender suivant une hiérarchie de modèles parfaitement référencée [4].

B.4.2 Diagramme

On modélise graphiquement un système par un bloc fonctionnel (ou boîte) représenté par un rectangle à l'intérieur duquel est mentionnée la fonction globale (ou d'usage suivant les cas) suivant la figure B.6.

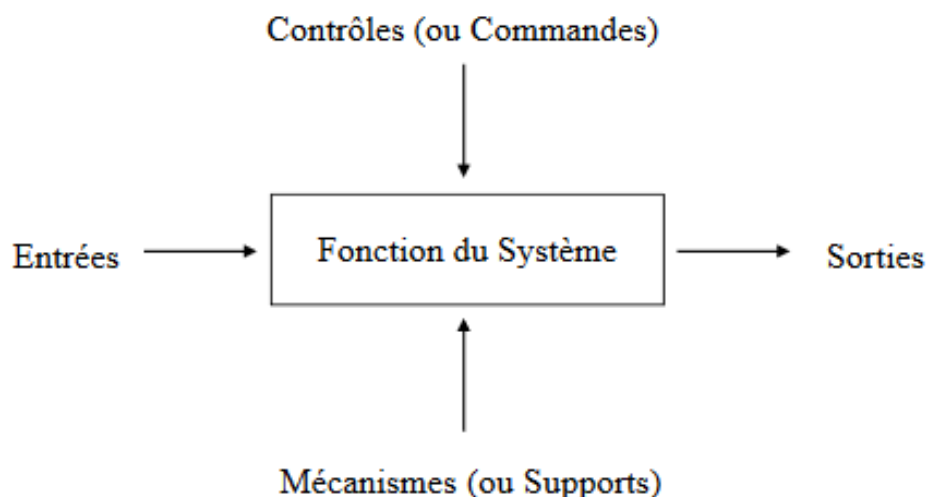


FIG. B.6 : bloc fonctionnel SADT [4].

- Mécanismes (flèches entrantes en bas) : supports de la fonction qui représentent les éléments matériels.
- Entrées (flèches entrantes à gauche) : entrées de matière d'œuvre qui sont transformées par la fonction.

- Contrôles (flèches entrantes en haut) : données de contrôle qui provoquent ou modifient la mise en œuvre de la fonction.
- Sorties (flèches sortantes à droite) i.e. ce qui est produit par le système :
 1. sorties de matière d'œuvre dotée de valeur ajoutée.
 2. sorties secondaires (généralement des flux d'informations associées au processus et des sous-produits ou déchets).

B.5 Analyse dysfonctionnelle AMDEC

B.5.1 Définition

Les approches telles que l'inspection et le contrôle du produit ainsi que le contrôle statistique des procédés sont insuffisants pour résoudre, prévenir et éviter les problèmes qui peuvent apparaître ultérieurement dans les différents systèmes du processus d'affaires d'une entreprise. Parmi les outils et techniques de prévention des problèmes potentiels, la méthode AMDEC s'avère une méthode simple et très efficace.

AMDEC est l'acronyme de « Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et leur criticité ». Cette technique a pour but d'étudier, d'identifier, de prévenir ou au moins de réduire les risques de défaillance d'un système, d'un processus et d'un produit. L'association française de normalisation (AFNOR) définit l'AMDEC comme étant "une méthode inductive qui permet de réaliser une analyse qualitative et quantitative de la fiabilité ou de la sécurité d'un système". La méthode consiste à examiner méthodiquement les défaillances potentielles des systèmes (Analyse des modes de défaillance), leurs causes et leurs conséquences sur le fonctionnement de l'ensemble (les effets). Après une hiérarchisation des défaillances potentielles, basée sur l'estimation du niveau de risque de défaillance, selon la criticité, des actions prioritaires sont déclenchées et suivies.

B.5.2 Quand doit-on effectuer une AMDEC ?

- Systématiquement lorsqu'il y a un nouveau produit ou nouveau processus ;
- Lorsqu'il y a modification du produit
- Lorsqu'il y a modification importante du processus (nouveau procédé, nouvelle machine...);
- Lorsqu'il y a réclamation répétitive ou incident grave en clientèle (accident par exemple).

B.5.3 Objectif de AMDEC

L'AMDEC est une technique d'analyse qui a pour but d'évaluer et de garantir la sûreté de fonctionnement des machines par la maîtrise des défaillances. Elle a pour objectif final l'obtention, au meilleur coût, du rendement global maximum des machines de production et équipements industriels. Son rôle n'est pas de remettre en cause les fonctions de la machine mais plutôt d'analyser dans quelle mesure ces fonctions ne peuvent plus être assurées correctement.

L'étude de l'AMDEC machine vise à :

1. Réduire le nombre de défaillances
 - Prévention des pannes ;
 - Fiabilisation de la conception ;
 - Amélioration de la fabrication, du montage, de l'installation ;
 - Optimisation de l'utilisation et de la conduite ;
 - Amélioration de la surveillance et des tests ;
 - Amélioration de la maintenance préventive ;
 - Détection précoce des dégradations.
2. Réduire le temps d'indisponibilité après défaillance
 - Prise en compte de la maintenabilité dès la conception ;
 - Amélioration de la testabilité ;
 - Aide au diagnostic ;
 - Amélioration de la maintenance corrective.
3. Améliorer la sécurité

B.5.4 La démarche de l'étude AMDEC

B.5.4.1 Etape 1 : initialisation

- Définition du système à étudier ;
- Définition des objectifs à atteindre ;
- Constitution du groupe de travail ;
- Établissement du planning ;
- Mise au point des supports de l'étude.

B.5.4.2 Etape 2 : décomposition fonctionnelle

- Découpage du système ;
- Identification des fonctions des sous-ensembles ;
- Identification des fonctions des éléments.

B.5.4.3 Etape 3 : analyse AMDEC

1. Analyse des mécanismes de défaillance

- Identification des modes de défaillance ;
- Recherche des causes ;
- Recherche des effets ;
- Recensement des détections.

2. Évaluation de la criticité

- Estimation du temps d'intervention ;
- Evaluation des critères de cotation ;
- Calcul de la criticité.

3. Proposition d'actions correctives

- Recherche des actions correctives ;
- Calcul de la nouvelle criticité.

B.5.4.4 Etape 4 : synthèse

- Hiérarchisation des défaillances ;
- Liste des points critiques ;
- Liste des recommandations.

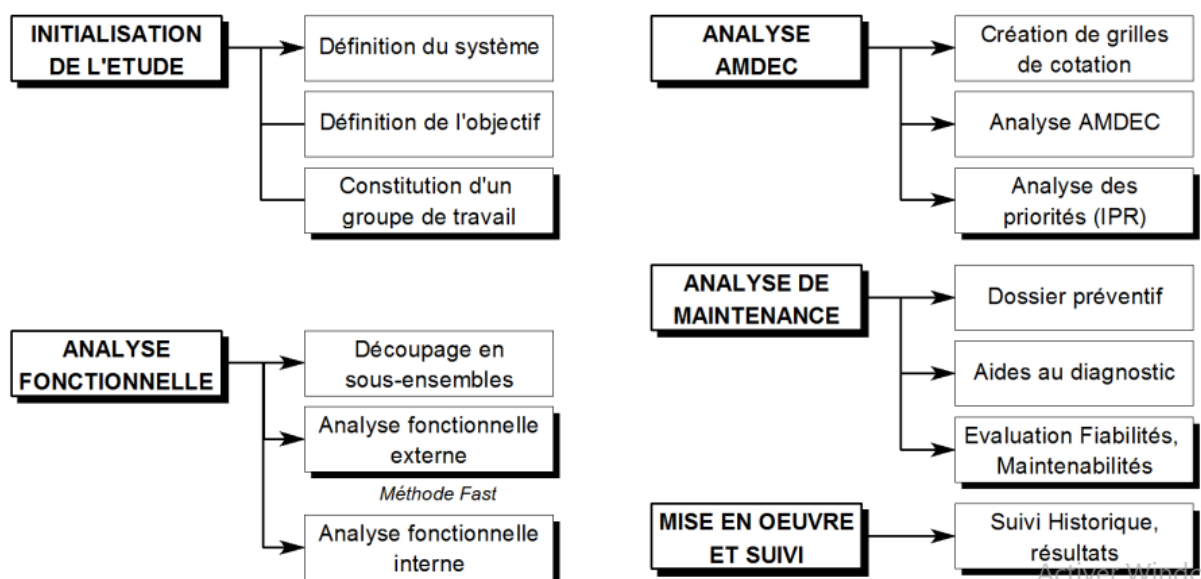


FIG. B.7 : La démarche de l'étude AMDEC

B.5.5 Limites de l'AMDEC

- Bien que la méthode AMDE apporte des avantages à l'industrie, elle connaît plusieurs limites et inconvénients ;
 - Son application consomme un temps important ;
 - Généralement, elle ne s'applique pas dès le début, donc elle ne contribue pas dans la prise de décision dans les premières phases (Conception) ;
 - Elle ne prend pas en considération la relation entre les différentes défaillances que peut subir une entité du système ;
 - On ne s'intéresse qu'à un seul mode de défaillance à la fois en faisant l'hypothèse que tout le reste du système fonctionne correctement.

B.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté des concepts généraux liés aux activités de maintenance, ce chapitre a présenté un état des lieux des politiques existantes, qu'elles soient appliquées sur un système industriel ainsi qu'il nous permet de définir les concepts de base et la vocabulaire de la surveillance des systèmes industriel qui s'effectue à travers deux fonctions de base : la détection des défaillances et le diagnostic. Le rôle de la détection des défaillances est de signaler toute situation autre que la situation nominale, avec un rappel non exhaustif de quelques notions sur le diagnostic des défauts pour les processus industriels, avec un classement des techniques de surveillance qui dépend de l'existence d'un modèle formel de l'équipement à surveiller. Par conséquent et au suite au développement technologique avec les inconvénients de la maintenance traditionnelle, l'idée est de basculer vers la smart maintenance en utilisant les outils de l'intelligence artificielle, l'objectif du premier chapitre.

Résumé

À cause des conditions opérationnelles et environnementales, le processus de production dans les entreprises est très sensible à la détérioration et aux défaillances. Par conséquent, il est impératif de définir la bonne stratégie de maintenance pour minimiser les temps d'arrêt dus à des pannes inattendues et ainsi minimiser les coûts de maintenance très élevés. Plus récemment, la maintenance prévisionnelle s'appuie sur les développements dans les domaines de la science des données et de l'apprentissage automatique pour surmonter plusieurs limites de la maintenance traditionnelle.

Le but de ce projet est d'exploiter une énorme quantité de données relatives au comportement d'un compresseur centrifuge simulé au sein du complexe GL3Z qui fait partie de l'entreprise SONATRACH afin d'entraîner des modèles capables de prédire l'état de fonctionnement futur de ce système. Ainsi, nous avons créé des modèles prédictifs pour estimer la durée de vie restante des composants de ce système, trouver quels défauts ou panne tomberont dans une période donnée, ainsi pour prédire la période pendant laquelle le système tombera en panne. Afin d'établir un plan de maintenance prévisionnelle pour l'année suivante.

Mots clés : Maintenance prédictive, Surveillance, Apprentissage automatique, Défauts.

Abstract

Due to operational and environmental conditions, the production process in companies is very susceptible to deterioration and failures. Therefore, it is imperative to define the right maintenance strategy to minimize downtime due to unexpected failures and thus minimize the very high maintenance costs. More recently, predictive maintenance relies on developments in the fields of data science and machine learning to overcome several limitations of traditional maintenance.

The goal of this project is to exploit a huge amount of data related to the behavior of a simulated centrifugal compressor within the GL3Z complex that is part of the SONATRACH company in order to train models capable of predicting the future operating state of this system. Thus, we created predictive models to estimate the remaining life of the components of this system, to find which defects or failure will fall in a given period, thus to predict the period during which the system will fall in failure. In order to establish a predictive maintenance plan for the following year.

Keywords : Predictive maintenance, Monitoring, Machine learning, Faults.

ملخص

نظرا للظروف التشغيلية والبيئية ، فإن عملية الإنتاج في الشركات معرضة جدا للتدهور والفسل .لذلك ، من الضروري تحديد استراتيجية الصيانة الصحيحة لتقليل وقت التوقف عن العمل بسبب الأعطال غير المتوقعة وبالتالي تقليل تكاليف الصيانة الباهظة للغاية. في الآونة الأخيرة ، تعتمد الصيانة التنبؤية على التطورات في مجالات علم البيانات والتعلم الآلي للتغلب على العديد من قيود الصيانة التقليدية

الهدف من هذا المشروع هو استغلال كمية هائلة من البيانات المتعلقة بسلوك ضاغط الطرد المركزي داخل المجمع الذي هو جزء من اشركة سوناطراك من أجل تدريب النماذج القادرة على التنبؤ بحالة التشغيل المستقبلي لهذا النظام .وبالتالي ، فقد أنشأنا نماذج تنبؤية لتقدير العمر المتبقي لمكونات هذا النظام ، لمعرفة الأخطاء أو العطل الذي سيقع في فترة معينة ، وبالتالي للتنبؤ .بالفترة التي سيتعطل خلالها النظام .من أجل وضع خطة صيانة تنبؤية للسنة التالية

كلمات مفتاحية : الصيانة التنبؤية ، المراقبة ، التعلم الآلي ، الأعطال.