

Ecole Nationale Supérieure de Technologie  
Département de Génie Industriel et Maintenance

Mémoire pour l'obtention du **diplôme d'Ingénieur d'Etat** 2<sup>ème</sup> cycle

**Spécialité : MANAGEMENT ET INGENIERIE DE LA**

**MAINTENANCE INDUSTRIELLE**

- **Thème** -

---

# Prédiction de la fiabilité d'une Turbine à gaz par les méthodes KNN et SVR

---

Réalisé Par :

- **OSMANI Mohamed - MIHOUB Oussama**

Les membres de Jury :

LAIDI Mohamed	Président
SALHI Nedjma	Promoteur
BOUGCHICHE Fazia	Co-Promoteur
MESSEKHER Salah Eddine	Examineur

Alger, le 26/06/2023

**Année Universitaire 2022/2023**

# Remerciement

Nous remercions tout d'abord DIEU tout puissant de nous avoir donné le courage, la force et la patience d'achever ce modeste travail.

Nous tenons à remercier toutes les personnes qui ont participé, de près ou de loin, à la réalisation de ce mémoire.

Nous adressons nos remerciements à notre encadrant : Mme. SALHI NEDJMA pour les conseils et l'aide durant toute la période de la préparation de ce travail.

Nos vifs remerciements à tout le personnel de Dévision Maintenance de SONATRACH Hassi Messoud MLE pour leur sympathie et leur bienveillance, en particulier, MR. CHE-NINE Djammel Ingénieur Méthode et MR. ADASSI Salem l'instrumentiste responsable sur la turbine et tous ce qui nous a aidés pendant la période de stage pratique que nous avons passée.

Nous voudrions remercier particulièrement nos chers parents pour le soutiens et l'encouragement tout au long de nos vies. Nous tenons à remercier tous les enseignants de L'ECOLE NATIONALE SUPERIEURE DE TECHNOLOGIE D'ALGER pour leur effort, leur professionnalisme et leurs remarquable sens de responsabilité.

## ملخص

تعد موثوقية توربينات الغاز عنصراً أساسياً لضمان التشغيل الأمثل. يمكن أن يؤدي فشل هذه التوربينات إلى نقص الإنتاج و إصلاحات مكلفة. لذلك ، فإن تحسين موثوقيتها يمثل أولوية للصناعات التي تعتمد على هذه الأنظمة. في هذا العمل، استخدمنا نهج التعلم الآلي الخاضع للإشراف للتنبؤ بمعامل تدهور التوربينات الغازية، وذلك لتحسين الموثوقية باستخدام خوارزميتين: خوارزمية الجار الاقرب وخوارزمية دعم الانحدار المتجه .

**الكلمات المفتاحية:** الموثوقية، التعلم الآلي الخاضع للإشراف، التنبؤ

## Abstract

The reliability of gas turbines is a key element in ensuring optimum operation. Failure of these turbines can lead to production shortages and costly repairs. Therefore, improving their reliability is a priority for industries that rely on these systems.

In this work. We used a supervised machine learning approach to predict the degradation coefficient of gas turbines, in order to improve reliability using two algorithms: nearest neighbor algorithm (KNN) and support vector regression algorithm (SVR).

**Keywords:** reliability, supervised machine learning, prediction

## Résumé

La fiabilité des turbines à gaz est un élément clé pour assurer un fonctionnement optimal. La défaillance de ces turbines peut entraîner des pénuries de production et des réparations coûteuses. Par conséquent, l'amélioration de leur fiabilité est une priorité pour les industries qui dépendent de ces systèmes.

Dans ce travail, nous avons utilisé une approche d'apprentissage automatique supervisé pour prédire le coefficient de dégradation d'une turbine à gaz, afin d'améliorer la fiabilité en utilisant deux algorithmes : l'algorithme du plus proche voisin (KNN) et l'algorithme de régression du vecteur de support (SVR).

**Mots Clé :** fiabilité, apprentissage automatique supervisé, prédiction

# Table des matières

Table des figures	i
Liste des tableaux	iii
Introduction Générale	1
<b>1 Généralité sur la Maintenance et la Fiabilité</b>	<b>3</b>
1.1 Introduction	4
1.2 Définition de la Maintenance	4
1.2.1 La maintenance industrielle :	4
1.3 Types de Maintenance	5
1.3.1 Maintenance corrective :	5
1.3.2 Maintenance préventive :	5
1.4 Opérations de la Maintenance	7
1.4.1 Opérations de la Maintenance corrective :	7
1.4.2 Opérations de la Maintenance préventive :	7
1.5 Les niveaux de la Maintenance	8
1.6 Les fonctions de la Maintenance	9
1.6.1 Préparation :	9
1.6.2 Ordonnancement :	9
1.6.3 Méthode :	9
1.6.4 Réalisation :	10
1.6.5 Gestion des stocks et magasin :	10
1.7 Objectif de la Maintenance	10
1.7.1 Objectifs financiers :	10
1.7.2 Objectifs opérationnels :	11
1.8 Définition de la fiabilité	11
1.9 Les types de fiabilité	11
1.10 Modèle continu et discret de la Fiabilité	12

1.10.1	Lois discrètes . . . . .	12
1.10.2	Lois continues . . . . .	13
1.11	Conclusion . . . . .	17
<b>2</b>	<b>Généralités sur les Turbines à Gaz</b>	<b>18</b>
2.1	Introduction . . . . .	19
2.2	Définition d'une turbine à gaz . . . . .	19
2.3	Les éléments fondamentaux d'une turbine à gaz . . . . .	19
2.4	Domaines d'application de la turbine à gaz . . . . .	19
2.5	Classification des turbines à gaz . . . . .	20
2.6	Avantages et Inconvénients des turbines à gaz . . . . .	20
2.7	Description de la Turbine à gaz PGT 25 DLE : . . . . .	21
2.7.1	Les principales sections d'une turbine à gaz PGT 25 : . . . . .	23
2.7.2	Principe de fonctionnement de la Turbine PGT25 : . . . . .	30
2.7.3	La Maintenance de la turbine à gaz PGT25 : . . . . .	32
2.7.4	Système de contrôle et commande de la turbine : . . . . .	32
2.8	Étude de la fiabilité par la loi de Weibull . . . . .	33
2.8.1	Préparation des données : . . . . .	33
2.8.2	Déterminer les paramètres de Weibull à partir du papier de Weibull : . . . . .	35
2.8.3	Calcul MTBF : . . . . .	35
2.8.4	Calcul de la fiabilité et le taux de défaillance : . . . . .	36
2.8.5	Analyse et interprétation : . . . . .	36
2.8.6	Diagnostic et causes : . . . . .	36
2.9	Conclusion . . . . .	36
<b>3</b>	<b>Généralités sur l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique</b>	<b>37</b>
3.1	Introduction . . . . .	38
3.2	Définition de l'intelligence artificielle . . . . .	38
3.3	Les domaines d'application de L'intelligence artificielle . . . . .	38
3.4	L'apprentissage automatique . . . . .	39
3.4.1	Les types de l'apprentissage automatique : . . . . .	39
3.5	Les méthodes de régression supervisée utilisées . . . . .	41
3.5.1	L'algorithme KNN (K-Nearest Neighbours) . . . . .	41
3.5.2	L' algorithme SVR (Support Vector Regression) . . . . .	43
3.6	Hold-Out . . . . .	46
3.7	L'évaluation d'un modèle de régression . . . . .	46
3.8	Conclusion . . . . .	47

<b>4</b>	<b>Implémentation et évaluation des modèles proposés</b>	<b>48</b>
4.1	Introduction . . . . .	49
4.2	Description du système et de la base de données utilisés . . . . .	49
4.3	Méthodologies des techniques utilisées . . . . .	51
4.3.1	Résultats de KNN . . . . .	51
4.3.2	Résultats de SVR : . . . . .	56
4.4	Évaluation et interprétation des résultats obtenus . . . . .	58
4.4.1	Pour le modèle KNN : . . . . .	58
4.4.2	Pour le modèle SVR : . . . . .	61
4.5	Comparaison entre KNN et SVR . . . . .	61
4.6	Conclusion . . . . .	62
	<b>Conclusion Générale</b>	<b>63</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>64</b>
	<b>A Présentation de l'entreprise</b>	<b>A</b>
	<b>B La table de Weibull</b>	<b>F</b>

# Table des figures

1.1	Les types de maintenance [2] . . . . .	7
1.2	La courbe théorique de la distribution de loi de weibull . . . . .	15
1.3	Courbe théorique de la loi normale . . . . .	16
2.1	Les classes des turbines à gaz . . . . .	20
2.2	Turbine à gaz PGT 25.[11] . . . . .	21
2.3	Les sections d'une turbine à gaz PGT 25.[11] . . . . .	23
2.4	Les composants d'entrée d'une turbine à gaz PGT 25.[11] . . . . .	23
2.5	La section compresseur.[11] . . . . .	24
2.6	Les composants de la section compresseur d'une turbine à gaz PGT 25.[11]	25
2.7	La section combustion d'une turbine à gaz PGT 25.[11] . . . . .	26
2.8	Châssis intermédiaire de turbine (TMF)[11] . . . . .	26
2.9	Rotor de la turbine H.P.[11] . . . . .	27
2.10	Rotor et Stator de la turbine de puissance.[11] . . . . .	27
2.11	Carter d'échappement de la turbine.[11] . . . . .	28
2.12	Les positions des roulements dans le G.G.[11] . . . . .	29
2.13	Les positions des paliers dans la turbine B.P.[11] . . . . .	29
2.14	Diagramme de fonctionnement d'un turbine à gaz.[11] . . . . .	30
2.15	Diagramme T-S et P-V du cycle baryton d'une Turbine à Gaz (GT) . . . .	31
2.16	Diagramme T-S du cycle idéal et réel d'une turbine à gaz (GT).[11] . . . .	32
2.17	Fenêtre de logicielle utilisé dans la salle de contrôle.[13] . . . . .	33
2.18	Papier de weibull . . . . .	35
3.1	Les types de l'apprentissage automatique . . . . .	39
3.2	Apprentissage supervisé . . . . .	40
3.3	Apprentissage non supervisé . . . . .	41
3.4	Visualisation du k-plus proche voisin pour la régression.[25] . . . . .	43
3.5	Visualisation du SVR pour la régression.[26] . . . . .	45

4.1	Résultats de prédiction de première essai(K=2)	52
4.2	Résultats de prédiction de deuxième essai(K=2)	52
4.3	Résultats de prédiction de troisième essai(K=2)	53
4.4	Résultats de prédiction de première essai(K=3)	53
4.5	Résultats de prédiction de deuxième essai(K=3)	54
4.6	Résultats de prédiction de troisième essai(K=3)	54
4.7	Résultats de prédiction de première essai(K=5)	55
4.8	Résultats de prédiction de deuxième essai(K=5)	55
4.9	Résultats de prédiction de troisième essai(K=5)	56
4.10	Résultats de prédiction de première essai de SVR	56
4.11	Résultats de prédiction de deuxième essai de SVR	57
4.12	Résultats de prédiction de troisième essai de SVR	57
A.1	Présentation de champ MLE	B
A.2	Schéma descriptif de situation de champ MLE	C
A.3	Organigramme de groupement GSE	D
B.1	La table de Weibull	F

# Liste des tableaux

1.1	Les niveaux de maintenance et leurs caractéristiques [3]	8
1.2	Les fonctions de la maintenance	9
2.1	Tableau des valeurs de TBF et de $F(i)$	34
4.1	Résultats des 10 essai de KNN	58
4.2	Résultats des 10 essai de SVR	61
4.3	Résultats de SVR et de KNN	61
A.1	Spécification des produits finis	E

# Introduction Générale

Avec la révolution industrielle de nos jours, l'industrie 4.0, qui est la transformation cyber-physique des environnements de fabrication et de service, elle implique l'application de technologies telles que l'automatisation, la robotique, le cloud computing, l'IoT (Internet of Things) ainsi l'apprentissage automatique créent un écosystème plus connecté et agile. Parallèlement à cette révolution, la maintenance prend une importance croissante dans le suivi, le contrôle et la mise en œuvre pour s'assurer son efficacité, sa qualité et son innovation.

Dans l'industrie, la fiabilité est un facteur critique pour assurer un fonctionnement optimal des équipements et des systèmes. Cela est particulièrement vrai pour les turbines à gaz, qui jouent un rôle essentiel dans la production d'énergie dans de nombreux secteurs industriels.

Les défaillances des turbines à gaz peuvent entraîner des arrêts de production, et des réparations coûteuses. De plus, dans certains cas, les défaillances peuvent entraîner des risques pour la sécurité des travailleurs et de l'environnement. Par conséquent, améliorer la fiabilité des turbines à gaz est une priorité pour les industries qui dépendent de ces systèmes pour leurs activités quotidiennes.

La recherche constante d'amélioration de la fiabilité des turbines à gaz a conduit à l'utilisation croissante de l'apprentissage automatique pour prédire et améliorer leur performance. L'apprentissage automatique est une branche de l'intelligence artificielle qui permet aux ordinateurs d'apprendre à partir de données sans être explicitement programmés.

L'apprentissage automatique offre également la possibilité d'améliorer la fiabilité en identifiant les principaux facteurs de défaillance, en détectant les anomalies et en recommandant des mesures correctives. En appliquant ces connaissances prédictives, les entreprises peuvent mettre en place des stratégies de maintenance plus efficaces, réduire les temps d'arrêt imprévus.

L'objectif de ce travail est d'utiliser des techniques d'apprentissage automatique pour développer des modèles prédictifs capables d'estimer la fiabilité des turbines à gaz. Afin de l'améliorer et de réduire les dysfonctionnements. Nous clôturant cette étude par une

comparaison entre ces modèles.

# Chapitre 1

## Généralité sur la Maintenance et la Fiabilité

## 1.1 Introduction

La maintenance est devenue essentielle dans toutes les entreprises et les systèmes de production, son rôle consiste à améliorer la disponibilité des équipements et leurs gestions. Pour répondre aux besoins de la quantité et la qualité de la production et de la concurrence du marché économique, les industriels ont tendance à améliorer leurs installations et deviennent ainsi de plus complexes, contribuant en même temps à augmenter les risques de pannes qui peuvent survenir sur le fonctionnement de l'installation, et à diminuer la sécurité du personnel et de l'environnement.

L'exécution de la maintenance dans une entreprise industrielle est d'une importance capitale pour maintenir les équipements en état de bon fonctionnement. Le calcul de la fiabilité d'un équipement constitue un outil incontournable pour évaluer l'efficacité de n'importe quelle entité.

Mais d'abord c'est quoi la maintenance? Quelle est son objectif? Quelle sont ses types et fonctions et ses niveaux? Et comment l'optimiser? Nous allons répondre à toutes ces questions dans ce chapitre.

## 1.2 Définition de la Maintenance

La première définition de la Maintenance est selon l'AFNOR par la norme NF X 60-010 en 1994, à savoir : « l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé ».

Après elle a été remplacé par une nouvelle définition en 2001, désormais européenne NF EN 13306 X 60-319 : «La maintenance est l'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 ».[1]

### 1.2.1 La maintenance industrielle :

La maintenance industrielle est un ensemble d'actions de dépannage, de réparation, de contrôle et de vérification des équipements, et doit contribuer à l'amélioration des processus industriels. Dans la vision traditionnelle, la fonction maintenance permet de garantir les caractéristiques de sûreté de fonctionnement des matériels, notamment la disponibilité. Le service maintenance doit suivre et appliquer une politique de maintenance définie par la direction de l'entreprise, cette politique devant permettre d'atteindre le rendement maximal des systèmes de production et augmenter la fiabilité.[1]

## 1.3 Types de Maintenance

### 1.3.1 Maintenance corrective :

Définition AFNOR (norme X 60-010) : « Opération de maintenance effectuée après défaillance ».

Elle correspond à une attitude défensive dans l'attente d'une défaillance subite. C'est le type de maintenance s'apparentant le plus à l'entretien traditionnel. On en distingue deux types :

#### 1.3.1.1 Maintenance Palliative :

Qui est basé sur l'opération de dépannage, car la défaillance est partielle, elle Consist à la remise en marche provisoire de l'équipement (solution temporaire).

#### 1.3.1.2 Maintenance Curative :

Qui est basé sur l'opération de réparation , car la défaillance est totale, Dans ce cas la maintenance sera une intervention définitive et limitée ( Diagnostic).[2]

### 1.3.2 Maintenance préventive :

Définition AFNOR (norme X-60-010) : « une maintenance effectuée dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un bien ou la dégradation d'un service rendu ». Donc c'est une intervention prévue, préparée et programmée en fonction de différents paramètres elle vise à l'évitement des défaillances des systèmes en cours d'utilisation. L'étude des coûts doit mettre en évidence un gain par rapport aux défaillances qu'elle permet d'éviter. On en distingue trois types :

#### 1.3.2.1 Maintenance systématique :

Maintenance préventive effectuée selon un échéancier établi en fonction du temps ou le nombre d'unités d'usage. (D'autres unités peuvent être retenues telles que : la quantité, la longueur et la masse des produits fabriqués, la distance parcourue, le nombre de cycles effectués, etc.). Cette périodicité d'intervention est déterminée à partir de la mise en service ou après une révision complète ou partielle. Cette méthode nécessite de connaître :

- Le comportement du matériel.
- Les modes de dégradation.
- Le temps moyen de bon fonctionnement entre 2 avaries.

### 1.3.2.2 Maintenance conditionnelle :

C'est une maintenance subordonnée à un type d'événement prédéterminé révélateur de l'état de dégradation du bien (auto diagnostic, information d'un capteur, mesure d'une usure, etc...). Elle permet d'assurer une surveillance continue des points sensibles de l'équipement au cours des visites préventives dont le rôle est d'éliminer les pannes accidentelles ou de les réduire à un niveau acceptable.

Cette maintenance se fait par des mesures pertinentes sur le matériel en fonctionnement.

Les paramètres mesurés peuvent porter sur :

- Le niveau et la qualité de l'huile.
- Les températures et les pressions.
- La tension et l'intensité du matériel électrique.
- Les vibrations et les jeux mécaniques.
- Le matériel nécessaire pour assurer la maintenance conditionnelle devra être fiable pour ne pas perdre sa raison d'être.

### 1.3.2.3 Maintenance prévisionnelle :

Lorsque la maintenance préventive est effectuée sur la base de l'estimation du temps de fonctionnement correct qui subsiste avant l'observation de l'événement redouté, on parle de maintenance prévisionnelle. Une maintenance prévisionnelle peut prendre en compte un âge du matériel qui n'est pas forcément calendaire mais par exemple le temps de fonctionnement mesuré depuis la dernière inspection. Cependant, la maintenance systématique est coûteuse car l'usure des pièces dépend beaucoup des conditions de fonctionnement. Elle risque donc d'intervenir trop tôt ou trop tard.[2]

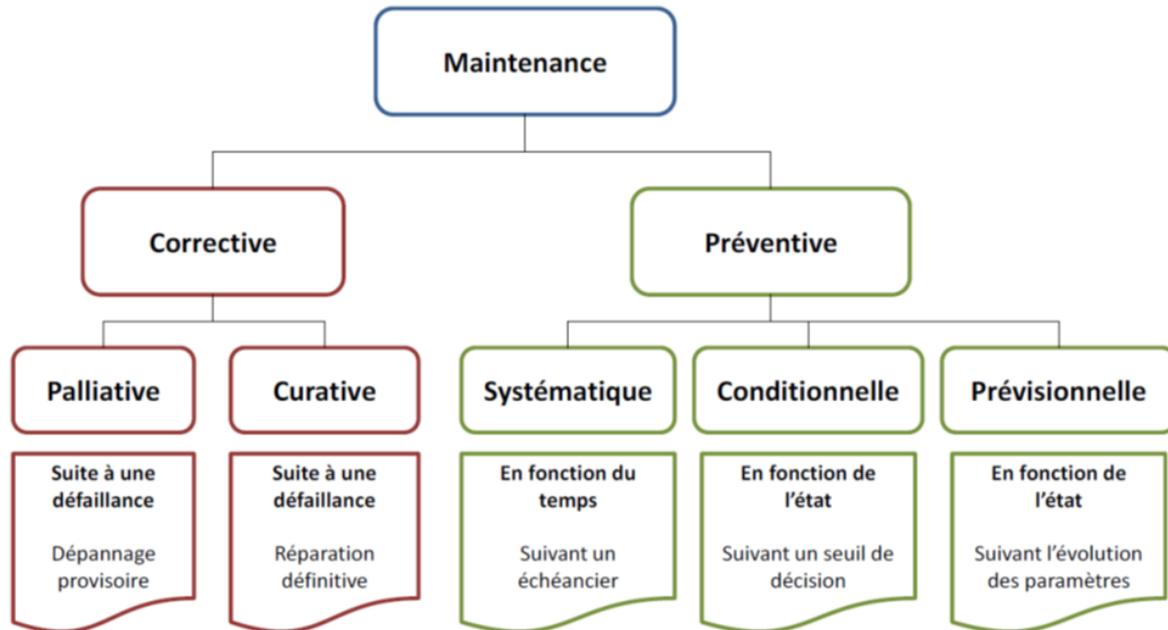


FIGURE 1.1 – Les types de maintenance [2]

## 1.4 Opérations de la Maintenance

### 1.4.1 Opérations de la Maintenance corrective :

- Test : c'est à dire la comparaison des mesures avec une référence.
- Détection : ou action de déceler l'apparition d'une défaillance.
- Localisation : ou action conduisant à rechercher précisément les éléments par lesquels la défaillance se manifeste.
- Diagnostic : ou identification et analyse des causes de la défaillance.
- Dépannage : réparation ou remise en état (avec ou sans modification).
- Contrôle : du bon fonctionnement après intervention.
- Amélioration éventuelle : c'est à dire éviter la réapparition de la panne.
- Historique : ou mise en mémoire de l'intervention pour une exploitation ultérieure.[3]

### 1.4.2 Opérations de la Maintenance préventive :

- Inspection : contrôle de conformité réalisé en mesurant, observant, testant ou calibrant les caractéristiques significatives d'un bien, elle permet de relever des anomalies et d'exécuter des réglages simples ne nécessitant pas d'outillage spécifique, ni d'arrêt de la

production ou des équipements (pas de démontage).

- Contrôle : vérification de la conformité à des données préétablies, suivie d'un jugement.
- Visite : examen détaillé et prédéterminé de tout (visite générale) ou partie (visite limitée) des différents éléments du bien.
- Test : comparaison des réponses d'un système par rapport à un système de référence ou à un phénomène physique significatif d'une marche correcte.
- Echange standard : remplacement d'une pièce défectueux par une pièce identique, neuve ou remise en état préalablement, conformément aux prescriptions du constructeur.
- Révision : ensemble complet d'examens et d'actions réalisées afin de maintenir le niveau de disponibilité et de sécurité d'un bien.[3]

## 1.5 Les niveaux de la Maintenance

TABLEAU 1.1 – Les niveaux de maintenance et leurs caractéristiques [3]

Niveau	Opération	Intervenant	Lieu	Procédure	Moyens
I	-Réglages simples, pas de démontage ni ouverture -Echanges d'éléments consommables	Utilisateur (Exploitant) du bien	Sur place	****	****
II	-Dépannages -Opérations mineures de Mce préventive	Technicien habilité	Sur place	Instruction de maintenance	Outillage standard et PR portable
III	-Identification et diagnostic des pannes, Réparation -Toute opération de Mce préventive -échange standard d'éléments complexes	Technicien Spécialisé (qualifié)	Sur place ou dans atelier de maintenance	Instruction de maintenance	-Instruments de mesure, réglage, contrôle, essais -PR et outillage prévu
IV	-Travaux importantes de Mce préventive et corrective -Révision, Réparation moyenne	Equipe spécialisé	Atelier de maintenance spécialisé	-Instruction de Maintenance -Documents spécifiques	-Outillage général important, PR spécifique
V	-Rénovation, Reconstruction ou installation -Exécution des réparations importantes	Société spécialisé	Atelier centrale ou unité extérieure	Technique ou technologies particulières importantes	Moyens définis par le constructeur

## 1.6 Les fonctions de la Maintenance

TABLEAU 1.2 – Les fonctions de la maintenance

Méthode	Ordonnancement	Réalisation
Quelle tâche ? -Comment le réaliser ? -Préparation des travaux -Analyse du travail -Exploitation des retours d'activité	Quand ? Qui ? -Prévision de charge -Planification des travaux -Répartition et suivi de travail -Gestion des moyens logistiques	-Interventions correctives et préventives -Rondes -Compte rendu d'activités -Préparation des travaux

### 1.6.1 Préparation :

Consiste à collecter les informations pour déterminer les causes racines de défaillance afin de savoir comment remédier à la panne. Alors que, le préparateur rédige des procédures décrivant les opérations à suivre, tel que les documents d'interventions à réaliser sur l'équipement : Outillage, pièces de rechange, le temps d'interventions, les consignations et les précautions...

### 1.6.2 Ordonnancement :

Cette fonction sert à planifier le travail qui inclut le « qui, quoi, quand et où » des tâches à réaliser. Elle permet également de :

- Définir le plan chronologique de déroulement de chaque tâche.
- Poser un début et une fin au travail à effectuer.
- Comparaison entre besoins et moyens, et entre la prévision et la réalisation.
- Assurer le suivi des travaux.
- Avoir une vision à long terme, à moyen terme et à court terme.

### 1.6.3 Méthode :

L'objectif recherché est :

- La définition des techniques et des moyens de maintenance.
- L'augmentation de la disponibilité des équipements et des installations à coût optimal.

A cette effet, la fonction Méthodes est chargée de :

- Codifier les machines selon leur lieu d'implantation.

- Créer et mettre à jour les dossiers machines.
- Créer des fiches techniques et historiques.
- Déterminer les travaux de maintenance préventive.
- Préparer les arrêts annuels.
- Proposer les modifications.

#### 1.6.4 Réalisation :

Afin d'atteindre les résultats souhaités dans les délais spécifiés par l'ordonnancement, la réalisation consiste à mettre en pratique les stratégies décrites dans le dossier de préparation.

L'utilisation d'outils de communication appropriés est souvent essentielle au succès de cette phase. Le diagnostic (identification et caractérisation de la panne) impliquant l'application de techniques méthodologiques adaptées peut être nécessaire à sa réalisation.

Les personnels d'exécution couvrent de nombreuses spécialités techniques( Mécanicien, Electrotechnicien, Electronicien, Automaticien, Hydraulicien. . .)

#### 1.6.5 Gestion des stocks et magasin :

C'est le processus de commande, stockage, utilisation et de vente des stocks d'une entreprise. Cela comprend la gestion des matières premières, des composants et des produits finis, ainsi que l'entreposage et le traitement de ces articles. L'objectif de cette fonction est de minimiser les coûts qui aident les installations à déterminer quand acheter plus d'inventaire en fonction des taux des utilisations normales.[3]

### 1.7 Objectif de la Maintenance

#### 1.7.1 Objectifs financiers :

- Diminuer le temps d'arrêt en cas de panne (les dépenses de maintenance).
- L'optimisation des coûts de maintenance.
- Assurer le service de maintenance dans les limites d'un budget.

## 1.7.2 Objectifs opérationnels :

- Maintenir l'équipement dans les meilleures conditions possibles.
- Assurer la disponibilité maximale de l'équipement à un prix minimum.
- Augmenter la durée de vie du matériel et des équipements.
- Entretenir les installations avec le minimum d'économie et les remplacer à des périodes prédéterminées.
- Assurer un fonctionnement sûr et efficace à tout moment.
- Faciliter la gestion des stocks.
- La qualité des produits (Amélioration de production en optimisant les coûts engendrés des différentes opérations de maintenance).
- La sécurité des hommes et des biens.
- La protection de l'environnement.

## 1.8 Définition de la fiabilité

La fiabilité est l'aptitude d'une entité à accomplir les fonctions requises dans des conditions données pendant un intervalle du temps donné. Cette entité peut être un composant, un système, un sous-système ou un logiciel. Et les fonctions que doit accomplir le dispositif pour remplir pleinement la tâche qui lui est assignée. Elle est définie par :

$$R(t) = P[\text{système non défaillante sur la durée } [0, t]]$$

telle que P est la probabilité.[4]

## 1.9 Les types de fiabilité

**Fiabilité opérationnelle :** C'est la fiabilité mesurée sur des dispositifs en exploitation normale, Elle dépend des conditions réelles d'utilisation et du support logistique.

**Fiabilité prévisionnelle (prédite) :** Estime la fiabilité future d'une entité à partir des considérations sur la conception de cette entité et la fiabilité de ses composants.

**Fiabilité extrapolée :** Déduite de la fiabilité opérationnelle par extrapolation ou l'interpolation pour des conditions ou des durées différentes.

**Fiabilité intrinsèque :** C'est la fiabilité mesurée au cours d'essais spécifiques effectués dans le cadre d'un programme d'essai entièrement défini.[5]

## 1.10 Modèle continu et discret de la Fiabilité

### 1.10.1 Lois discrètes

#### 1.10.1.1 Loi uniforme :

Une distribution de probabilité suit une loi uniforme lorsque toutes les valeurs prises par la variable aléatoire sont équiprobables. Si  $n$  est le nombre de valeurs différentes prises par la variable aléatoire. La fonction de fiabilité est définie par l'expression suivante :

$$P(X = k) = \frac{1}{n} \quad (1.1)$$

Avec  $n$  : est le nombre de valeurs différentes prises par la variable aléatoire.[6]

#### 1.10.1.2 Loi Bernoulli :

Cette loi modélise une expérience aléatoire qui a uniquement deux issues appelées « succès » ou « échec ». En effet, le chiffre 1 représente le « succès » alors que le chiffre 0 représente « l'échec »[6]

Sa fonction de probabilité elle est exprimée par :

$$P(X = 0) = q, \quad P(X = 1) = p, \quad (p + q = 1) \quad (1.2)$$

#### 1.10.1.3 Loi Binomiale :

Une loi binomiale de paramètres  $n$  et  $p$  est une loi de probabilité qui correspond à une expérience aléatoire de façon indépendante telle que le résultat de chaque expérience est un succès ou un échec avec une probabilité de succès  $p$ . Sa fonction de probabilité elle est exprimée par :

$$P(k) = P(X = k) = C_n^k p^k q^{n-k} \quad ; \quad C_n^k = \frac{n!}{k!(n-k)!} \quad (1.3)$$

Avec les paramètres :

–( $n \geq 0$ ) : Nombre d'épreuves

–( $0 \leq p \leq 1$ ) : probabilité de succès , et  $q = 1 - p$  [6]

#### 1.10.1.4 Loi Géométrique :

La loi géométrique de paramètre  $p$  ( $0 < p < 1$ ) correspond au modèle suivant :  
 On considère une épreuve de Bernoulli dont la probabilité de succès est  $p$  et celle d'échec  $q = 1 - p$ . On renouvelle cette épreuve de manière indépendante jusqu'au premier succès. On appelle  $X$  la variable aléatoire donnant le rang du premier succès. Les valeurs de  $X$  sont les entiers naturels non nuls ( $1, 2, 3, \dots$ ). La probabilité que  $X = k$  est alors, pour  $k = 1, 2, 3, \dots$ [7]

Sa fonction de probabilité elle est exprimée par :

$$P(X = k) = q^{k-1}p \quad (1.4)$$

#### 1.10.1.5 Loi de Poisson :

La loi de Poisson servira à étudier les phénomènes rares, tels que les accidents, pannes, défauts de fabrication où la probabilité  $p$  est très faible ( $p < 0.05$ ). Elle peut également dans certaines conditions être définie comme limite d'une loi binomiale.

La probabilité de constater un certain nombre de pannes ( $n$ ) dans le temps ( $t$ ) et seulement ( $n$ ) pannes est :

$$P(X = n) = e^{-\lambda t} \frac{(\lambda t)^n}{n!} \quad (1.5)$$

$\lambda$  : paramètre de la loi (constante positive).[7]

### 1.10.2 Lois continues

#### 1.10.2.1 Loi exponentielle :

Nous étudions ici les phénomènes physiques où la durée de vie est l'intervalle de temps écoulé entre l'instant de la mise en fonctionnement ou de la naissance, et l'instant de la première panne ou de la mort.

C'est une loi simple, très utilisée en fiabilité dont le taux de défaillance est constant, ce qui correspond à la phase sans usure ni vieillissement. C'est à dire à la phase de maturité ou de bon fonctionnement.

On montre en particulier l'utilité pratique de la loi exponentielle pour approcher la distribution des temps de panne. La distribution exponentielle s'exprime : [8]

-La fonction de fiabilité :

$$R(t) = e^{-\lambda t} \quad (1.6)$$

Avec :

$e$  : la base de l'exponentielle;  $\lambda$  : c'est l'intensité

-Densité de probabilité :

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad (1.7)$$

-La fonction de répartition :

$$F(t) = 1 - e^{-\lambda t} = \int_0^t \lambda e^{-\lambda t} dt \quad (1.8)$$

### 1.10.2.2 Loi de Weibull :

Elle caractérise le comportement du système dans les trois phases de vie : période de jeunesse, période de vie utile et période d'usure ou vieillissement.

Sa fonction de fiabilité est :

$$R(t) = e^{-\frac{(t-\gamma)^\beta}{\eta}} \quad (1.9)$$

Avec les paramètres :

$\beta$  : paramètre de forme ( $\beta > 0$ )

$\eta$  : paramètre d'échelle ( $\eta > 0$ )

$\gamma$  : paramètre de position ( $-\infty < \gamma < +\infty$ )

Sa fonction de répartition  $F(t)$  est la probabilité que le dispositif soit en panne à l'instant  $t$ [8]. Elle est exprimée par :

$$F(t) = 1 - R(t) = 1 - e^{-\frac{(t-\gamma)^\beta}{\eta}} \quad (1.10)$$

Son taux instantané de défaillance est un estimateur de fiabilité. Il s'exprime par :

$$\lambda(t) = \frac{\beta}{\eta} \frac{(t-\gamma)^{\beta-1}}{\eta} \quad (1.11)$$

Sa densité de probabilité  $f(t)$  se calcul par l'expression suivante :

$$f(t) = \lambda(t) \times R(t) \quad (1.12)$$

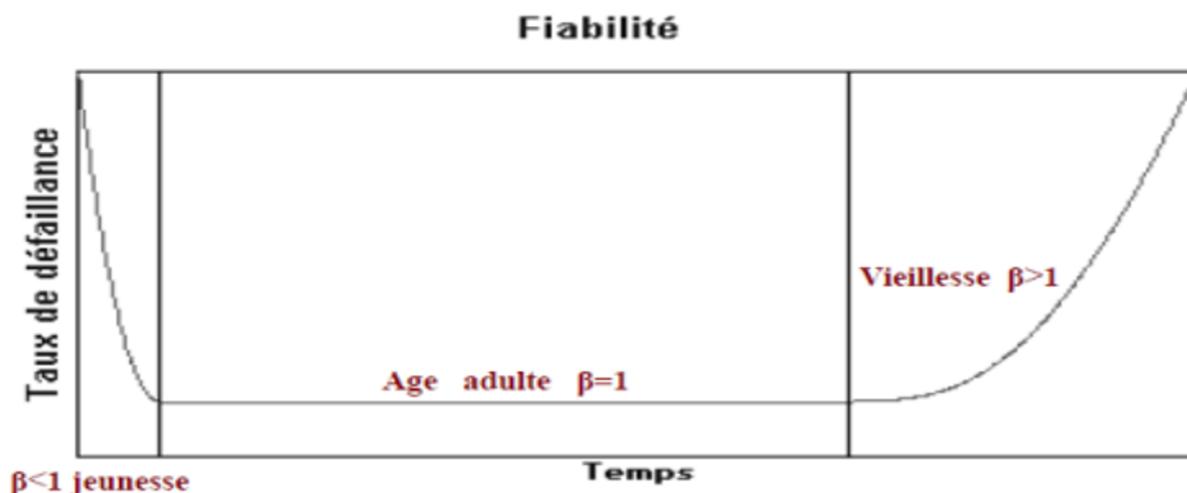


FIGURE 1.2 – La courbe théorique de la distribution de loi de weibull

### 1.10.2.3 Loi Normale :

La loi normale est la loi statistique la plus répandue et la plus utile. Cette loi est aussi appelée loi de Gauss, (Laplace-Gauss).

En fiabilité, la distribution normale est utilisée pour représenter la distribution des durées de vie de dispositifs en fin de vie (usure) car le taux de défaillance est toujours croissant. On ne l'utilisera que si la moyenne des durées de vie est supérieure à 3 fois l'écart type. En effet,  $t$  est toujours positif, alors que la variable normale est définie de  $-\infty$  à  $+\infty$ , la restriction imposée réduit la probabilité théorique de trouver une durée de vie négative à environ 0.1%. [8]

La densité de probabilité d'une loi normale de moyenne  $\mu$  et d'écart-type  $\sigma$  s'écrit :

$$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (1.13)$$

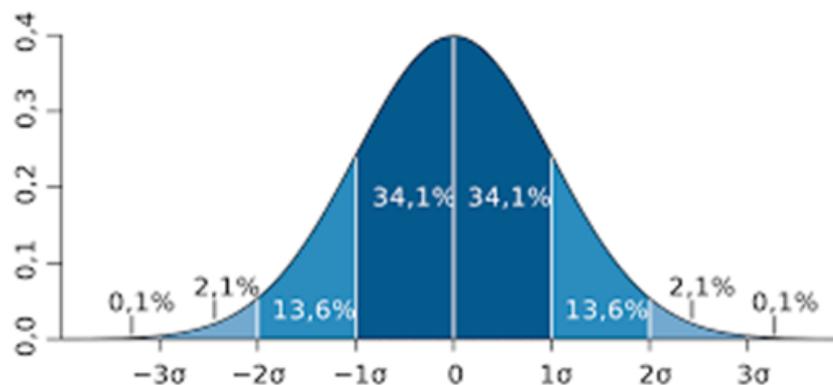


FIGURE 1.3 – Courbe théorique de la loi normale

#### 1.10.2.4 Loi de Student :

Cette loi a été définie pour effectuer des calculs d'inférence statistique.

Une variable aléatoire  $X$  suit une loi student à  $n$  degrés de liberté si sa densité de probabilité est définie par :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{n}B\left(\frac{1}{2}, \frac{n}{2}\right)} \frac{1}{(1+x^2)^{\frac{n+1}{2}}}; x \in \mathbb{R} \quad (1.14)$$

#### 1.10.2.5 Loi de Gamma :

La loi gamma est la loi de l'instant d'occurrence du  $\alpha^{\text{ème}}$  événement dans un processus de poisson.

Soit  $\{T\}_{i=1,\alpha}$  le vecteur représentant les durées inter événements (les temps entre les défaillances successives d'un système). Si ces durées sont des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées selon une loi exponentielle de paramètre  $\beta$ , alors le temps cumulé d'apparition de ces défaillances suit une loi Gamma de paramètre  $(\alpha, \beta)$ . Sa densité de probabilité s'écrit :[8]

$$f(t) = \frac{\beta^\alpha \cdot t^{\alpha-1} \cdot e^{-\beta t}}{\Gamma(\alpha)} \quad ; t, \beta \geq 0 \text{ et } \alpha \geq 1 \quad (1.15)$$

Avec :

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{\alpha-1} dt \quad (1.16)$$

### 1.10.2.6 Loi de Khi-deux :

Ou loi de Pearson, ou loi de  $\chi^2$  ne sert pas à modéliser directement la fiabilité, mais essentiellement au calcul des limites de confiance lors des estimations par intervalle de confiance. Elle est caractérisée par un paramètre positif  $\alpha$  appelé degrés de liberté et définie que pour des valeurs positives. Sa densité de probabilité :

$$f(t) = \frac{1}{2^{\frac{\alpha}{2}} \Gamma(\frac{\alpha}{2})} t^{\left(\frac{\alpha}{2}-1\right)} \cdot e^{-\frac{t}{2}} \quad ; t \geq 0 \quad (1.17)$$

**Remarque :** il ya aussi d'autres lois discrètes (Loi Binomiale négative, Loi hypergéométrique) , et lois continues (Loi de Birnbaum-Saunders, Loi Inverse Gamma , La loi Logistique et log-logistique , Loi de Cauchy , Loi de beta , Loi de Fisher , La loi Log normale).

En raison de la complexité des lois citées précédemment, nous nous étudierons que celles qui sont largement employées dans le calcul de la fiabilité des systèmes et l'analyse des données de vie.

## 1.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes familiarisés avec les notions de base de la maintenance et les mots-clés qui s'y rapportent. Nous avons répondu aux questions que nous nous sommes posées précédemment, nous introduisons la définition de la maintenance, nous donnons les différents types de Maintenance et présentons ses objectifs, niveaux, fonctions, opérations.

Nous terminons ce chapitre par une vision générale sur la fiabilité qui représente l'élément essentiel de notre travail.

## Chapitre 2

# Généralités sur les Turbines à Gaz

## 2.1 Introduction

Les turbines à gaz sont des machines thermiques polyvalentes utilisées dans divers secteurs tels que la production d'électricité, la propulsion aérienne et l'industrie pétrolière et gazière. Leur utilisation répandue s'explique par leur efficacité élevée, leur puissance spécifique élevée et leur capacité à fonctionner avec différents types de combustibles. Dans ce chapitre, nous allons explorer en détail les turbines à gaz, en commençant par une présentation générale de leur fonctionnement et de leurs composants clés. Nous allons nous concentrer sur un type spécifique de turbine à gaz, à savoir la turbine PGT25.

## 2.2 Définition d'une turbine à gaz

La turbine à gaz est un moteur à combustion interne dans tous les sens du terme. Elle peut être considérée comme un système autonome. En effet, elle absorbe et comprime l'air atmosphérique dans son propre compresseur, augmentant l'énergie de l'air dans la chambre de combustion et convertissant cette puissance en énergie mécanique utile lors de la détente qui se produit dans la section turbine. L'énergie mécanique résultante est transmise par l'accouplement à la machine réceptrice, générant ainsi de la puissance utile au processus industriel.[9]

## 2.3 Les éléments fondamentaux d'une turbine à gaz

Une turbine à gaz est composée de trois éléments essentiels :

- **Un compresseur** : axial, il a pour le rôle d'aspirer et de comprimer l'air ambiant.
- **Une chambre de combustion** : dans laquelle du combustible injecté sous pression est brûlé avec l'air comprimé.
- **Une turbine** : généralement axiale, elle détend les gaz qui sortent de la chambre de combustion.[10]

## 2.4 Domaines d'application de la turbine à gaz

Les turbines à gaz ont une très grande utilité dans l'industrie, du fait qu'elles sont des appareils pour la production de l'énergie mécanique. Parmi ces domaines d'utilisation :

- Aéronautique
- Production d'électricité

- Raffinerie
- Production combinée chaleur-force
- Les stations de réinjections dans un gisement de pétrole et de gaz
- Centrale nucléaire
- Elles peuvent être aussi utilisées pour l'entraînement des pompes et compresseurs afin de transporter les hydrocarbures (Gaz et Brute).[9]

## 2.5 Classification des turbines à gaz

On peut classer les turbines selon différents points :

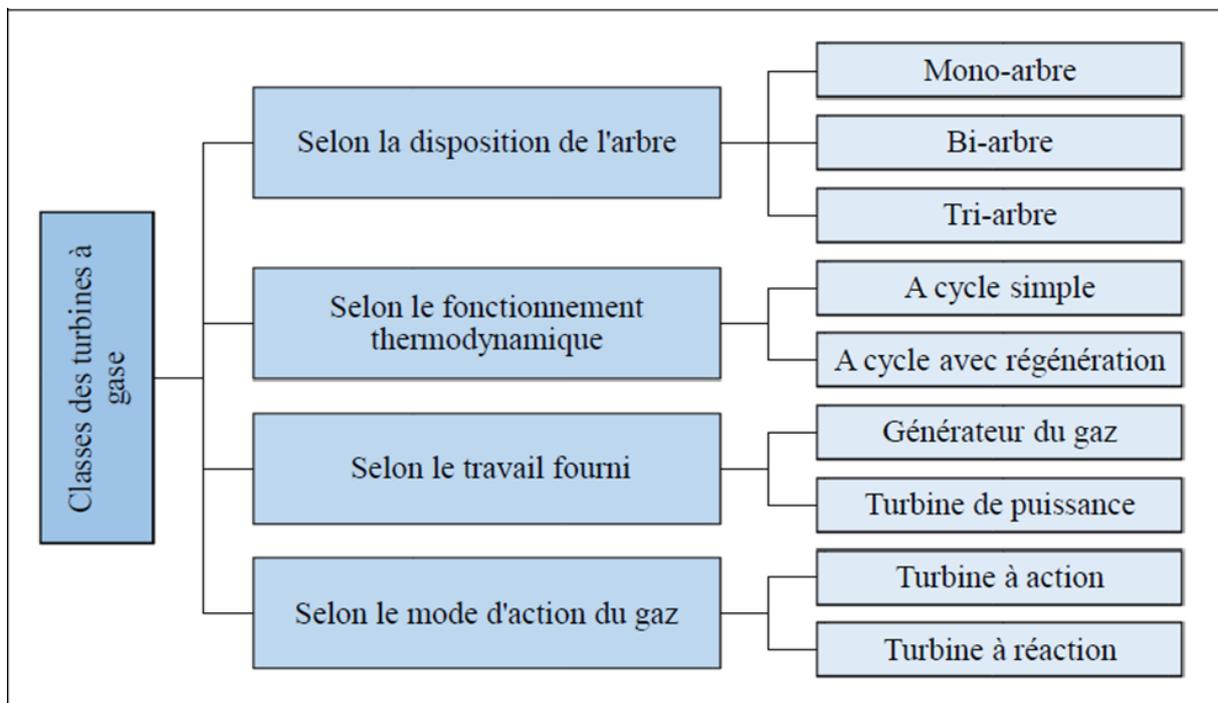


FIGURE 2.1 – Les classes des turbines à gaz

## 2.6 Avantages et Inconvénients des turbines à gaz

**Avantages :**

- Simplicité d'installation
- Génération simultanée d'électricité et de chaleur utilisable soit directement, soit indirectement dans les procédés industriels
- Possibilité de fonctionnement avec différents combustibles (fuel gaz, fuel liquide (gaz oil), en plus dernièrement il y a des nouvelles utilisations par le Hydrogène)

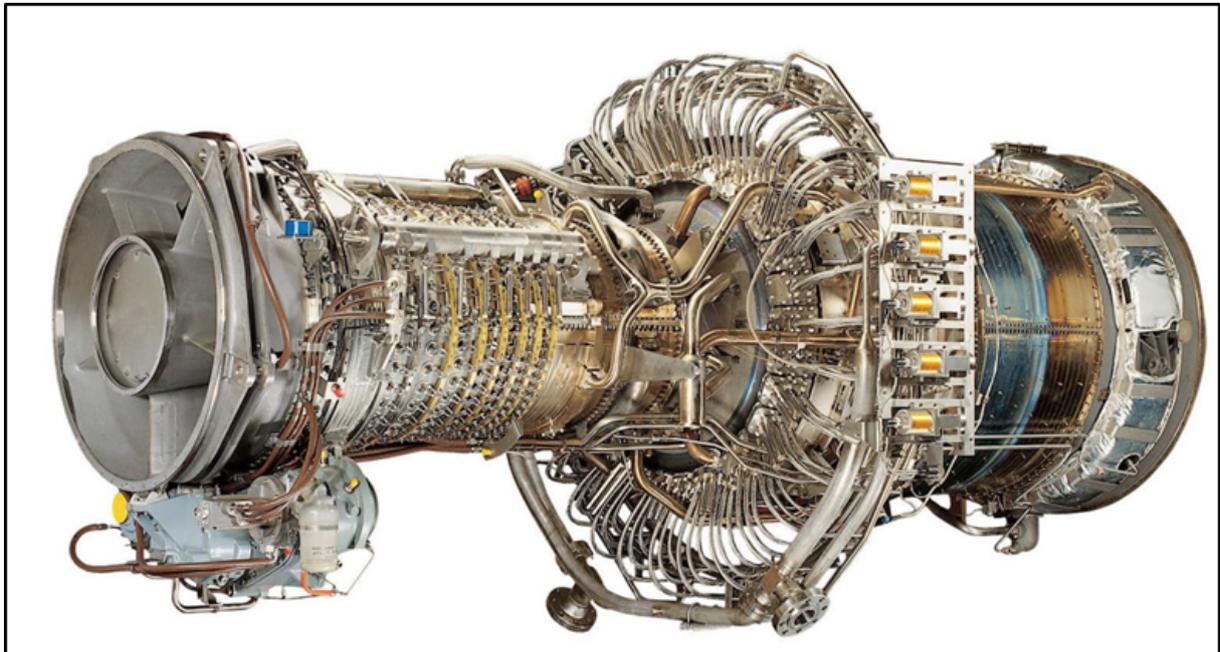
- Grande sécurité de fonctionnement
- Valeur d'émission favorable
- Utilisé dans des différentes conditions climatiques (froid, chaud,...).[10]

**Inconvénients :**

- Mauvaise rendement : moins de 30% de l'énergie calorifique contenue dans le carburant est transformée en énergie mécanique.
- Faible pression de travail.
- Coût de fabrication élevé
- Importante consommation de carburant
- Génération de Bruits
- Nécessite de réducteurs (Gear box) coûteux.[10]

## 2.7 Description de la Turbine à gaz PGT 25 DLE :

Nous allons choisir, dans notre étude, la turbine à gaz PGT 25 DLE. Ce type de turbines est largement utilisé dans l'industrie pétrolière pour l'entraînement des compresseurs centrifuges à forte puissance utilisés dans les stations de compression de gaz.[11]



**FIGURE 2.2** – Turbine à gaz PGT 25.[11]

La turbine PGT 25 est de type dérivé de l'aéronautique (aéro-dérivée) avec un sys-

tème de combustion DLE (Dry Low Emission). Elle est constituée d'un générateur de gaz (G.G) LM 2500 et d'une turbine de puissance (P.T). Sa puissance en condition ISO est de 23 270 kW.

La turbine est également composée de deux rotors mécaniquement indépendants. La vitesse nominale du premier arbre est de 10 000 RPM, tandis que la vitesse nominale du deuxième arbre est de 6 500 RPM.

Le premier rotor comprend un compresseur axial avec 16 étages de compression et deux étages de turbine haute pression (H.P). Le compresseur axial comprime l'air qui est ensuite transmis à la chambre de combustion et à la turbine H.P. Sur le rotor secondaire (B.P ou arbre moteur), il y a un arbre qui entraîne le compresseur centrifuge via un accouplement mécanique. Le compresseur axial est connecté au conduit d'aspiration de l'air à travers un conduit insonorisé.

La turbine est équipée d'une chambre de combustion annulaire et de brûleurs utilisant du gaz combustible. Les gaz brûlés à haute température et sous pression s'écoulent à travers les tuyères H.P et finalement à travers la turbine motrice.[11]

**La PGT25 est équipée de :**

- Le fuel gaz est alimenté à partir le gaz traité de processus.
- Un système de contrôle d'émission des NOx et monoxyde de carbone (Dry Low Emission).
- Un gear box (boite vitesse) dans lequel sont engrenés des pompes de lubrification, de soutirage d'huile synthétique et une pompe hydraulique de commande.
- Une caisse surélevée de 640 litre d'huile synthétique pour lubrification du G.G.
- Deux ventilateurs à courant alternatif pour le refroidissement de l'enceinte turbine et pour assurer une pression positive dans le package.
- Un package de filtration d'air de 96 cartouches coniques et cylindriques.
- Un skid (système anti-incendie) de 10 bouteilles de CO2 à décharge rapide et lente.[11]

### 2.7.1 Les principales sections d'une turbine à gaz PGT 25 :

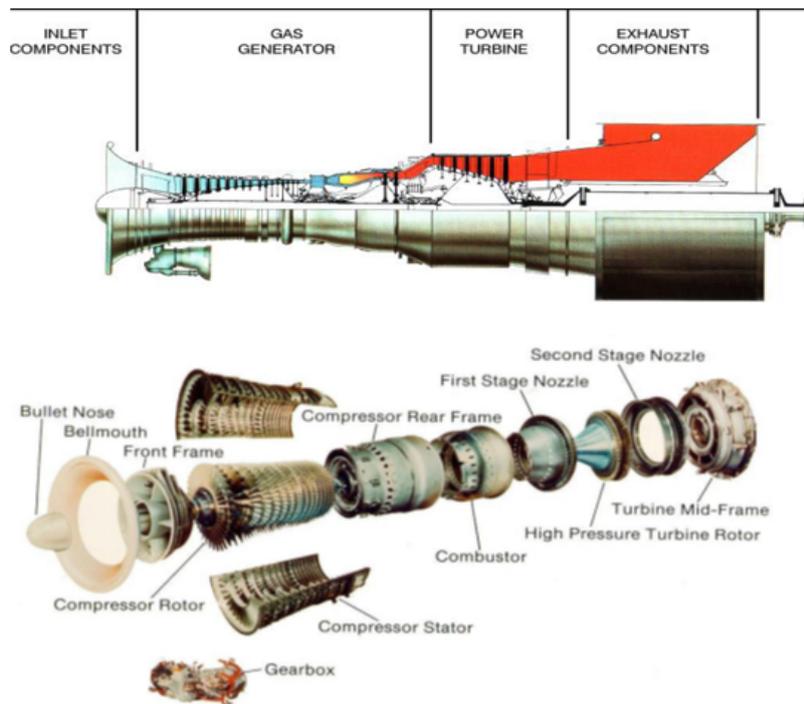


FIGURE 2.3 – Les sections d'une turbine à gaz PGT 25.[11]

#### 2.7.1.1 Composants d'entrée :

Les composants d'entrée dirigent l'air dans l'entrée du générateur de gaz pour fournir un écoulement d'air régulier et non turbulent dans le compresseur. Ces composants consistent en : conduit d'admission, corps central.[11]

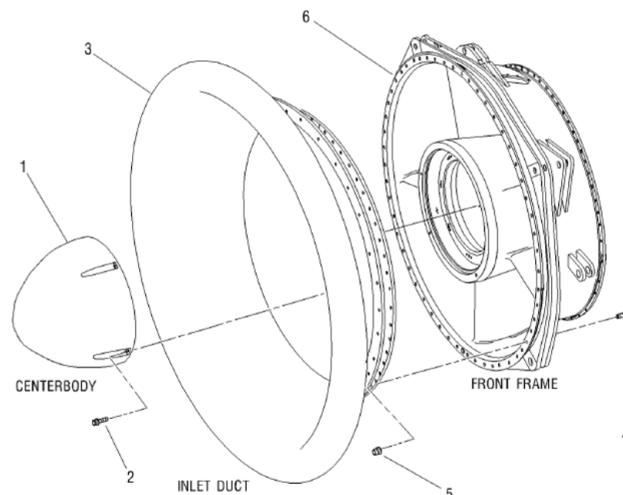


FIGURE 2.4 – Les composants d'entrée d'une turbine à gaz PGT 25.[11]

### 2.7.1.2 Section Compresseur :

Le compresseur à 16 étages à haute pression, de type à flux axial. L'air aspiré par le châssis avant du compresseur est forcé par des profils aérodynamiques rotatifs appelés ailettes à passer dans une zone de plus en plus petite. Le passage par le 16<sup>ème</sup> étage et le dernier étage donne un taux de compression d'environ 18 à 1.

L'objectif principal de la section compresseur est de comprimé l'air pour la combustion. Cependant, une partie de l'air comprimé est extraite pour le refroidissement de la turbine à gaz.

Les principaux composants du compresseur sont :

- Châssis avant du compresseur (CFE).
- Châssis arrière du compresseur (CAF).
- Rotor de compresseur.
- Stator de compresseur. [11]

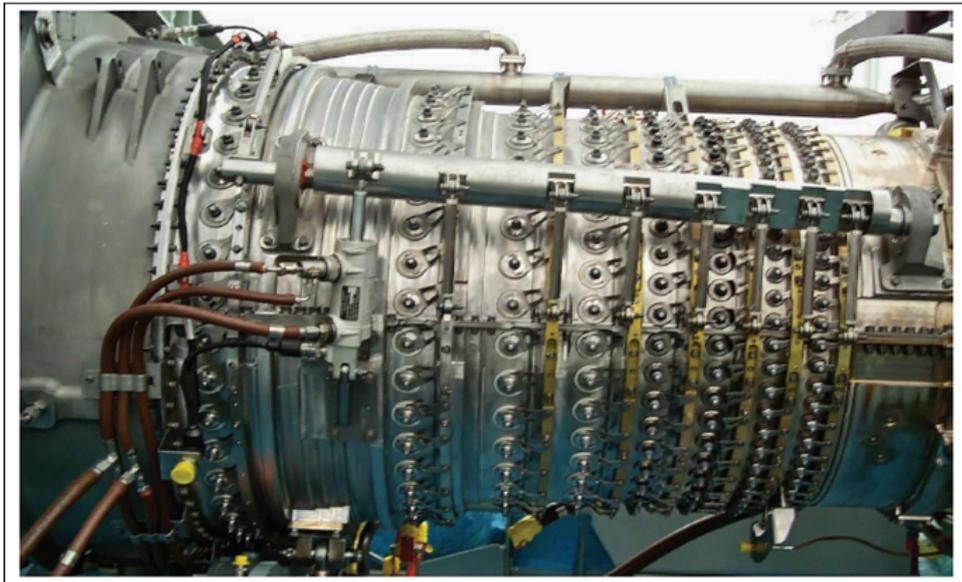


FIGURE 2.5 – La section compresseur.[11]

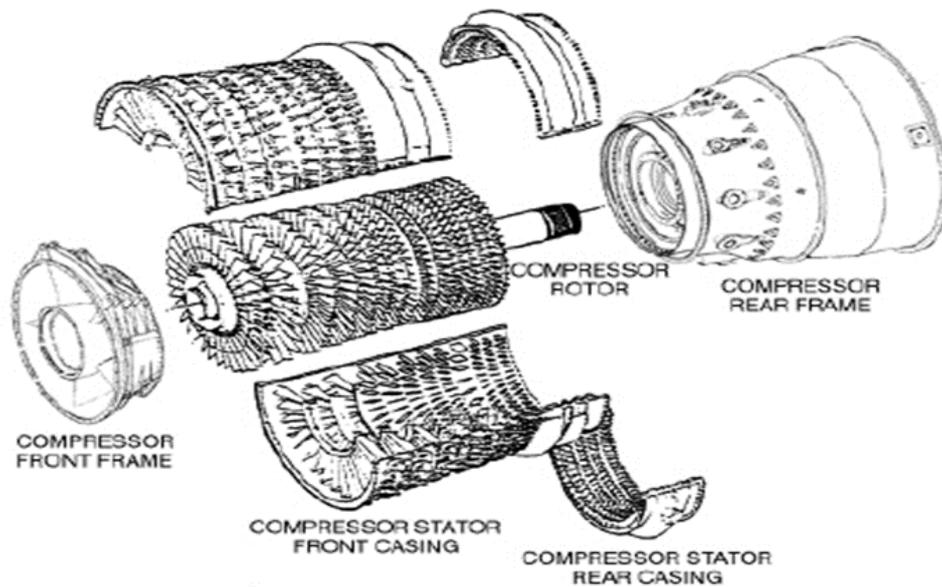


FIGURE 2.6 – Les composants de la section compresseur d’une turbine à gaz PGT 25.[11]

### 2.7.1.3 Section combustion :

Le rôle de la chambre de combustion consiste à brûler un mélange de carburant et d’air et à délivrer les gaz issus de la combustion vers la turbine (transformation de l’énergie chimique potentielle contenu dans le carburant en énergie calorifique).

La chambre de combustion est montée dans le châssis arrière du compresseur sur 10 brocher de montage équidistantes dans la section basse température avant de l’ensemble capot. Le matériel de montage est enfermé dans les entretoises CRF afin qu’il n’affecte pas le flux d’air.

La chambre de combustion est annulaire et se compose des composants suivants rivés ensemble : Diffuseur du capot, Dôme, Liner(Doublure) intérieure et extérieure.

L’ensemble capot en conjonction avec le châssis arrière du compresseur sert de diffuseur et de distributeur d’air de refoulement du compresseur, Il fournit un écoulement d’air uniforme à la chambre de combustion et assurant une combustion uniforme et une répartition uniforme de la température au niveau de la turbine haute pression.[11]

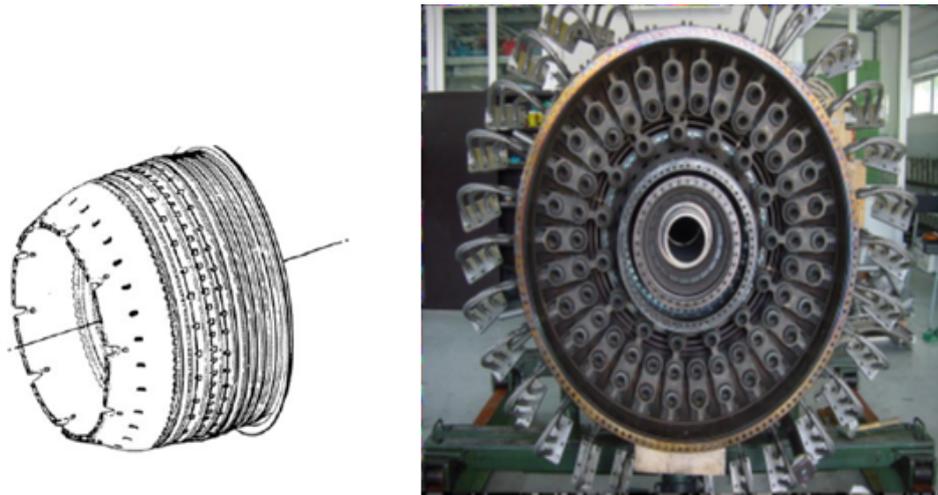


FIGURE 2.7 – La section combustion d'une turbine à gaz PGT 25.[11]

#### 2.7.1.4 Section Turbine Haute Pression :

Elle se compose d'un rotor de la turbine H.P, des tuyères de turbine du premier et deuxième étage, et de châssis intermédiaire de turbine (TMF).

-Le rotor de la turbine extrait l'énergie du flux gazeux pour entraîner le rotor de compresseur .Ces deux dernier sont directement couplés au moyen d'une cannelure et d'un écrou de couplage.

-Les tuyères de turbine dirigent les gaz chauds de la chambre de combustion sur les ailettes (ou les pales) du rotor à l'angle et la vitesse optimale.[11]

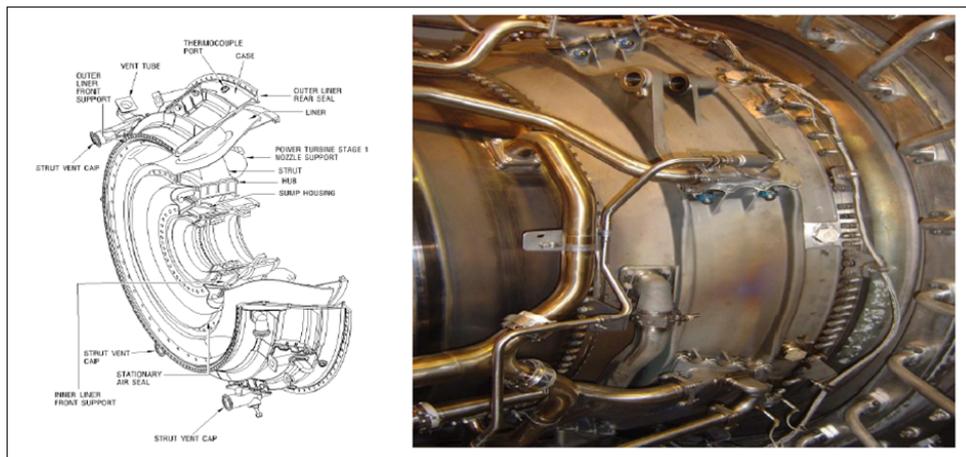


FIGURE 2.8 – Châssis intermédiaire de turbine (TMF)[11]

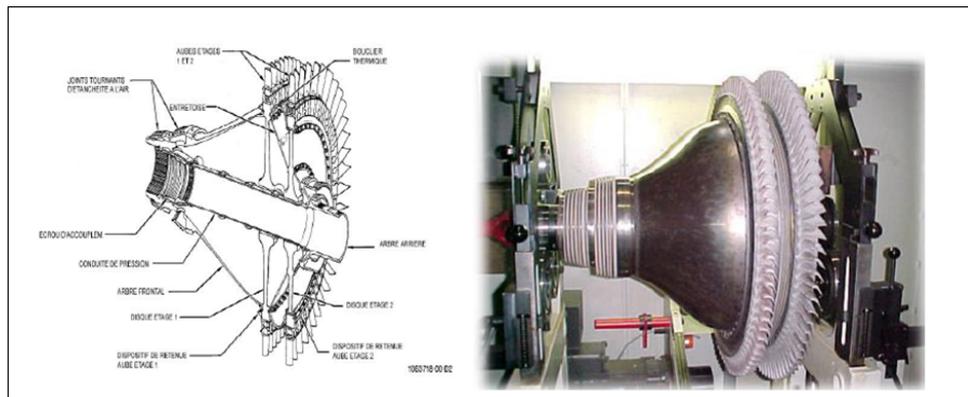


FIGURE 2.9 – Rotor de la turbine H.P.[11]

### 2.7.1.5 Turbine Base Pression (B.P) ou Turbine de puissance :

Le rôle de la turbine de puissance est de transformer l'énergie calorifique fournie lors de la combustion en énergie mécanique disponible sur l'arbre de cette Turbine B.P.

La turbine de puissance est de type à double dilatation .Les deux roues sont accouplées et sont bridés à un arbre qui tourne à l'intérieur des paliers de la carcasse d'arbre.

La turbine de basse pression est couplée aérodynamiquement au générateur de gaz, et est entraînée par les gaz d'échappement de générateur de gaz dirigés vers les aubes de premier étage à travers un raccord de réduction.Elle se décompose de :

- Rotor de turbine basse pression.
- Stator de turbine basse pression.
- Châssis arrière de turbine(TRF).[11]

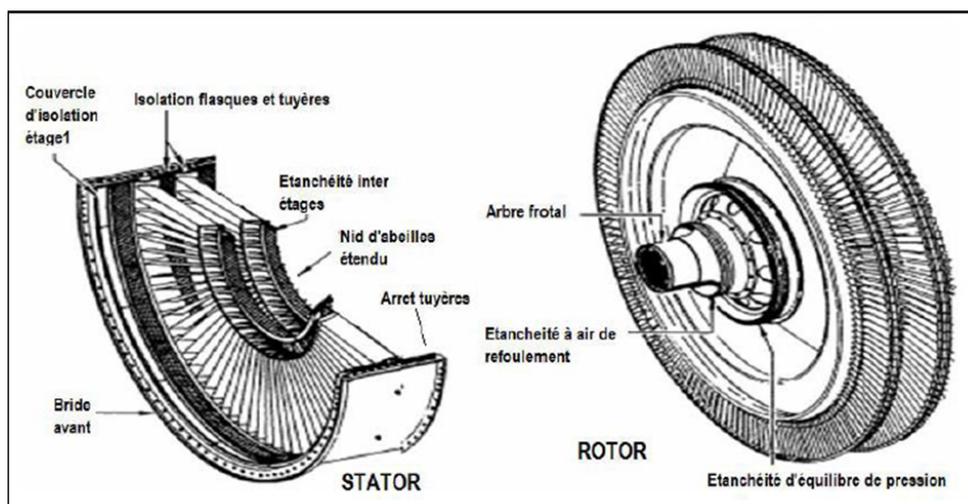


FIGURE 2.10 – Rotor et Stator de la turbine de puissance.[11]

### 2.7.1.6 Système d'échappement :

La gaine d'échappement est constituée d'une gaine intérieure et d'une gaine extérieure formant le passage de diffusion à partir du châssis arrière de la turbine. La gaine de diffusion intérieure peut être déplacée vers l'arrière pour accéder à l'arbre d'accouplement à grande vitesse.

La conduite d'échappement est montée séparément de la turbine à gaz, et des joints de dilatation de type à segments de piston sont utilisés pour tenir compte de la croissance thermique.[11]

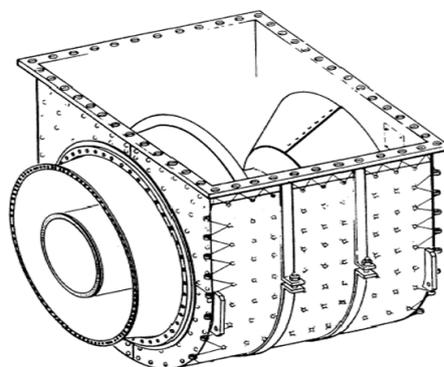


FIGURE 2.11 – Carter d'échappement de la turbine.[11]

### 2.7.1.7 Les paliers :

Les deux arbres de la turbine sont soutenus par sept paliers dans quatre carters secs ou l'huile synthétique est pulvérisée sur chaque palier pour le refroidissement et la lubrification.

- **Pour le générateur de gaz :** Le compresseur axial et l'arbre G.G sont soutenus par des roulements à rouleaux et à billes.

- Les roulements à rouleaux 3R et 4R sont montés sur le coté avant et arrière du compresseur axial respectivement, et 5R pour la turbine H.P.

- Le roulement à billes 4B est utilisé pour supporter la charge de poussée du rotor du générateur de gaz.

- L'assemblage complet des roulements est appelé (sump ), il se compose d'un roulement à rouleaux ou à billes enfermé au centre de deux compartiments à double paroi : à l'intérieur de l'un se compose d'huile synthétique et l'autre air de pressurisation, purge du 9ème étage du compresseur axial.[11]

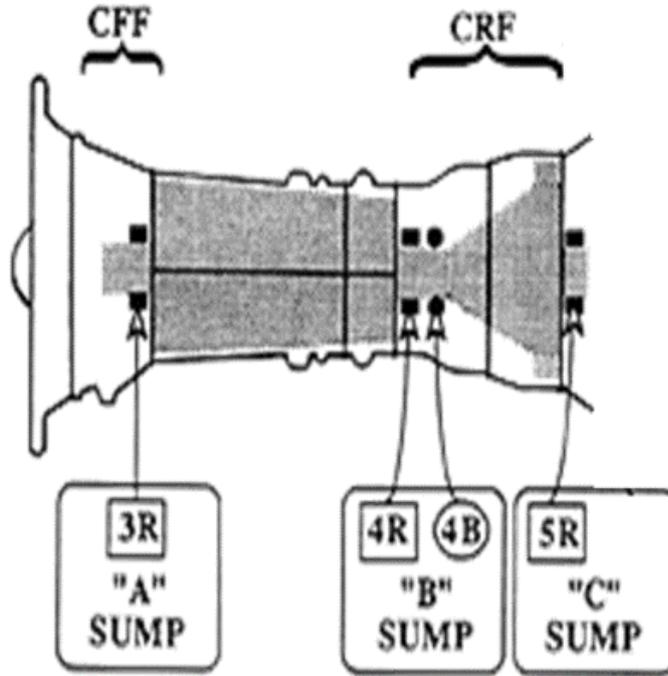


FIGURE 2.12 – Les positions des roulements dans le G.G.[11]

• Pour la turbine B.P :

- Le rotor de la turbine de travail est supporté par 2 paliers lisses (journal bearings ).
- Un palier de butée (Thrust bearing ) est fourni pour absorber la force axiale (exercé par la charge, ex : compresseur) sur le P.T.
- Les paliers lisses pour les charges radiales et les paliers de butée pour les charges axiales.

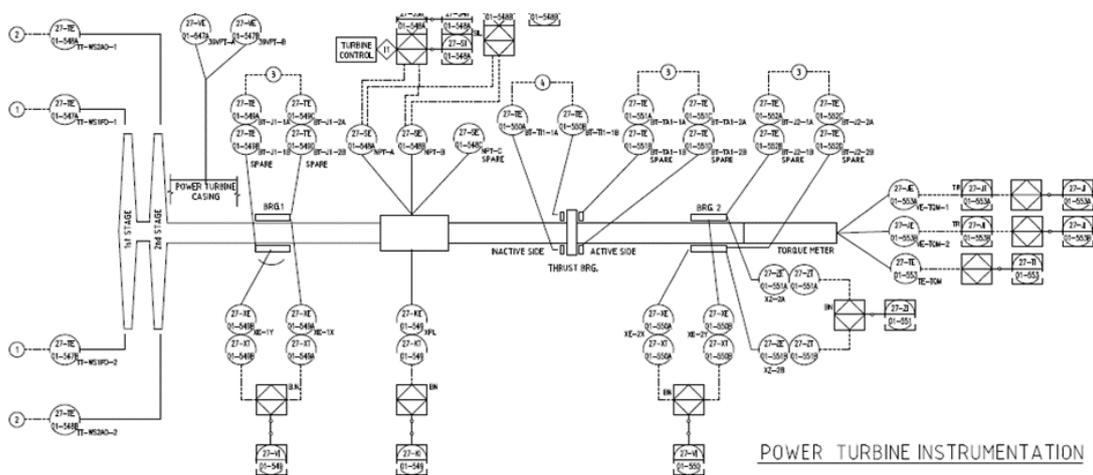


FIGURE 2.13 – Les positions des paliers dans la turbine B.P.[11]

## 2.7.2 Principe de fonctionnement de la Turbine PGT25 :

Une turbine à gaz fonctionne de la façon suivante :

- Elle extrait de l'air du milieu environnant (aspiration).
- Elle le comprime à une pression plus élevée par le compresseur (compression).
- Elle augmente le niveau d'énergie de l'air comprimé en ajoutant et en brûlant le Combustible dans une chambre de combustion (gaz chaud).
- Elle achemine de l'air à pression et à température élevées vers la section de la turbine, qui convertit l'énergie thermique en énergie mécanique pour faire tourner l'arbre (expansion), ceci sert d'un côté, à fournir l'énergie nécessaire pour la compression de l'air, qui a lieu dans un compresseur relié directement à la section turbine et, de l'autre côté à fournir l'énergie utile à la machine conduite, couplée avec la machine au moyen d'un accouplement comme par exemple un alternateur ou un compresseur centrifuge.
- Elle décharge à l'atmosphère les gaz à basse pression et température résultant du fonctionnement.

On peut représenter cette évolution des paramètres (pression  $P$  en vert, vitesse  $V$  en rouge et température  $t^\circ$  en jaune) dans un "diagramme d'écoulement de gaz". Ce diagramme illustre les variations de ces paramètres tout au long du cycle de la turbine, comme le montre la figure (2.16).[11]

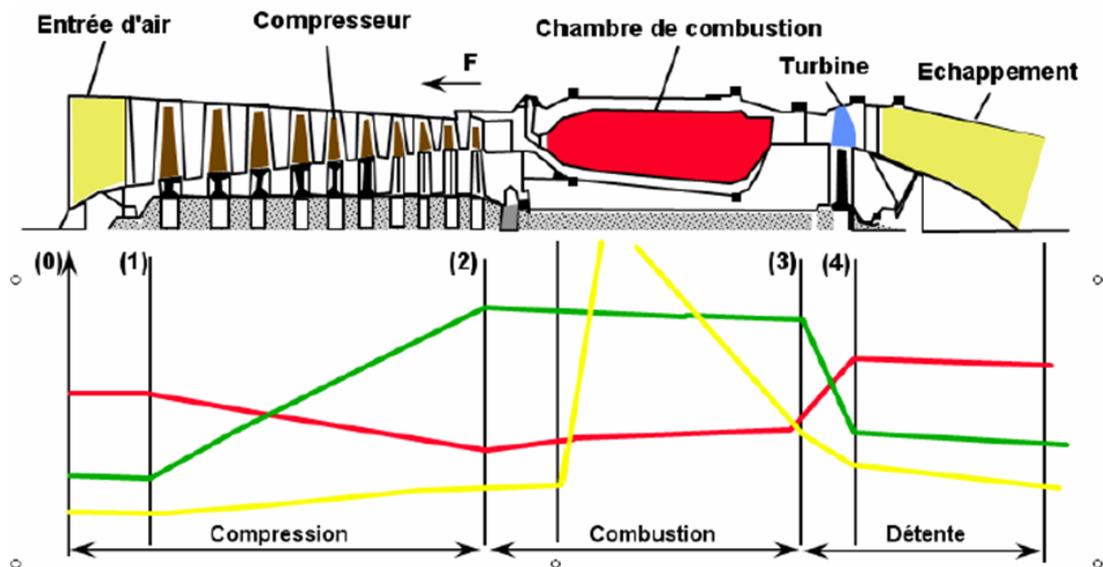


FIGURE 2.14 – Diagramme de fonctionnement d'une turbine à gaz.[11]

### 2.7.2.1 Cycle de Brayton :

Le cycle de Brayton, également connu sous le nom de cycle théorique simplifié, est un modèle idéalisé utilisé pour représenter le fonctionnement des moteurs à combustion interne, en particulier les turbines à gaz. Il se compose de deux processus isobares (à pression constante) et de deux processus isentropiques (à entropie constante).

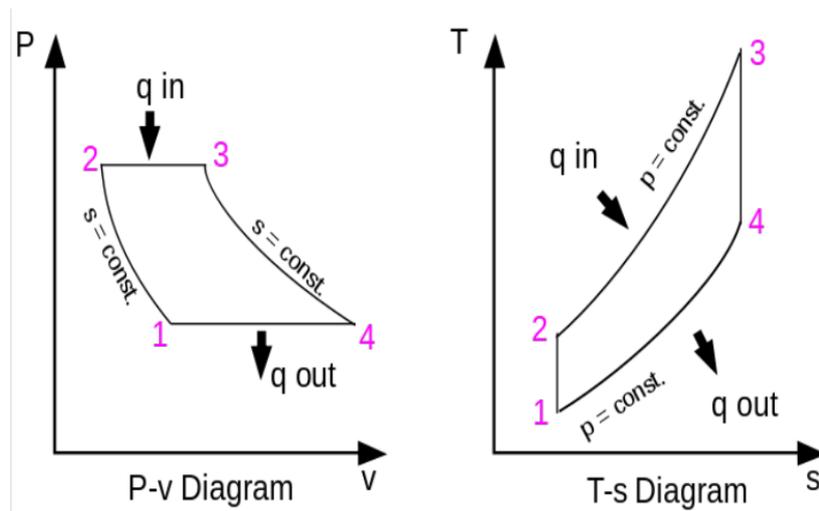


FIGURE 2.15 – Diagramme T-S et P-V du cycle baryton d'une Turbine à Gaz (GT)

Le cycle de Brayton se décompose en quatre processus fondamentaux :

- 1 à 2 : Compression isentropique,(Compresseur).
- 2 à 3 : Combustion isobare,(Chambre de combustion).
- 3 à 4 : Détente isentropique des gaz dans la turbine
- 4 à 1 : Rejet des gaz de combustion vers l'atmosphère à pression constante,(Echappement).

Le cycle réel de la turbine à gaz simple s'écarte du cycle idéal en raison à la fois des irréversibilités présentes dans le compresseur et dans la turbine, ainsi que de la chute de pression dans la chambre de combustion et les canaux d'écoulement.[11]

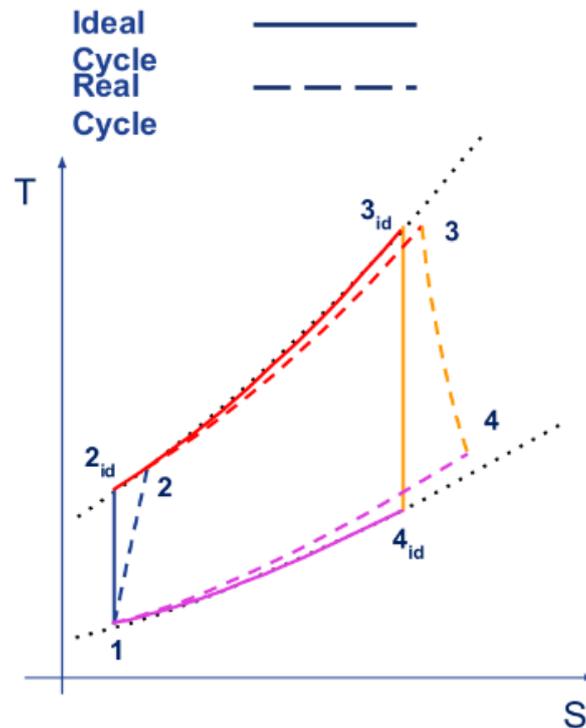


FIGURE 2.16 – Diagramme T-S du cycle idéal et réel d'une turbine à gaz (GT).[11]

### 2.7.3 La Maintenance de la turbine à gaz PGT25 :

Les intervalles de référence sont définis comme suit :

4000 heures : Endoscopique inspection.

25000 heures : Inspection de circuit de gaz chaud (relié au générateur de gaz).

50000 heures : Inspection majeure.[12]

### 2.7.4 Système de contrôle et commande de la turbine :

Le système de commande de turbine utilisé : Mark VIe

HMI : Interface pour l'opérateur.

La ToolboxST : Une plateforme logicielle pour la programmation, la configuration et l'analyse des diagnostics.[13]

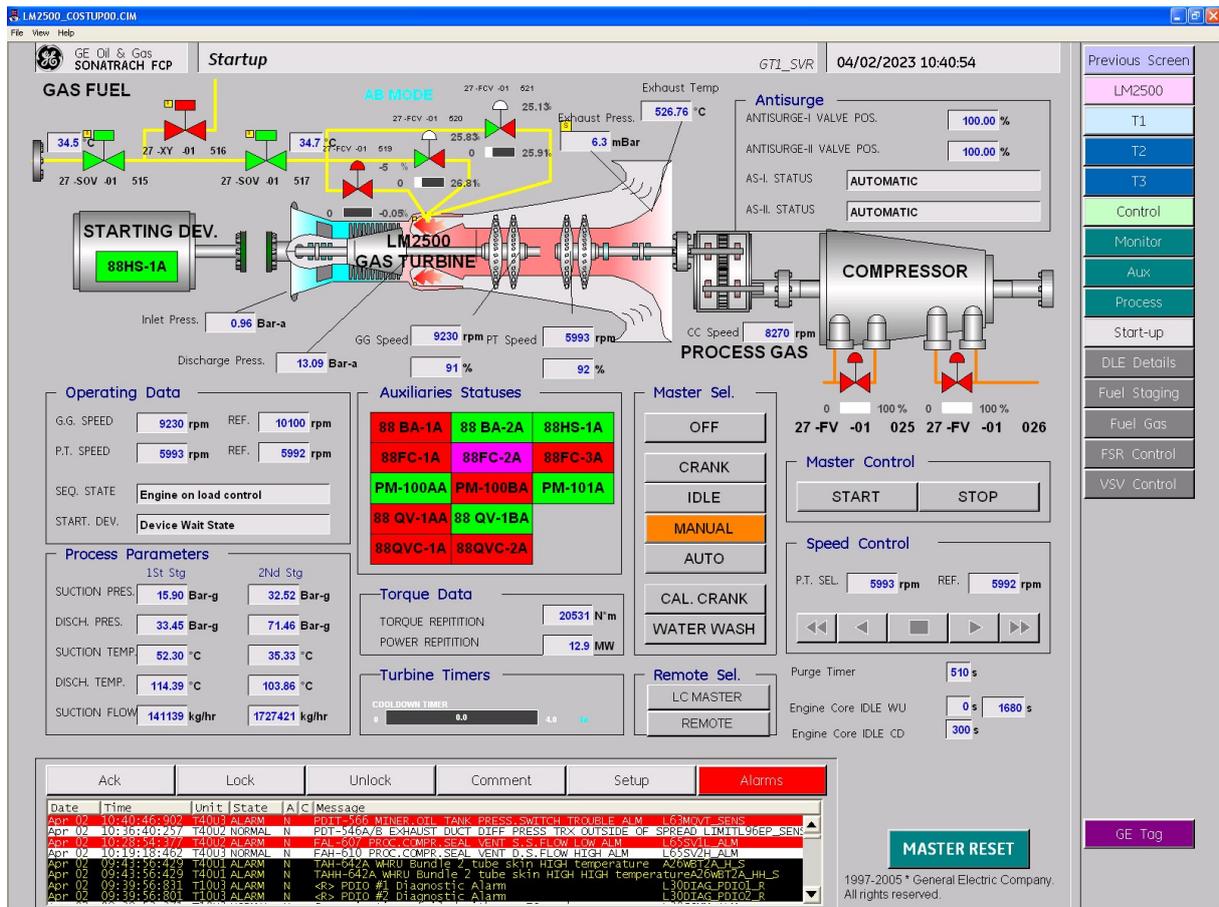


FIGURE 2.17 – Fenêtre de logicielle utilisé dans la salle de contrôle.[13]

## 2.8 Étude de la fiabilité par la loi de Weibull

Nous avons travaillé sur la période entre Mars 2021 jusqu'à Février 2023, et D'après l'historique des pannes de la turbine à gaz PGT25, on résume les TBF ( temps de bon fonctionnement ) dans le tableau (2.1)

### 2.8.1 Préparation des données :

Calcul des fréquences d'avaries ( $F_i$ ) : On a le nombre des TBF obtenues  $N=24$ .  
 $20 < N < 50$  donc :

$$F_i = i / (N + 1) \quad (2.1)$$

TABLEAU 2.1 – Tableau des valeurs de TBF et de F(i)

i	TBF	$F(i)$	F(i)%
1	0	0,04	4%
2	96,09	0,08	8%
3	148,53	0,12	12%
4	208,99	0,16	16%
5	129,75	0,2	20%
6	392,13	0,24	24%
7	481,16	0,28	28%
8	533,16	0,32	32%
9	515,5	0,36	36%
10	732,68	0,4	40%
11	289	0,44	44%
12	332,25	0,48	48%
13	680	0,52	52%
14	688,08	0,56	56%
15	691,3	0,6	60%
16	716,42	0,64	64%
17	391	0,68	68%
18	638	0,72	72%
19	703,83	0,76	76%
20	710,75	0,8	80%
21	711,33	0,84	84%
22	719,37	0,88	88%
23	734,43	0,92	92%
24	744	0,96	96%

## 2.8.2 Déterminer les paramètres de Weibull à partir du papier de Weibull :

Il faut d'abord tracer le nuage de points, puis la droite de Weibull

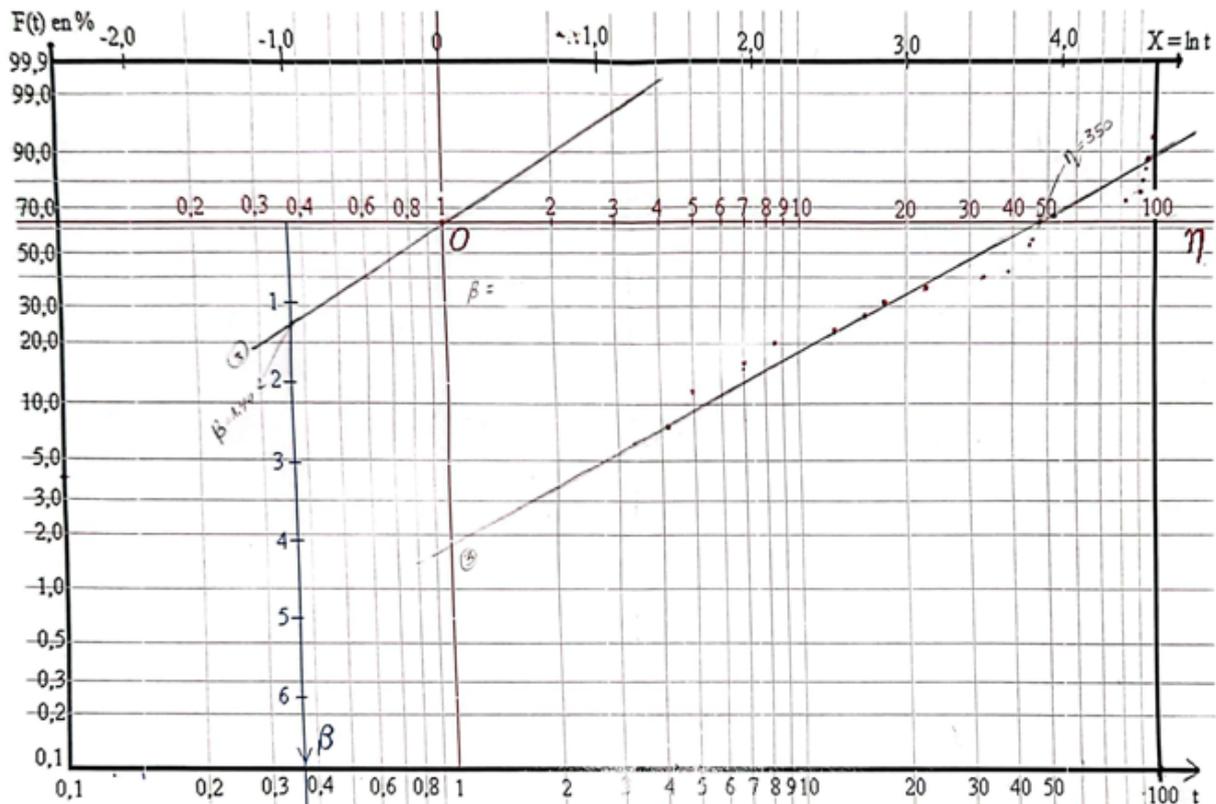


FIGURE 2.18 – Papier de weibull

Par la droite nous définissons :

- Paramètre de position (d'origine des temps)  $\gamma$  :  
On a le graphe est un courbe (droit), alors  $\gamma=0$  .
- Les valeurs de  $\eta$  et  $\beta$  représentent l'intersection de notre droit avec l'axe horizontal des  $\eta$  et l'axe vertical des  $\beta$  respectivement.  
Paramètre d'échelle ( $\eta$ ) :  $\eta=350h$   
Paramètre de forme ( $\beta$ ) :  $\beta=1.44$

## 2.8.3 Calcul MTBF :

On a :  $MTBF = A \cdot \eta + \gamma$

Et d'après la table de Weibull ( dans l'annexe B ) on trouve que  $A=0.9114$  donc :

$$MTBF = 0.9114 \cdot 350 + 0 \Rightarrow MTBF = 319h$$

### 2.8.4 Calcul de la fiabilité et le taux de défaillance :

A  $t = \text{MTBF}$ , nous avons trouvé :

- Fiabilité :  $R(t) = 0.416$
- taux de défaillance :  $\lambda(t) = 0.00313$
- Fonction de défaillance :  $F(t) = 0.584$

### 2.8.5 Analyse et interprétation :

- $\beta = 1.4 > 1$ , alors le taux de défaillance est croissant, cela nous prouve que notre machine dans la période de vieillesse.
- $\gamma = 0$ , une probabilité de défaillance sera présente dans la mise en service du système ( $\gamma$  exprime le niveau de dégradation de système).
- $R(t) = 0.416 \rightarrow 41.6\%$  de chance de m'avoir le bon fonctionnement (aucune panne) durant la période de de  $\text{MTBF} = 319\text{h}$  ce qui est faible.

### 2.8.6 Diagnostic et causes :

- Pas d'application de la Maintenance préventive de la turbine.
- Manque de PDR principales.
- Retard d'arrivée de PDR à Hassi Mesoud .
- La politique de l'entreprise : 2 machines en travail, 1 machines stand by, c'est-à-dire la machine est disponible aussi dans le cas stand by .
- Il y a des travaux de maintenance qui demande une longue durée de fait par exemple : pour changer le G.G il faut au minimum 13-15 jours.

## 2.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré les turbines à gaz, en nous concentrant spécifiquement sur la turbine PGT25. Nous avons examiné les principaux composants des turbines à gaz, tels que le compresseur, la chambre de combustion et la turbine, et nous avons compris leur rôle dans le processus de conversion d'énergie, et Nous avons fait une étude de la fiabilité de cette turbine.

## Chapitre 3

# Généralités sur l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique

## 3.1 Introduction

Au milieu du XXe siècle, le monde a connu un développement de l'informatique et les chercheurs ont commencé à envisager la création et le développement de dispositifs capables de simuler la pensée humaine en simulant le système neurologique, en parallèle avec les découvertes en neurosciences et le développement du contrôle automatisé. Cette convergence entre la technologie, la neuroscience et l'automatisation a jeté les bases de l'intelligence artificielle (IA).

L'intelligence artificielle est un concept nouveau qui a émergé dans le domaine de l'informatique. Son objectif est de développer des systèmes informatiques capables de réaliser des tâches qui nécessitent normalement l'intelligence humaine. Il vise à simuler les processus cognitifs humains tels que la perception, le raisonnement, l'apprentissage et la prise de décision.

Nous définissons l'intelligence artificielle et ses applications dans ce chapitre, ainsi que l'une de ses branches (apprentissage automatique) utilisé dans la prévision.

## 3.2 Définition de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de l'informatique peut-être définie comme l'ensemble des théories et des techniques mises en œuvre pour produire des machines capables de simuler l'intelligence. Il s'agit donc d'ordinateurs ou de machines dotées de programmes capables de performances similaires à celles de l'intelligence humaine, voire amplifiées par la technologie.

Ces machines ou logiciels sont capables de raisonner, planifier, apprendre progressivement, distinguer des schémas, percevoir et traiter les informations comme l'esprit humain et donc de faciliter l'existence des humains.

L'intelligence artificielle nécessite deux éléments de base : une grande collection de données et les algorithmes qui traitent ces données.[14]

## 3.3 Les domaines d'application de L'intelligence artificielle

Il existe de nombreux domaines d'application de l'IA, tels que :

- **Automobile** : Les véhicules autonomes et connectés.
- La santé et la médecine** : Analyser les données médicales et prédire les risques de maladies. De plus, la chirurgie assistée par robot permet des interventions plus précises

et moins invasives, diagnostic des maladies oculaires.

-**L'industrie** : Mise en place de systèmes de maintenance prévisionnelle, en analysant les données des équipements industriels pour anticiper les pannes et optimiser les opérations.

- **Le domaine militaire** :Par exemple pour les drones décisionnels.

- **Le secteur financier** : Évaluation des risques d'une opération comme l'octroi d'un crédit immobilier.

- **Les transports** : Gestion du trafic dans les transports en commun.

Aujourd'hui, l'intelligence artificielle génère déjà de nombreux avantages pour les entreprises, y compris le diagnostic des pannes et parmi les méthodes utilisées dans ce but : Système expert , la logique floue , la reconnaissance de formes , les réseaux de neurone , l'apprentissage automatique( Machine Learning).[15]

## 3.4 L'apprentissage automatique

Est un domaine émergeant de l'intelligence artificielle, vise à comprendre et reproduire la capacité d'apprentissage humain à travers des systèmes artificiels. Il s'agit essentiellement de concevoir des algorithmes et des méthodes permettant d'extraire des informations pertinentes à partir de données (sans être explicitement programmés) ou d'apprendre des comportements à partir d'exemples.(16)

### 3.4.1 Les types de l'apprentissage automatique :

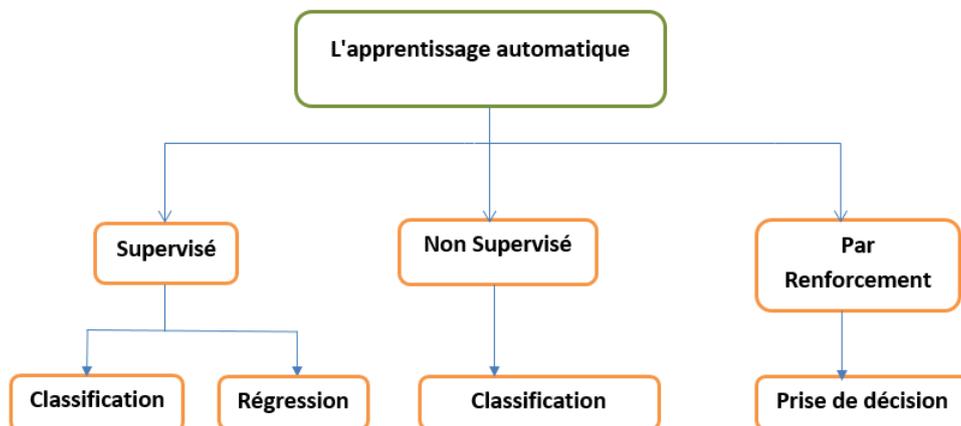


FIGURE 3.1 – Les types de l'apprentissage automatique

### 3.4.1.1 L'apprentissage Supervisé :

Dans l'apprentissage supervisé, l'algorithme est guidé par un être humain, qui lui fournit des données d'entraînement étiquetées. L'algorithme est formé en utilisant une base de données d'apprentissage composée d'exemples de cas réels qui ont été traités et validés. L'objectif est de découvrir des relations entre les données d'entrée (variables explicatives) et les données de sortie (variables à prédire), afin de pouvoir généraliser ces connaissances à de nouvelles entrées dont les sorties sont inconnues.[16]

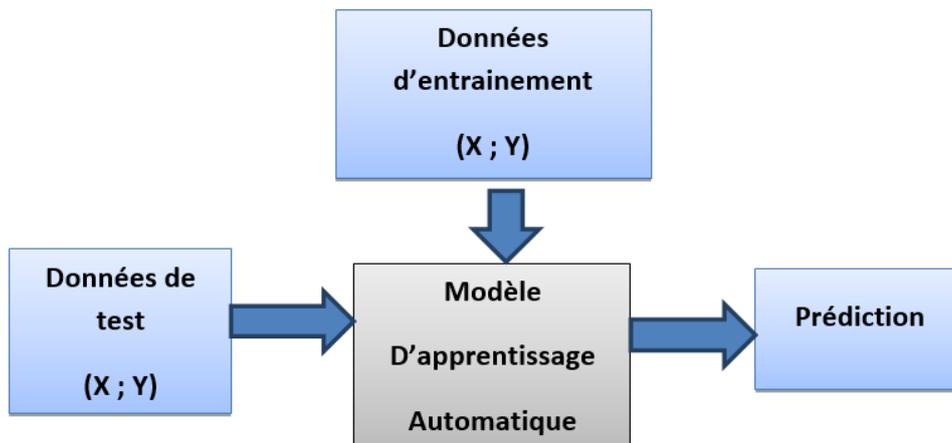


FIGURE 3.2 – Apprentissage supervisé

En apprentissage supervisé, il existe deux types de tâches principales : la régression et la classification.

- **Classification** : Lorsque on cherche à prédire la valeur d'une variable discrète (qualitative) c'est-à-dire une variable qui peut prendre certaines de valeur, nous devons classer ce qui nous est donnée en classes.

Par exemple, dans le cas de la classification des e-mails en spam ou non spam.

- **Régression** : Dans lesquels on cherche à prédire la valeur d'une variable continue (quantitative) c'est-à-dire une variable qui peut prendre une infinité de valeur.

Par exemple, dans le cas de la prédiction du prix d'une maison.[17]

### 3.4.1.2 L'apprentissage Non supervisé :

Dans l'apprentissage non supervisé, le réseau reçoit des données d'entrée sans avoir d'informations sur les sorties attendues. Le système doit donc prendre la décision de manière autonome quant aux caractéristiques à utiliser pour regrouper les données d'entrée. L'objectif de l'apprentissage non supervisé est de découvrir et analyser les structures des données qui ne sont pas étiquetées, puis de regrouper (classer) les données ayant les mêmes

caractéristiques.[17]



FIGURE 3.3 – Apprentissage non supervisé

### 3.4.1.3 L'apprentissage par Renforcement :

Est une méthode d'apprentissage automatique qui cherche à trouver la meilleure solution en apprenant de manière itérative à partir d'expériences successives. Pour ce type d'apprentissage, les données d'entraînement proviennent directement de l'environnement. Contrairement aux problèmes supervisés et non supervisés, l'apprentissage par renforcement se distingue par son caractère interactif et itératif, l'algorithme explore différentes actions, observe la réaction de l'environnement, puis ajuste son comportement pour trouver la meilleure stratégie.[18]

## 3.5 Les méthodes de régression supervisée utilisées

### 3.5.1 L'algorithme KNN (K-Nearest Neighbours)

#### 3.5.1.1 Définition :

Est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui est utilisé pour la classification ou la régression. La décision consiste à chercher les  $k$  échantillons les plus voisins de l'objet et de l'affecter à la classe qui est la plus représentative dans ces  $k$  échantillons ("dis-moi qui sont tes amis, et je te dirais qui tu es").

Le fonctionnement du modèle KNN en régression est similaire à celui en classification, mais la principale différence réside dans la façon dont les prédictions sont faites. Dans la classification on prédit la classe majoritaire (dominante) des voisins les plus proches. Lors de la régression on prédit une valeur numérique basée sur la moyenne des valeurs cibles des  $K$  voisins les plus proches.

Pour effectuer une prédiction, l'algorithme K-NN va se baser sur le jeu de données en entier. En effet, pour une observation, qui ne fait pas parti du jeu de données, qu'on souhaite prédire, l'algorithme va chercher les  $K$  instances du jeu de données les plus proches

de notre observation. Ensuite pour ces K voisins, l'algorithme se basera sur leurs variables de sortie pour calculer la valeur de la variable de l'observation qu'on souhaite prédire.[19]

### 3.5.1.2 Fonctionnement de KNN pour la régression :

- Collecte des données d'entraînement : D'abord, vous devez disposer d'un ensemble de données d'entraînement contenant des exemples d'entrées et de valeurs cibles correspondantes.

- Calcul de la distance : Pour déterminer la similarité entre les instances d'entraînement et les nouvelles instances à prédire. La distance euclidienne est souvent utilisée pour cela, sa formule est :

$$DE(X;Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (3.1)$$

- Sélection des K plus proches voisins : Vous choisissez un nombre k, qui représente le nombre de voisins les plus proches à considérer. Les k voisins les plus proches sont sélectionnés en fonction de leur similarité de distance avec la nouvelle instance.

- Calcul de la valeur prédite : En régression KNN, la valeur prédite est calculée en prenant la moyenne des valeurs cibles des k voisins les plus proches. Cette valeur prédite est considérée comme la valeur de régression pour la nouvelle instance.

- Prédiction : Une fois que vous avez calculé la valeur prédite, vous pouvez l'utiliser pour faire des prédictions sur de nouvelles instances.[20]

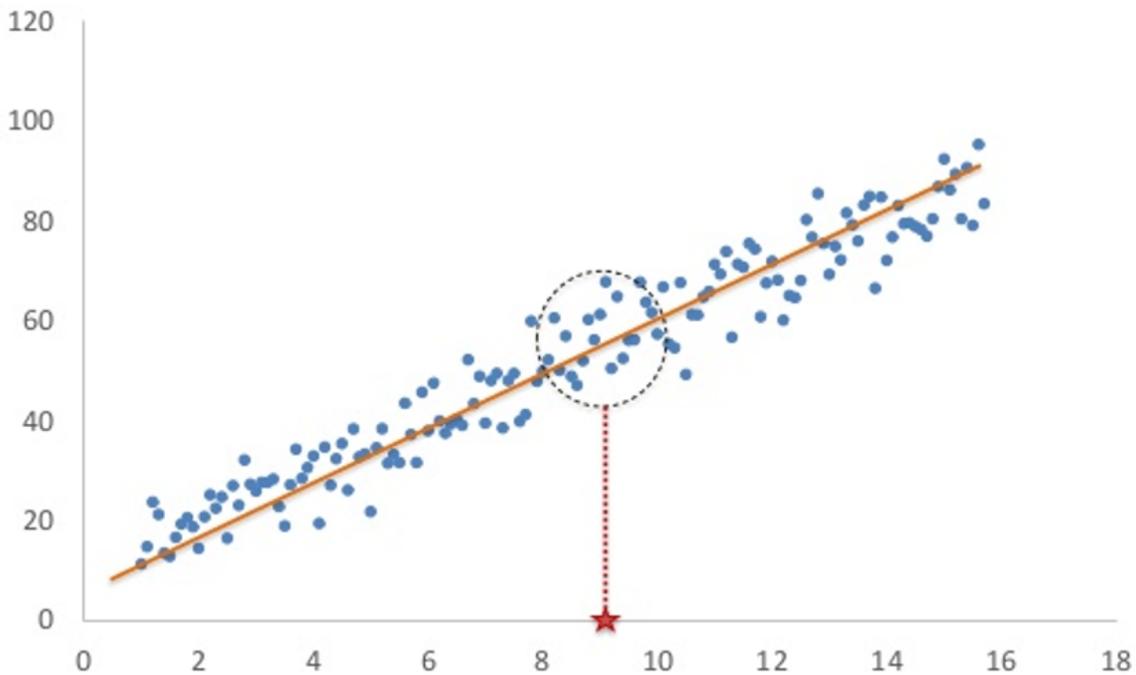


FIGURE 3.4 – Visualisation du k-plus proche voisin pour la régression.[25]

### 3.5.1.3 Les Avantages de KNN :

• L'algorithme est simple et facile à mettre en œuvre et à comprendre et à interpréter. Il est souvent considéré comme un bon point de départ pour les problèmes de classification et de régression.

- Il peut être utilisé efficacement pour les données complexes et non linéaires.
- Ne pas refaire l'apprentissage lors de l'introduction de nouveaux attributs.
- Il n'est pas nécessaire de construire un modèle. Au lieu de cela, il mémorise les exemples d'entraînement et effectue des calculs de distance au moment de la prédiction. Cela signifie que le modèle KNN peut facilement s'adapter à de nouveaux exemples ajoutés à l'ensemble de données sans avoir besoin d'une nouvelle phase d'entraînement.

## 3.5.2 L' algorithme SVR (Support Vector Regression)

### 3.5.2.1 Définition :

La régression à vecteurs de support (SVR), est un algorithme de régression qui peut être appliqué aux régressions linéaires ainsi que les régressions non-linéaires. Elle repose sur les principes des machines à vecteurs de support (SVM). Alors que les SVM sont principalement utilisés pour des tâches de classification avec des étiquettes discrètes, le

SVR est conçu pour prédire des variables continues et ordonnées.[21]

D'abord, il est important de connaître les termes suivants :

- Hyperplan : Il s'agit d'une ligne de séparation dans un espace de dimensions supérieures qui contribue à prédire la valeur cible. Dans le SVR, l'hyperplan est défini pour approximer la meilleure valeur possible.
- Noyau : Le SVR effectue une régression dans un espace de dimensions supérieures. Pour cela, une fonction de transformation appelée noyau est utilisée pour modifier les points de données. Par exemple (le noyau gaussien).
- Lignes de marge : Ce sont deux lignes tracées de part et d'autre de l'hyperplan à une distance  $\epsilon$  (epsilon). Elles créent une marge entre les points de données.
- Vecteur de support : Il s'agit des points de données extrêmes qui se trouvent à proximité de la marge et qui sont utilisés pour définir l'hyperplan.[21]

### 3.5.2.2 Principe de fonctionnement du SVR :

Dans le cas de la SVR, l'objectif est de trouver un hyperplan qui correspond le mieux à un ensemble de données pour la régression. L'hyperplan représente une ligne droite qui est nécessaire pour ajuster les données. Les points de données les plus proches de chaque côté de l'hyperplan sont appelés vecteurs de support. Ils sont importants car ils influencent la position et l'orientation de l'hyperplan, aidant ainsi à construire le modèle SVR. Voici un aperçu général du fonctionnement du SVR :

- Transformation des données : Tout d'abord, les données d'entraînement sont transformées à l'aide d'une fonction de transformation non linéaire, pour les amener dans un espace de dimension supérieure. Cette transformation est réalisée en utilisant un noyau (gaussien) qui permet de gérer des relations non linéaires entre les variables d'entrée et de sortie.

- Définition des marges : Une fois les données transformées, la SVR cherche à trouver une fonction de prédiction qui se situe dans une "marge" autour de la fonction cible, où les points de données à l'intérieur de cette marge sont considérés comme bien prédits. Les marges sont définies en utilisant des paramètres tels que l'épsilon ( $\epsilon$ ), qui détermine la largeur de la marge.

- Détermination des vecteurs de support : Les vecteurs de support sont les points de données qui se trouvent sur les bords des marges. Ils jouent un rôle crucial dans la SVR car ils déterminent la fonction de prédiction finale.

- Résolution de l'optimisation : L'objectif principal de la SVR est de minimiser ou ajuster l'erreur de prédiction tout en maintenant les points de données à l'intérieur des marges.
- Prédiction : Une fois que le modèle SVR est formé, il peut être utilisé pour prédire les valeurs de sortie pour de nouvelles données.[22]

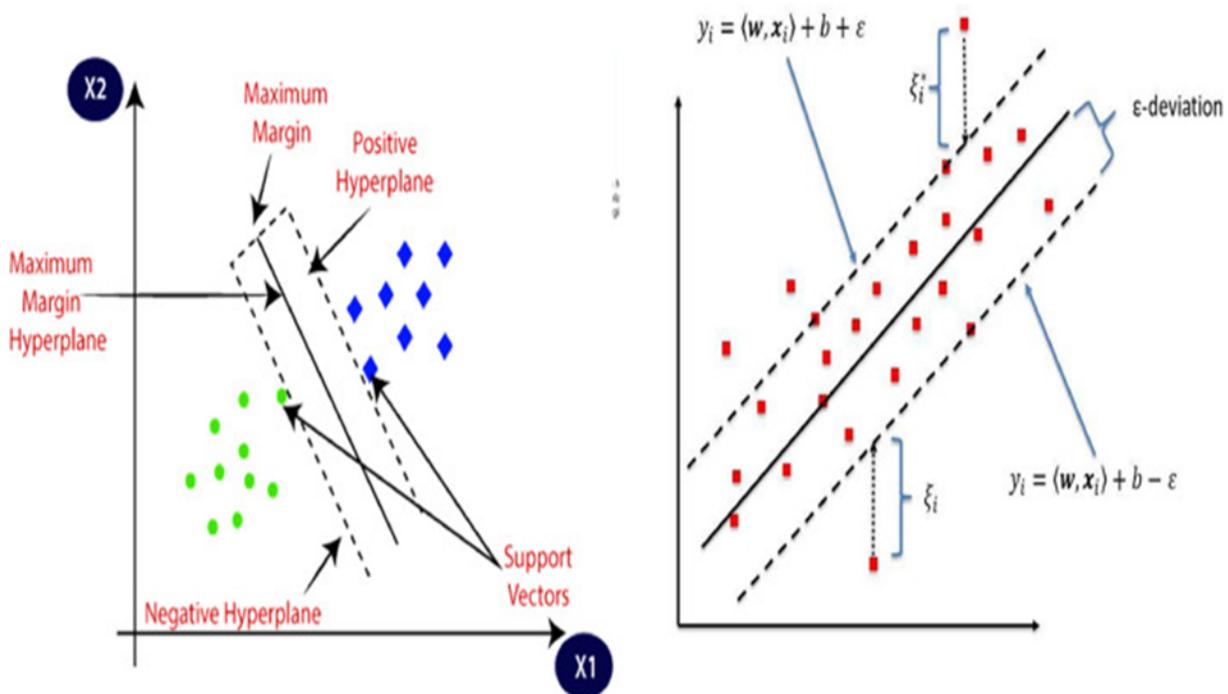


FIGURE 3.5 – Visualisation du SVR pour la régression.[26]

### 3.5.2.3 Les Avantages de SVR :

- SVR est particulièrement efficace pour traiter des ensembles de données comportant un grand nombre de variables, car il utilise des vecteurs de support pour représenter les points de données les plus importants.
- SVR peut gérer efficacement des relations non linéaires entre les variables d'entrée et de sortie en utilisant des fonctions de noyau non linéaires pour effectuer une transformation des données.
- Peut traiter des caractéristiques hautement dimensionnelles.

## 3.6 Hold-Out

Le holdout est une technique couramment utilisée en apprentissage automatique pour évaluer les performances d'un modèle. L'idée principale est de diviser l'ensemble de données disponible en deux ensembles distincts : l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de test.

L'ensemble d'apprentissage est utilisé pour entraîner le modèle. C'est sur cet ensemble que le modèle apprend à partir des exemples présents, en essayant de capturer les relations entre les variables d'entrée et les variables de sortie cibles.

L'ensemble de test est utilisé pour évaluer les performances du modèle sur de nouvelles données, c'est-à-dire des données qu'il n'a pas encore vues pendant l'apprentissage. Les performances du modèle sont mesurées en comparant les prédictions du modèle sur l'ensemble de test avec les valeurs réelles des données de test. Cela permet de voir dans quelle mesure le modèle peut généraliser et prédire correctement les résultats sur de nouvelles données.

Une division courante lors de l'utilisation de la méthode du Hold-Out consiste à utiliser 70% des données pour l'apprentissage et les 30% restants pour les tests. [23]

## 3.7 L'évaluation d'un modèle de régression

Les modèles de régressions sont évalués à l'aide de plusieurs mesures, notamment :

- Erreur quadratique moyenne (MSE-Mean Squared Error) : Cette métrique mesure l'erreur quadratique moyenne entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs réelles.

$$MSE = \frac{1}{N} \times \sum (Y_{re} - Y_{pr})^2 \quad (3.2)$$

- Racine Erreur quadratique moyenne (RMSE - Root Mean Squared Error) : Cette métrique calcule la racine carrée de la moyenne des carrés des différences entre les valeurs prédites et les valeurs réelles.

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (3.3)$$

- Erreur absolue moyenne (MAE - Mean Absolute Error) : Cette métrique calcule la moyenne des valeurs absolues des différences entre les valeurs prédites et les valeurs réelles.

$$MAE = \frac{1}{N} \times \sum |Y_{re} - Y_{pr}| \quad (3.4)$$

• Coefficient de détermination : Le coefficient de détermination, est une mesure qui fournit des informations sur la qualité de l'ajustement d'un modèle. Dans le contexte de la régression, il s'agit d'une mesure statistique de la mesure dans laquelle la ligne de régression se rapproche des données réelles. Une valeur de coefficient de détermination proche de 1 indique une bonne adéquation du modèle aux données. [24]

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(Y_{re} - Y_{pr})^2}{\sum(Y_{re} - Y_{moy})^2} \quad (3.5)$$

### 3.8 Conclusion

Avec le développement industriel et l'avancement de la technologie, l'intelligence artificielle connaît actuellement un regain d'intérêt dans le domaine industriel, ainsi plusieurs techniques et méthodes sont apparus et développée.

Dans ce chapitre nous avons donner les bases de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique , avec des définitions générales, des types et des applications. Également une explication de quelques principaux modèles d'apprentissage automatique (KNN et SVR).

Dans le chapitre suivant, nous présenterons une application dans laquelle nous ferons le pronostic du l'état de dégradation de la turbine en utilisant deux modèles de méthodes d'apprentissage automatique dans le but d'améliorer la fiabilité de la turbine.

## Chapitre 4

# Implémentation et évaluation des modèles proposés

## 4.1 Introduction

L'optimisation de la fiabilité des turbines à gaz est d'une importance capitale dans l'industrie de l'énergie. La dégradation et les pannes des turbines peuvent entraîner des coûts élevés de maintenance et des perturbations dans la production d'énergie (mécanique ou électrique). Afin de prévenir ces problèmes et de garantir un fonctionnement efficace, il est essentiel de disposer de méthodes fiables pour prédire la fiabilité des turbines à gaz. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé des méthodes d'apprentissage simples (prédictives).

Dans ce chapitre, nous appliquerons les méthodes que nous avons proposées pour la prévision, avec l'interprétation et la comparaison des résultats obtenus, pour prouver l'efficacité des méthodes utilisées.

## 4.2 Description du système et de la base de données utilisés

Les données ont été générées à partir d'un simulateur sophistiqué de turbines à gaz (GT), monté sur une frégate. Caractérisé par un type de centrale de propulsion Diesel Electric et Gaz (CODLAG). Les expériences ont été réalisées au moyen d'un simulateur numérique d'un navire naval (frégate) caractérisé par une turbine à gaz (GT) de propulsion.

Les différents blocs formant le simulateur complet (Propeller, Hull, GT, Gear Box et Controller) ont été développés et affinés au cours de l'année sur plusieurs unités de propulsion réelles similaires. Compte tenu de ces observations, les données disponibles concordent avec un éventuel navire réel. Le comportement du système de propulsion a été décrit avec Coefficient de dégradation de la turbine kMt.

La gamme de désintégration de la turbine a été échantillonnée avec une grille uniforme de précision 0.001 afin d'avoir une bonne granularité de représentation.

En particulier, pour la discrétisation du coefficient de l'état de dégradation de la turbine dans le domaine  $[1 ; 0,975]$ .

La vitesse du navire a été étudiée en échantillonnant la plage de vitesse possible de 3 à 27 nœuds avec une granularité de représentation égale à des nœuds d'arbre.

Une série de mesures (16 caractéristiques) qui représentent indirectement l'état du système soumis à une dégradation des performances a été acquise et stockée dans l'ensemble de données sur l'espace du paramètre.

Un vecteur à 16 caractéristiques contenant les mesures GT à l'état stable de l'actif physique :

- 1 - Position levier ( $l_p$ )
- 2 - Vitesse du navire ( $v$ ) [nœuds]
- 3 - Couple de l'arbre de la turbine à gaz (GTT) [kN m]
- 4 - Vitesse de rotation des turbines à gaz (GTn) [rpm]
- 5 - Vitesse de rotation du générateur de gaz (GGn) [rpm]
- 6 - Couple de l'hélice tribord ( $T_s$ ) [kN]
- 7 - Couple de l'hélice bâbord ( $T_p$ ) [kN]
- 8 - Température sortie turbine HP (T48) [C]
- 9 - Température air entrée compresseur GT (T1) [C]
- 10 - GT Température air sortie compresseur (T2) [C]
- 11 - Pression sortie turbine HP (P48) [bar]
- 12 - Pression d'air à l'entrée du compresseur GT (P1) [bar]
- 13 - GT Pression air sortie compresseur (P2) [bar]
- 14 - Pression des gaz d'échappement de la turbine à gaz (Pexh) [bar]
- 15 - Commande d'injection de turbine (TIC) [%]
- 16 - Débit de carburant ( $mf$ ) [kg/s].[27][28]

Dans notre travail nous avons prédit le coefficient d'état de dégradation de la turbine, et qui représente un indicateur de la dégradation des performances de la turbine à gaz au fil du temps. Notre période de prévision est de trois mois.

Un coefficient d'état de dégradation de la turbine plus élevé indique que la turbine à gaz s'est dégradée de manière plus significative et peut nécessiter un entretien ou des réparations pour restaurer ses performances. D'autre part, un coefficient inférieur indique que la turbine à gaz est en meilleur état et peut continuer à fonctionner efficacement pendant une plus longue période de temps.

Nous pouvons utiliser le coefficient d'état de dégradation de la turbine pour prédire la fiabilité de la turbine par ce que affecter la fiabilité de la turbine de plusieurs façons. Si la dégradation de la turbine est rapide, cela peut entraîner une augmentation des pannes et des problèmes opérationnels.

Une turbine avec un coefficient de dégradation élevé peut nécessiter des réparations plus

fréquentes ou une maintenance intensive pour maintenir ses performances nominales, ce qui peut entraîner des temps d'arrêt non planifiés et des coûts supplémentaires, d'où une moindre fiabilité.

D'autre part, une turbine avec un coefficient de dégradation faible indique une meilleure stabilité de performance au fil du temps. Cela peut se traduire par une fiabilité accrue, car la turbine maintient ses performances nominales pendant de plus longues périodes sans nécessiter de réparations majeures.

### 4.3 Méthodologies des techniques utilisées

Nous avons utilisé deux algorithmes d'apprentissage simples pour effectuer des prédictions. Nous avons utilisé le modèle KNN et le modèle SVR de différentes manières pour obtenir les meilleures prédictions. Pour le modèle KNN, nous avons utilisé trois configurations différentes : la première avec deux voisins ( $k = 2$ ), la deuxième avec trois voisins ( $k = 3$ ), et la troisième avec cinq voisins ( $k = 5$ ). En ce qui concerne le modèle SVR, nous avons utilisé les paramètres par défaut pour entraîner et prédire

Nous avons effectué 10 tests pour chaque algorithme afin de vérifier les performances de ces algorithmes, et obtenu les résultats suivants :

#### 4.3.1 Résultats de KNN

- **Le modèle KNN pour  $k=2$**  : Nous prenons les résultats de 3 essais.

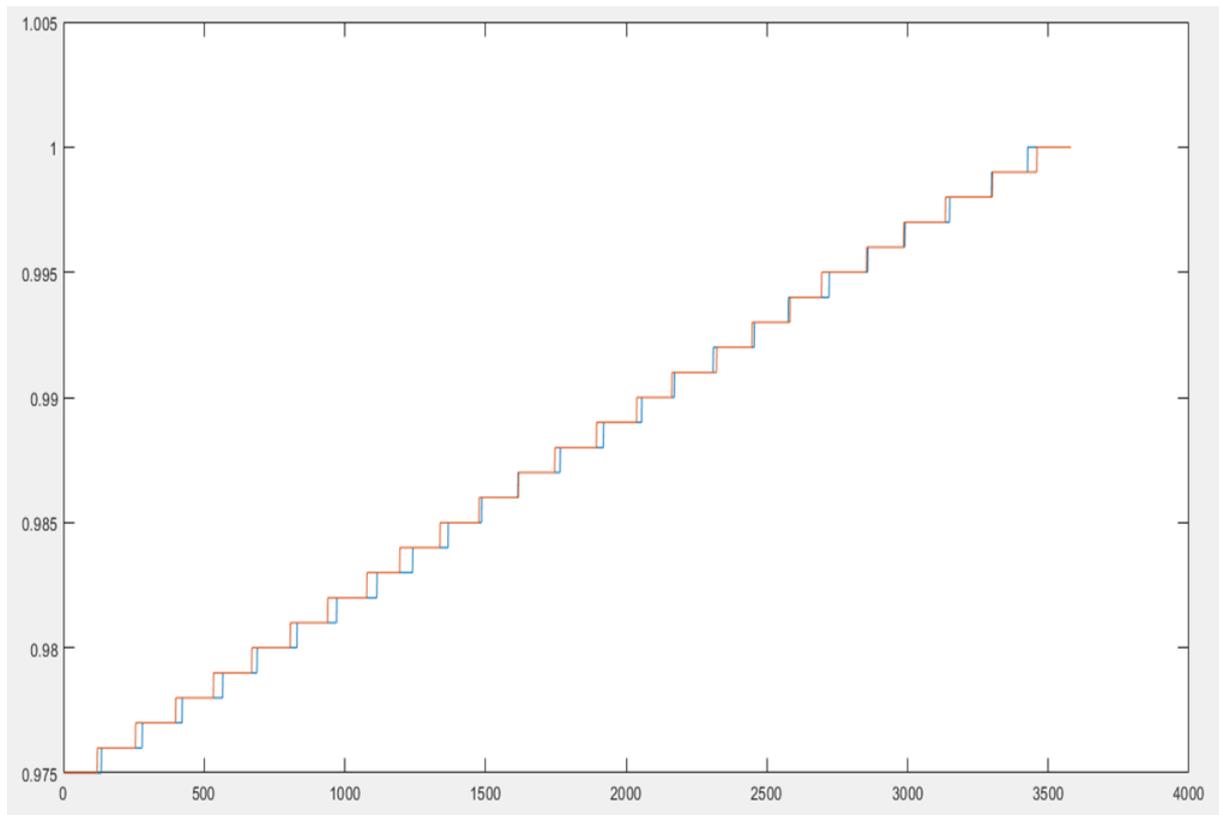


FIGURE 4.1 – Résultats de prédiction de première essai(K=2)

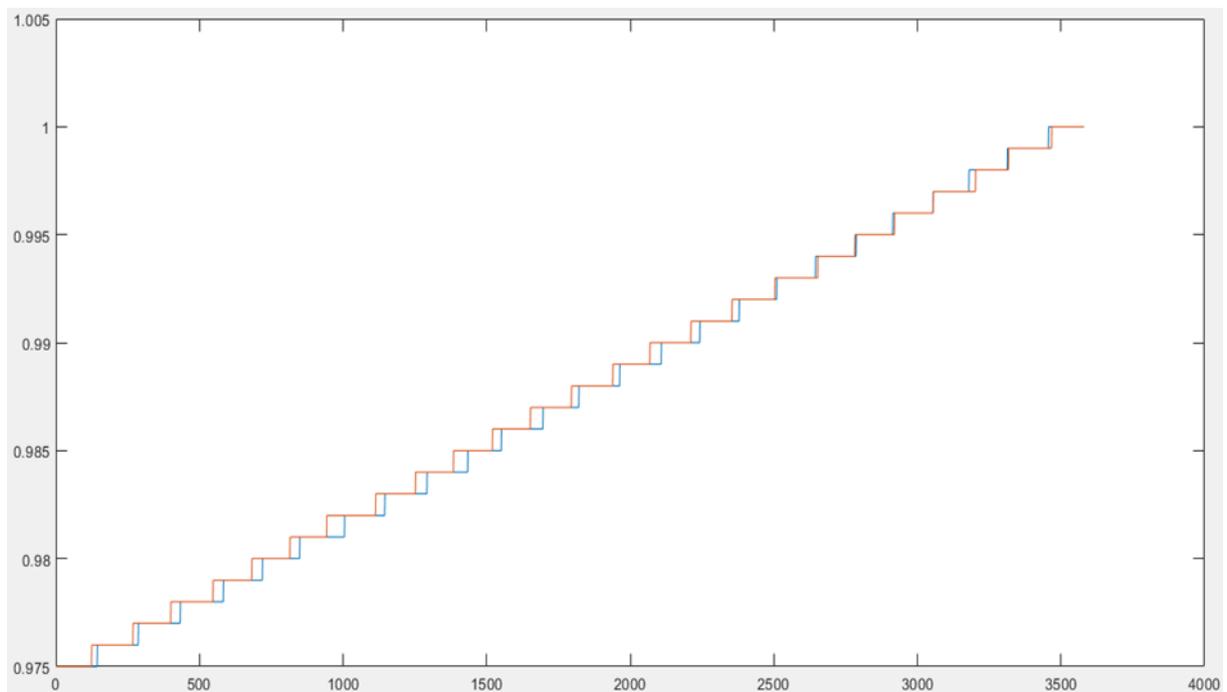


FIGURE 4.2 – Résultats de prédiction de deuxième essai(K=2)

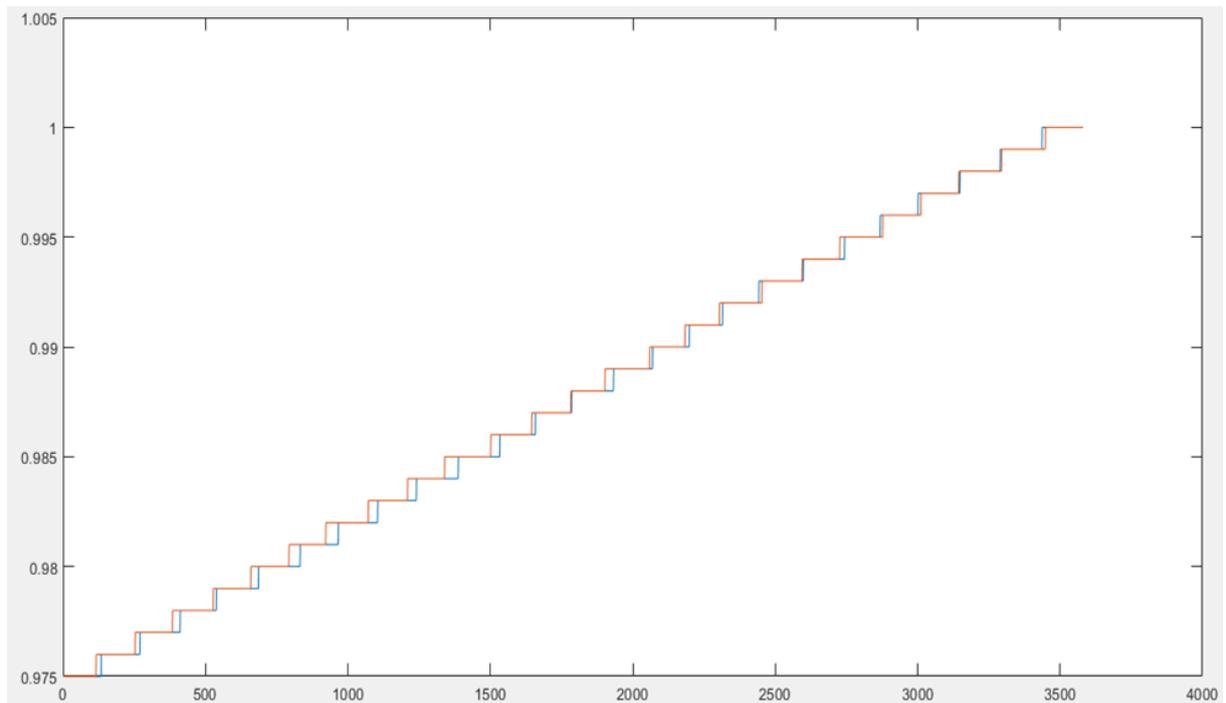


FIGURE 4.3 – Résultats de prédiction de troisième essai(K=2)

- **Le modèle KNN pour k=3** : Nous prenons les résultats de 3 essais.

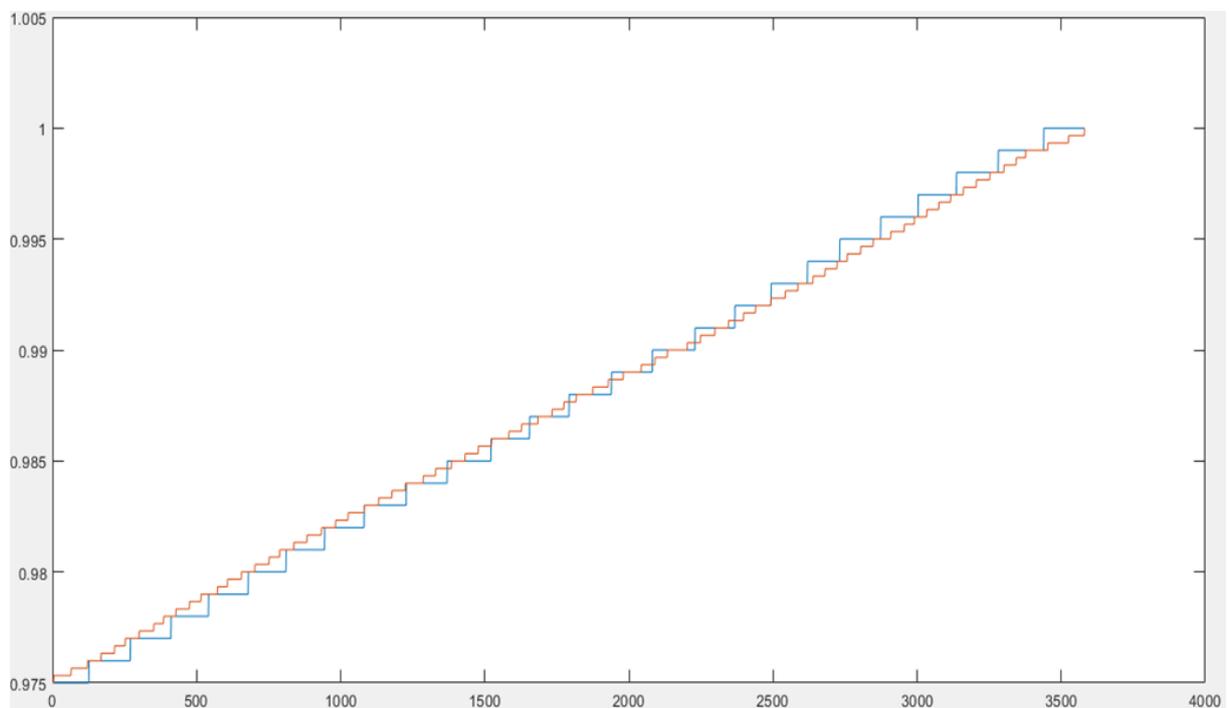


FIGURE 4.4 – Résultats de prédiction de première essai(K=3)

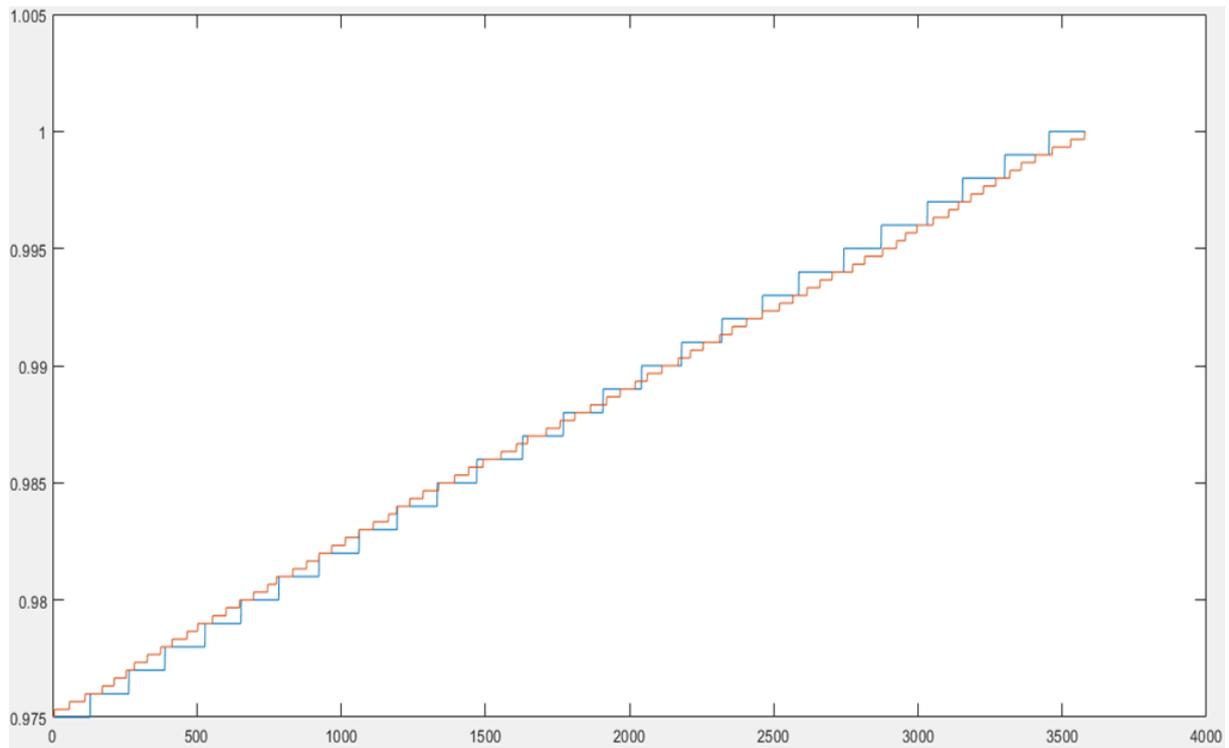


FIGURE 4.5 – Résultats de prédiction de deuxième essai(K=3)

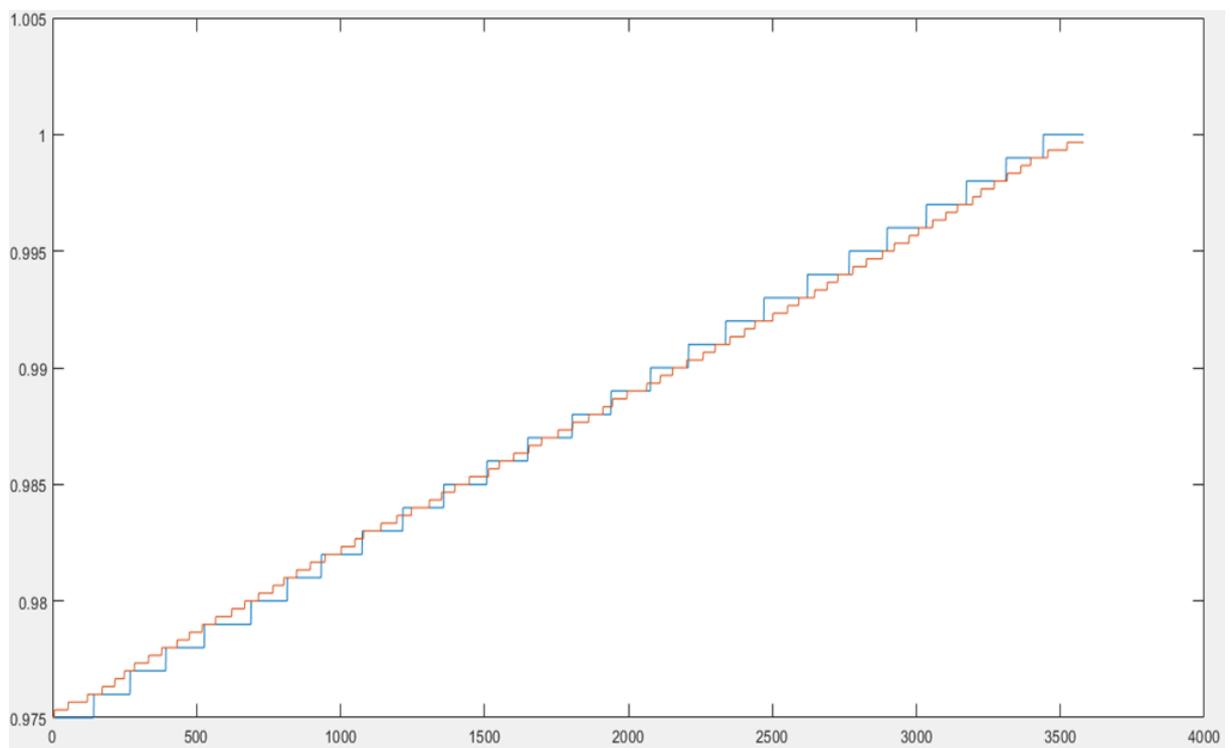


FIGURE 4.6 – Résultats de prédiction de troisième essai(K=3)

•Le modèle KNN pour  $k=5$  : Nous prenons les résultats de 3 essais.

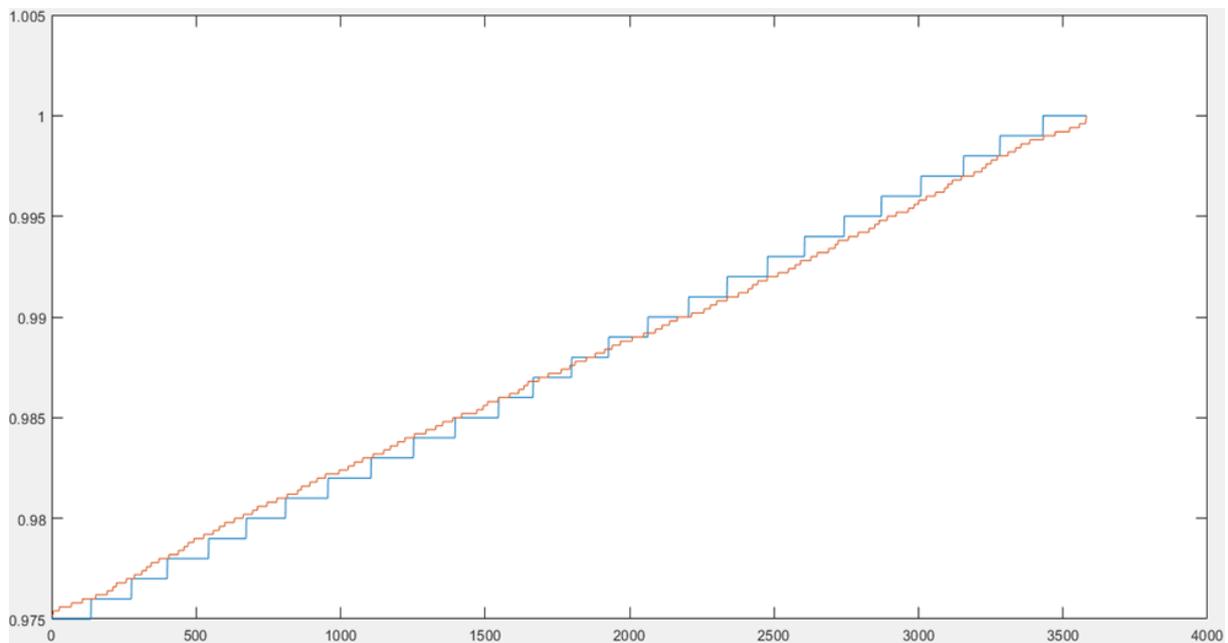


FIGURE 4.7 – Résultats de prédiction de première essai(K=5)

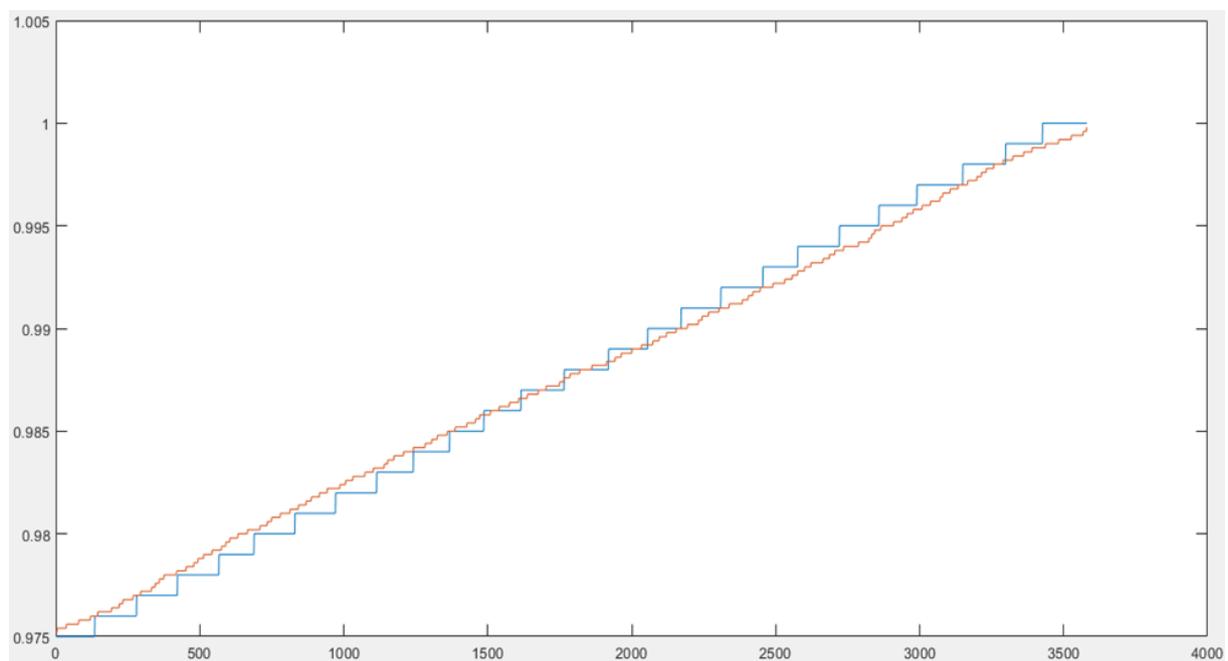


FIGURE 4.8 – Résultats de prédiction de deuxième essai(K=5)

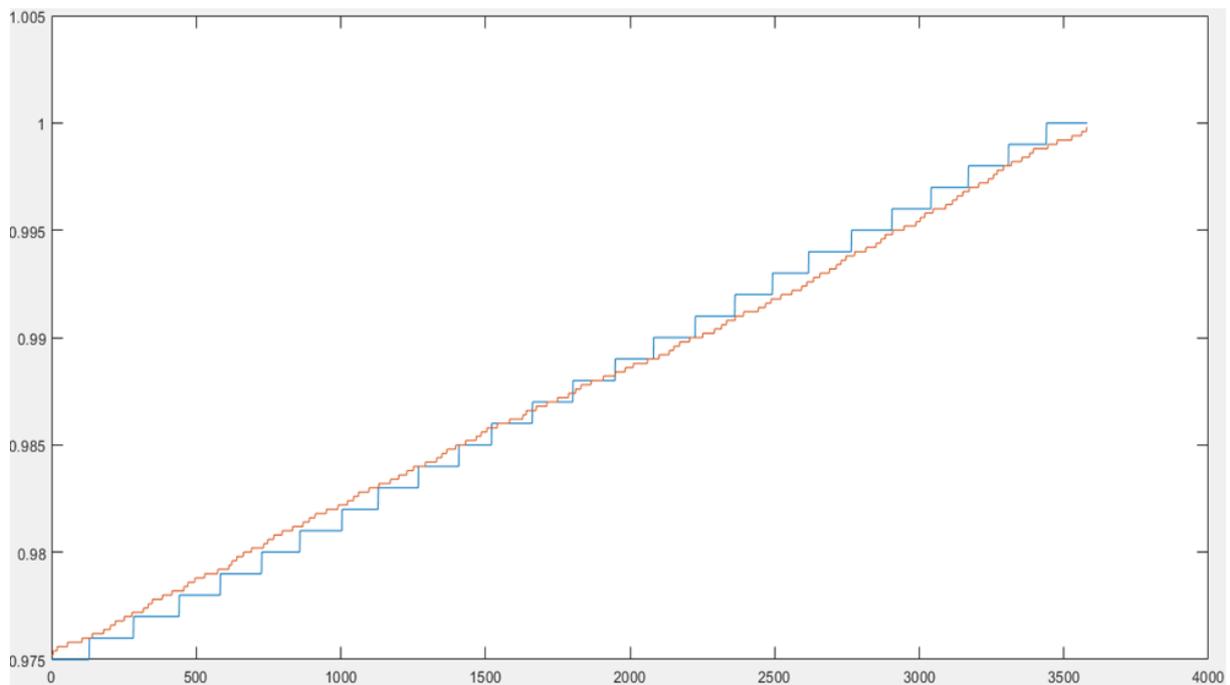


FIGURE 4.9 – Résultats de prédiction de troisième essai(K=5)

### 4.3.2 Résultats de SVR :

Nous prenons les résultats de 3 essais.

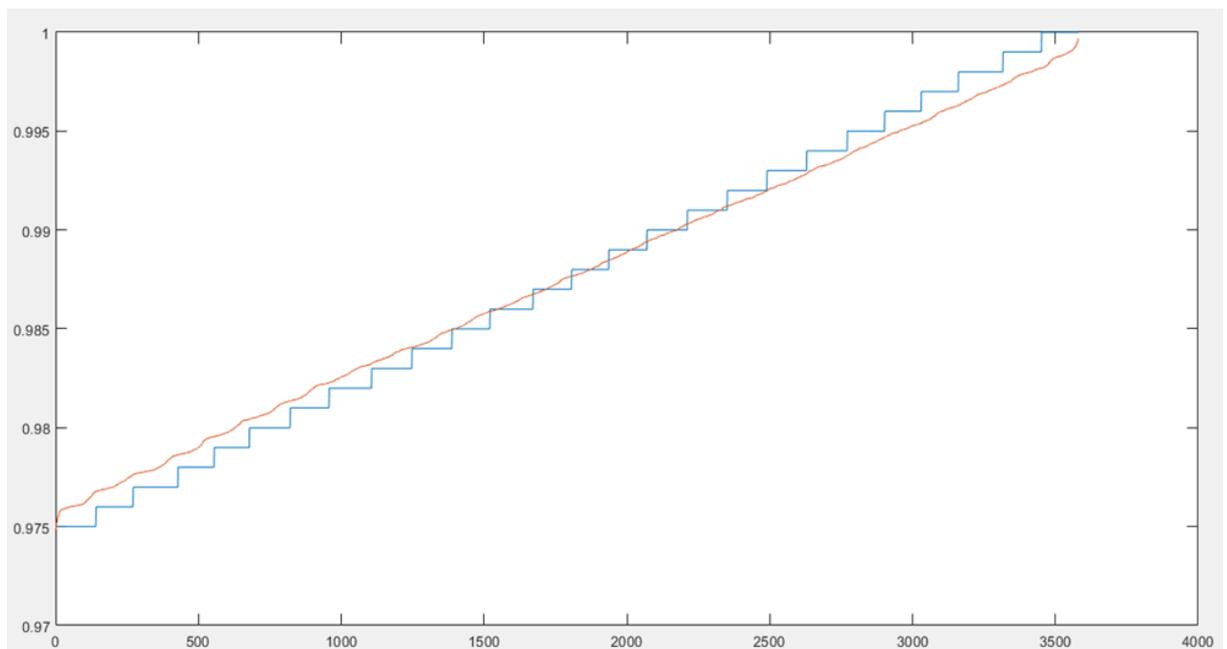


FIGURE 4.10 – Résultats de prédiction de première essai de SVR

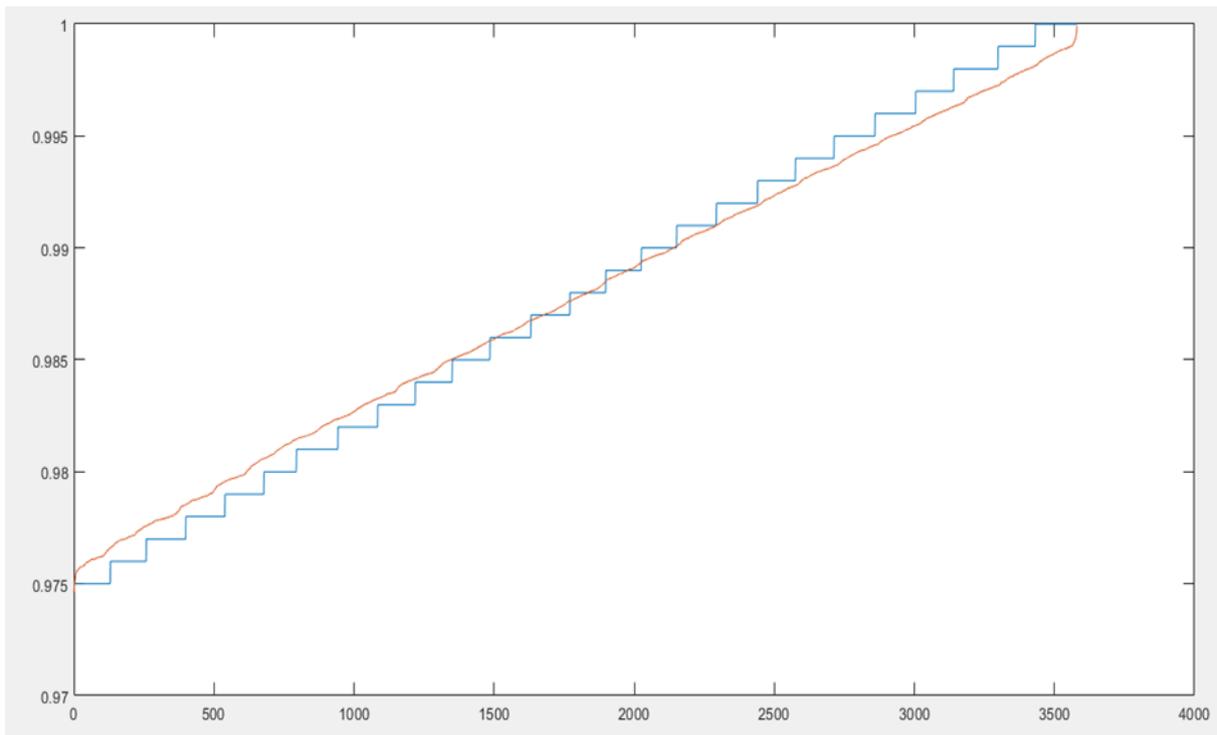


FIGURE 4.11 – Résultats de prédiction de deuxième essai de SVR

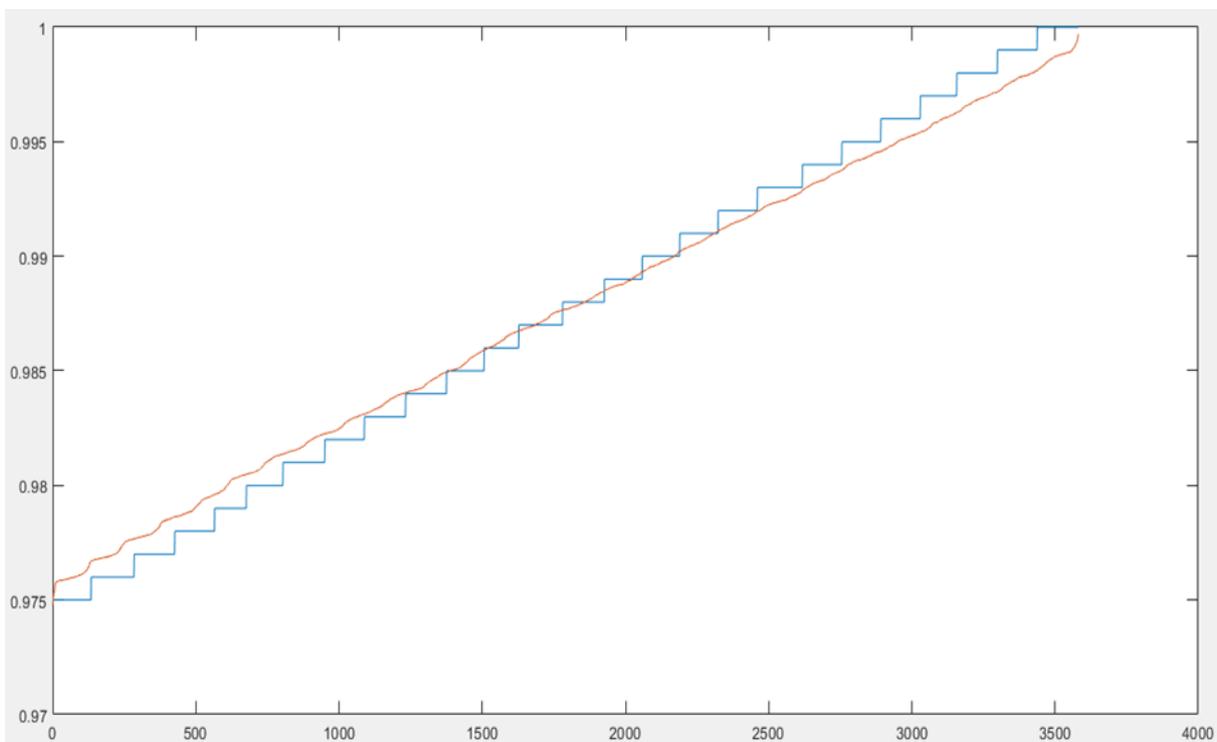


FIGURE 4.12 – Résultats de prédiction de troisième essai de SVR

## 4.4 Évaluation et interprétation des résultats obtenus

Afin d'évaluer les deux modèles, nous avons calculé les valeurs d'erreur : l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et enfin le coefficient de détermination (R2) Pour tous les essais.

### 4.4.1 Pour le modèle KNN :

Nous avons calculé la moyenne de toutes les erreurs afin d'évaluer et de comparer les trois cas que nous avons réalisés pour choisir le meilleur cas, et nous les avons représentées dans le tableau ci-dessous.

TABLEAU 4.1 – Résultats des 10 essai de KNN

		Essai1	Essai2	Essai3	Essai4	Essai5	Essai6	Essai7	Essai8	Essai9	Essai10	moy
K = 2	MSE (*10 <sup>-7</sup> )	1,3264	1,3432	1,2901	1,3823	1,8096	1,2036	1,6923	0,99414	1,4102	0,92991	1,338175
	RMSE (*10 <sup>-4</sup> )	3,642	3,665	3,5919	3,7179	4,2539	3,4693	4,1137	3,153	3,7553	3,0494	3,64114
	R <sup>2</sup>	0,9979	0,9979	0,9979	0,9978	0,9973	0,9981	0,9975	0,9983	0,9978	0,9985	0,9979
	MAE (*10 <sup>-4</sup> )	1,3264	1,3432	1,2901	1,3823	1,8096	1,2036	1,6923	0,99414	1,4102	0,92991	1,338175
K = 3	MSE (*10 <sup>-7</sup> )	2,4884	2,3867	2,3147	2,7168	2,513	2,3072	2,2719	2,4075	2,5421	2,4161	2,43644
	RMSE (*10 <sup>-4</sup> )	4,9884	4,8854	4,8111	5,2123	5,0129	4,8034	4,7664	4,9066	5,0419	4,9154	4,93438
	R <sup>2</sup>	0,998	0,9981	0,9981	0,998	0,998	0,9981	0,9981	0,998	0,9979	0,998	0,99803
	MAE (*10 <sup>-4</sup> )	3,9281	3,8146	3,7606	4,1776	3,9812	3,7885	3,7364	3,8639	4,0408	3,8695	3,89612
K = 5	MSE (*10 <sup>-7</sup> )	4,2484	4,3915	4,8055	4,6039	4,4265	4,4321	4,3457	4,3543	5,0001	4,2484	4,48564
	RMSE (*10 <sup>-4</sup> )	6,518	6,6268	6,9322	6,7852	6,6532	6,6574	6,5922	6,5987	7,0711	6,518	6,69528
	R <sup>2</sup>	0,9974	0,9971	0,9971	0,9973	0,9972	0,9975	0,9974	0,9971	0,9968	0,9974	0,99723
	MAE (*10 <sup>-4</sup> )	5,5828	5,6615	5,9844	5,8576	5,6509	5,642	5,6213	5,6051	6,1039	5,5828	5,72923

#### 4.4.1.1 Comparaison entre les trois cas :

Dans cette comparaison, nous pouvons observer les variations des erreurs en fonction de la valeur de K.

.Comparaison pour MSE :

	K = 2	K = 3	K = 5
MSE	1.338175*10 <sup>(-7)</sup>	2.43644*10 <sup>(-7)</sup>	4.48564*10 <sup>(-7)</sup>

Le modèle avec  $K=2$  à la plus faible MSE parmi les trois modèles. Cela indique qu'il est capable de prédire les valeurs avec une précision relativement élevée.

Le modèle avec  $K=3$  à une MSE légèrement plus élevée que celui avec  $K=2$ , mais elle reste relativement faible.

Le modèle avec  $K=5$  à la MSE la plus élevée parmi les trois modèles. Cela indique que les prédictions peuvent être légèrement moins précises que pour les modèles avec  $K=2$  ou  $K=3$ .

Donc le modèle avec  $k=2$  est le meilleur par rapport  $k=3$  et  $k=5$ .

**.Comparaison pour RMSE :**

	$K = 2$	$K = 3$	$K = 5$
RMSE	$3.64114 \cdot 10^{-4}$	$4.93438 \cdot 10^{-4}$	$6.59528 \cdot 10^{-4}$

Le modèle avec  $K=2$  à le RMSE le plus bas parmi les trois modèles, ce qui indique une meilleure performance de prédiction par rapport aux modèles avec  $K=3$  et  $K=5$ . Cela peut signifier que le modèle KNN est capable de capturer efficacement les relations entre les variables et de prédire les valeurs avec précision en utilisant deux voisin le plus proche. Le modèle avec  $K=3$  à un RMSE légèrement plus élevé que celui avec  $K=2$ , ce qui indique une légère augmentation de l'erreur de prédiction. Cependant, il reste inférieur au RMSE du modèle avec  $K=5$ .

Le modèle avec  $K=5$  à le RMSE le plus élevé parmi les trois modèles. Cela indique une augmentation de l'erreur de prédiction par rapport aux modèles avec  $K=2$  et  $K=3$ .

**.Comparaison pour MAE :**

	$K = 2$	$K = 3$	$K = 5$
MAE	$1.338175 \cdot 10^{-4}$	$3.89612 \cdot 10^{-4}$	$5.72923 \cdot 10^{-4}$

Le modèle avec  $K=2$  à le MAE le plus bas parmi les trois modèles, ce qui indique une meilleure performance de prédiction par rapport aux modèles avec  $K=3$  et  $K=5$ . Cela signifie que le modèle KNN est capable de prédire les valeurs avec une précision relativement élevée en utilisant deux voisin le plus proche.

Le modèle avec  $K=3$  à un MAE légèrement plus élevé que celui avec  $K=2$ , ce qui indique une augmentation de l'erreur de prédiction. Cependant, il reste inférieur au MAE du modèle avec  $K=5$ .

Le modèle avec  $K=5$  à le MAE le plus élevé parmi les trois modèles. Cela indique une augmentation de l'erreur de prédiction par rapport aux modèles avec  $K=2$  et  $K=3$ .

**.Comparaison pour  $R^2$  :**

	K=2	K=3	K=5
$R^2$	0.9979	0.99803	0.99723

Le modèle avec  $K=2$  à un  $R^2$  élevé de 0.9979, ce qui suggère que le modèle explique environ 99.79% de la variance de la variable cible. Cela indique une très bonne adéquation du modèle aux données et une excellente capacité de prédiction.

Le modèle avec  $K=3$  à un  $R^2$  légèrement plus élevé que celui avec  $K=2$ , atteignant 0.99803. Cela indique une amélioration supplémentaire de la capacité du modèle à expliquer la variance de la variable cible.

Le modèle avec  $K=5$  un  $R^2$  légèrement inférieur à celui avec  $K=3$ , avec une valeur de 0.99723. Bien que légèrement moins élevé, cela reste un  $R^2$  très élevé, ce qui indique une bonne adéquation du modèle aux données et une capacité solide de prédiction.

En résumé, les trois modèles KNN présentent des performances très élevées en termes de capacité de prédiction, avec des  $R^2$  proches de 1. Cela indique que les modèles expliquent une grande partie de la variance de la variable cible et s'ajustent bien aux données.

**4.4.1.2 Choix de meilleur cas de modèle KNN :**

Selon les résultats obtenus et après avoir comparé les différentes métriques d'erreur, nous avons conclu que le modèle avec  $k = 2$  est le meilleur modèle parmi ceux évalués. Les valeurs de MSE, RMSE et MAE pour ce cas sont les plus petites par rapport aux modèles avec  $k = 3$  et  $k = 5$ . Cela indique une meilleure précision dans la prédiction.

De plus, les valeurs de  $R^2$  pour tous les modèles sont très proches les unes des autres, ce qui suggère que tous les cas ont une bonne adéquation aux données et sont capables d'expliquer une grande partie de la variance de la variable cible. Cependant, le modèle avec  $k = 2$  présente des performances supérieures en termes d'erreurs, ce qui le rend plus fiable dans la prédiction.

Aussi, à travers les courbes de prédiction, on peut constater que la majorité des valeurs prédites par le modèle avec  $k = 2$  sont les mêmes que les valeurs réelles, contrairement aux autres cas.

Compte tenu de ces résultats, nous avons utilisée le modèle avec  $k = 2$  pour la prédiction.

#### 4.4.2 Pour le modèle SVR :

Nous avons effectué 10 tests afin de vérifier les performances de ce algorithmes. Nous avons calculé la moyenne de toutes les erreurs, et nous les avons représentées dans le tableau ci-dessous.

**TABLEAU 4.2** – Résultats des 10 essai de SVR

	Essai1	Essai2	Essai3	Essai4	Essai5	Essai6	Essai7	Essai8	Essai9	Essai10	moy
MSE (*10 <sup>-6</sup> )	1,3493	1,531	1,3646	1,4884	1,4568	1,476	1,5142	1,4114	1,41	1,4392	1,44409
RMSE	0,0011	0,0012	0,0011	0,0012	0,0012	0,0012	0,0012	0,0011	0,0011	0,0012	0,00116
R <sup>2</sup>	0,98854	0,9828	0,985	0,9825	0,984	0,9827	0,9825	0,9844	0,9843	0,9839	0,984064
MAE (*10 <sup>-4</sup> )	7,9806	8,2826	7,8652	8,2338	8,1243	7,9434	8,0817	7,9543	7,9568	7,9728	8,03955

Les résultats obtenus montrent des erreurs relativement faibles (MSE, RMSE, MAE) et un coefficient de détermination élevé (R2). Cependant, il est important de noter que les prédictions ne sont pas parfaites, comme en témoigne la courbe des attentes coupant la courbe des valeurs réelles en quelques points seulement.

#### 4.5 Comparaison entre KNN et SVR

Lorsque nous comparons les résultats de SVR avec les résultats de KNN. Nous avons remarqué que les valeurs d'erreur pour le modèle SVR sont plus élevées que pour le modèle KNN et le coefficient de détermination est moindre. Au vu des courbes de prédiction, le modèle KNN est meilleur pour la prédiction que SVR. Car la majorité des valeurs prédites du SVR sont loin des valeurs réelles.

**TABLEAU 4.3** – Résultats de SVR et de KNN

	KNN (K=2)	SVR
MSE	1.338175*10 <sup>(-7)</sup>	1.44409*10 <sup>(-6)</sup>
RMSE	3.64114*10 <sup>(-4)</sup>	0.0116
MAE	1.338175*10 <sup>(-4)</sup>	8.03955*10 <sup>(-4)</sup>
R <sup>2</sup>	0.9979	0.984064

## 4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode de prédiction de la fiabilité des turbines à gaz qui consiste à utiliser des algorithmes d'apprentissage automatique pour la prédiction. Où nous avons utilisé l'algorithme KNN et SVR et comparé les résultats que nous avons obtenus et avons conclu que KNN fonctionne mieux que SVR, et nous pouvons lui faire confiance pour prédire.

# Conclusion Générale

Il est évident que lorsque la fiabilité des turbines à gaz est très faible, cela entraîne des pannes fréquentes, ce qui a un impact significatif sur les coûts d'entretien et de réparation. Les dépenses nécessaires pour réparer et maintenir ces turbines défectueuses sont exorbitantes, ce qui se traduit par une baisse de la production de l'entreprise qui dépend de ces machines pour ses activités.

Pour remédier à cette situation, nous avons développé une nouvelle méthode de prédiction de la fiabilité des turbines à gaz en utilisant l'intelligence artificielle. Notre objectif était d'améliorer la fiabilité des turbines en anticipant leur dégradation, pour ce faire nous avons utilisé deux modèles d'apprentissages, à savoir le KNN (K-Nearest Neighbors) et le SVR (Support Vector Regression), pour prédire le coefficient de dégradation de la turbine. Ce coefficient de dégradation nous permet de déterminer la fiabilité de la turbine.

Les résultats obtenus dans ce travail démontrent clairement l'efficacité du modèle KNN ( $K=2$ ). Contrairement au modèle SVR (voire 4.5), qui a donné des résultats insatisfaisants en termes de prédiction, le modèle KNN s'est révélé être une approche prometteuse pour prédire la fiabilité des turbines à gaz.

En conclusion, le modèle KNN est un outil performant pour prédire l'état de dégradation des turbines à gaz, et il peut être utilisé en toute sécurité pour améliorer la fiabilité de ces machines. En mettant en œuvre le modèle de prévision fondé sur l'IA, les entreprises seront en mesure d'anticiper les pannes de turbines et de prendre des mesures préventives pour éviter les défaillances coûteuses. Cela permettra non seulement de réduire les coûts de maintenance et de réparation, mais également d'augmenter la production globale de l'entreprise, assurant ainsi une meilleure efficacité opérationnelle et une rentabilité accrue.

# Bibliographie

- [1] Normalisation française publié par AFNOR, Mai 2002), Site Google :<http://www.ehpadneuilly.com/cariboost-files/FDX-60-000.pdf>
- [2] Rausand et Høyland, La maintenance corrective et la maintenance préventive, 2004.
- [3] ISET Nabeul, Introduction à la maintenance, 2014.
- [4] “Méthodes de Maintenance”, [pagesperso-orange.fr](http://pagesperso-orange.fr)
- [5] Joseph J. Yamé, “Sûreté de fonctionnement des systèmes”, CRAN-Nancy Université.
- [6] Ouahiba TEBBI, Thèse de doctorat “ESTIMATION DES LOIS DE FIABILITE EN MECANIQUE PAR LES ESSAIS ACCELERES ”, Ecole doctorale d’Angers, Année : 2005.
- [7] Madiha YESSARI “Les Lois de la fiabilité”, Livre extrait du site : [scribd.vpdfs.com](http://scribd.vpdfs.com), Année : 2017-2018.
- [8] Prof. Ahmed BELLAOUAR, Mdma. Salima BELEULMI “FMD Fiabilité Maintena-bilité Disponibilité”, Département de Génie des transports -Faculté des sciences de la technologie-Université Constantine -1-, Année : 2013-2014.
- [9] "Turbine à gaz," WIKIPEDIA, l’encyclopédie libre, 18 AVRIL 2021. [Online]. Avail-able : [https://fr.wikipedia.org/wiki/Turbine à gaz](https://fr.wikipedia.org/wiki/Turbine_à_gaz). [Accessed 02 MAI 2017].
- [10] [10]TOTAL, Manuel de formation, “ Exploration et production, les équipements et les turbines ”, Dernière Révision : 14/05/2007.
- [11] LM2500 gas turbine, G.E Power System University.
- [12] «MAINTENANCE DE TURBINE A GAZ » (CPE – centre de formation de l’entre-prise SONATRACH).
- [13] MARK V LM speedtronic dispositif de la commande la turbine (GE Nuovo Pignone), 25 février 1998.
- [14] M.Benbrahim (Introduction à l’Intelligence Artificielle) ,2020.
- [15] Eugène C. Ezin (INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET SES DOMAINES D’APPLI-CATIONS), January 2023.

- [16] Chloé-Agathe Azencott (Introduction au Machine Learning). Livre.
- [17] (Introduction à l'apprentissage automatique) Ecole des Mines de Nancy 2022-2023.
- [18] Zara Islem (L'intelligence artificielle principe, outils et objectifs), UNIVERSITE BADJI MOKHTAR – ANNABA. 2019.
- [19] Zizhen Yao and Walter L Ruzzo (A Regression-based K nearest neighbor algorithm for gene function prediction from heterogeneous data), 20 March 2006.
- [20] A.LOUGHANI (Algorithme des k-plus proches voisins).
- [21] Fan Zhang, Lauren J. O'Donnell (Support vector regression), Harvard Medical School, Boston, MA, United States.
- [22] ALEX J. SMOLA and BERNHARD SCHÖLKOPF (A tutorial on support vector regression), 2004.
- [23] WendBenedo 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), 2020.
- [24] Ahmed Elbeltagi, Jaydeo K Dharpure, (Prediction of Combined Terrestrial Evapotranspiration Index (CTEI) Over Large River Basin Based on Machine Learning Approaches), 2021.
- [25] <https://bookdown.org/f100441618/bookdown-regresion/ml-tools.html>.
- [26] Debanjan Parbat , Monisha Chakraborty,( A python based support vector regression model for prediction of COVID19 cases in India.
- [27] Kaggle : <https://www.kaggle.com/elikplim/maintenance-of-naval-propulsion-plants-data-set>
- [28] Andrea Coraddu, Luca Oneto,( Machine learning approaches for improving condition-based maintenance of naval propulsion plants).25 july 2014.

# Annexe A

## Présentation de l'entreprise

### A.1 présentation du champ MLE

#### A.1.1 Présentation du groupement SH-FCP :

**SONATRACH** : « Société Nationale pour la Recherche, la Production, le Transport, la Transformation, et la Commercialisation des Hydrocarbures » est une entreprise publique algérienne et un acteur majeur de l'industrie pétrolière, c'est la clé de voûte de l'économie algérienne. Le groupe pétrolier et gazier Sonatrach intervient dans l'exploration, la production, le transport par canalisation, la transformation et la commercialisation des hydrocarbures et de leurs dérivés. Sonatrach se développe également dans les activités de pétrochimie, de génération électrique, d'énergies nouvelles et renouvelables, de dessalement d'eau de mer et d'exploitation minière.

**FCP « First Calgary Petriliium »** : est une société pétrolière et gazière basée à Calgary, en Alberta, spécialisée dans la prospection, le développement et la production de pétrole et de gaz naturel en Afrique du Nord et au Moyen-Orient. La société a annoncé qu'elle avait un plan en place pour se rapprocher des puits de production en Algérie, ce qui a fait grimper le cours de l'action.

Cette société produit quatre produits, à savoir le gaz, le gaz de pétrole liquéfié(GPL), le condensat et l'huile.

#### A.1.2 Situation géographique de champ MLE

Le champ de gaz Menzel Ledjmet East (MLE) qui se situe au sein du Block 405b dans le bassin de Berkine est un projet commercial associatif conjointement développé par Sonatrach et First Calgary Petroleums (FCP) qui est actuellement dans l'actif de

l'ENI.



**FIGURE A.1** – Présentation de champ MLE

Le concept développé se compose d'un système de collecte, d'une usine de traitement centrale CPF, d'une infrastructure et des canalisations pour l'expédition du gaz à vendre, du GPL, du condensat et de l'huile. Les systèmes de stockage pour l'expédition ainsi que la plupart des équipements de MLE sont conçus pour pouvoir répondre aux besoins à la fois de MLE et de CAFC.

Ce site a pris une place considérable dans la production nationale des hydrocarbures dès sa mise en service en 2013.

Le champ MLE bloc 405 B a une superficie d'environ 1100 km<sup>2</sup>. Il est situé dans la zone de concession de Menzel Ledjmet dans le bassin de Berkine qui se trouve à environ 220 km au sud-est de la ville de Hassi Messaoud. Le champ MLE couvre 466 kilomètres carrés dans la région du Ledjmet dans le Sahara Algérien. Le site est situé au niveau de la wilaya d'Illizi à près de 1000 km d'Alger.

Il relève administrativement de la commune de Deb-Deb, daïra d'In Amenas limitée au Nord et à l'Est par la frontière Algéro-Libyenne, à l'ouest par la route nationale RN3 de Deb-Deb et au sud par la région d'In-Amenas.

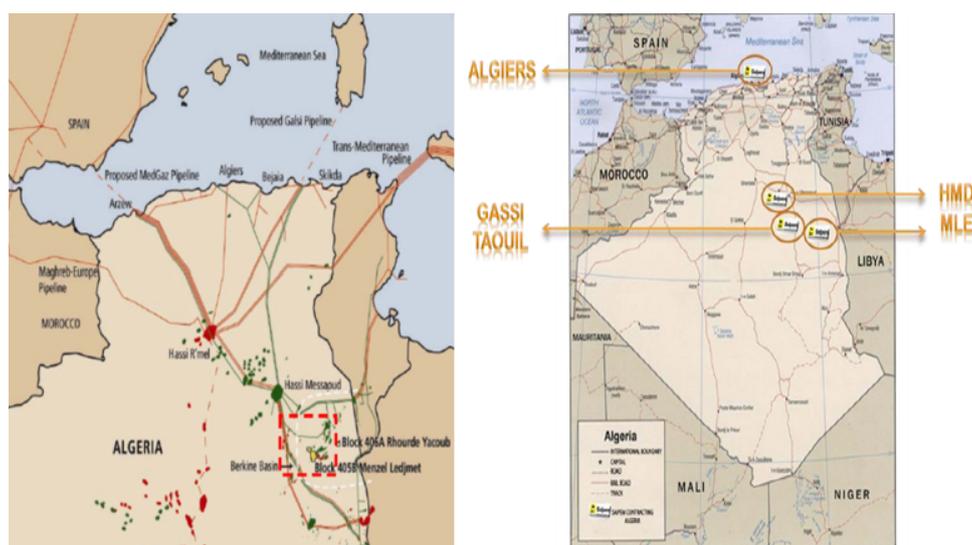


FIGURE A.2 – Schéma descriptif de situation de champ MLE

Le 17 avril 2018 une synergie a été signée entre GSA (groupement Sonatrach Agip) et l'OC-SHFPC, puis le 6 janvier 2020, GSA a signé le contrat ayant objet le changement de dénomination du groupement Sonatrach –Agip (GSA), afin de la remplacer par celle du groupement Sonatrach-Eni (GSE).

### A.1.3 Organigramme de groupement GSE

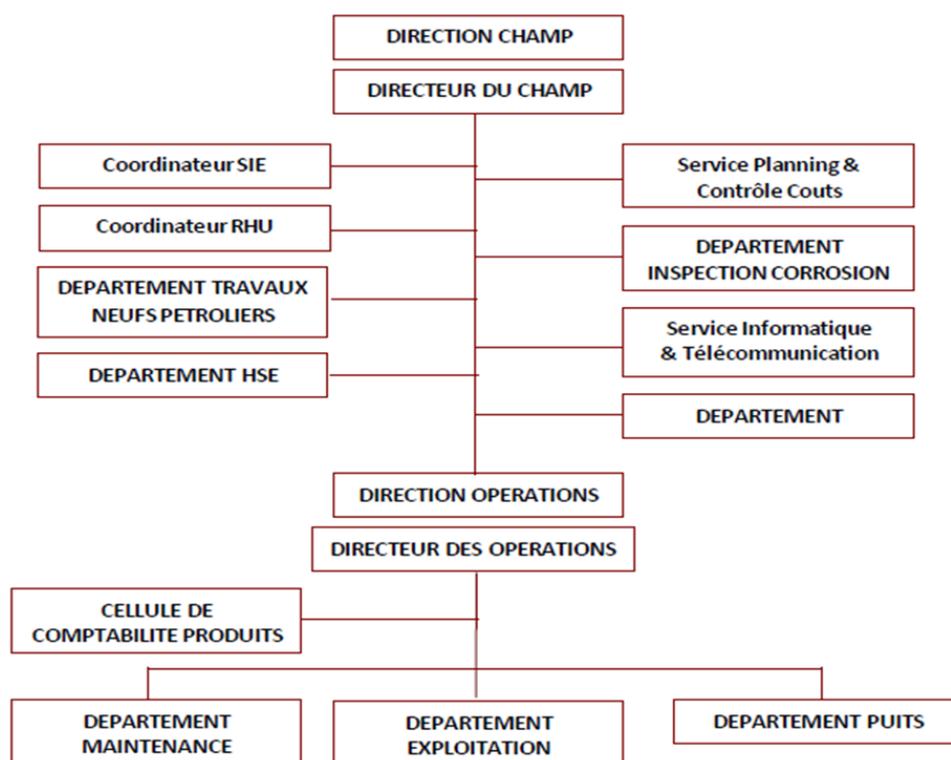


FIGURE A.3 – Organigramme de groupement GSE

### A.1.4 Vue d'ensemble de l'installation de l'usine

#### A.1.4.1 Développement et capacité

MLE est un projet de développement de gaz humide en Algérie, Le but de ce projet est le développement et l'exploitation des gisements de gaz naturel situés dans la région du bassin Berkine, il est composé d'un système de collecte acheminant les fluides produits à partir des puits vers une unité centrale de traitement CPF.

Le projet de MLE comprend en particulier :

- 23 puits de gaz
- 6 Collecteurs de gaz
- Une installation de traitement centrale (CPF) assurant la compression du gaz à vendre, l'élimination du CO<sub>2</sub>, l'extraction de GPL, la stabilisation de l'huile et des condensats, le stockage des produits et le système de pompage.
- Les services associés.
- 4 canalisations d'expédition du gaz à vendre, des condensats, du GPL et de l'huile (au total 550 km).

- Les écoulements du gaz riche et pauvre provenant de CAFC.

Les produits finis à savoir, gaz à vendre, GPL et condensat sont évacués vers le réseau de SONATRACH à l'aide de quatre pipelines d'évacuation.

La capacité nominale attendu est de 300 MMSCFD du Gaz à vendre (projet garanti 350 MMSCFD) Actuellement le CPF export en moyen :

- 3303768 Millions Sm<sup>3</sup>/j de gaz
- 214189 Tonnes/j de condensat
- 396324 Tonnes/j de GPL
- 1182,778 Tonnes/j d'huile

#### A.1.4.2 Description du procédé de traitement

- Unité de réception (Slug Catcher), refroidissement et séparation du gaz.
- Unité de prétraitement du gaz pour désulfuration et de démercurisation.
- Unité de décarbonatation avec de DEA.
- Unité de déshydratation (sècheur, type tamis moléculaire).
- Unité de refroidissement et élimination des composants lourds du gaz (GPL) dans le but de satisfaire la spécification de pouvoir calorifique du gaz.
- Unité de compression et comptage du gaz à vendre.
- Unité de séparation comprenant un dééthaniseur, débutaniseur et une colonne de stabilisation.
- Zone de stockage.

#### A.1.4.3 Spécification des produits finis

Gaz à vendre		GPL (gaz pétrole liquéfié)			Condensat	L'Huile
Propriété	Caractéristiques requises	Propriété	Caractéristiques requises	Propriété	Caractéristiques requises	
CO <sub>2</sub>	~ 2.0 mol%	C2 content mol	~ 3.0 mol%	TVR, bar	~ 0.45 (Été) ~ 0.69 (Hiver)	~ 0.45 (Été) ~ 0.69 (Hiver)
Pouvoir calorifique	9150 ~ PCS ~ 9800 Kcal/Cm <sup>3</sup>	C5 content mol	~ 0.4 mol%	Gravité spécifique	0.70 to 0.73	0.7902 à 0.8082
H <sub>2</sub> S	~ 1.3ppmpar volume	C3/C4% Récupération	88% minimum	BS & W	Traces	~ 0.5 volume %
H <sub>2</sub> O	~ 50ppm par volume	H <sub>2</sub> O dissout	< 1ppmv	Sel	Absent	~ 0.004 poids%
	-	-	-	Soufre	~ 0.005 poids %	~ 0.2 poids %

TABLEAU A.1 – Spécification des produits finis

# Annexe B

## La table de Weibull

$\beta$	A	B
0.30	9.2605	50.078
0.40	3.3234	10.438
0.50	2.0000	4.472
0.60	1.5046	2.645
0.70	1.2658	1.851
0.80	1.1330	1.428
0.90	1.0522	1.171
1.00	1.0000	1.000
1.10	0.9649	0.878
1.20	0.9407	0.787
1.30	0.9236	0.716
1.40	0.9114	0.660
1.50	0.9027	0.613
1.60	0.8966	0.574
1.70	0.8922	0.540
1.80	0.8893	0.511
1.90	0.8874	0.486
2.00	0.8862	0.463
2.10	0.8857	0.443
2.20	0.8856	0.425
2.30	0.8859	0.408

$\beta$	A	B
2.40	0.8865	0.393
2.50	0.8873	0.380
2.60	0.8882	0.367
2.70	0.8893	0.355
2.80	0.8905	0.344
2.90	0.8917	0.334
3.00	0.8930	0.325
3.10	0.8943	0.316
3.20	0.8957	0.307
3.30	0.8970	0.299
3.40	0.8984	0.292
3.50	0.8997	0.285
3.60	0.9011	0.278
3.70	0.9025	0.272
3.80	0.9038	0.266
3.90	0.9051	0.260
4.00	0.9064	0.254
4.10	0.9077	0.249
4.20	0.9089	0.244
4.30	0.9102	0.239
4.40	0.9114	0.235

$\beta$	A	B
4.50	0.9126	0.230
4.60	0.9137	0.226
4.70	0.9149	0.222
4.80	0.9160	0.218
4.90	0.9171	0.214
5.00	0.9182	0.210
5.10	0.9192	0.207
5.20	0.9202	0.203
5.30	0.9213	0.200
5.40	0.9222	0.197
5.50	0.9232	0.194
5.60	0.9241	0.191
5.70	0.9251	0.188
5.80	0.9260	0.185
5.90	0.9269	0.182
6.00	0.9277	0.180
6.10	0.9286	0.177
6.20	0.9294	0.175
6.30	0.9302	0.172
6.40	0.9310	0.170
6.50	0.9318	0.168

FIGURE B.1 – La table de Weibull