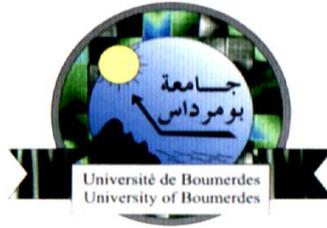


REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES



Faculté de Technologie
Département Génie Mécanique

Mémoire de Master

En vue de l'obtention du diplôme de **MASTER** en :

Filière : électromécanique
Spécialité : maintenance industrielle

THEME

Prédiction de la durée de vie d'un moteur turbo-reacteur en
utilisant les outils de l'intelligence artificielle

Présenté par :

ABBAS Chaima

Promoteur :

Dr.GOUGAM Fawzi

Promotion 2021- 2022

Remerciements

قال تعالى: {يَرْفَعُ اللَّهُ الَّذِينَ آمَنُوا مِنكُمْ وَالَّذِينَ أُوتُوا الْعِلْمَ دَرَجَاتٍ}

*A travers ce travail, je tiens à adresser mes profonds remerciements à mon promoteur Mr. **GOUGAM FAWZI** pour sa confiance qu'il nous a accordée, ainsi que pour tout le temps qu'il nous a consacré.*

*Je tiens aussi à remercier le chef d'unité de maintenance dans l'ERM.Aéro, Monsieur **IHDADEN KAMEL**, pour ses précieux conseils et ses orientations tout au long de mon séjour à l'entreprise.*

Dédicaces

« À mes très chers parents, pour leur amour, patience et sacrifices, merci de m'avoir toujours soutenue et encouragée dans tout ce que j'entreprends. Sans vous je ne serai jamais arrivée là.

À mes chères frères Amar et sa femme halène et son fils Iyad et Zakaria et sa femme Youssra et mon petit frères Mohamed Chouaib pour leurs appuis et leurs encouragements

À ma très chère sœur Selma et son mari Mounir et leurs enfants Aicha et Ayoub et mon petit chat qui a passé tout son temps allonger sur mon plan de travail

À ma compagnonné de primaire jusqu'à ma dernier année universitaire Houda et toutes sa famille

À mes amie Nesrine et Ikram et mes merveilleuses cousines qui était toujours à mes cotés au bon et mauvais moment

À mes camarades Djaafar, Fares, Mahdi, Khaled et Imad qui mon aider à accomplir ce modeste travail

*À Toute personne qui m'a aidé de près ou de loin,
À tous ceux qui me sont chers, à vous tous
Merci d'être toujours là pour moi. »*

Table des matières

Introduction générale	1
I. Chapitre I Généralités sur la maintenance	2
I.1 Introduction	2
I.2 L'Établissement de Rénovation des Matériels Aéronautiques Echahid ABDELAZIZ Sid Ahmed 2	2
I.2.1 Introduction	2
I.2.2 Présentation de l'établissement	2
I.2.3 Historique de l'entreprise	2
I.2.4 Mission de l'entreprise	3
I.2.5 Objectifs de l'ERMAéro.....	4
I.3 MAINTENANCE.....	4
I.3.1 Introduction :	4
I.3.2 Définition de la maintenance	5
I.3.3 Le rôle de la maintenance	6
I.3.4 Le rôle de service maintenance :	6
I.3.5 Les ratios dans la maintenance	6
I.3.6 Les niveaux de la maintenance.....	7
I.3.7 Objectifs de la maintenance :	7
I.3.8 États et événements relatifs à un bien.....	8
I.3.1 Caractéristique des activités de maintenance	10
I.3.2 Les types de la maintenance	11
I.3.3 La maintenance prédictive.....	13
I.3.4 AMDEC.....	15
I.3.5 Maintenance baser sur la fiabilité MBF	16
I.3.6 Totale productive maintenance TPM	16
I.3.7 GMAO (Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur).....	18
I.3.8 Systèmes de gestion des bases de données (SGDB).....	18
I.4 TURBO-REACTEUR	Erreur ! Signet non défini.
I.4.1 Présentation d'un turbo-reacteur	18
I.4.2 Fonctionnement d'un turbo-reacteur	19
I.4.3 La maintenance de turbo-reacteur :	20
I.5 Conclusion :.....	20
II. Chapitre II L'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive.....	21
II.1 Introduction	21
II.2 Définition de l'intelligence artificiel	22
II.3 Classification et Régression	23
II.3.1 Classification.....	23

II.3.2	Régression	23
II.4	Machine Learning.....	24
II.4.1	SVM (Support Vector Machine)	26
II.4.2	Decision Trees	27
II.4.3	Ensemble Learning.....	27
	Bagging.....	27
	Stacking	27
II.5	L'apprentissage profond.....	28
II.5.1	Neurone biologique	28
II.5.2	Neurone artificiel.....	29
II.6	Les réseaux neuronaux	30
II.6.1	Architecture d'un réseau de neurones	31
II.7	Les domaines d'application des réseaux de neurones	31
II.8	Comparaison entre différent model de machine Learning	32
II.9	Conclusion.....	32
III.	Chapitre III Prédiction de la durée de vie restante d'un turbo-reacteur	33
III.1	Introduction	33
III.2	Base de données	33
III.2.1	Présentation de C-MAPSS	33
III.2.2	Les composant de système étudiant (turbo-reacteur)	34
III.2.3	Les entrés et les sorties.....	34
III.2.4	Présentation de la base des données	36
III.3	Traitement des données	36
III.3.1	Extraction des signaux.....	36
III.3.2	Comparaison entre les signaux choisis.....	38
III.3.3	Choix des capteurs.....	39
III.4	Application des outils d'intelligence artificielle.....	40
III.4.1	Application de ANN.....	40
III.4.2	Application de machine learning.....	45
III.4.3	Comparaison des résultats	48
III.5	Conclusion.....	49
	Conclusion générale.....	50
IV.	Bibliographie	51

Liste des figures

Chapitre I Généralités sur la maintenance

Figure I. 1: les différentes unités de l'ERMAero	4
Figure I. 2: contenu de la fonction maintenance [2].....	5
Figure I. 3 les disciplines de maintenance en fonction du temps	6
Figure I. 4 courbe de baignoire.....	7
Figure I. 5 Schématisation des objectifs de la maintenance	8
Figure I. 6 Diagramme de la disponibilité.....	9
Figure I. 9 Diagramme des intersections de différents types de maintenance.....	10
Figure I. 8 Schématisation des modes de la maintenance	11
Figure I. 10 Principe de la maintenance prédictive	14
Figure I. 11 La procédure normale de la maintenance prédictive	15
Figure I. 12 Schématisation d'un turbofun [13]	19

Chapitre II L'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive

Figure II 1 Les niveaux de l'intelligence artificiel	22
Figure II 2 Illustration de la différence entre la classification et la régression	23
Figure II 6 le processus d'apprentissage automatique	25
Figure II 7 Diagramme dans lequel deux catégories différentes sont classées à l'aide d'un hyperplan.....	26
Figure II 8 Un exemple de l'arbre de décision	27
Figure II 9 L'architecture d'un neurone biologique	29
Figure II 10 L'architecture d'un neurone artificiel.....	29
Figure II 11 Architecture d'un réseau de neurone simple	31
Figure II 12 Architecture d'un réseau de neurone profond	31

Chapitre III Prédiction de la durée de vie restante d'une turbo-reacteur

Figure III 1 schéma simplifié de turbo-reacteur [13]	34
Figure III 2 Organigramme montrant les divers modules et leurs connexions [29].....	34
Figure III 3 Signal de capteur Pression totale en sortie HPC	37
Figure III 4 Rapport pression moteur (P50/P2).....	37
Figure III 5 Purge du liquide de refroidissement LPT.....	38
Figure III 6 Signal de capteur Pression totale en sortie HPC	38
Figure III 7 Rapport pression moteur (P50/P2)	39
Figure III 9 La performance de model 1.....	41
Figure III 10 Erreur de model 1	41
Figure III 11 La performance de model 2.....	42
Figure III 12 Erreur de model 2.....	43
Figure III 13 La performance de model 3.....	44
Figure III 14 Erreur model 3.....	44
Figure III 16 Erreur de model SVM	45
Figure III 18 Erreur ensemble boosting.....	46

Figure III 19 Plot de y prédit et y réel	46
Figure III 20 Zoom de Plot de y prédit et y réel	47

Liste des tableaux

Chapitre I Généralités sur la maintenance

Tableau I 1 les niveaux de maintenance	7
Tableau I 2 totale productive maintenance	17

Chapitre II L'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive

Tableau II 1 Tableau de différentes types de machine Learning	25
Tableau II 3 Comparaison entre différent model de machine Learning	32

Chapitre III Prédiction de la durée de vie restante d'une turbo-reacteur

Tableau III. 1 les entrées de C-MAPSS	35
Tableau III. 3 Les Sorties de C-MAPSS	35
Tableau III. 4 Description des fichiers test et train	36
Tableau III. 5 Les capteurs utiles	39
Tableau III. 6 Matrice complète	40
Tableau III. 7 MSE et RMSE model 1	40
Tableau III. 8 MSE et RMSE model 2	42
Tableau III. 9 MSE et RMSE model 3	43
Tableau III. 10 comparaison entre les réseaux de neurones	48
Tableau III. 11 comparaison entre SVM et ensemble Boosting	48
Tableau III. 12 comparaison finale	49

Liste des abréviations

AI : intelligence artificielle

AMDEC : analyse des modes de défaillance de leurs effets et leur criticité

ANN : réseau de neurone artificiel

C-MAPSS : Commercial modular-aero propulsion system simulation

CNN : Réseaux neuronaux convolutifs

DL: deep learning

EL: ensemble learning

ERMAéro : Etablissement de Rénovation des Matériels Aéronautiques

GMAO : gestion de maintenance assister par ordinateur

HPC : compresseur haute pression

HPT : Turbine haute pression

LPC : compresseur base pression

LPT : Turbine base pression

MBF : Maintenance baser sur la fiabilité

MDT : mean down time

ML: machine learning

MSE: means squared error

NASA: National Aeronautic and Space Administration

RMSE: Root means squared error

RUL : real useful time

SLP : Modèle de perceptron à couche unique

SVM: support vector machine

TPM : total productive maintenance

Liste des équations

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y} - y)^2 \dots\dots\dots(\text{Eq.2.1})$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y} - y)^2} \dots\dots\dots(\text{Eq.2.2})$$

$$\mathbf{v} = (\mathbf{w}_1 \times \mathbf{x}_1) + (\mathbf{w}_2 \times \mathbf{x}_2) + (\mathbf{w}_3 \times \mathbf{x}_3) + \mathbf{b} \dots\dots\dots(\text{Eq.2.3})$$

Résumé

Un certain nombre d'entreprises innovantes ont commencé à mettre en œuvre la maintenance prédictive en exploitant des méthodes de l'intelligence artificiel

Dans ce projet de recherche, nous allons étudier la maintenance prédictive d'une turbo-reacteur d'un moteur d'avion, Cette tâche est essentielle pour la sécurité des personnes. De plus la surveillance des défaillances concourt à limiter le niveau d'entretien préventif.

L'objectif principal est de réaliser un système permettant d'assurer l'analyse des signaux des capteurs d'un turboréacteur dans des cycles de temps. Ce projet de recherche permettra donc d'introduire un système intelligent dans un environnement de production industriel

ملخص

بدأ عدد من الشركات المبتكرة في تنفيذ الصيانة التنبؤية من خلال استغلال أساليب الذكاء الاصطناعي في هذا المشروع البحثي، سوف ندرس الصيانة التنبؤية للمحرك المروحي للطائرة. هذه المهمة ضرورية لسلامة الناس. علاوة على ذلك، فإن مراقبة الأعطال تساهم في الحد من مستوى الصيانة الوقائية الهدف الرئيسي هو تحقيق نظام يسمح بضمان تحليل إشارات مستشعرات المحرك المروحي في دورات زمنية. سيسمح هذا المشروع البحثي بإدخال نظام ذكي في بيئة الإنتاج الصناعي

Abstract

A number of innovative companies have started to implement predictive maintenance by exploiting artificial intelligence methods

In this research project, we will study the predictive maintenance of an aircraft engine turbo-reacteur. This task is essential for the safety of people. Moreover, the monitoring of failures contributes to limit the level of preventive maintenance.

The main objective is to realize a system allowing to ensure the analysis of the signals of the sensors of a turbofan engine in cycles of time. This research project will allow to introduce an intelligent system in an industrial production environment

Introduction générale

Le premier chapitre, qui fait figure d'introduction générale, son but est de mettre en évidence le contexte et la problématique du sujet. Dans le chapitre 2, nous avons présenté les théories relatives à l'AI, l'Apprentissage automatique et l'apprentissage profonds. Et nous avons décrit les différentes méthodes de régression et de classification de données. Dans le 3eme chapitre la méthodologie proposée pour la réalisation de ce projet est décrite en trois étapes. La première étape consiste à recueillir des données par les capteurs placés sur un moteur d'avion durant son cycle de vie, c'est-à-dire du bon fonctionnement de moteur jusqu'à ce que surviennent les cas de défaillance. Pour les besoins de ce projet nous avons utilisé des données fournies par le site de la National Aeronautic and Space Administration (NASA) dans le référentiel de dépôt de données de pronostics au cours d'une expérience sur les turbo-reacteurs.

Dans la deuxième étape, nous avons procédé à l'analyse et au prétraitement des signaux afin d'en sélectionner les meilleurs qui permettront de réaliser nos objectifs c'est-à-dire la détection de panne et de distinguer une meilleure régression des signaux de bon fonctionnement et de défaut. Concernant la deuxième étape, nous avons utilisé le logiciel MATLAB pour la caractérisation des signaux.

Enfin, la dernière étape va consister dans un premier temps à fixer un seuil de bon fonctionnement du moteur et grâce à l'extraction des signaux utiles pour l'étude, nous allons former une matrice des signaux et de RUL qui sert à appliquer les outils de l'intelligence artificielle sur le système. Ensuite dans un second temps, nous allons utiliser les méthodes de régression basées sur l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond pour pouvoir développer des modèles qui sert a prédit les défaillances de système. Le but est de choisir le meilleur modèles de prédiction de la défaillance parmi les différents modèles utiliser dans l'étude. Avec la conclusion et les perspectives de notre projet de recherche.

I.Chapitre I Généralités sur la maintenance**I.1 Introduction**

Dans le domaine industriel la maintenance occupe une large aire grâce à ces bénéfices sur les équipements, la sécurité et les coûts aussi dans ce chapitre on va citer les notions de la maintenance en s'appuyons sur mon séjour au niveau de l'établissement de rénovation des matériels aéronautique.

On va baser dans ce chapitre sur la maintenance prédictive et ses méthodes et aussi sur la turbo-reacteur sa composition et l'application de maintenance sur ce dernier

**I.2 L'Établissement de Rénovation des Matériels Aéronautiques
Echahid ABDELAZIZ Sid Ahmed****I.2.1 Introduction**

Lors de mon séjour au niveau de l'établissement de rénovation des matériels aéronautique et mes différentes visites dans les différentes structures de cet établissement, une approche technologique est mise en évidence dans le vecteur de la maintenance aéronautique.

I.2.2 Présentation de l'établissement

L'ERMAéro est un établissement à caractère économique doté d'une autonomie financière qui lui permet de participer dans l'essor de l'économie nationale, donnant ainsi l'accès aux portes du marché national ainsi qu'international.

Il a été créé pour satisfaire les besoins des forces aériennes en matière de maintenance et réparation des vecteurs aériens en dotation.

L'établissement de rénovation des matériels aéronautiques (E.R.M. Aero) se trouve à Dar El-Beida, mitoyenne de l'aéroport international Houari Boumediene, a créée pour satisfaire les besoins de notre Flote militaire aérienne, et depuis le jour où il est mis en fonction il n'a pas cessé de chercher à développer ses unités pour satisfaire les besoins de notre armée aérienne et pour avoir une indépendance totale en ce qui concerne la rénovation des avions militaire algériennes.

Cet établissement est à caractère économique est doté d'une autonomie financière ce qui lui permet de participer dans l'économie nationale et même internationale.

En 2018 l'ERMAéro a été renommée au nom d'un martyr de notre glorieuse révolution à savoir CHAHID ABDELAZIZ SID AHMED

I.2.3 Historique de l'entreprise

- 1945/1962 : atelier industriel de l'air AIA dont la mission est la maintenance du matériel aérien français durant l'occupation.
- 1962/1964 : FELI service remplace l'AIA et avait pour mission l'achèvement des travaux en cours du matériel aérien avant leur transfert en France.

- 1964/1967 : SOMEA, société mécanique et aéronautique, avait pour mission la maintenance et la réparation des avions sous la tutelle du ministère de l'industrie.
- 1967/1977 : la SOMEA devient ECRM, établissement central de rénovation des matériels, avec une nouvelle orientation : la maintenance du matériel roulant des forces terrestres ainsi que le matériel aérien de l'aviation militaire.
- 1977/1992 : l'ECRM est remplacée par l'ECRMA, établissement central de rénovation du matériel aéronautique et s'est astreint à la maintenance du matériel aéronautique se trouvant au sein des forces aériennes.
- depuis 1992 : l'ECRMA devient l'ERMA suite à un décret présidentiel et passe de l'établissement à l'entreprise.

I.2.4 Mission de l'entreprise

L'ERMAéro a pour mission principale la révision et la réparation des aéronefs opérationnels au sein de nos forces armées, tels que les avions écoles L-39 ZA/C, les hélicoptères (Mi-2, Mi-17, Mi 171, Mi8), la maintenance de l'écureuil AS 355 et prochainement les avions de chasse Su-24 MK et Mig-29.

L'entreprise reçoit les aéronefs pour la révision après que ces derniers aient atteint leurs butées horaires ou calendaires.

Les processus en rapport avec la révision et la réparation englobent les phases suivantes :

- Réception ;
- Démontage ;
- Réparation ;
- Contrôle ;
- Montage ;
- Mise au point ;
- Livraison.

Pour accomplir ses missions, l'entreprise est structurée en plusieurs directions, unités et départements.

Les unités contribuant directement dans les processus cités précédemment sont :

- Unité de Fabrication Industrielle (UFI) ;
- Unité de Réparation et Rénovation (URR) ;
- Unité de rénovation des aéronefs de transport URAT ;
- Unité de Réparation des Aéronefs (URA).

I.2.5 Objectifs de l'ERMAéro

L'objectif majeur de l'établissement de rénovation des matériels aéronautique Chahid ABDELAZIZ Sid Ahmed se résume comme suit :

- La révision des appareils aéronautiques.
- La fabrication de pièces aéronautiques et les accessoires des avions pour les bases des forces aériennes.
- La fabrication des accessoires, outils et les composantes nécessaires à la réalisation de son objet.

Mener toutes les études en relation avec son objet

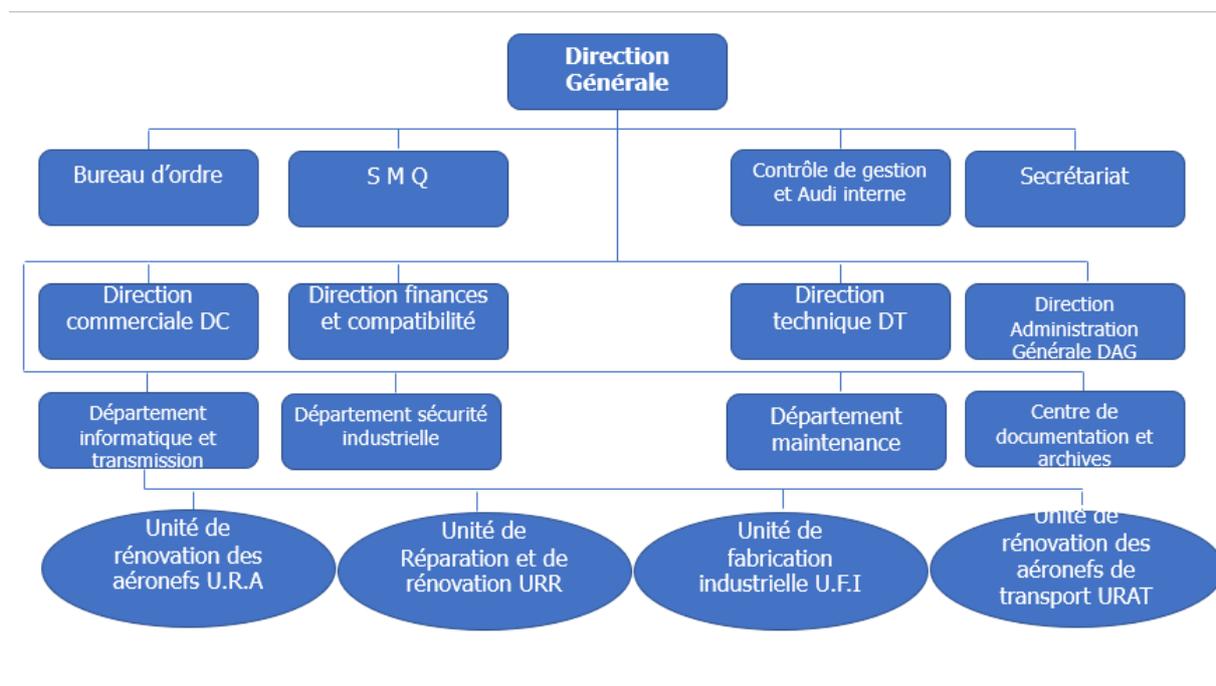


Figure I. 1: les différentes unités de l'ERMAéro

I.3 MAINTENANCE

I.3.1 Introduction :

La fonction maintenance a fortement évolué depuis une décennie sous l'effet des contraintes de productivité, d'optimisation des coûts et sous l'influence des différents modèles industriels. Si le terme fonction est employé à la place de service, c'est parce que la maintenance n'est plus réservée à l'activité d'un groupe d'hommes sur lesquels on se déchargerait de tout ce qui n'est pas production, finance ou commercial. À l'inverse, maintenir n'est plus de la seule responsabilité d'un service de maintenance.

I.3.2 Définition de la maintenance

D'après la norme française NF EN 13306 X 60-319, la maintenance peut être définie par : "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]. Le rôle principal d'un service maintenance est de maintenir les capacités opérationnelles des moyens de production, ainsi que leurs valeurs patrimoniales. Ces capacités opérationnelles sont nécessaires pour servir une commande non pas lorsque l'entreprise peut l'honorer, mais au moment où le client la demande. La valeur patrimoniale peut s'envisager comme l'allongement de la durée de vie utile des machines et équipements, ce qui repousse ou annule la nécessité d'un nouvel investissement, ou en facilite la revente. Formulé ainsi, il apparaît évident que ce rôle ne peut s'envisager que de manière dynamique et proactive.

- Si l'on attend une panne pour réagir, la capacité opérationnelle n'est plus maintenue.
- Si l'on attend une dégradation pour réagir, la valeur patrimoniale est déjà amoindrie.

La fonction maintenance peut être présentée comme un ensemble d'activités regroupées en deux sous-ensembles : les activités à dominante technique et les activités à dominante gestion.

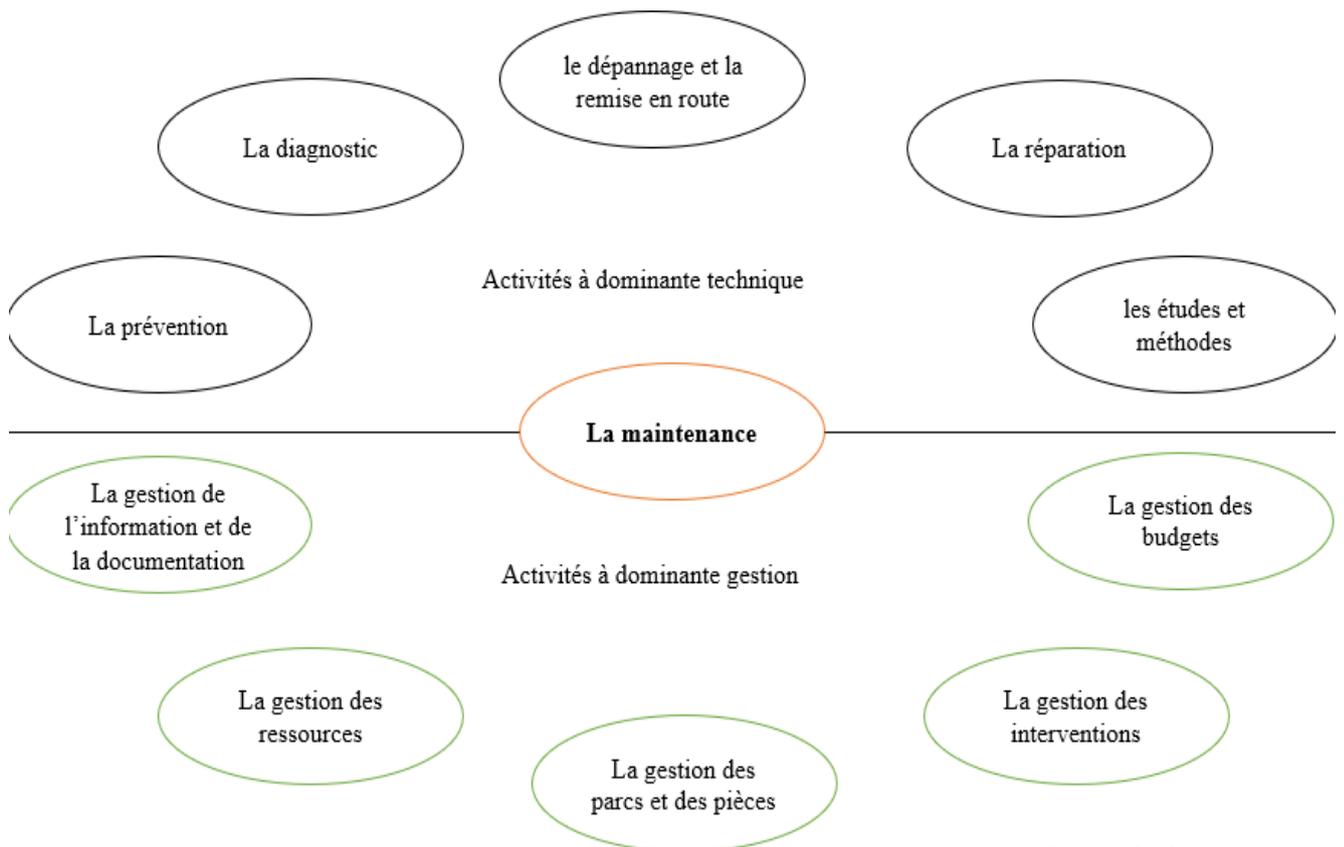


Figure I. 2: contenu de la fonction maintenance [2]

I.3.3 Le rôle de la maintenance

Est la maîtrise de la disponibilité opérationnelle de équipements par :

- La réduction des coûts de maintenance
- L'accroissement de la durée rentable de vie des équipements.
- Réduction des accidents et des risques concernant la sécurité des hommes et de L'environnement.

I.3.4 Le rôle de service maintenance :

Le service devra, dans le cadre de la politique globale de l'entreprise, définir les stratégies les mieux adaptées aux diverses situations. Il sera ainsi conduit à faire des prévisions ciblées :

Prévisions à long terme : elles concernent principalement les investissements lourds ou les travaux durables, ce sont ces prévisions qui sont le plus dictées par la politique globale de l'entreprise.

Prévisions à moyen terme : la maintenance doit se faire la plus discrète possible dans le planning de charge de la production. Alors il lui est nécessaire d'anticiper, autant que faire se peut, ses interventions en programmes de fabrication. La production doit, elle aussi, prendre en compte les impératifs de suivi des matériels.

Prévisions à court terme : elles peuvent être de l'ordre de la semaine, de la journée voir de quelques heures. Même dans ces cas, avec le souci de perturber le moins possible la marche de la production, les interventions devront elles aussi avoir subi un minimum de préparation [3]

I.3.5 Les ratios dans la maintenance

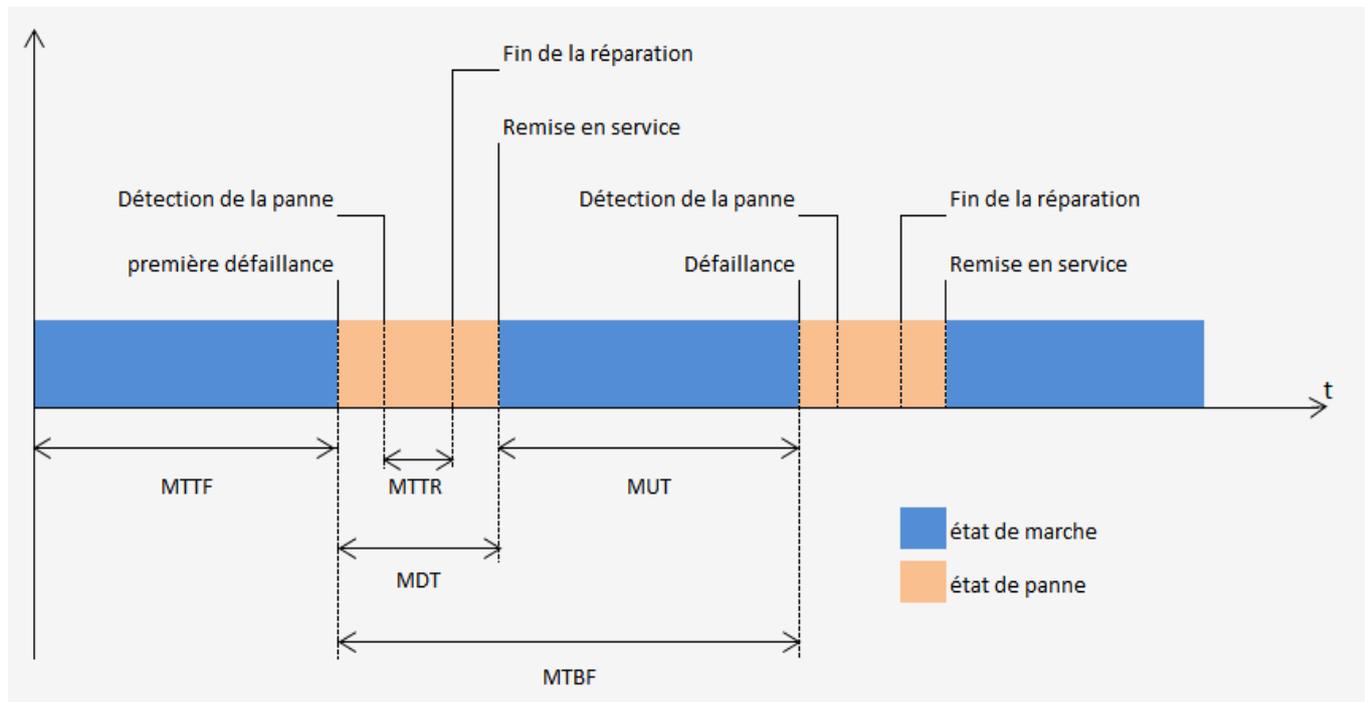


Figure I. 3les disciplines de maintenance en fonction du temps

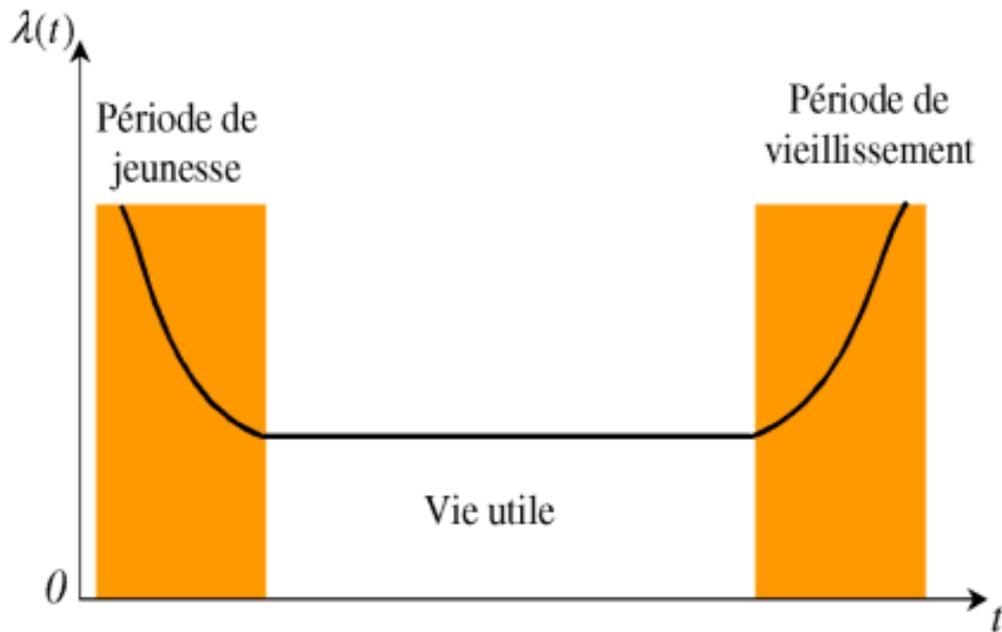


Figure I. 4 courbe de baignoire

I.3.6 Les niveaux de la maintenance

On a 5 niveaux de maintenance

Tableau I les niveaux de maintenance

Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5
- réglages simples	- action peu complexes	- actions complexes	- action de grande importance	- action complexe
- sur place	- sur place	- sur place ou en atelier	- en atelier spécialisé	- chez le constructeur
- personne non qualifiée peut réaliser l'opération	- nécessite un technicien habilité pour réaliser l'opération	- nécessite un technicien spécialiste	- nécessite une équipe avec un responsable spécialiste	- nécessite l'équipe de construction

I.3.7 Objectifs de la maintenance :

- Assurer la qualité et la quantité des produits fabriqués, tout en respectant les délais
- Optimiser les actions de maintenance (exemple : réduire la fréquence des pannes)
- Contribuer à la création et au maintien de la sécurité au travail
- Consolider la compétitive de l'entreprise (améliorer la productivité) [2]

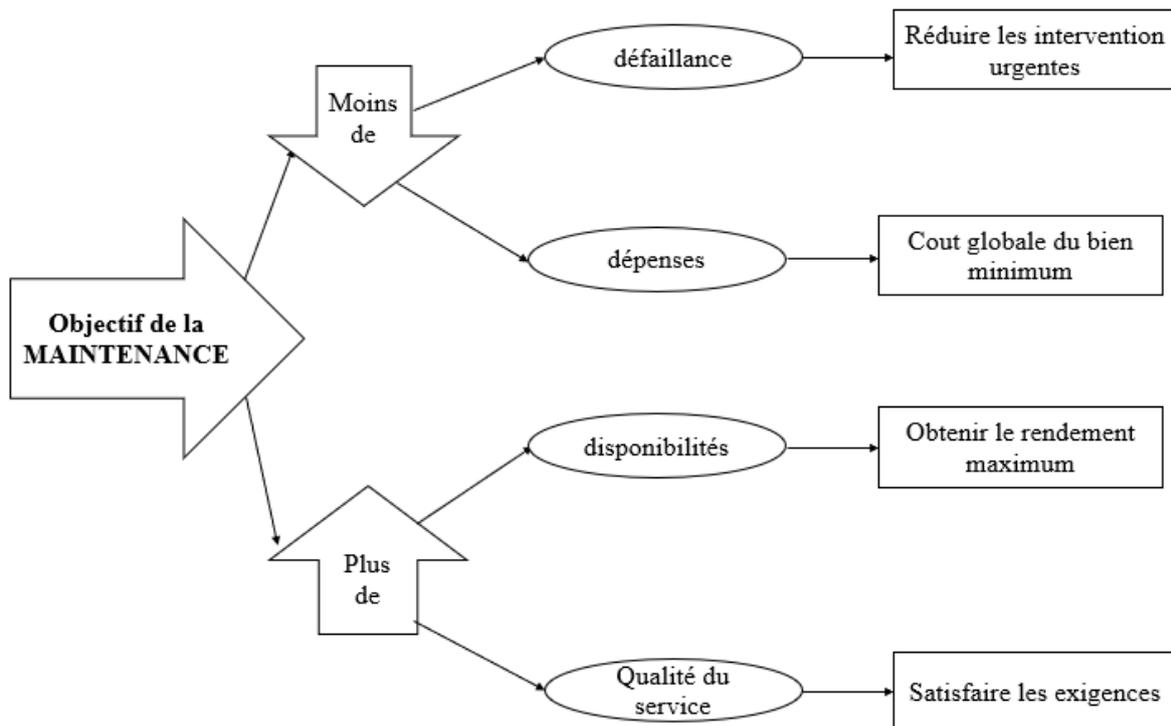


Figure I. 5 Schématisation des objectifs de la maintenance

I.3.8 États et événements relatifs à un bien

Dans le monde industriel actuel, la course à la rentabilité ne permet pas de faire l'impasse sur la recherche d'une plus grande efficacité d'exploitation des équipements. La mise en place d'un plan de maintenance préventive permet d'optimiser les opérations de maintenance et surtout de les effectuer au bon moment. L'objectif étant d'améliorer le taux de disponibilité des équipements et ainsi d'augmenter la productivité de l'entreprise. Un tel plan vise à réduire les coûts des pannes mais aussi ceux de la maintenance. En effet, la plupart des réparations et immobilisations coûteuses peuvent être réduites ou évitées par un entretien constant et préventif. La disponibilité est définie comme « l'aptitude d'un dispositif, sous les aspects combinés de sa fiabilité, de sa maintenabilité et de la logistique de maintenance, à remplir ou à être en état de remplir une fonction à un instant donné ou dans un intervalle de temps donné » [1]

Cette définition comporte trois parties importantes :

- « . . . sous les aspects combinés de sa fiabilité, de sa maintenabilité et de la logistique de maintenance, ... »

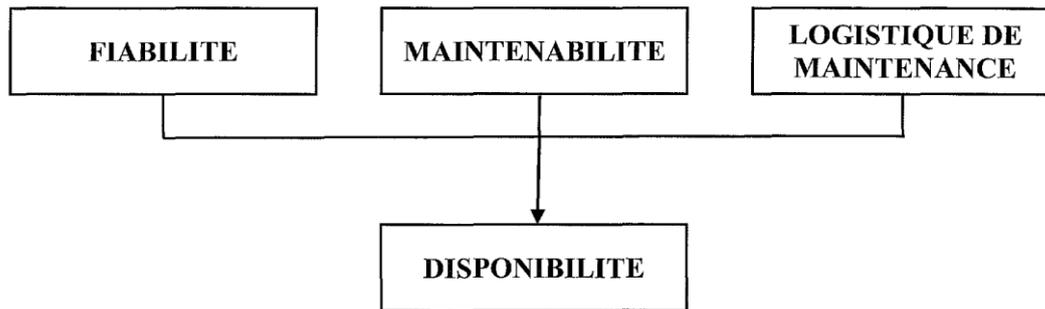


Figure I. 6 Diagramme de la disponibilité

Comme le montre la figure 1.7, la disponibilité est impactée par trois facteurs : la fiabilité, la maintenabilité et la logistique de maintenance. Il est facile de concevoir que plus la fiabilité et la maintenabilité sont élevées (respectivement, moins de défaillances et temps de réparation plus faibles), meilleure sera la disponibilité. Le terme « logistique de maintenance » désigne l'organisation autour du dispositif, souvent génératrice de temps annexes : attente de pièces de rechange, attente des techniciens de maintenance, temps nécessaire à la consignation de certaines installations avant l'intervention.

Ces temps annexes ne modifient pas la maintenabilité des dispositifs (il s'agit d'une caractéristique intrinsèque du matériel), mais s'ajoutent aux temps de réparation, ils diminuent donc la disponibilité.

- « ... à remplir ou en état de remplir une fonction, ... »

Le dispositif doit être opérationnel, c'est-à-dire soit en état de marche, soit prêt à fonctionner mais non utilisé.

En effet, un dispositif peut être disponible (opérationnel) sans être en état de fonctionnement : c'est le cas, par exemple, d'un équipement de production en attente de produits (matières premières, articles de conditionnement. ...). Par contre, le dispositif est indisponible lorsqu'il fait l'objet d'opération de maintenance nécessitant son arrêt. C'est pourquoi trop de maintenance préventive peut conduire à une diminution de la disponibilité.

- « ... à un instant donné ou dans un intervalle de temps donné ... »

La disponibilité est exprimée, dans tous les cas, par un pourcentage, mais il y a lieu de distinguer la disponibilité instantanée et la disponibilité stationnaire.

On parlera de disponibilité instantanée lorsque l'on s'intéresse à l'état d'un dispositif à un instant donné. La disponibilité instantanée est alors définie comme la probabilité que le dispositif soit opérationnel à cet instant donné.

On parlera de disponibilité stationnaire lorsque l'on s'intéresse à l'état « moyen » d'un dispositif dans un intervalle de temps donné. La disponibilité stationnaire est alors définie comme la proportion du temps durant lequel le dispositif reste opérationnel.

Dans une organisation en flux tendus (juste à temps), le dispositif doit être disponible à l'heure prévue pour le lancement du lot de fabrication. Il s'agit alors d'une préoccupation de disponibilité instantanée.

Fiabilité et maintenance des équipements industriels.

L'évaluation de l'état de dégradation des équipements industriels s'avère un élément indispensable à la définition des opérations de maintenance destinées à garantir, pour un coût maîtrisé et préétabli, un niveau maximum de disponibilité et de sécurité de ces équipements. En termes de statistique, la fiabilité est une fonction du temps $R(t)$, qui représente la probabilité de bon fonctionnement d'un matériel. En termes de qualité, la fiabilité d'un matériel est définie comme l'aptitude à maintenir l'entité identique à sa spécification d'origine.

Il existe deux types de fiabilité :

- la fiabilité intrinsèque, qui est propre à un matériel, selon un environnement donné ; elle ne dépend que de la qualité de ce matériel.
- La fiabilité extrinsèque, qui résulte des conditions d'exploitation et de la qualité de la maintenance ; elle est relative à l'intervention humaine.

I.3.1 Caractéristique des activités de maintenance

Dans le milieu industriel, en général, une maintenance mixte est appliquée aux systèmes. En effet, la maintenance préventive est destinée à réduire la probabilité de défaillance, mais il subsiste une part de maintenance corrective incompressible. Il est donc nécessaire de considérer des stratégies qui combinent les deux : maintenance corrective et maintenance préventive. De plus l'optimisation de la maintenance consiste à trouver la balance optimale entre maintenance préventive et corrective tout en respectant les objectifs fixés. L'entreprise doit rechercher un compromis afin d'optimiser les relations entre les coûts de maintenance liés à l'investissement humain et matériel, et les pertes consécutives aux arrêts de la production.

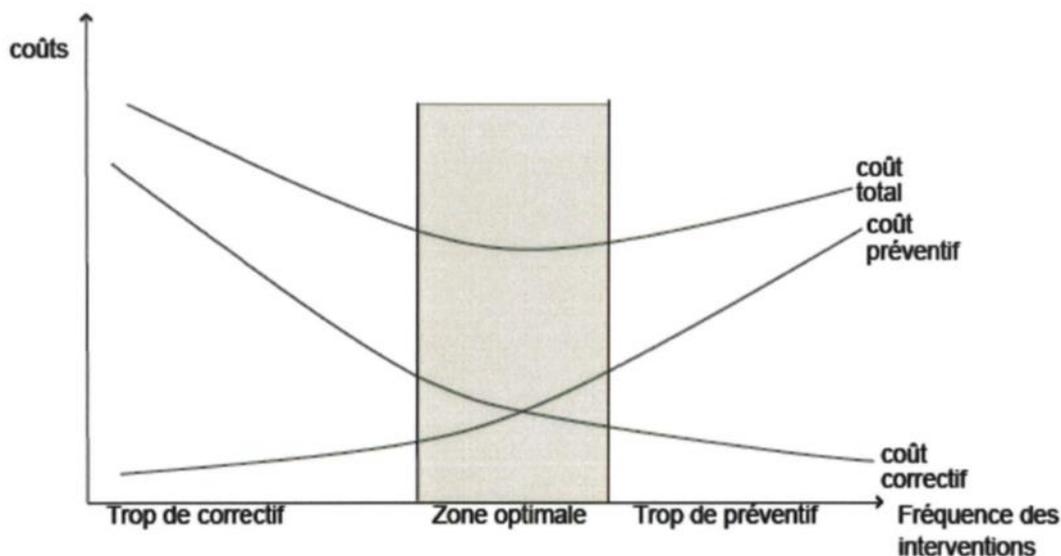


Figure I. 7 Diagramme des intersections de différents types de maintenance

L'illustration des effets de la fréquence des opérations de maintenance sur les coûts liés soit à la maintenance corrective, soit à la maintenance préventive. L'augmentation du nombre d'interventions sur le système penne de réduire les effets indésirables engendrés par une panne mais pénalise le fonctionnement du système. Il peut donc entraîner une augmentation du coût

global d'exploitation du système dans la mesure où chaque opération de maintenance engendre un coût.

I.3.2 Les types de la maintenance

Il existe deux principales familles de maintenance que l'on peut repérer sur la Figure I. 8 : la maintenance corrective et la maintenance préventive. La maintenance corrective est celle que le système subit lorsque la panne est déjà présente et qu'il faut réparer. La maintenance préventive est celle qui permet d'anticiper et de prévenir les défaillances

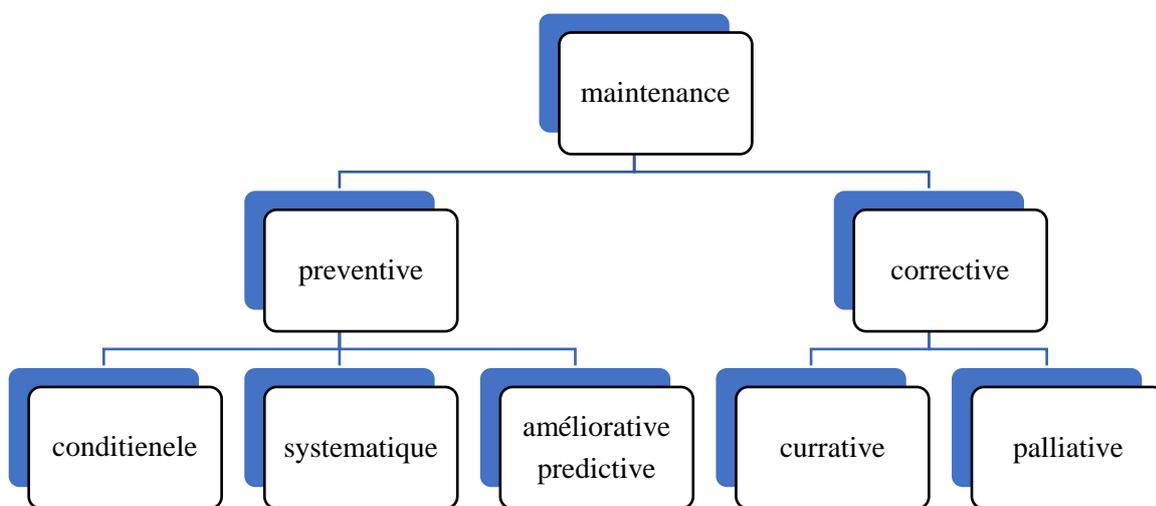


Figure I. 9 Schématisation les modes de la maintenance

I.3.2.1 Maintenance corrective.

« Maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise. ». [1]

La maintenance corrective est souvent perçue comme la forme primaire de la maintenance car l'intervention a lieu « en urgence » une fois la défaillance survenue. Comme le montre la Figure I. 8, la logique de cette politique de maintenance est assez simple : lorsqu'une machine est défectueuse, il faut la réparer, ce qui sous-entend que si elle fonctionne, on n'y « touche » pas.

Il existe deux types de maintenance corrective : la maintenance curative et la maintenance palliative.

- Maintenance curative : ce type de maintenance permet de remettre définitivement en état le système après l'apparition d'une défaillance. Elle se caractérise par la recherche des causes initiales d'une défaillance en vue de réparer l'équipement. Cette remise en état du système est une réparation durable.

- Maintenance palliative : opération destinée à remettre un équipement dans un état provisoire de fonctionnement de manière à ce qu'il puisse assurer une partie des fonctions requises. L'intervention a un caractère provisoire dans le sens où elle

L'objectif principal de la maintenance corrective est de remettre le système en état de fonctionnement dans un temps minimum (optimiser le temps d'indisponibilité après défaillance) tout en respectant les règles de sécurité.

I.3.2.2 Maintenance préventive.

« Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien ». [1]

La maintenance préventive se fonde sur l'adage "*mieux prévenir que guérir*", sur la connaissance des machines, la prise en compte des signes précurseurs et le réalisme économique. Comme le montre la figure 6, les visites préventives permettent de visualiser le niveau de performance d'un équipement en vue de prévoir une intervention préventive.

La maintenance préventive vise à réduire les coûts des pannes et de maintenance en prenant pour base le constat que la plupart des réparations et immobilisations coûteuses auraient pu être réduites ou évitées par un entretien constant et préventif. En effet elle doit permettre d'éviter les défaillances des matériels en cours d'utilisation et l'analyse des coûts doit mettre en évidence un gain par rapport aux défaillances qu'elle permet d'éviter.

I.3.2.2.1 La maintenance préventive systématique.

« Maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien. » [1]

Cette méthode nécessite de connaître : le comportement des équipements, les usures et les modes de dégradation. Elle intervient à intervalles fixés sur la base du minimum de vie des composants, donné par l'expérience et/ou par le constructeur. C'est pourquoi ce type de maintenance est aussi appelé maintenance préventive fondée sur la durée de fonctionnement.

La maintenance préventive systématique, schématisé par la figure 7, se traduit donc par des interventions planifiées qui consistent à nettoyer, réparer ou remplacer périodiquement un organe sans contrôle préalable de l'équipement.

I.3.2.2.2 La maintenance préventive conditionnelle.

« Maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent. La surveillance du fonctionnement et des paramètres peut être exécutée selon un calendrier, ou à la demande, ou de façon continue. » [1]

La maintenance préventive conditionnelle, se traduit par des visites préventives qui consistent à suivre les paramètres significatifs de la dégradation du bien. Lorsque le paramètre suivi dépasse le seuil d'alarme il faut prévoir une intervention pour remettre en condition normale l'équipement. En effet, la détection d'un dépassement d'un seuil d'alerte affecté à l'évolution du paramètre étudié déclenche le diagnostic des causes de la défaillance. Les conclusions de ce

diagnostic permettent de définir l'intervention de maintenance. La maintenance préventive conditionnelle est donc subordonnée à des mesures et à des diagnostics précis de l'état de dégradation de la machine. La nature de ces mesures dépend de la machine à suivre.

Cela peut être des mesures de vibration, des analyses d'huile, des thermographies infrarouges. ... Lorsque le seuil admissible de ces défauts est dépassé, il devient nécessaire de programmer l'arrêt de la machine. Ceci doit être fait en perturbant au minimum le cycle de production, c'est à dire entre deux séries ou lors d'un arrêt programmé

I.3.3 La maintenance prédictive

I.3.3.1 Présentation de la maintenance prédictive

La maintenance prédictive a de nombreuses définitions. Pour certains travailleurs, la maintenance prédictive consiste à surveiller les vibrations des machines rotatives dans le but de détecter les problèmes naissants et de prévenir les pannes catastrophiques. Pour d'autres, il s'agit de surveiller l'image infrarouge des dispositifs de commutation électrique, des moteurs et d'autres équipements électriques afin de détecter les problèmes naissants. Le principe commun de la maintenance prédictive est que la surveillance régulière de l'état mécanique réel, de l'efficacité opérationnelle et d'autres indicateurs de l'état de fonctionnement des machines et des systèmes de traitement fournira les données nécessaires pour garantir un intervalle maximal entre les réparations et minimiser le nombre et le coût des arrêts imprévus causés par les défaillances des machines.

La maintenance prédictive est cependant bien plus que cela. C'est le moyen d'améliorer la productivité, la qualité des produits et l'efficacité globale des usines de fabrication et de production. La maintenance prédictive n'est pas la surveillance des vibrations, l'imagerie thermique, l'analyse des huiles lubrifiantes ou toute autre technique de contrôle non destructif commercialisée comme outil de maintenance prédictive.

La maintenance prédictive est une attitude qui utilise l'état de fonctionnement réel des équipements et des systèmes de l'usine pour en optimiser le fonctionnement global. Un programme complet de gestion de la maintenance prédictive utilise les outils les plus rentables (par exemple, la surveillance des vibrations, la thermographie, la tribologie) pour obtenir l'état de fonctionnement réel des systèmes critiques de l'usine et sur la base de ces données réelles, programme toutes les activités de maintenance en fonction des besoins. L'intégration de la maintenance prédictive dans un programme complet de gestion de la maintenance permet d'optimiser la disponibilité des machines de traitement et de réduire considérablement le coût de la maintenance elle améliore également la qualité des produits, la productivité et la rentabilité des usines de fabrication et de production. [4]

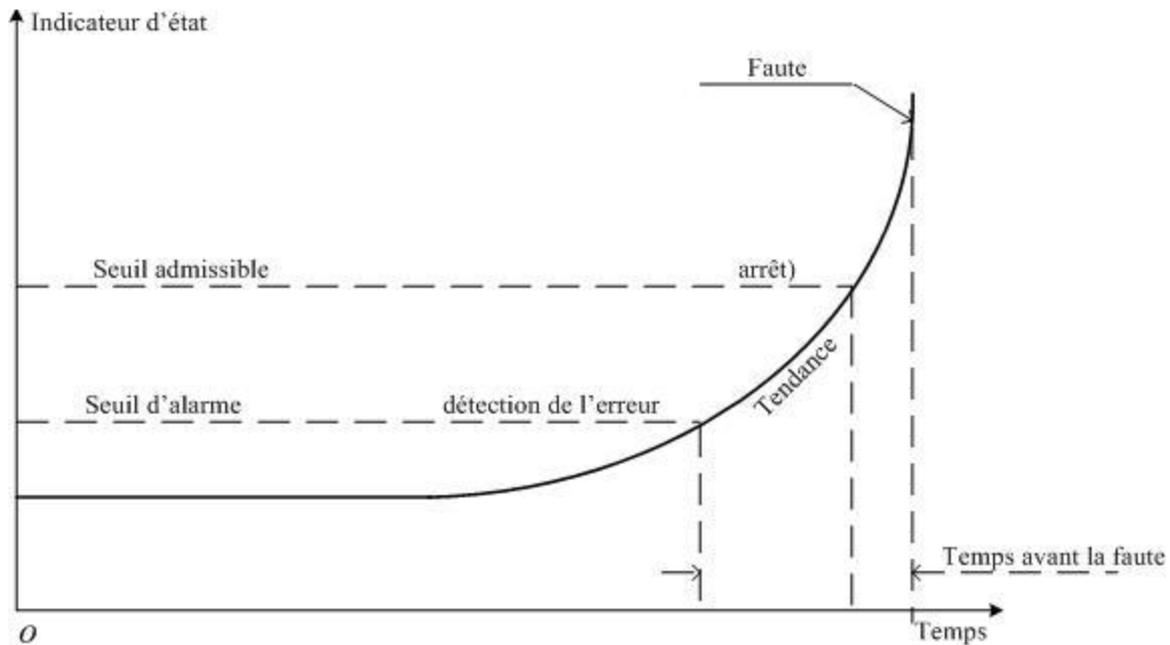


Figure I. 10 Principe de la maintenance prédictive

I.3.3.2 Définition de la maintenance prédictive

La maintenance prédictive est définie selon comme :

« Maintenance préventive subordonnée à l'analyse de l'évolution surveillée de paramètres significatifs de la dégradation du bien permettant de retarder et de planifier les interventions. » [1]

Aussi :

Définition AFNOR de la maintenance préventive : « Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien ». [1]

La maintenance prédictive est un programme de maintenance préventive basé sur les conditions. Au lieu de s'appuyer sur les statistiques de durée de vie moyenne de l'industrie ou de l'usine (c'est-à-dire le temps moyen de défaillance) pour programmer les activités de maintenance, la maintenance prédictive utilise la surveillance directe de l'état mécanique, de l'efficacité du système et d'autres indicateurs pour déterminer le temps moyen réel de défaillance ou la perte d'efficacité de chaque machine, train et système de l'usine. Au mieux, les méthodes traditionnelles axées sur le temps fournissent une indication de la durée de vie "normale" des machines et des systèmes. Dans les programmes de prévention ou de fonctionnement jusqu'à la défaillance, la décision finale concernant les programmes de réparation ou de reconstruction doit être prise sur la base de l'intuition et de l'expérience personnelle du responsable de la maintenance. L'ajout d'un programme complet de maintenance prédictive peut fournir et fournira des données factuelles sur l'état mécanique réel de chaque chaîne de machines et sur l'efficacité opérationnelle de chaque système de traitement. Ces données fournissent au responsable de la maintenance des données réelles pour programmer les activités de maintenance. Un programme de maintenance prédictive peut minimiser les pannes imprévues de tous les équipements mécaniques de l'usine et garantir que les équipements réparés sont dans un état mécanique acceptable. Le programme peut également identifier les

problèmes des machines avant qu'ils ne deviennent sérieux. La plupart des problèmes mécaniques peuvent être minimisés s'ils sont détectés et réparés rapidement. Les modes de défaillance mécaniques normaux se dégradent à une vitesse directement proportionnelle à leur gravité. Si le problème est détecté à temps, les réparations majeures peuvent généralement être évitées. [5]

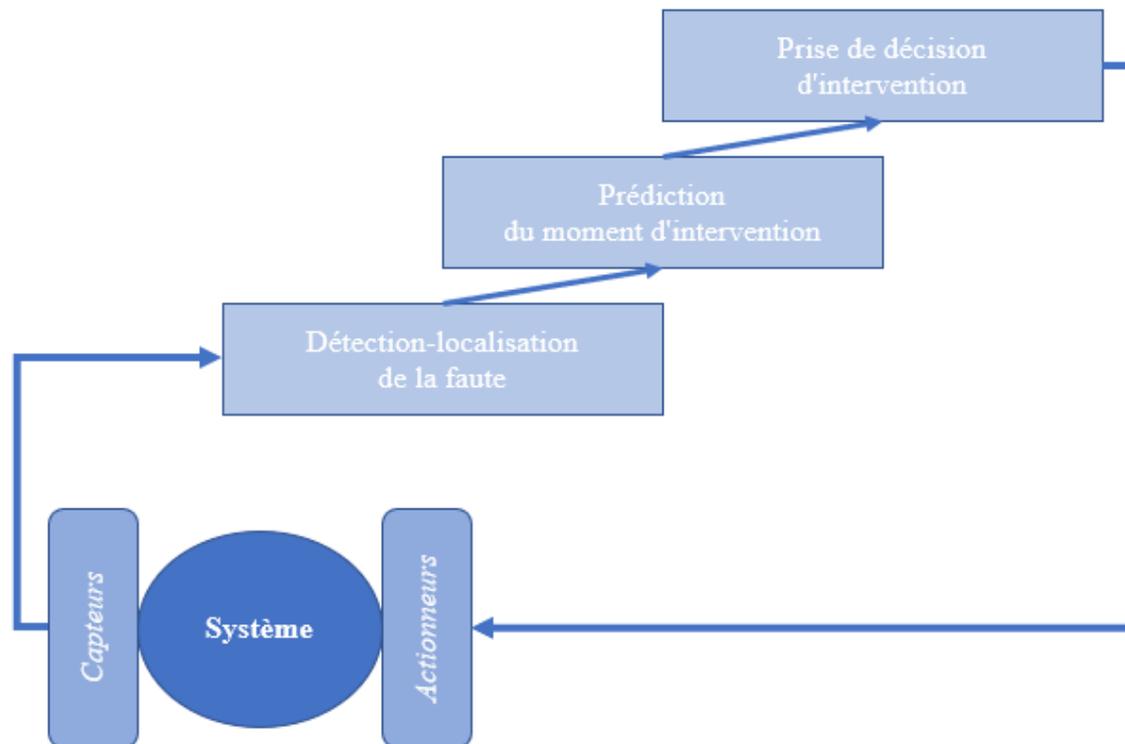


Figure I. 11 La procédure normale de la maintenance prédictive

I.3.4 AMDEC

L'Analyse des Modes de Défaillances, de leurs Effets et de leurs Criticité (AMDEC), est une méthode qualitative et inductive visant à recenser les défaillances potentielles d'un système, quelles que soient les technologies, puis d'en estimer les risques de façon à les supprimer ou à engager des actions correctrices. Elle aide à améliorer la sûreté de fonctionnement des systèmes et est utilisée de manière réglementaire dans les industries à risque et de manière contractuelle ou volontaire dans les industries manufacturières et autres.

Il est possible d'effectuer des AMDE ou des AMDEC, l'évaluation de la criticité des modes de défaillance apparaissant utile ou non [3]

I.3.4.1 Démarche AMDEC

L'AMDEC sur les équipements ou moyens, dite AMDEC moyen, est basée sur une démarche que nous regroupons en quatre étapes séquentielles :

- L'initialisation et l'analyse fonctionnelle :
L'initialisation de l'AMDEC moyen est l'étape préliminaire, qui consiste à définir le système à étudier, la phase d'analyse fonctionnelle ainsi que les objectifs à atteindre
- L'analyse des modes de défaillance et de leurs effets,

Cette phase permet l'identification des modes de défaillances suivant les niveaux délimités à l'étape 1 ainsi que la recherche des effets définis comme les résultats ou conséquences des modes de défaillance

Cause → Mode → Effet

- L'évaluation de la criticité,

L'indice de criticité C est déduit par le produit des trois indices nominaux :

$C = F \cdot G \cdot D$, où

F représente l'indice de fréquence d'apparition d'une défaillance due à une cause particulière,

G représente l'indice de gravité des effets de la défaillance,

D est relatif à la possibilité de détecter la défaillance avant qu'elle ne produise l'effet.

Chacun de ces indices est évalué suivant une table de cotation qui varie selon le domaine industriel d'application et dont la plus universelle utilise des valeurs de 1 à 4 ou 5

- Les actions à mener.

La criticité C calculée permet de hiérarchiser les défaillances et de recenser celles dont le niveau de criticité est supérieur à un seuil qui varie en fonction de critères de fiabilité [6]

I.3.5 Maintenance baser sur la fiabilité MBF

MBF (maintenance basée sur la fiabilité) est un véritable outil de conception de la maintenance préventive ; en conciliant les doubles enjeux disponibilité/coût global de possession des installations. Parmi les outils ou méthodes qu'elle utilise, les grilles d'analyse de mode de défaillances, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC). Cette technique apporte une connaissance approfondie du fonctionnement et des interactions d'un système, par l'analyse systématique des relations causes-effets. Elle occupe une place importante dans l'optimisation de la fonction maintenance. Aujourd'hui, l'intérêt économique de la fonction maintenance réside dans l'anticipation des anomalies potentielles, plus que dans les actions correctives, voire la maîtrise du processus de production. Son ambition est de guider la démarche industrielle dans une voie d'augmentation des moyens organisationnels, techniques et d'information.

La MBF a pour objectifs :

- de définir et de justifier en conception les actions de maintenance programmées à mettre en place ;
- de redéfinir en exploitation les actions de maintenance programmée ;
- d'assurer et d'augmenter les performances de l'outil de production en matière de sûreté de fonctionnement ;
- de déterminer les recommandations relatives aux enjeux technico-économiques (investissement, rénovation, procédure, justification).

A chaque action de maintenance, on associe un coût et/ou une durée. La performance d'une stratégie est évaluée en termes de coût total moyen et de disponibilité [7]

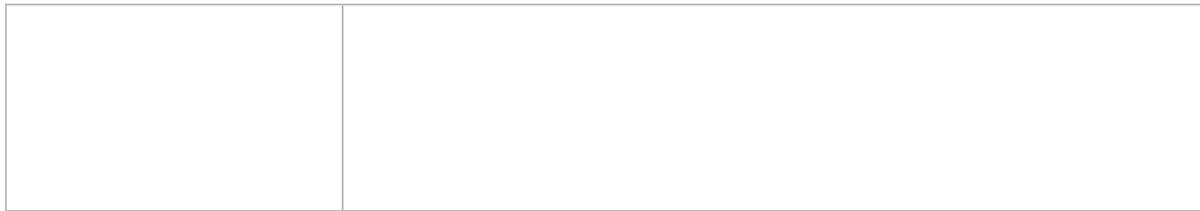
I.3.6 Totale productive maintenance TPM

Nous voulons augmenter la production à moindre coût à partir de nos actifs existants en éliminant les déchets (Lean Maintenance), en gérant les pertes de production (TPM) et en

réduisant les variations dans le processus de production (Total Quality Management) processus de production (gestion de la qualité totale). Nous voulons également que l'usine soit Nous voulons également que l'usine soit sûre, souple et flexible, et qu'elle soit un lieu de travail agréable. [8]

Tableau I 2 totale productive maintenance [8]

<p>Les motivations de TPM</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Adoption de l'approche du cycle de vie pour améliorer la performance globale des équipements de production. 2. L'amélioration de la productivité par des travailleurs hautement motivés, ce qui est réalisé par l'élargissement des tâches. 3. L'utilisation d'activités volontaires en petits groupes pour identifier la cause d'une défaillance, les modifications possibles de l'usine et de l'équipement. Défaillance, les modifications possibles de l'usine et de l'équipement.
<p>Caractère unique de la TPM</p>	<p>La principale différence entre la TPM et les autres concepts est que les opérateurs sont également impliqués dans le processus de maintenance. Le concept "Je (opérateurs de production) opère, vous (département de maintenance) fixe" n'est pas suivi.</p>
<p>Objectifs de TPM</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Atteindre le zéro défaut, zéro panne et zéro accident dans tous les domaines fonctionnels de l'organisation. 2. Impliquer les personnes à tous les niveaux de l'organisation. 3. Former différentes équipes pour réduire les défauts et l'auto-maintenance.
<p>Les bénéfices directs de TPM</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Augmenter la productivité et l'OPE (Overall Plant Efficiency) de 1,5 à 2 fois. 2. Rectifier les plaintes des clients. 3. Réduire le coût de fabrication de 30%. 4. Satisfaire les besoins des clients à 100 % (livraison de la bonne quantité au bon moment, dans la qualité requise). 5. Réduire les accidents. 6. Suivre les mesures de contrôle de la pollution.
<p>Les bénéfices indirects de TPM</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Un niveau de confiance plus élevé parmi les employés. 2. Maintenir le lieu de travail propre, soigné et attrayant. 3. Changement favorable de l'attitude des opérateurs. 4. Atteindre les objectifs en travaillant en équipe. 5. Déploiement horizontal d'un nouveau concept dans tous les secteurs de l'organisation. 6. Partager les connaissances et l'expérience. 7. Les travailleurs ont le sentiment d'être propriétaires de la machine.



I.3.7 GMAO (Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur)

Maintenance assistée par ordinateur, leur définition : « Un système informatique de management de la maintenance est un progiciel organisé autour d'une base de données permettant de programmer et de suivre sous les trois aspects techniques, budgétaire et organisationnel, toutes les activités d'un service de maintenance et les objets de cette activité (services, lignes d'atelier, machines, équipements, sous-ensembles, pièces, etc.) à partir de terminaux disséminés dans les bureaux techniques, les ateliers, les magasins et bureaux d'approvisionnement » [1]

La GMAO (Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur) est une méthode de gestion effectuée à l'aide d'un progiciel de GMAO en vue de gérer les tâches de maintenance d'une entreprise, d'une collectivité territoriale ou d'une administration. Si l'une des premières fonctions d'une GMAO est d'apporter une assistance automatisée à la gestion de la maintenance dans une entité, la GMAO peut aussi être utile dans d'autres secteurs de l'entreprise ou l'administration. Il peut en être ainsi dans des domaines tels que la production ou l'exploitation des équipements ou encore pour les services de gestion financière notamment, par exemple, en matière de renouvellement de [9]

I.3.8 Systèmes de gestion des bases de données (SGDB)

Les premiers systèmes de GMAO ne comportaient pas de SGDB, les données étant alors réparties sur plusieurs fichiers. Aujourd'hui, les bases de données de type « relationnel » sont des systèmes complexes ayant pour fonction de conserver, de gérer et de protéger les données entrées dans un ordinateur, grand système ou micro-ordinateur. Pour les grands systèmes, la base de données la plus diffusée est Oracle. Citons aussi IBM, SQL Server. Pour les micro-ordinateurs, citons Access. Pour l'exploitant, au niveau de l'entreprise, le choix du SGDB est difficilement réversible car les logiciels applicatifs en comptabilité, finances, GMAO et GMAO ne communiquent que s'ils partagent la même base de données. D'où l'importance des critères de « capacité d'évolution » et de « pérennité » de l'éditeur lors du choix d'un SGDB. [10]

I.4 TURBO-REACTEUR

I.4.1 Présentation d'une turbo-reacteur

Une turbo-reacteur est la variante la plus moderne du moteur à turbine à gaz de base. Comme pour les autres turbines à gaz, il existe un moteur central, dont les pièces et le fonctionnement sont traités sur une page séparée. Dans la turbo-reacteur, le moteur central est entouré d'une soufflante à l'avant et d'une turbine supplémentaire à l'arrière. La soufflante et la turbine de la soufflante sont composées de nombreuses aubes, comme le compresseur central et la turbine centrale, et sont reliées à un arbre supplémentaire. Toutes ces turbomachines supplémentaires sont colorées en vert sur le schéma. Comme pour le compresseur central et la turbine centrale, certaines des pales du ventilateur tournent avec l'arbre et d'autres restent immobiles. L'arbre du ventilateur passe par l'arbre du noyau pour des raisons mécaniques. Ce type d'arrangement est appelé un moteur à deux bobines (une bobine pour la soufflante, une bobine pour le noyau). Certains moteurs avancés ont des bobines supplémentaires pour un rendement encore plus élevé.

La plupart des avions de ligne modernes utilisent des turbo-reacteurs en raison de leur forte poussée et de leur bon rendement énergétique [11]

I.4.2 Fonctionnement d'une turbo-reacteur

L'air entrant est capté par l'entrée du moteur. Une partie de l'air entrant passe par la soufflante et poursuit sa route vers le compresseur du noyau, puis vers le brûleur, où il est mélangé au carburant et où la combustion se produit. Les gaz d'échappement chauds traversent les turbines du noyau et de la soufflante, puis sortent par la tuyère, comme dans un turboréacteur de base. Le reste de l'air entrant passe par la soufflante et contourne le moteur, tout comme l'air passe par une hélice. La vitesse de l'air qui traverse la soufflante est légèrement supérieure à celle d'un flux libre. Ainsi, un turboréacteur à double flux obtient une partie de sa poussée du noyau et une partie de sa poussée de la soufflante. Le rapport entre l'air qui circule autour du moteur et l'air qui passe par le noyau est appelé le taux de dérivation.

Étant donné que le débit de carburant du noyau n'est que très peu modifié par l'ajout de la soufflante, un turboréacteur à double flux génère plus de poussée pour une quantité de carburant presque identique à celle utilisée par le noyau. Cela signifie qu'un turbo-reacteur est très économe en carburant. En fait, les turbo-reacteurs à taux de dilution élevé sont presque aussi économes en carburant que les turbopropulseurs. Comme la soufflante est enfermée par l'entrée et qu'elle est composée de nombreuses pales, elle peut fonctionner efficacement à des vitesses plus élevées qu'une simple hélice. C'est pourquoi on trouve des turbos sur les transports à grande vitesse et des hélices sur les transports à faible vitesse. Les turbo-reacteurs à faible taux de dilution sont toujours plus économes en carburant que les turboréacteurs de base. De nombreux avions de chasse modernes utilisent en fait des turbo-reacteurs à faible taux de dilution équipés de postcombustion. Ils peuvent ainsi voler efficacement en croisière tout en conservant une forte poussée lors des combats aérienne. Même si l'avion de chasse peut voler beaucoup plus vite que la vitesse du son, l'air entrant dans le moteur doit se déplacer à une vitesse inférieure à celle du son pour un rendement élevé. C'est pourquoi l'entrée de l'avion ralentit l'air par rapport aux vitesses supersoniques. [12]

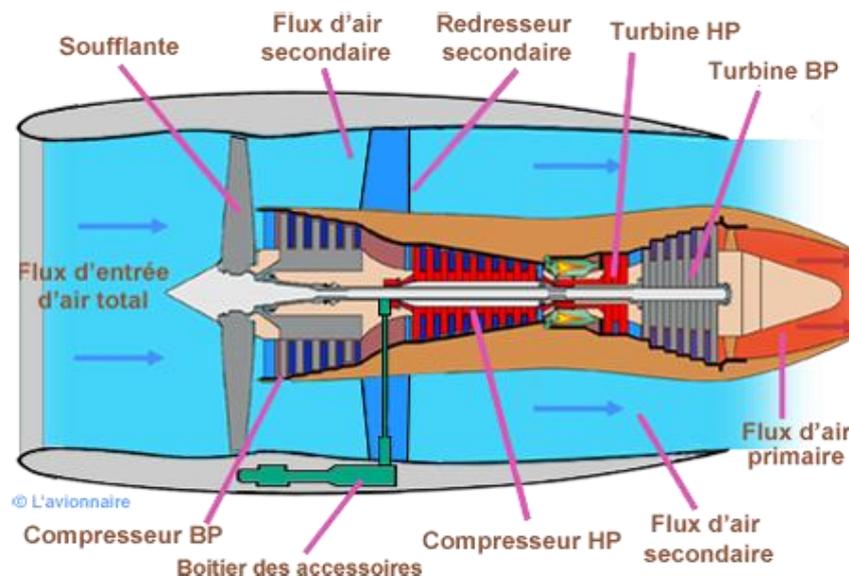


Figure I. 12 Schématisation d'une turbo-reacteur [13]

I.4.3 La maintenance de turbo-reacteur :

Maintenance Préventive : la maintenance préventive de turbo-reacteur est programmée sous un calendrier strict qui assemble la maintenance systématique et la maintenance conditionnel d'après un programme d'entretien qui contient les détails de ce qui doit être entretenu sur un aéronef et à quelle fréquence. Les détails sont ceux publiés par le fabricant d'équipement d'origine (OEM) qui peut également être le détenteur du certificat de type (TCH) de ce produit. Comme l'aéronef se compose d'une cellule, d'un moteur, d'une hélice et d'autres équipements, il y aura plusieurs sources d'informations de base. Il y aura non seulement des détails sur le "quoi et quand" mais aussi sur le "comment" de l'entretien des pièces ; il y a aussi des détails sur les types de tâches qui doivent être effectuées.

Les propriétaires d'avions légers ou d'hélicoptères peuvent suivre le programme recommandé par le constructeur, tel qu'il figure dans le manuel d'entretien de l'appareil. Pour les avions ou hélicoptères à moteur à pistons de moins de 2730 kg MTWA, la DAC accepte le "Light Aircraft Maintenance Schedule" (LAMS) générique publié par la United Kingdom Civil Aviation Authority (UKCAA), CAP 411 ou CAP 412 respectivement, comme base du programme d'entretien pour l'approbation de la DAC. Toutefois, le système LAMS exige que les recommandations du constructeur soient également prises en compte, de sorte que les utilisateurs du LAMS doivent utiliser les deux ensembles de données.

Les propriétaires et les exploitants doivent savoir que des dossiers correctement tenus contribuent non seulement à maintenir la sécurité d'un aéronef, mais aussi à en conserver la valeur de revente.

Pour aider les propriétaires/exploitants, la DAC encourage l'utilisation du CAD 543 (Time Limited Task and Component Change Record) en conjonction avec le programme d'entretien de l'aéronef afin de contrôler la durée de vie de la révision des moteurs, des hélices et de toute autre pièce d'équipement qui peut être installée. [14]

Maintenance prédictive :

La maintenance prédictive de turbo-reacteur utilise les technologies de pronostic et de gestion de la santé (PHM) qui sont aussi importantes dans diverses industries et ont attiré une attention croissante ces dernières années. Le pronostic est considéré comme la composante la plus difficile de la gestion de la santé. Une prédiction précise et fiable de la durée de vie utile restante (RUL) est essentielle pour programmer la maintenance et les réparations à l'avance et ainsi prévenir une grave dégradation des performances, un dysfonctionnement, voire des défaillances catastrophiques.

Au cours des dernières années, plusieurs études sur la prédiction de la durée de vie résiduelle ont vu le jour. Les méthodes de prédiction de la durée de vie utile peuvent être classées en trois groupes, à savoir les approches basées sur des modèles, les approches basées sur des données et les approches hybrides. [15]

I.5 Conclusion :

L'étude de la partie maintenance nous a permis d'apercevoir des généralités sur les activités de cette fonction. Nous avons pu avoir un aperçu général des points clés du domaine, de se familiariser avec le langage spécifique et de comprendre mieux la logique des tâches à attribuer au service maintenance. En plus des appointements théoriques, nous avons pu développer un plan de maintenance préventive pour la machine dont on a développé nos connaissances théoriques.

II.Chapitre II L'intelligence artificielle dans la maintenance prédictive**II.1 Introduction**

Le terme "intelligence artificielle" suscite des émotions. D'une part, il y a notre fascination par l'intelligence, qui semble conférer aux humains une place spéciale parmi les formes de vie. Des questions se posent : "Qu'est-ce que l'intelligence ?", "Comment peut-on mesurer l'intelligence ? ou "Comment fonctionne le cerveau ? Toutes ces questions ont un sens lorsqu'on essaie de comprendre l'intelligence artificielle. Cependant, la question centrale pour l'ingénieur, est la question de la machine intelligente qui se comporte comme une personne, en montrant un comportement intelligent.

Il soulève la question de savoir si notre bien suprême, le cerveau, est quelque chose que nous devrions essayer de comprendre, de modéliser, voire de reconstruire.

D'après ses question les scientifiques on penser a créé une fonction similaire à la fonction du cerveau humain donc ils ont obtenu les réseaux de neurone qui ont une structure proche à celle de neurone biologique.

Les réseaux neuronaux profonds ont la particularité d'avoir plusieurs couches cachées, appelées "hidden" car nous ne voyons pas nécessairement les entrées et sorties de ces neurones de manière explicite, si ce n'est qu'on sait qu'ils sont la sortie de la couche précédente.

L'addition de couches, et les fonctions à l'intérieur des neurones de ces couches, sont ce qui distinguent une architecture individuelle d'une autre et établissent les différents cas d'utilisation d'un modèle donné.

ANN est utilisée dans plusieurs domaine tant que le traitement d'images traitement de signal control planification optimisation classification, régression et pour cette cause plusieurs sociétés globale profitent de l'ANN

II.2 Définition de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est un sujet complexe. Pour cette raison, il existe plusieurs définitions que vous pouvez rencontrer. Voici l'une des plus précises donnée par Google :

"La théorie et le développement de systèmes informatiques capables d'effectuer des tâches nécessitant normalement l'intelligence humaine, comme la perception visuelle, la reconnaissance vocale, la prise de décision et la traduction entre les langues."

Pour rester simple, définir l'IA comme l'utilisation d'ordinateurs pour faire des choses qui requièrent normalement l'intelligence humaine.

Une autre définition, tirée de la publication en ligne Quartz :

"L'intelligence artificielle est un logiciel ou un programme informatique doté d'un mécanisme d'apprentissage. Il utilise ensuite ces connaissances pour prendre une décision dans une nouvelle situation, comme le font les humains. Les chercheurs qui conçoivent ces logiciels essaient d'écrire un code capable de lire des images, des textes, des vidéos ou des sons, et d'en tirer des enseignements. Une fois qu'une machine a appris, ces connaissances peuvent être utilisées ailleurs." [16].

En d'autres termes, on pourrait dire que l'IA est la capacité des machines à utiliser des algorithmes pour apprendre à partir de données, et à utiliser ce qui a été appris pour prendre des décisions comme le ferait un humain. À la différence des humains, cependant, les machines alimentées par l'IA n'ont pas besoin de faire des pauses ou de se reposer et elles peuvent analyser des volumes massifs d'informations en une seule fois. Le taux d'erreurs est également nettement inférieur pour les machines qui effectuent les mêmes tâches que leurs homologues humains. [17]

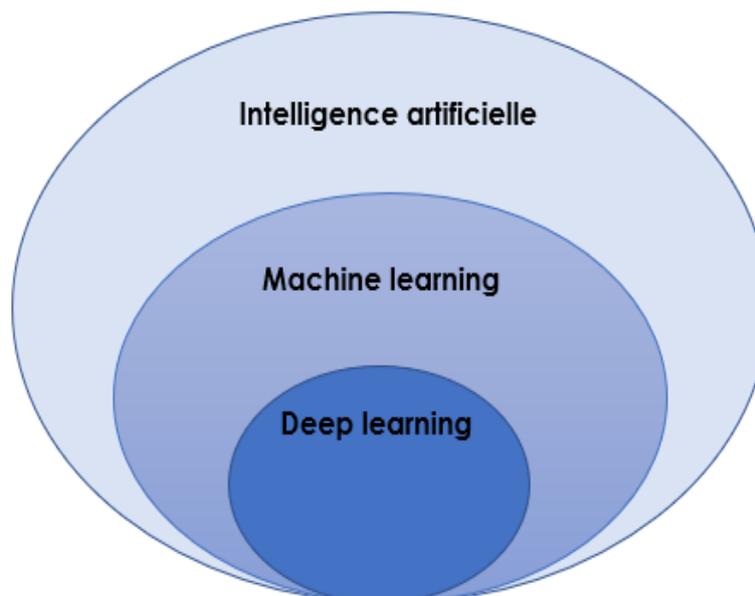


Figure II 1 Les niveaux de l'intelligence artificiel

II.3 Classification et Régression

L'apprentissage supervisé peut être divisé en classification et régression, en fonction de l'utilisation du modèle.

La classification détermine à quel groupe les données d'entrée appartiennent. La sortie correcte de la classification est donnée sous forme de catégories. En revanche, la régression prédit des valeurs et prend les valeurs de la sortie correcte dans les données d'apprentissage.

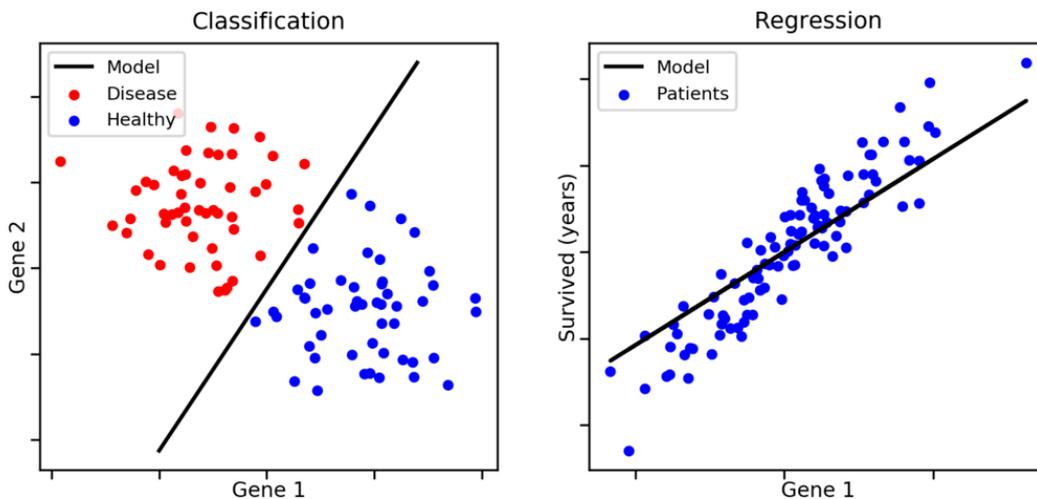


Figure II 2 Illustration de la différence entre la classification et la régression

II.3.1 Classification

On parle de problème de classification lorsque la variable de sortie est une catégorie, telle que "rouge" ou "bleu" ou "maladie" et "pas de maladie". Un modèle de classification tente de tirer une conclusion à partir des valeurs observées. Étant donné une ou plusieurs entrées, un modèle de classification tente de prédire la valeur d'un ou de plusieurs résultats.

Par exemple, lors du filtrage des e-mails "spam" ou "pas spam", lors de l'examen des données de transaction, "frauduleux" ou "autorisé". En bref, la classification permet de prédire les étiquettes de classe catégorielles ou de classer les données (construire un modèle) sur la base de l'ensemble d'apprentissage et des valeurs (étiquettes de classe) dans les attributs de classification et de les utiliser pour classer de nouvelles données. Il existe un certain nombre de modèles de classification. Parmi les modèles de classification, citons la régression logistique, l'arbre de décision, la forêt aléatoire, l'arbre à gradient, le perceptron multicouche, le modèle à un contre un et le modèle Naive Bayes.

II.3.2 Régression

Comme dans les techniques de régression standard, le réseau neuronal de régression généralisée est utilisé pour l'estimation de variables continues. Il est apparenté au réseau à fonction noyau, et repose sur une technique statistique standard, appelée régression à noyau. La régression d'une variable dépendante y (couche de sortie) sur une variable indépendante x (vecteur d'entrée) permet d'estimer la valeur la plus probable pour y en fonction d'un x donné et d'un ensemble de données de formation. La méthode de réseau neuronal à régression généralisée produit la valeur estimée de y qui minimise l'erreur quadratique moyenne, définie comme suit

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y} - y)^2 \dots\dots\dots(\text{Eq.2.1})$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y} - y)^2} \dots\dots\dots (\text{Eq.2.2})$$

L'estimation de la fonction de densité de probabilité de nombreux systèmes du monde réel est soit difficile, soit irréalisable. Le réseau neuronal de régression généralisée est une méthode non paramétrique qui estime la fonction de densité de probabilité conjointe de x et y, à partir d'un ensemble d'apprentissage et sans idée préconçue de sa forme. Figure II 3 illustre la structure abstraite d'un réseau neuronal à régression généralisée, avec la couche d'entrée, la couche de motifs (avec la couche de couche d'entrée, la couche de motif (avec la fonction de régression à noyau), la couche de sommation et la couche de sortie sous forme de variable continue.

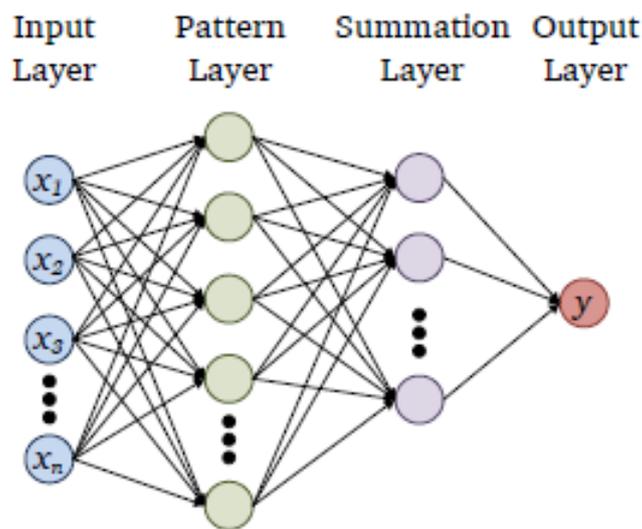


Figure II 4 Schéma d'un réseau neuronal probabiliste et d'un réseau neuronal à régression généralisée

Schéma d'un réseau neuronal probabiliste et d'un réseau neuronal à régression généralisée. Ils présentent la même structure de réseau, mais utilisent différentes fonctions de noyau pour archiver une classification (réseaux neuronaux probabilistes) ou une régression (réseau neuronal à régression généralisée).

II.4 Machine Learning

L'apprentissage automatique est une technique qui permet de déterminer le "modèle" à partir de "données". Ici, les données désignent littéralement des informations telles que des documents, du son, des images, etc. Le "modèle" est le produit final de l'apprentissage automatique. Nous l'appelons "apprentissage" parce que le processus ressemble à un entraînement avec les données pour résoudre le problème de la recherche d'un modèle. Par conséquent, les données que l'apprentissage automatique utilise dans le processus de modélisation sont appelées données de "formation". En fait, le modèle n'est rien de plus que ce que nous voulons obtenir comme produit final. Par exemple, si nous développons un système de filtrage automatique pour supprimer le courrier indésirable, le filtre à courrier

indésirable est le modèle dont nous parlons. En ce sens, nous pouvons dire que le modèle est ce que nous utilisons réellement. Une fois que le processus d'apprentissage automatique a trouvé le modèle à partir des données d'apprentissage, nous appliquons le modèle aux données réelles du terrain. Ce processus est illustré dans la Figure II 5. Le flux vertical de la figure indique le processus d'apprentissage, et le modèle formé est décrit comme le flux horizontal, qui est appelé inférence.

Aucune approche d'apprentissage automatique ne peut atteindre l'objectif souhaité avec des données d'entraînement erronées. La même idéologie s'applique au Deep Learning. Par conséquent, il est essentiel pour les approches d'apprentissage automatique d'obtenir des données d'entraînement non biaisées qui reflètent adéquatement les caractéristiques des données de terrain. Le processus utilisé pour rendre les performances du modèle cohérentes quelles que soient les données d'apprentissage ou les données d'entrée est appelé généralisation. Le succès de l'apprentissage automatique dépend fortement de la façon dont la généralisation est accomplie. [18]

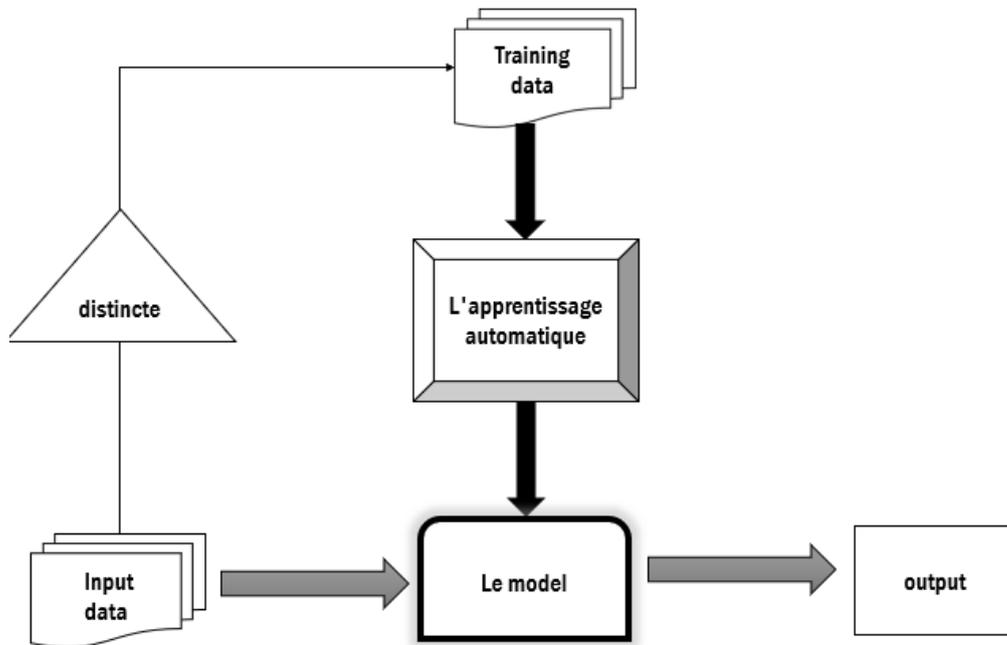


Figure II 6 le processus d'apprentissage automatique

L'apprentissage supervisé peut être divisé en classification et régression, en fonction de l'utilisation du modèle. La classification détermine à quel groupe les données d'entrée appartiennent. La sortie correcte de la classification est donnée sous forme de catégories. En revanche, la régression prédit des valeurs et prend les valeurs de la sortie correcte dans les données d'apprentissage.

Tableau II 1 Tableau de différentes types de machine Learning

	Apprentissage supervisé	L'apprentissage non supervisé	Apprentissage renfoncer
Les algorithmes	- Linear regression - Logistic regression - Support vector machine	- k means clustering - hierarchical clustering - DBSCAN	- Q-learning - SARSA - monte Carlo - deep Q network

	- K nearest neighbours - Decision tree	- principal component analysis	
Les démarches	Prend des entrées étiquetées et les applique aux entrées connues.	Comprend les patrons et les tendances dans les données et découvre la sortie.	Suit la méthode d'essai et d'erreur pour arriver à la solution souhaitée.
L'entraînement	Nécessitent une supervision externe pour former le modèle	N'a pas besoin de supervision pour former des modèles.	Ne nécessitent aucune supervision pour former des modèles
Types de problèmes	Classification et régression	Regroupement et association	Basé sur la récompense
L'application	- Prévisions météorologiques - prévisions de ventes - analyse du cours des actions	- Segmentation de la clientèle - analyse du taux de désabonnement	- construction de jeux gaming - entraînement des robots

II.4.1 SVM (Support Vector Machine)

La machine à vecteurs de support ou SVM est l'un des algorithmes d'apprentissage supervisé les plus populaires, qui est utilisé pour les problèmes de classification et de régression. Cependant, il est principalement utilisé pour les problèmes de classification en apprentissage automatique.

L'objectif de l'algorithme SVM est de créer la meilleure ligne ou frontière de décision qui peut séparer l'espace à n dimensions en classes, de sorte que nous puissions facilement placer le nouveau point de données dans la bonne catégorie à l'avenir. Cette meilleure frontière de décision est appelée un hyperplan.

Le SVM choisit les points/vecteurs extrêmes qui aident à créer l'hyperplan. Ces cas extrêmes sont appelés vecteurs de soutien, et l'algorithme est donc appelé Machine à vecteurs de soutien. Considérons le diagramme ci-dessous, dans lequel deux catégories différentes sont classées à l'aide d'une limite de décision ou d'un hyperplan [19]

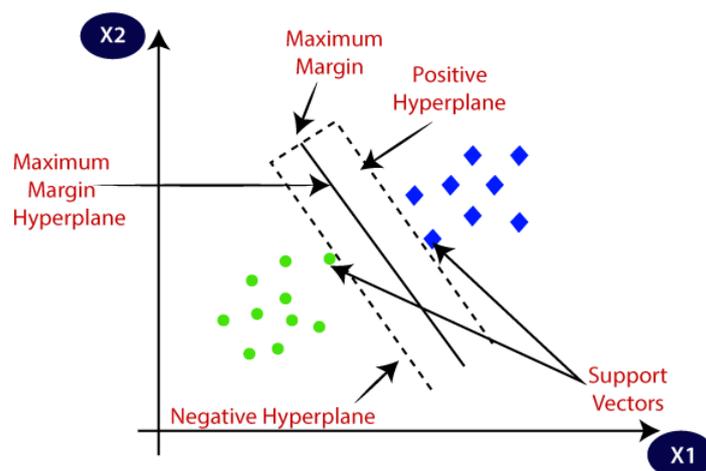


Figure II 7 Diagramme dans lequel deux catégories différentes sont classées à l'aide d'un hyperplan

II.4.2 Decision Trees

Decision Trees ou l'arbre de décision est l'un des algorithmes d'apprentissage supervisé les plus couramment utilisés et les plus pratiques pour résoudre n'importe quel problème (classification ou régression), par exemple :

- Un arbre de décision est une arborescence similaire à un organigramme l'un des nœuds internes représente une caractéristique (ou un attribut), une branche représente une règle de décision, et chaque nœud feuille représente le résultat, qui la structure aide à prendre des décisions.

- Il s'agit d'un algorithme non paramétrique, ce qui signifie qu'il n'y a pas d'hypothèses fondamentales sur la distribution des données. [20]

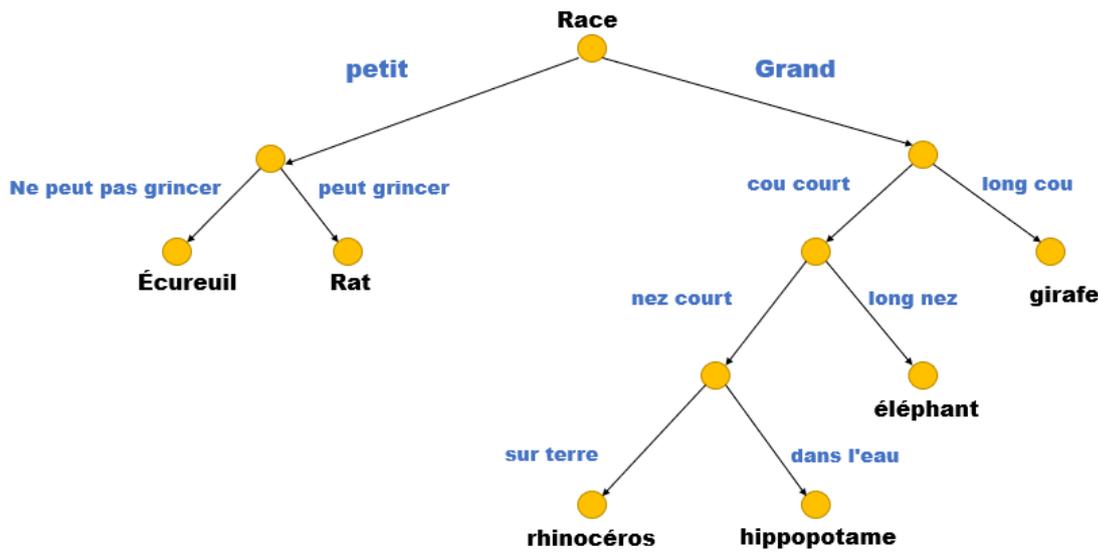


Figure II 8 Un exemple de l'arbre de décision

II.4.3 Ensemble Learning

Les méthodes d'ensemble combinent différents modèles d'apprentissage pour obtenir de meilleurs résultats prédictifs, puis les combiner en un seul arbre de décision. Le principe de base du modèle d'ensemble est qu'un groupe d'apprenants faibles se réunit pour former un apprenant actif.

Boosting :

Le boosting est une procédure d'ensemble permettant de créer une collection de prédicteurs. En d'autres termes, nous ajustons des arbres consécutifs, généralement des échantillons aléatoires, et à chaque étape, l'objectif est de résoudre l'erreur nette des arbres précédents. Si une entrée donnée est mal classée par la théorie, alors son coefficient est augmenté afin que l'hypothèse suivante soit plus susceptible de la classer correctement en consolidant l'ensemble ; enfin, la conversion des apprenants faibles en modèles plus performants. Le boosting est basé sur la question "Un ensemble d'apprenants faibles peut-il créer un seul apprenant fort ?". [21].

Bagging

Il s'agit d'une méthode permettant de générer plusieurs versions d'un prédicteur et de les utiliser pour obtenir un prédicteur agrégé. La forêt aléatoire est un exemple bien connu d'algorithme d'apprentissage d'ensemble. Il utilise la combinaison de la technique de mise en bagging [22]

Stacking

Il s'agit d'une technique utilisée pour assembler un groupe diversifié d'apprenants forts en formant un algorithme d'apprentissage automatique de second niveau appelé "méta-apprenant" pour apprendre la combinaison optimale des prédictions des apprenants de base. Combinaison optimale des prédictions des apprenants de base.

II.5 L'apprentissage profond

L'apprentissage profond est le sous-domaine de l'apprentissage automatique qui se consacre à la construction d'algorithmes qui expliquent et apprennent un niveau élevé et bas d'abstractions de données que les algorithmes d'apprentissage automatique traditionnels ne peuvent souvent pas atteindre. Les modèles d'apprentissage profond s'inspirent souvent de nombreuses sources de connaissances, telles que la théorie des jeux et les neurosciences. Imitent souvent la structure de base du système nerveux humain. À mesure que le domaine progresse, de nombreux chercheurs envisagent un monde où les logiciels ne seront pas aussi codés qu'ils doivent l'être aujourd'hui, ce qui permettra de résoudre les problèmes de manière plus robuste et généralisée.

Bien que le domaine ait débuté dans un espace similaire à celui de l'apprentissage automatique, où l'accent était mis sur la satisfaction des contraintes à des degrés divers. L'apprentissage profond a évolué pour englober une définition plus large des algorithmes capables de comprendre plusieurs niveaux de représentation des données correspondant à différentes hiérarchies de complexité. En d'autres termes, les algorithmes n'ont pas seulement une capacité de prédiction et de classification, mais ils sont capables d'apprendre différents niveaux de complexité. On en trouve un exemple dans la reconnaissance d'images, où un réseau neuronal reconnaît les cils, les visages, les personnes et ainsi de suite. La puissance de cette approche est évidente : nous pouvons atteindre le niveau de complexité nécessaire à la création de logiciels intelligents. Nous le voyons actuellement dans des fonctionnalités telles que la correction automatique, qui modélise les corrections suggérées en fonction des modèles de discours observés, spécifiques au vocabulaire de chaque personne. [17]

II.5.1 Neurone biologique

Nous avons depuis longtemps établi des liens entre le cerveau humain et les réseaux de neurones pour démontrer la puissance de ces algorithmes. Voici une analogie qui est encore présentée aux débutants aujourd'hui :

Une fonction d'activation produit une sortie si l'entrée qu'elle reçoit dépasse un certain seuil, tout comme un neurone biologique produit des signaux électriques basés sur des stimuli reçus au niveau des dendrites (ce sont les entrées du neurone).

Dans un neurone, ce signal se déplace vers les différentes extrémités de l'axone puis vers d'autres neurones, tout comme une fonction d'activation envoie sa sortie au neurone de niveau supérieur.

Les réseaux de neurones ne sont en réalité que d'énormes combinaisons de milliers de fonctions mathématiques, et les neuroscientifiques ont aujourd'hui démontré que le cerveau fonctionne bien au-delà de la "simple" architecture des réseaux de neurones.

En fait, les réseaux de neurones n'ont rien à voir avec le cerveau humain.

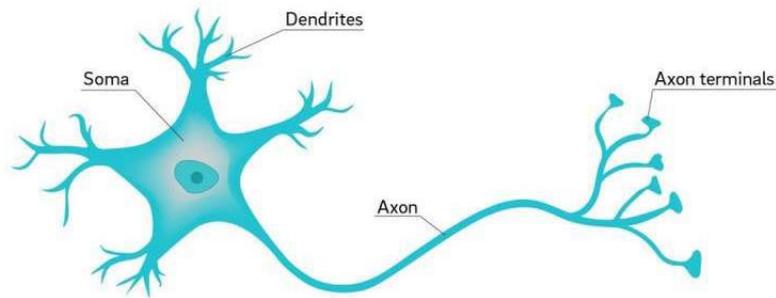


Figure II 9 L'architecture d'un neurone biologique

Les réseaux de neurones ne sont en réalité que d'énormes combinaisons de milliers de fonctions mathématiques, et les neuroscientifiques ont aujourd'hui démontré que le cerveau fonctionne bien au-delà de la "simple" architecture des réseaux de neurones. Alors pourquoi utilisons-nous l'expression réseau de neurones ? Certes parce que l'analogie avec les neurones aide à comprendre ce type de modèle, mais aussi parce que l'utilisation du mot à la mode a permis de piquer l'intérêt des journalistes et des entreprises [24]

II.5.2 Neurone artificiel

Dans les réseaux neuronaux artificiels, les entrées du neurone sont combinées de manière linéaire avec différents coefficients de pondération. Le résultat de cette combinaison est ensuite introduit dans une unité d'activation non linéaire (fonction d'activation), qui peut être, dans sa forme la plus simple, une unité de seuil. Les réseaux neuronaux sont souvent utilisés pour améliorer et optimiser les systèmes basés sur la logique floue, par exemple en leur donnant une capacité d'apprentissage. Cette capacité d'apprentissage est obtenue en présentant un ensemble d'apprentissage de différents exemples au réseau et en utilisant un algorithme d'apprentissage qui modifie les coefficients (ou les paramètres des fonctions d'activation) de manière à ce que le réseau produise une sortie correcte avec les valeurs d'entrée correctes. La difficulté consiste à garantir la génération et à déterminer quand le réseau est suffisamment entraîné. Les réseaux neuronaux offrent la non-linéarité, la correspondance entrée-sortie. L'adaptabilité et la tolérance aux pannes.

La non-linéarité est une propriété souhaitée si le générateur de signaux d'entrée est intrinsèquement non linéaire. La haute connectivité du réseau garantit que l'influence des erreurs dans quelques termes sera mineure, ce qui donne idéalement une tolérance élevée aux pannes. [25]

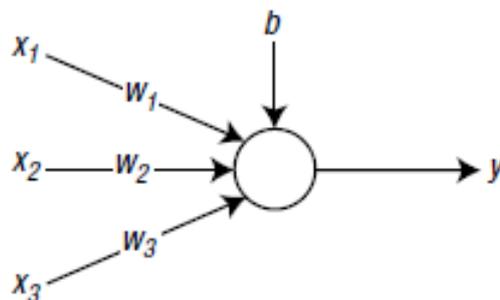


Figure II 10 L'architecture d'un neurone artificiel

Le cercle et la flèche de la figure désignent respectivement le nœud et le flux de signaux. x_1 , x_2 et x_3 sont les signaux d'entrée. w_1 , w_2 et w_3 sont les coefficients des signaux correspondants. Enfin, b est le biais, qui est un autre facteur associé au stockage de l'information. En d'autres termes, l'information du réseau neuronal est stockée sous la forme de coefficients et de biais.

Le signal d'entrée provenant de l'extérieur est multiplié par le coefficient avant d'atteindre le nœud. Une fois que les signaux pondérés sont collectés au niveau du nœud, ces valeurs sont additionnées pour constituer la somme pondérée. Le coefficient de la somme pondérée de cet exemple est calculé comme suit [18]:

$$v = (w_1 \times x_1) + (w_2 \times x_2) + (w_3 \times x_3) + b \dots \dots \dots \text{ (Eq.2.3)}$$

II.6 Les réseaux neuronaux

Les réseaux neuronaux profonds ont la particularité d'avoir plusieurs couches cachées, appelées "hidden" car nous ne voyons pas nécessairement les entrées et sorties de ces neurones de manière explicite, si ce n'est qu'on sait qu'ils sont la sortie de la couche précédente. L'addition de couches, et les fonctions à l'intérieur des neurones de ces couches, sont ce qui distinguent une architecture individuelle d'une autre et établissent les différents cas d'utilisation d'un modèle donné.

Plus précisément, les niveaux inférieurs de ces modèles expliquent le "comment", et les niveaux supérieurs des réseaux neuronaux traitent le "pourquoi". Les fonctions utilisées dans ces couches dépendent du cas d'utilisation, mais elles sont souvent personnalisables par l'utilisateur robustes que les modèles d'apprentissage automatique moyens souvent utilisés pour la classification et la régression, par exemple L'hypothèse fondamentale des modèles d'apprentissage profond c'est que les données interprétées sont générées par les interactions de différents facteurs organisés en couches. En tant que tel, le fait d'avoir plusieurs couches permet au modèle de traiter les données de telle sorte qu'il construise une compréhension à partir d'aspects simples vers des constructions plus larges. L'objectif de ces modèles est d'exécuter des tâches sans le même degré d'instruction explicite que celui dont ont besoin de nombreux algorithmes d'apprentissage automatique. En ce qui concerne l'utilisation de ces modèles, l'un de leurs principaux avantages est la promesse qu'ils offrent lorsque l'on utilise des modèles d'apprentissage automatique ou des problèmes où nous ne savons pas avant de réaliser l'expérience que la variable de réponse y devrait être compte tenu d'un ensemble de variables explicatives x . Un exemple serait la reconnaissance d'images, en particulier après qu'un modèle ait été entraîné sur un ensemble donné de données. Disons que nous entrons l'image d'un chien dans la phase de test, ce qui implique que nous ne disons pas au modèle de quoi il s'agit l'image. Le réseau neuronal commencera par reconnaître les cils avant la forme de la tête du chien, et ainsi de suite jusqu'à ce qu'il classifie l'image comme celle d'un chien. [26]

II.6.1 Architecture d'un réseau de neurones

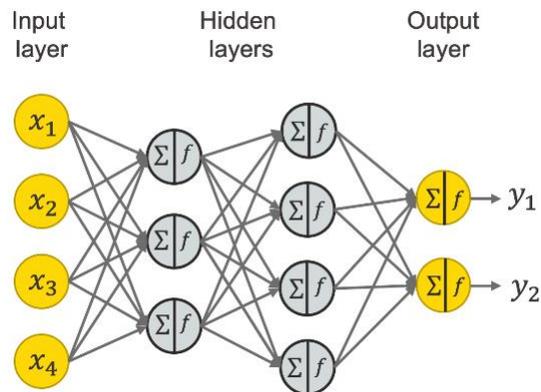


Figure II 11 Architecture d'un réseau de neurone simple

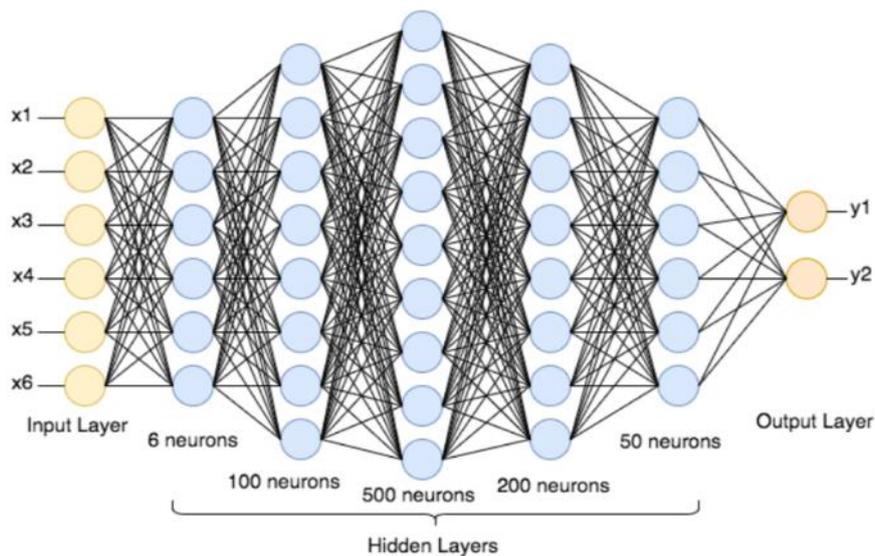


Figure II 12 Architecture d'un réseau de neurone profond

II.7 Les domaines d'application des réseaux de neurones

- traitement d'images : reconnaissance de caractères et de signatures ; compression d'images ; reconnaissance de formes ; cryptage ; classification
- traitement du signal : filtrage, classification, identification de la source, traitement de la parole
- contrôle : contrôle de processus, diagnostic, contrôle de qualité, asservissement de robots, systèmes de guidage automatique pour automobiles et avions
- défense : guidage de missiles, poursuite de cibles, reconnaissance de visages, radar, sonar, lidar, suppression du bruit...
- optimisation : planification, allocation de ressources, gestion et finance
- la simulation : simulation du vol, simulation de la boîte noire, prévisions météorologiques.

En particulier, dans le domaine de l'optimisation, nous pouvons distinguer l'application de ANN pour effectuer la maintenance prédictive. Avec la grande quantité de données de séries

temporelles produites en permanence par les machines dans les usines et les installations, telles que les valeurs des capteurs et des contrôles, il y a beaucoup d'informations disponibles pour prédire les pannes des machines. [25]

II.8 Comparaison entre différent model de machine Learning

III Tableau II 2 Comparaison entre différent model de machine Learning

Nom	Description	Avantage	Désavantage
Decision tree	Un graphique qui utilise des méthodes de branchement pour faire correspondre tous les résultats possibles d'une décision.	Facile à identifier et à mettre en œuvre	Pas souvent utilisé seul pour la prédiction car il est aussi souvent trop simple et pas assez puissant pour les données complexes.
Gardient boosting	Utilise des arbres de décision encore plus faibles qui se concentrent de plus en plus sur des exemples difficiles.	Haute performance	Un petit changement dans le futur ensemble ou l'ensemble d'entraînement peut créer des changements radicaux dans le modèle.
Neural network	Imite le comportement du cerveau. Les NNs sont des neurones interconnectés qui se transmettent des messages entre eux. L'apprentissage profond utilise plusieurs couches de NNs qui se succèdent les unes après les autres.	Peut gérer des tâches extrêmement complexes	Sont très lents à former car ils ont tellement de couches. Nécessitent beaucoup de puissance

III.1 Conclusion

Ce chapitre démontre que le domaine d'intelligence artificielle est vaste, il est composé de trois grande famille d'apprentissage l'apprentissage renforce

L'apprentissage automatique ses model simple et ses ensembles pour avoir une idée sur l'objectif de machine learning

Ensuite on a abordé le deep learning on a expliqué la mise en marche l'histoire les différent modèles de réseaux de neurones et plusieurs autres informations

En conclusion il y a plusieurs modèles de l'intelligence artificiel et le deep learning qu'on peut utiliser dans le domaine industriel afin de réaliser des prédictions

III.Chapitre III Prédiction de la durée de vie restante d'un turbo-reacteur

III.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter les résultats expérimentaux obtenus dans le présent travail et de commenter tous les résultats des méthodes appliquées à l'aide u logiciel MATLAB sur les bases de données. Nous illustrons l'intérêt de la technique développée pour la prédiction de la durée de vie d'un turbo-reacteur. Les travaux de ce mémoire ont essentiellement consisté à étudier les méthodes de la prédiction de durée de vie d'un turbo-reacteur avec la comparaison entre la technique Boosting et les réseaux de neurones, ceci en se basant sur deux critères de performances, à savoir : l'erreur et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE).

III.2 Base de données

III.2.1 Présentation de C-MAPSS

Dans cette étude, le pronostic d'une turbo-reacteur est établi à l'aide du jeu de données C-MAPSS FD001 de la NASA. La turbo-reacteur est constituée de divers composants (soufflante, compresseur basse pression, compresseur haute pression, turbine basse pression, turbine haute pression, chambre de combustion et tuyère), dont la structure est illustrée à la **Figure III 2**. Les informations de chaque composant, telles que la température, la pression, la vitesse et le rapport d'air, sont acquises par des capteurs. L'ensemble de données C-MAPSS se compose de quatre sous-ensembles, comme le montre le **tableau III 1**. Chaque sous-ensemble est configuré différemment en termes de nombre de moteurs, de conditions de fonctionnement et de types de défaillance. L'ensemble de données fournit également des données de formation, des données de test et des données RUL, qui sont appropriées. L'ensemble de données C-MAPSS se compose de 21 capteurs qui mesurent l'état du moteur et des informations à partir de trois paramètres de fonctionnement ; la liste et les significations physiques correspondantes sont présentées dans le **tableau III 2**. Les 24 signaux de séries temporelles multivariées contiennent du bruit lorsqu'ils représentent des données réelles et illustrent la dégradation jusqu'à la défaillance du moteur sous la forme d'une trajectoire de séries temporelles. Certaines informations des capteurs du moteur indiquent une tendance directe à la détérioration du moteur, mais d'autres contiennent peu ou pas d'informations concernant la dégradation des performances. Dans des scénarios pratiques, les experts du domaine et les décideurs peuvent utiliser les informations des capteurs pour surveiller l'état de la turbo-reacteur et détecter ou rectifier les dysfonctionnements. En outre, il est possible de prédire la dégradation des performances et le RUL. [28]

III.2.2 Les composant de système étudier (turbo-reacteur)

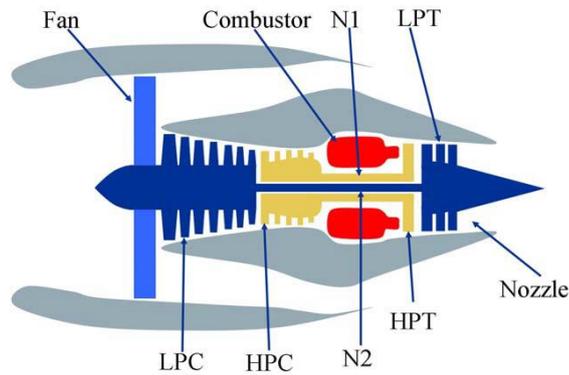


Figure III 1 schéma simplifier de turbo-reacteur [13]

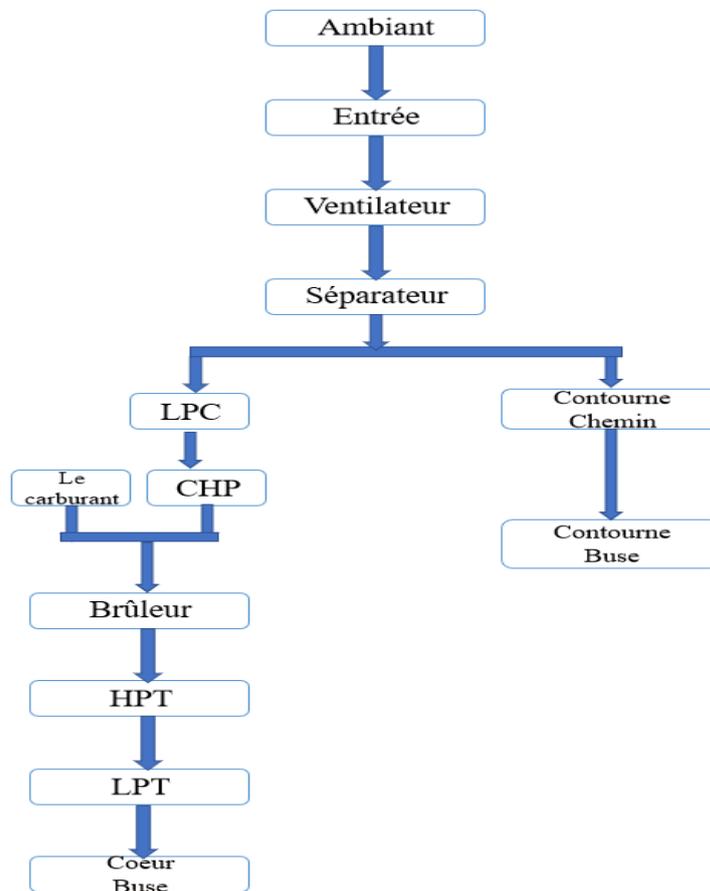


Figure III 2 Organigramme montrant les divers modules et leurs connexions [29]

III.2.3 Les entrés et les sorties

Le programme C-MAPSS utilise des entrés et des sorties qui on divise sur deux tableaux comme suite

Tableau 1 : Entrées C-MAPSS pour simuler divers scénarios de dégradation dans l'un des cinq composants rotatifs du moteur simulé

Tableau 2 : Sorties C-MAPSS pour mesurer la réponse du système. Les marges ont été utilisées uniquement pour le calcul de l'indice de santé

Tableau III. 1 les entrées de C-MAPSS [29]

Nom	Symbole
Débit de carburant	WF
Modificateur d'efficacité du ventilateur	fan_eff_mod
Modificateur de débit du ventilateur	fan_flow_mod
Modificateur de rapport de pression du ventilateur	fan_PR_mod
Modificateur d'efficacité LPC	LPC_eff_mod
Modificateur de débit LPC	LPC_flow_mod
Modificateur de rapport de pression LPC	LPC_PR_mod
Modificateur d'efficacité HPC	HPC_eff_mod
Modificateur d'écoulement HPC	HPC_flow_mod
Modificateur de rapport de pression HPC	HPC_PR_mod
HPC Modificateur d'efficacité HPT	HPT_eff_mod
Modificateur de débit HPT	HPT_flow_mod
Modificateur d'efficacité LPT	LPT_eff_mod
Modificateur de débit HPT	LPT_flow_mod

Tableau III. 2 Les Sorties de C-MAPSS [29]

Nom	Description	unité
Paramètres disponibles pour les participants sous forme de données de capteur		
T2	Température totale en entrée ventilateur	°R
T24	Température totale en sortie LPC	°R
T30	Température totale en sortie HPC	°R
T50	Température totale en sortie LPT	°R
P2	Pression en entrée ventilateur	psie
P15	Pression totale en by-pass	psie
P30	Pression totale en sortie HPC	psie
Nf	Vitesse physique du ventilateur	tr/min
NC	Vitesse de base physique	tr/min
epr	Rapport pression moteur (P50/P2)	- -
Ps30	Pression statique en sortie HPC	psie
phi	Rapport débit carburant sur Ps30	pps/psi
NRf	Vitesse de ventilation corrigée	tr/min
CNRC	Vitesse de base corrigée	tr/min
BPR	Taux de dérivation	- -
loinB	Rapport combustible-air du brûleur	- -
htSaignement	Enthalpie de saignement	- -
Nf_dmd	Vitesse du ventilateur demandée	tr/min
PCNfR_dmd	Vitesse de ventilateur corrigée requise	tr/min
W31	Purge du liquide de refroidissement HPT	lb/s
W32	Purge du liquide de refroidissement LPT	lb/s
Paramètres de calcul de l'indice de santé		
T48 (EGT)	Température totale en sortie HPT	°R
SmFan	Marge de décrochage du ventilateur	- -
SmLPC	Marge de décrochage LPC	- -

SmHPC	Marge de décrochage HPC	--
-------	-------------------------	----

III.2.4 Présentation de la base des données

On utilise dans l'application de 4s données fournies par le "NASA Prognostics center of excellence" et obtenues par C-MAPSS elle est composée de quatre groupes de fichiers chaque groupe contient :

Un fichier d'apprentissage constitué de l'historique des capteurs relative à différentes simulations sur différents turboréacteurs sous des conditions diverses. Chaque turboréacteur fonctionne correctement puis subit à un instant donné une dégradation qui s'amplifie jusqu'à sa défaillance totale

Un fichier de test qui est généré de la même façon de fichier d'apprentissage sauf que ces données sont tronquées à partir de l'instant de déclenchement de la dégradation

Un fichier RUL (remaining useful life) contient les durées de fonctionnement avant défaillance des turboréacteurs test.

Les colonnes des fichiers **train** et **test** sont divisées comme suite

Tableau III. 3 Description des fichiers test et train

Colonnes	Description
1	Numéro de turbo-reacteur
2	Le temps exprimé en nombre de cycles
3-6	Données de fonctionnement
7-26	Les différents capteurs

III.3 Traitement des données

Pour le traitement des données on a des étapes nécessaires avant de commencer l'application des outils de l'intelligence artificielle pour démarrer on a choisi de travailler sur les fichiers train_FD001 avec 100 turboreacteur, test_FD001 avec 100 turboreacteur et RUL_FD001 qui est le nombre de cycles restant des 100 turboreacteurs après on commence le traitement de ces données

III.3.1 Extraction des signaux

Dans cette étape on plot tous les signaux des capteurs mentionnés dans le **Tableau III.2** pour obtenir des différents graphes par exemple :

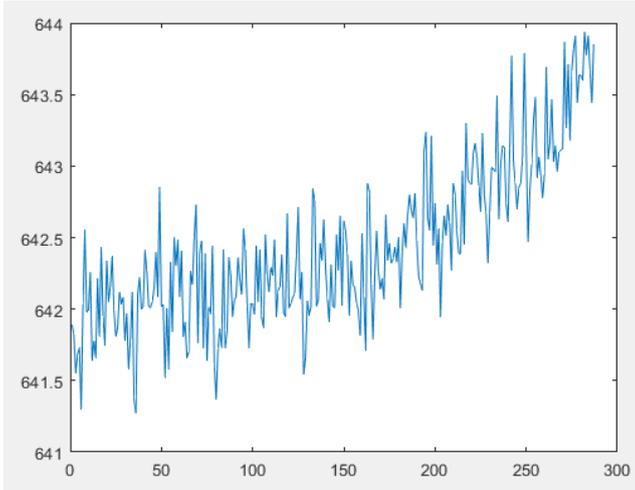


Figure III 3 Signal de capteur Pression totale en sortie HPC

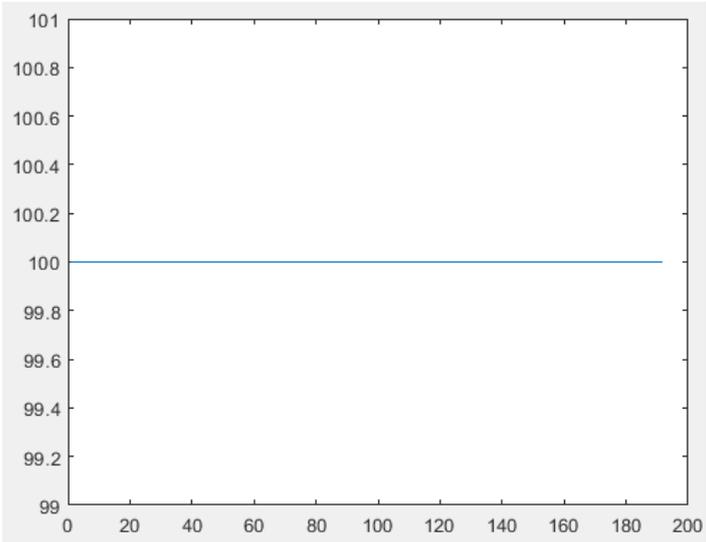


Figure III 4 Rapport pression moteur (P50/P2)

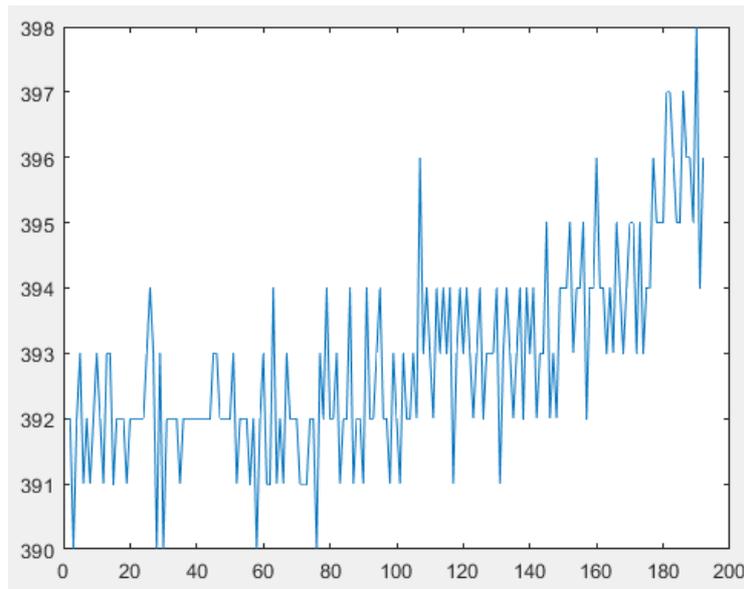


Figure III 5 Purge du liquide de refroidissement LPT

III.3.2 Comparaison entre les signaux choisis

Après le plot des signaux des capteurs on remarque que on a des entres non utiles car elles ne donnent pas des informations de dégradation des systèmes, ces signaux perturbent le processus de l'apprentissage automatique donc pour obtenir la matrice essentielle on doit les éliminer.

Afin de clarifier la procédure on donne un exemple de comparaison entre le signal de capteur (Rapport pression moteur (P50/P2)) le figure 5 qui représente un signal qui ne contient aucun évènement ou information concernant la dégradation de turbo-reacteur dans l'autre main le capteur (Signal de capteur Pression totale en sortie HPC) figure 6 représente la schématisation de dégradation de turbo-reacteur donc il est convenable pour la prédiction de notre model

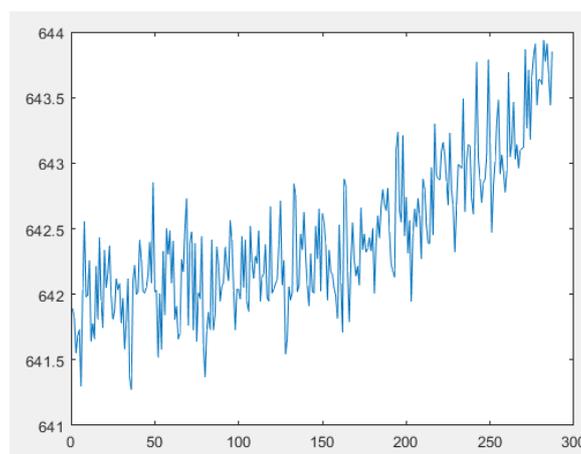


Figure III 6 Signal de capteur Pression totale en sortie HPC

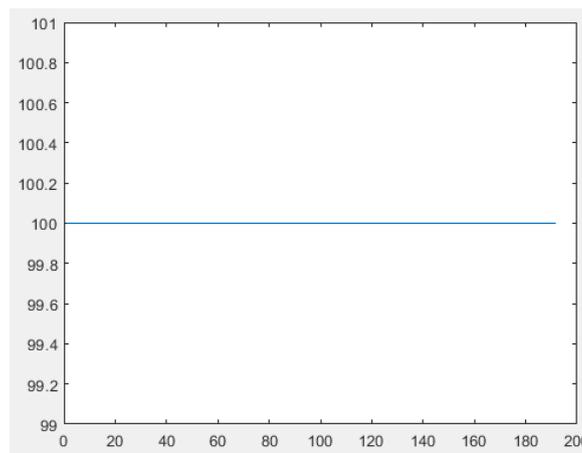


Figure III 7 Rapport pression moteur (P50/P2)

III.3.3 Choix des capteurs

Dans cette étape après ploter les signaux des capteurs on a choisi les capteurs suivant pour la matrice finale et appliquer les outils d'intelligence artificielle sur cette dernière

Tableau III. 4 Les capteurs choisis

Numéro	Symbole	Description
2	P30	Pression totale en sortie HPC psie
3	Nf	Vitesse physique du ventilateur tr/min
4	NC	Vitesse de base physique tr/min
7	phi	Rapport débit carburant sur Ps30 pps/psi
8	NRf	Vitesse de ventilation corrigée tr/min
9	CNRC	Vitesse de base corrigée tr/min
11	loinB	Rapport combustible-air du brûleur - -
12	htSaignement	Enthalpie de saignement - -
13	Nf_dmd	Vitesse du ventilateur demandée tr/min
14	PCNfR_dmd	Vitesse de ventilateur corrigée requise tr/min
15	W31	Purge du liquide de refroidissement HPT lb/s
20	SmLPC	Marge de décrochage LPC - -
21	SmHPC	Marge de décrochage HPC - -

Tableau III. 5 Matrice complète

	1	2	3	4	.	.	13	
1	641,82	1589,7	1400,6	554,36	.	.	23,419	191
1	642,15	1591,82	1403,14	553,75	.	.	23,4236	190
1	642,35	1587,99	1404,2	554,26	.	.	23,3442	189
1	642,35	1582,79	1401,87	554,45	.	.	23,3739	188
1	642,37	1582,85	1406,22	554	.	.	23,4044	187
1	641,82	1589,7	1400,6	554,36	.	.	23,419	191
.
2	641,89	1583,84	1391,28	554,53	.	.	23,4585	286
2	641,82	1587,05	1393,13	554,77	.	.	23,4085	285
2	641,55	1588,32	1398,96	555,14	.	.	23,425	284
2	641,68	1584,15	1396,08	554,25	.	.	23,5027	283
2	641,73	1579,03	1402,52	555,12	.	.	23,4234	282
.
100	643,23	1605,26	1426,53	550,68	.	.	23,064	1
100	643,85	1600,38	1432,14	550,79	.	.	23,0522	0

III.4 Application des outils d'intelligence artificielle

Pour tout les modèles on a utilisé comme données 61% et 39% pour le test

III.4.1 Application de ANN

Afin d'obtenir un résultat optimal nous avons développé trois model de ANN

III.4.1.1 Premier model

Dans le premier model nous avons utilisé les signaux de sorties (RUL) tel qu'ils sont mais l'erreur dans ce model était très large malgré le changement de neurone et de couche qu'on a apporté au model

Tableau III. 6 MSE et RMSE model 1

Nombre de couche	MSE	RMSE
2	1.028305143606717e+03	32.067197314494410
5	1.095939140225317e+03	33.104971533371200
10	1.024004542216549e+03	32.000070972054864

Donc le meilleur model était avec 10 couches voici les graphes obtenus de cet model

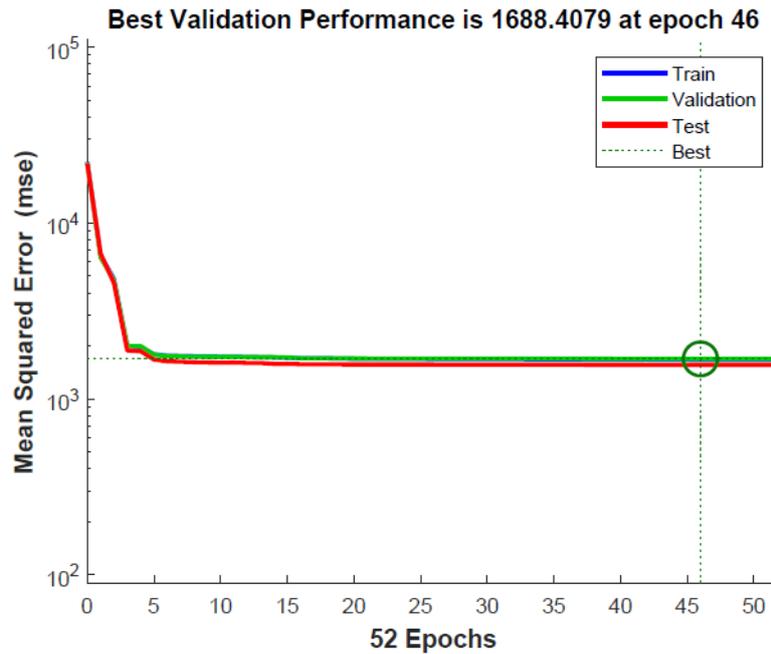


Figure III 8 La performance de model 1

Le graph de performance montre que la meilleure performance de validation était à la phase 46 avec un $MSE=1024.004$

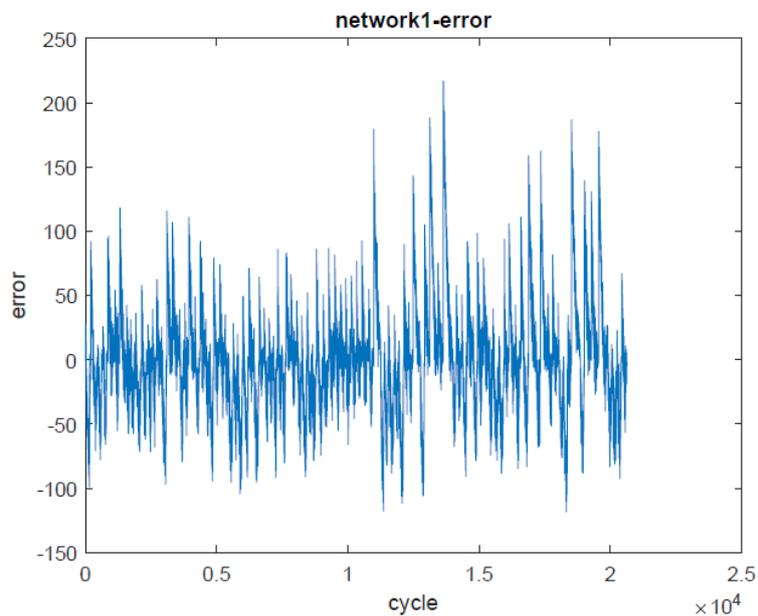


Figure III 9 Erreur de model 1

A partir de la figure on remarque que l'erreur de model 1 se varie dans un intervalle $[-110 ; 230]$ par le nombre de cycles de notre base 20613 cycles

III.4.1.2 Deuxième model

Dans ce model nous avons recherche sur la dégradation de système et on a trouvé que la dégradation est négligeable dans la première période de fonctionnement jusqu'à la défaillance initiale se soit développée, pour cette raison on attribue la valeurs 150 a toutes les valeurs de RUL supérieur de 150. Et comme le premier model nous avant changer les nombres de couche afin d'avoir le meilleur résultat

Tableau III. 7 MSE et RMSE model 2

Nombre de couche	MSE	RMSE
2	4.793612484974377e+02	21.894320005367550
5	4.534366462200232e+02	21.294051897654970
10	4.610658093209738e+02	21.472443021719112

Donc le meilleur model était avec 5 couches voici les graphes obtenus de cet model

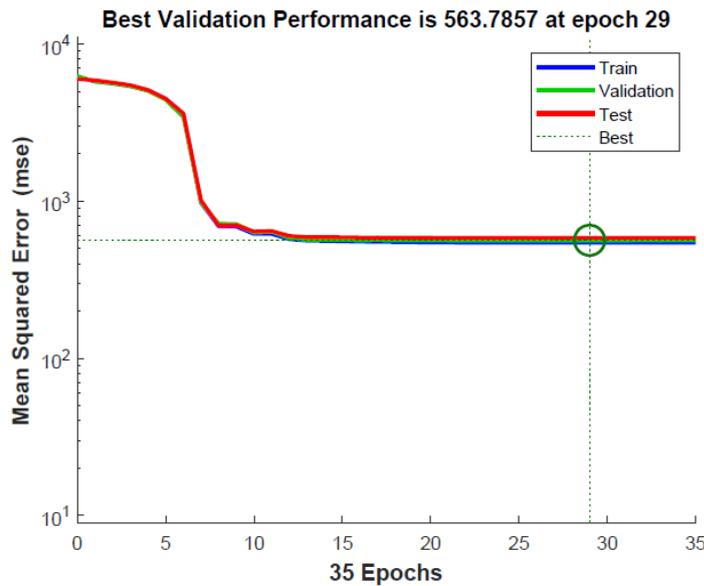


Figure III 10 La performance de model 2

Le graph de performance montre que la meilleure performance de validation était à la phase 29 avec un MSE=453.43

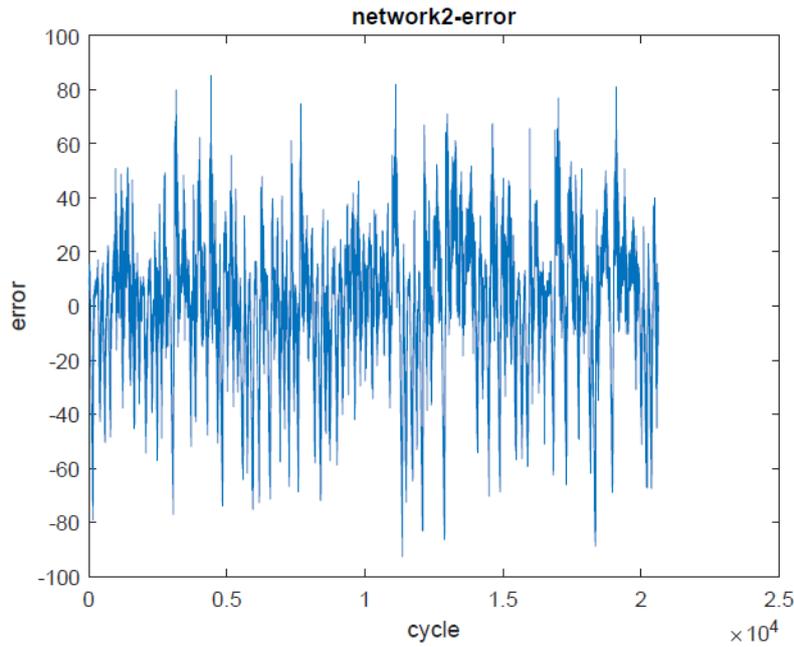


Figure III 11 Erreur de model 2

A partir de la figure on remarque que l'erreur de model 1 se varie dans un intervalle [-95 ;85] par le nombre de cycles déjà mentionner

III.4.1.3 Troisième model

Dans ce model nous avons développé le deuxième model par attribue la valeurs 0 a toutes les valeurs de RUL égal supérieur de 150. Et comme les deux modèles précédent nous avant changer les nombres de couche afin d'avoir le meilleur résultat

Tableau III. 8 MSE et RMSE model 3

Nombre de couche	MSE	RMSE
2	3.196406000721757e+02	17.878495464444867
5	3.314903939122702e+02	18.206877654124835
10	3.353322964584756e+02	18.312080615224357
30	3.325645473819877e+02	18.236352359558850

Donc le meilleur model était avec 2 couches voici les graphes obtenus de cet model

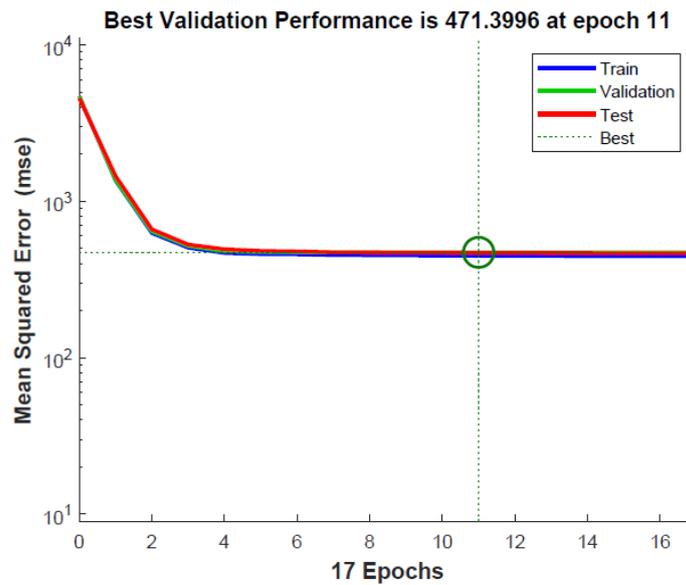


Figure III 12 La performance de model 3

Le graph de performance montre que la meilleure performance de validation était à la phase 11 avec un $MSE=319.64$

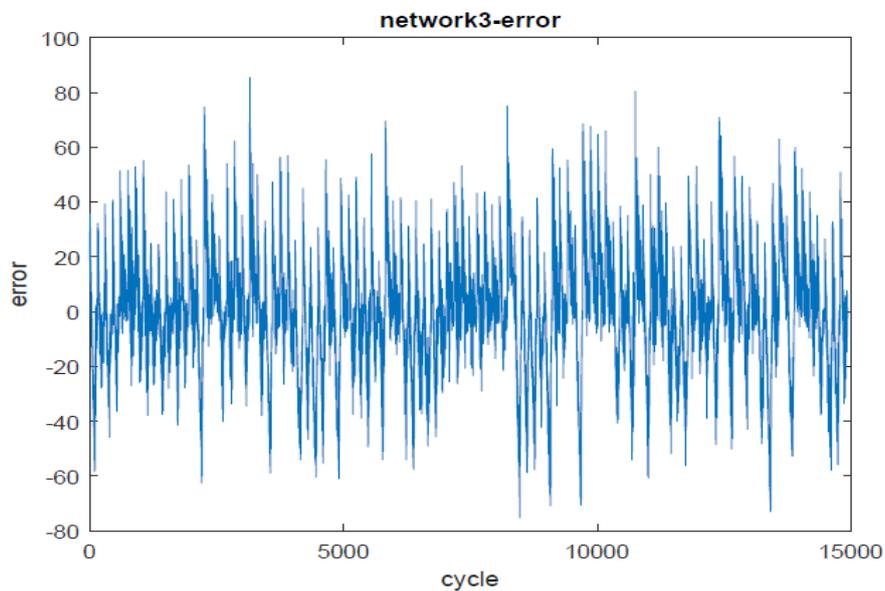


Figure III 13 Erreur model 3

A partir de la figure on remarque que l'erreur de model 1 se varie dans un intervalle $[-70 ; 85]$ par le nombre de cycles déjà mentionner

III.4.2 Application de machine learning

III.4.2.1 Application de SVM

Dans cette partie de l'étude on a utilisé l'apprentissage automatique. La méthode SVM est choisi pour crée ce modèle, on a acqué un MSE **2.073869353678660e+03** et RMSE **45.539755749000896** qui sont des valeurs très incorrect, voici le graphe de l'erreur obtenus de cet model

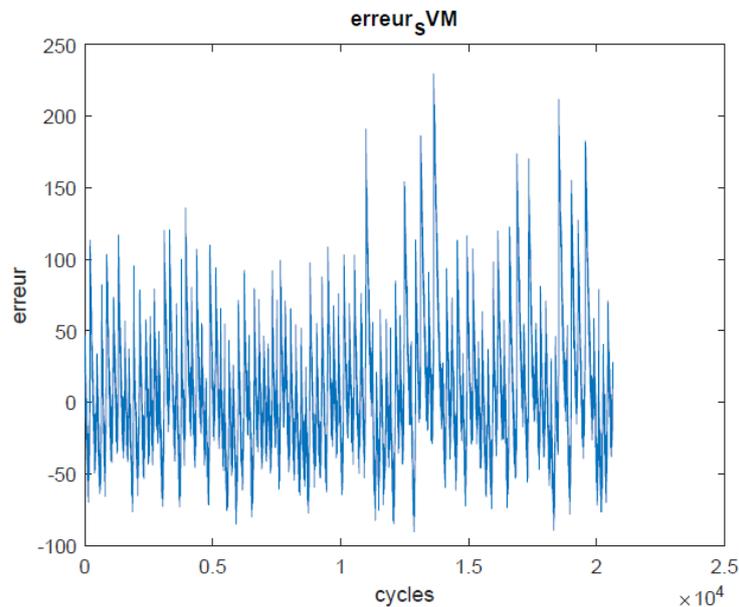


Figure III 14 Erreur de model SVM

A partir de la figure on remarque que l'erreur de model 1 se varie dans un intervalle [-90 ;230] par le nombre de cycles déjà mentionner

III.4.2.2 Application d'ensemble Boosting

Après avoir des mauvais de model SVM seul on a exécuté trois model (SVM, Gaussian SVM et l'arbre de décision) au même temps dans un ensemble Boosting pour renforcer le model et obtenir des résultats supérieurs que les précédentes effectivement ça donner de bonne résultats MSE= **2.204263708640553e+02** et le RMSE = **14.846762975950526**

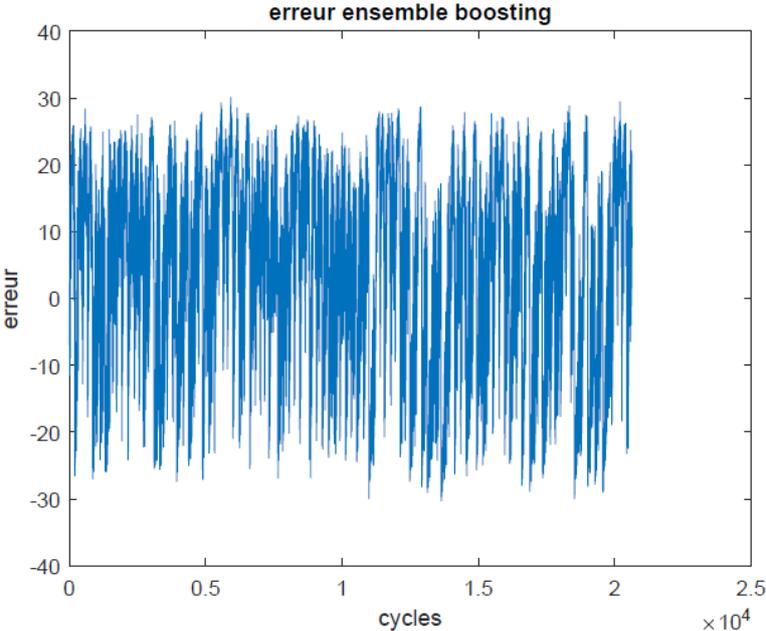


Figure III 15 Erreur ensemble boosting

A partir de la figure on remarque que l'erreur de model se varie dans un intervalle [-30 ;30] par le nombre de cycles déjà mentionner

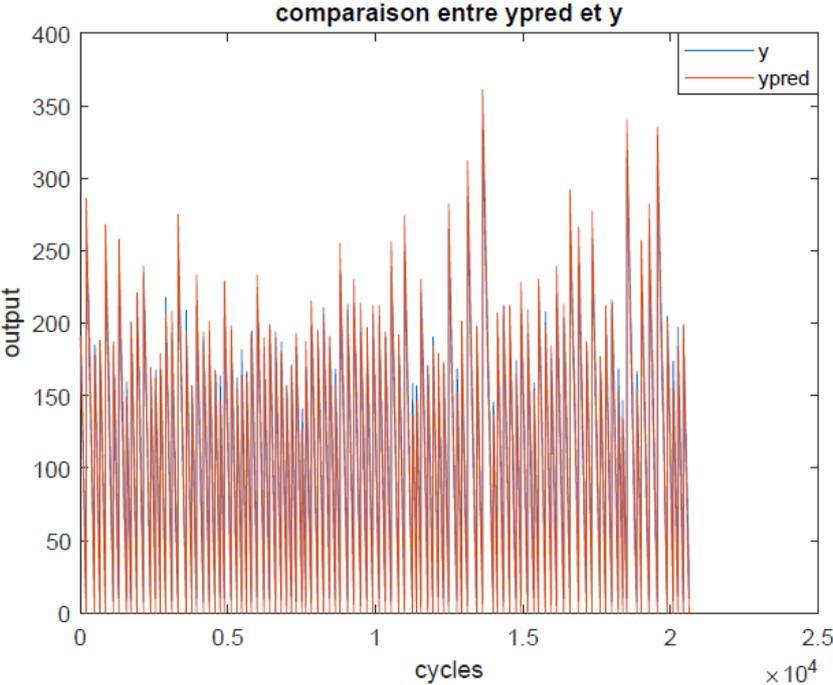


Figure III 16 Plot de y prédit et y réel

Le plot des sortie (output) prédicteur par le model d'ensemble boosting sur les sorties actuelles, nous permettons de voir le taux de réussite de notre model à prédire les défaillances amener aux turbo-reacteurs

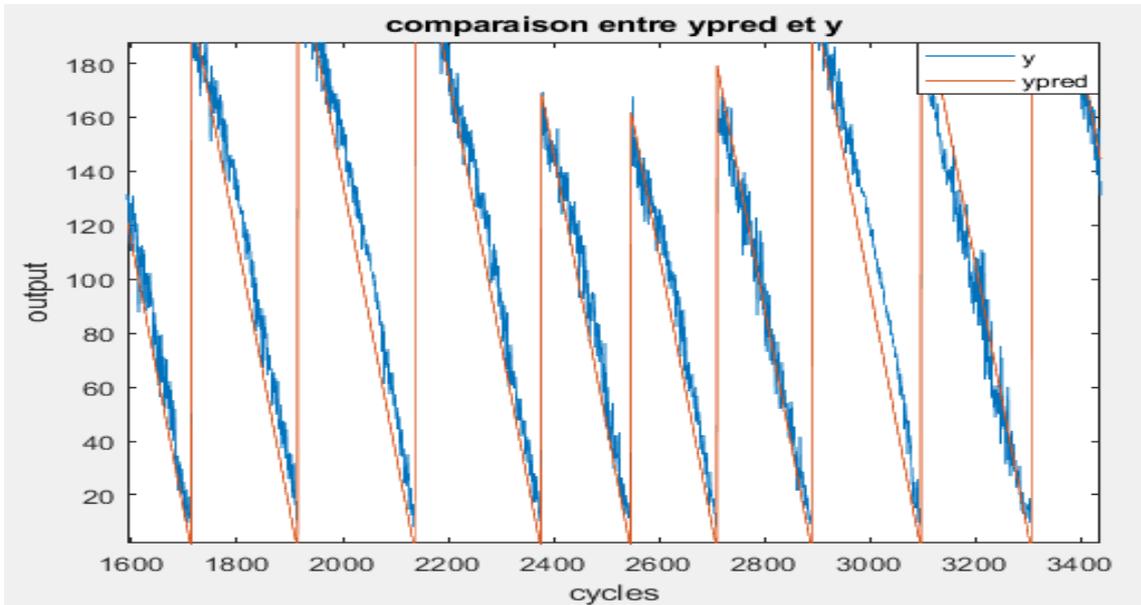


Figure III 17 Zoom de Plot de y prédit et y réel

Après le zoom sur les plots on remarque que les 2 sorties sont presque superposées l'un sur l'autre

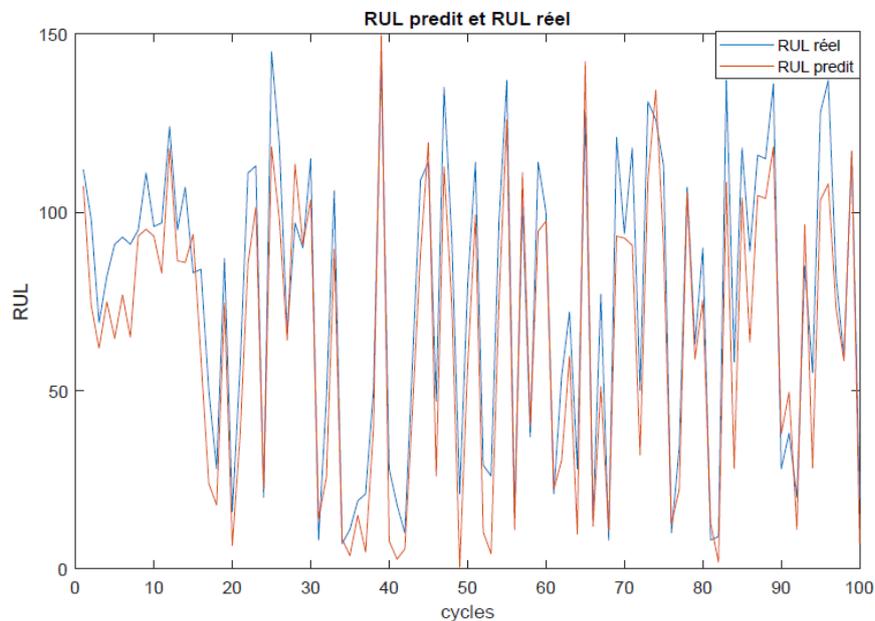


Figure III 18 RUL prédit et RUL réel

On voit que les graphes de RUL prédit et RUL réel sont presque identiques sauf une petite différence qui on peut attribuer à l'erreur entre le model et les vraies données de base de données

III.4.3 Comparaison des résultats

III.4.3.1 Réseaux de neurones

Pour réaliser une comparaison entre les modèles de réseaux de neurones effectués dans l'étude on va établir un tableau qui recueille les résultats de chaque modèle

Tableau III. 9 comparaison entre les réseaux de neurones

Le model	Model 1	Model 2	Model 3
Nombre de couches	10	5	2
MSE	1024.004	453.43	319.64
RMSE	32.00007	21.29	17.87
Phase de validation de performance	46	29	11
Intervalle de l'erreur	[-110 ;230]	[-95 ;85]	[-70 ;85]

D'après le tableau on remarque que

Le model 3 a eu les meilleurs résultats par rapport aux autres modèles

Le model 2 avait des résultats acceptables par rapport aux résultats de model 1 et il ne diverge pas tellement de model 3

Le model 1 avait des mauvais résultats par rapport aux model 2 et model 3

La raison que les résultats de modèles change c'est les changements que nous avons amenés aux le RUL pour concentrer sur la défaillance de système c'est pour cela on voit que les résultats s'améliorent dans le model 2 et plus encore dans le model 3

III.4.3.2 Machine Learning

Pour réaliser une comparaison entre les deux algorithmes de machine Learning effectués dans l'étude on va établir un tableau qui recueille leurs résultats

Tableau III. 10 comparaison entre SVM et ensemble Boosting

Algorithme	SVM	Ensemble boosting
MSE	2073.86	220.42
RMSE	45.53	14.84
Intervalle de l'erreur	[-90 ;230]	[-30 ;30]

D'après le tableau on remarque que

Les résultats de SVM sont clairement éloignés de celle de l'ensemble boosting car l'ensemble boosting se compose de trois algorithmes SVM gaussien SVM et l'arbre de décision donc il est plus puissant d'un seul algorithme (SVM)

III.4.3.3 Machine Learning et réseaux de neurones

Dans cette étape on va comparer les meilleurs résultats de machine learning et les meilleurs résultats des réseaux de neurones

Tableau III. 11 comparaison d'accuracy ANN vs EL

Algorithme	ANN (model 3)	Ensemble boosting
MSE	319.64	220.42
RMSE	17.87	14.84
Intervalle de l'erreur	[-70 ;85]	[-30 ;30]

D'après le tableau on remarque que l'ensemble boosting a donnée des résultats préférables de celle de model ANN et sa ce voit clairement dans l'intervalle de l'erreur

Donc on peut dire que le millier méthode de prédictions effectuer dans cette étude est la méthode d'ensemble boosting grâce à ces bons résultats.

III.5 Conclusion

En conclusion, tous ces modèles et algorithmes peuvent être utilisés pour étudier le système. Le choix du meilleur model doit se faire en fonction de critères tels que MSE RMSE Intervalle de l'erreur. Il faut aussi se souvenir que tous ces modèles peuvent être amélioré par l'augmentation de base de données et l'entraînement des modèles.

La base de données fournis par la NASA nous a permis d'avoir des informations suffisantes pour développer les modèles mentionne précédemment et pouvoir faire une comparaison pour choisir le modèle le plus convenant pour le système.

Conclusion générale

Le présent travail a porté sur la conception d'un outil de surveillance de l'état d'un moteur d'avion et d'un outil de régression de signaux grâce à l'apprentissage automatique. Une étude de la littérature a été menée dans un premier temps. Et cela nous a permis d'identifier les technologies et outils existants pour surveiller les machines et les algorithmes d'apprentissage automatique disponible pour analyser les signaux vibrations.

Le projet de recherche présenté dans cette étude propose, une solution permettant d'exploiter le potentiel des modèles d'intelligence artificielle pour l'amélioration du processus de maintenance dans l'industrie par la reconnaissance des défauts des machines. Le contexte décrit dans le chapitre 1 montre l'importance de posséder un programme de maintenance efficace. En effet, les arrêts non planifiés dans l'industrie pour cause de bris sont des sources de perte financière et de perte de temps affectant directement la santé budgétaire et la compétitivité des entreprises.

Pour conclure, les informations qui sont obtenues grâce aux systèmes de surveillance et de l'apprentissage automatiques peuvent aider les responsables de la maintenance à préparer les ressources matérielles et humaines nécessaires avant que survienne une défaillance. Ainsi, les stratégies de maintenance traditionnelles impliquant une maintenance corrective et préventive peuvent être remplacées par une maintenance prédictive. Cela démontre que l'utilisation de la reconnaissance des signaux de vibration peut permettre une prédiction plus précise des différents éléments en défaillances sur les machines.

IV. Bibliographie

- [1] N. F. NF, X 60-319, EN 13306, 2002.
- [2] F.castellazzi, D.congniel et Y.ganloff, memotech maintenance industrielle, paris: casteilla, sep 1996.
- [3] M. NASRI, maintenance des installation industrielles concepts,mises en oeuvre et application, ellipses, 2014.
- [4] D. Younes, «GESTION DE LA MAINTENNCE,» 2020.
- [5] R. K. Mobley, AN INTRODUCTION TO PREDICTIVE MAINTENANCE, 2002.
- [6] F. M. J.-P. Vernier, MAINTENANCE Méthodes et organisations, 2010.
- [7] . B. M. L. BOUANAKA, C. R, B. M et B. M, LA MAINTENANCE BASEE SUR LA FIABILITE (MBF) : UN OUTIL PUISSANT POUR OPTIMISER LES POLITIQUES DE MAINTENANCE, ILLUSTRATION DANS UN COMPLEXE MOTEURS-TRACTEURS, 16/05/2010.
- [8] V. J, An Introduction to Total Productive Maintenance (TPM), 2005.
- [9] J. parc Héng, Pratique de la maintenance préventive : mécanique, pneumatique, hydraulique, électricité, froid. Dunod, 2015.
- [10] R. NOUREDDINE, IMPLEMENTATION DE LA MAINTENANCE PREDICTIVE DANS LES SYSTEMES DE PRODUCTION, 03 Décembre 2008.
- [11] B. R. Aubin, Aircraft Maintenance The Art and Science of Keeping Aircraft Safe, USA: SAE International, 2004.
- [12] «<https://www.grc.nasa.gov/www/k-12/airplane/aturbf.html>,» [En ligne].
- [13] S. Behera, A. Choubey, C. S. Kanani, Y. S. Patel, R. Misra et A. Sillitti, Ensemble Trees Learning Based Improved Predictive, 2019.
- [14] AIRCRAFT MAINTENANCE SCHEDULES AND PROGRAMMES Information and Guidance Issue 2 Revision 3., Hong Kong, China: Civil Aviation Department, 15 March 2019.
- [15] H.-Z. H. W. P. ., T. H. Cheng-Geng Huang, Improved trajectory similarity-based approach for turbo-reacteur engine prognostics, July 7, 2019.
- [16] D. Gershgor, «The Quartz guide to artificial intelligence: What is it, why is it important, and should we be afraid?,» *Quartz*, September 10, 2017.

