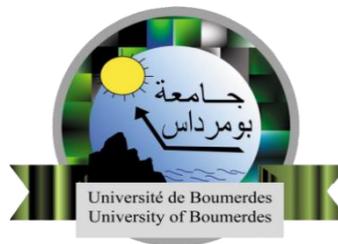


REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES



Faculté de Technologie  
Département Génie Mécanique

## Mémoire de Master

Filière : Electromécanique  
Spécialité : Electromécanique

### THEME

Estimation de la dégradation des outils de coupe de la machine  
CNC en utilisant le réseau neuronal convolutif (CNN)

Présenté par :

Farouk SAIDI

Hamza MEKHFI

Promoteur :

Dr. F,GOUGAM

Promotion 2021 - 2022

# Résumé

Notre objectif dans cette mémoire est de prédire la durée de vie des outils de coupe par les techniques d'intelligence artificielle. Pour construire le modèle, nous avons utilisé la technique des réseaux neurones artificiels qui apprennent à l'aide d'un grand ensemble de données qui contient des différentes caractéristiques des différents outils de coupe.

**Mots-clés :** pronostic, fraiseuse, réseaux de neurones, intelligence artificielle, traitement de données, maintenance.

# Abstract

Our project is to predict the service life of cutting tools using artificial intelligence techniques. To build the model, we used the technique of artificial neural network that learns from a huge dataset involving different characteristics from different cutting tools.

**Keywords:** prognosis, milling machine, neural networks, artificial intelligence, data processing, maintenance.

# ملخص

هدفنا من هذه المذكرة توقع العمر الافتراضي لأدوات القطع عن طريق تقنيات الذكاء الاصطناعي. حيث لجأنا في بناء النموذج الى استخدام تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية الالتفافية والتي تقوم بالتعلم بفضل قاعدة بيانات ضخمة تضم مجموعة من الخصائص المختلفة والمتنوعة لأجزاء أدوات القطع.

**الكلمات المفتاحية:** التنبؤ، آلة الكشط، شبكات عصبية، ذكاء اصطناعي، معالجة البيانات، صيانة، العمر الإنتاجي المتبقي.

# Remerciements

Nous remercions en premier lieu « **ALLAH** » de tout puissant de nous avoir donné la santé et le pouvoir d'accomplir ce modeste travail.

Nous tenons à remercier nos parents pour leur soutien moral et financier.

Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements et notre gratitude à notre promoteur Mr. Faouzi Gougam pour ses conseils, ses orientations ainsi que sa disponibilité tout au long de notre travail.

Nous adressons mes sincères remerciements à tous les enseignants, intervenants et toutes les personnes qui par leurs paroles, leurs écrits, leurs conseils et leurs critiques ont guidé mes réflexions et ont accepté de nous rencontrer et de répondre à nos questions durant nos recherches.

En fin, aux honorables membres du Jury qui nous font l'honneur d'examiner notre modeste travail.



# *Dédicace*

*Je tiens à dédier ce travail.*

*A ma très chère mère et à mon très cher père, en témoignage et en gratitude de leurs dévouements, de leur soutien et prières durant toutes mes années d'études, de leurs sacrifices illimités, leur réconfort moral, eux qui ont consenti tant d'effort pour mon éducation, mon instruction et pour me permettre d'atteindre ce but.*

*A ceux qui sont la source de mon inspiration et mon courage, à qui je dois de l'amour et de la reconnaissance.*

*A ma Chère sœur,*

*A toute ma famille,*

*A tous mes amis,*

*A tous ceux qui m'aiment.*

*Farouk Saïdi*





# *Dédicace*

*Je tiens à dédier ce travail.*

*A ma très chère mère et à mon très cher père, en témoignage et en gratitude de leurs dévouements, de leur soutien et prières durant toutes mes années d'études, de leurs sacrifices illimités, leur réconfort moral, eux qui ont consenti tant d'effort pour mon éducation, mon instruction et pour me permettre d'atteindre ce but.*

*A ceux qui sont la source de mon inspiration et mon courage, à qui je dois de l'amour et de la reconnaissance.*

*A mes chers frères,*

*A ma Chère sœurs,*

*A toute ma famille,*

*A tous mes amis,*

*A tous ceux qui m'aiment.*

*Hamza Mekhfi*



# Sommaire

Introduction générale .....	1
-----------------------------	---

## Chapitre I: Maintenance industrielle

1. Introduction : .....	2
2. Objectif la maintenance : .....	2
2.1. Objectifs financiers : .....	2
2.2. Objectifs opérationnels : .....	2
3. Définition de la maintenance : .....	3
4. Stratégie de maintenance : .....	3
5. Politique de maintenance : .....	3
6. Management de la maintenance : .....	4
7. Différents types de maintenance : .....	5
7.1. La maintenance corrective : .....	5
a. Maintenance palliative (dépannage) : .....	5
b. Maintenance curative (réparation) : .....	5
7.2. La maintenance préventive : .....	5
7.2.1. Différents types de maintenance préventive : .....	5
a. La maintenance systématique : .....	5
b. La maintenance conditionnelle : .....	6
7.2.2. But de la maintenance préventive : .....	6
7.2.3. Les opérations de maintenance préventive : .....	6
a. Les inspections : .....	6
b. La Visite : .....	6
c. Le Contrôle : .....	7
7.2.4. Graphe de la Maintenance préventive : .....	7
8. Définition du pronostic : .....	8
9. Le rôle du pronostic : .....	8
10. L'objectif de PHM (pronostic and health mangment) : .....	9
11. La classification des méthodes de pronostic : .....	11
11.1. Méthodes fondées sur un modèle physique : .....	11
11.2. Méthodes fiabilistes : .....	12
11.3. Méthodes guidées par les données : .....	12
11.3.1. La basse de données : .....	12
11.3.1.1. Les capteurs : .....	12
13. Conclusion.....	14

## **chapitre II: Machine à commande numérique (CNC)**

1. Introduction :.....	15
2. Définition de la commande numérique :.....	15
3. Définition d'une machine CNC :.....	16
4. Domaine d'utilisation : .....	16
5. composant d'une machine CNC :.....	16
5.1. Partie opérative :.....	17
5.2. Partie commande : .....	17
6. Principe de fonctionnement d'une machine à commande numérique :.....	17
6.1. Partie commande : .....	18
6.2. Partie opérative :.....	19
7. Les familles des machines à commande numérique :.....	19
8. Fraiseuse à commande numérique :.....	20
9. Les opérations de fraiseuse : .....	20
10. Les défauts d'outil : .....	20
11. Les causes des défauts d'outil : .....	21
12. Les outils (les fraises) : .....	21
13. Les avantages et les inconvénients des CNC : .....	22
13.1. Les avantages : .....	22
13.2. Les inconvénients : .....	22
14. Conclusion.....	22

## **chapitre III: Intelligence artificielle (IA)**

1. Introduction :.....	23
2. Définition de l'intelligence artificielle : .....	23
3. Domain d'utilisation de l'intelligence artificielle :.....	24
4. Les niveaux de AI :.....	25
4.1. Apprentissage automatique (Machine Learning) : .....	25
4.2. Les types d'apprentissage automatique: .....	26
5. Apprentissage supervisé : .....	26
5.1 Comment fonctionne l'apprentissage supervisé : .....	27
5.2. Régression : .....	27
5.2.1. Les types de régression : .....	28
5.2.2. La régression linéaire simple :.....	29
5.2.3. La régression linéaire multiple :.....	29

5.2.3.1. La régression logistique :	30
5.3. Classification :	31
5.4. Exemples d'apprentissage supervisé :	32
6. Apprentissage non supervisé :	32
6.1. Regroupement (Clustering) :	33
6.2. Réduction de la dimensionnalité :	34
7. Apprentissage par renforcement :	35
7.1. Applications et exemples d'apprentissage par renforcement :	37
8. Apprentissage non supervisé vs supervisé :	38
9. Réseau de Neurones Artificiel (RNA) :	38
10. Les fonctions d'activation :	40
10.1. Fonction d'activation ReLU (Rectified Linear Unit) :	41
10.2. Loss functions :	41
11. L'apprentissage profond (Deep Learning) :	42
12. Exemple d'apprentissage profond :	43
13. Réseaux neuronaux convolutifs (CNN) :	44
14. Conclusion :	46

## **Chapitre IV: Application de réseaux neurone à la machine CNC**

1. Introduction :	47
2. La base de données :	48
2.1. Prétraitement des données :	48
2.2. Répartition des données (Data splitting) :	50
2.3. Caractéristiques (Features) :	50
2.4. Sélection des caractéristiques :	51
2.5. Dégradation d'usure (Wear) :	52
3. Programmation avec python :	53
4. La méthodologie de travail d'apprentissage supervisé :	54
5. Model d'apprentissage basé sur CNN :	55
6. Les indicateurs d'entraînement :	56
7. Les indicateurs de test :	57
8. Entraînement de model :	58
8.1. Entraînement avec C4 & C6 / Test avec C1 :	58
8.2. Entraînement avec C1 & C6 / Test avec C4 :	62
8.3. Entraînement avec C1 & C4 / Test avec C6 :	65
9. Comparaison de CNN vs ANN :	68

10. Conclusion :	69
Conclusion générale:	70
Référence bibliographique :	71

## Liste de figures

<b>Figure I.1:</b> Organigramme de politique de maintenance	4
<b>Figure I.2:</b> Graphe de maintenance préventive	7
<b>Figure I.3:</b> Architecture de PHM	9
<b>Figure I.4:</b> Classification d'approches de pronostic	11
<b>Figure I.5:</b> Capteur de Force	13
<b>Figure I.6:</b> Capteur d'accélération (accéléromètre)	13
<b>Figure I.7:</b> capteur Acoustique avec préamplificateur	14
<b>Figure II.1:</b> Machine CNC	15
<b>Figure II.2:</b> Composant d'une machine CNC	16
<b>Figure II.3:</b> Architecture d'une MOCN	18
<b>Figure II.4:</b> Fonction originale d'une commande numérique	18
<b>Figure II.5:</b> Les éléments de la partie opérative	19
<b>Figure II.6 :</b> Schéma de fraiseuse à commande numérique	20
<b>Figure II.7:</b> Outil de Fraisage	21
<b>Figure III.1:</b> Le développement de l'intelligence artificielle	23
<b>Figure III.2 :</b> Assistants virtuels avec AI	24
<b>Figure III.3:</b> Les niveaux de AI	25
<b>Figure III.4 :</b> Apprentissage automatique vs programmation traditionnelle	25
<b>Figure III.5 :</b> Les types d'apprentissage automatique	26
<b>Figure III.6:</b> Les types d'apprentissage supervisé	27
<b>Figure III.7:</b> La Régression	28
<b>Figure III.8:</b> La régression linéaire simple	29
<b>Figure III.9:</b> La régression linéaire multiple	30
<b>Figure III.10 :</b> La régression logistique	30
<b>Figure III.11:</b> La classification	31
<b>Figure III.12 :</b> L'apprentissage non supervisé	32
<b>Figure III.13:</b> Le Regroupement	33
<b>Figure III.14:</b> La réduction de la dimensionnalité	34
<b>Figure III.15:</b> l'apprentissage par renforcement	35
<b>Figure III.16:</b> l'apprentissage par renforcement expliqué avec le jeu d'échecs	37
<b>Figure III.17:</b> Réseau de Neurones Artificiel	38
<b>Figure III.18:</b> Poids et biais dans un réseau neuronal	39
<b>Figure III.19:</b> Les fonctions d'activation	40
<b>Figure III.20:</b> ReLU v/s Logistic Sigmoid	41
<b>Figure III.21:</b> Apprentissage automatique vs apprentissage profond en termes de quantité de données	42
<b>Figure III.22:</b> Schéma d'apprentissage profond avec CNN	43

<b>Figure III.23:</b> Réseaux neuronaux convolutifs .....	44
<b>Figure III.24:</b> Exemple de réseaux neuronaux convolutifs .....	45
<b>Figure IV.1:</b> Fraiseuse CNC .....	48
<b>Figure IV.1:</b> Les données.....	49
<b>Figure IV.1:</b> La répartition des données .....	50
<b>Figure IV.1:</b> La sélection des caractéristiques .....	51
<b>Figure IV.2:</b> Usure sur les trois flutes .....	52
<b>Figure IV.3:</b> Usure sur les trois flutes avec l'usure MEAN mise en évidence.....	52
<b>Figure IV.2:</b> La méthodologie de travail d'apprentissage supervisé.....	54
<b>Figure IV.8:</b> Explication du modèle utilisé dans l'entraînement .....	56
<b>Figure IV.4:</b> Courbe de RMS Force (x) en termes de wear.....	56
<b>Figure IV. 5:</b> Courbe de (MEAN, P2P, VAR, RMS) en termes de wear .....	57
<b>Figure IV.6:</b> Courbe de VAR en termes de cut.....	57
<b>Figure IV.7:</b> Courbe de (KUR, MAX, MEAN, P2P) en termes de cut.....	58
<b>Figure IV.9:</b> Training -1 (C4 & C6).....	58
<b>Figure IV.10:</b> Training -2 (C4 & C6).....	59
<b>Figure IV.11:</b> Training -3 (C4 & C6).....	59
<b>Figure IV.12:</b> Training -4 (C4 & C6).....	60
<b>Figure IV.13:</b> Training -5 (C4 & C6).....	60
<b>Figure IV.14:</b> Erreur de C1 et terme de nombre de coupe.....	61
<b>Figure IV.15:</b> Training -1 (C1 & C6).....	62
<b>Figure IV.16:</b> Training -2 (C1 & C6).....	62
<b>Figure IV.17:</b> Training -3 (C1 & C6).....	63
<b>Figure IV.18:</b> Training -4 (C1 & C6).....	63
<b>Figure IV.19:</b> Training -5 (C1 & C6).....	64
<b>Figure IV.20:</b> Erreur de C4 et terme de nombre de coupe.....	65
<b>Figure IV.21:</b> Training -1 (C1 & C4).....	65
<b>Figure IV.22:</b> Training -2 (C1 & C4).....	66
<b>Figure IV.23:</b> Training -3 (C1 & C4).....	66
<b>Figure IV.24:</b> Training -4 (C1 & C4).....	67
<b>Figure IV.25:</b> Training -5 (C1 & C4).....	67
<b>Figure IV.26:</b> Erreur de C6 et terme de nombre de coupe.....	68

## Liste de tableau

<b>Tableau 1:</b> La base de données .....	48
<b>Tableau 2:</b> Les erreurs de training (C4 & C6) .....	53
<b>Tableau 3:</b> Les erreurs de training (C1 & C6) .....	57
<b>Tableau 4:</b> Les erreurs de training (C1 & C4) .....	60
<b>Tableau 5:</b> La comparaison de CNN vs ANN .....	60
<b>Tableau 6:</b> La comparaison de CNN vs ANN (STD).....	60

# Acronymes et abréviations

CNC .....	Computer numerical control
RMSE .....	Root Mean Squared Error
MAE .....	Mean Absolute Error
KUR .....	Kurtosis
RMS .....	Root mean square
STD .....	Standard deviation
VAR .....	Variance
P2P .....	Peak2Peak

# **Introduction Générale**

### **Introduction Générale :**

Actuellement, l'industrie s'est très développée maintenant, en raison de nos besoins et de l'intensité de sa demande, y compris la fraiseuse CNC, qui a remarquablement fait ses preuves dans les domaines industriels en raison de sa grande rapidité et de sa précision.

L'outil est considéré comme le composant le plus important de cette machine car la précision des dimensions du produit et sa forme finale dépendent principalement de l'état et de la qualité de l'outil. Les dommages de cet outil entraînent des pertes considérables en termes de dommages aux produits et de perte de confiance des entreprises sur les marchés.

Par conséquent, la majorité des ingénieurs changent l'outil avant que la machine ne devienne dans un état critique pour éviter de tels dommages. Le gros problème est de savoir suivre l'évolution de la détérioration de l'outil de coupe à l'intérieur des machines, car cette détérioration dépend de plusieurs facteurs, et notamment du matériau à partir duquel l'outil est fabriqué.

La méthode traditionnelle ne nous aide pas à prédire l'état de l'outil de coupe, nous avons donc essayé d'utiliser la technologie de l'intelligence artificielle pour essayer de prédire l'état de l'outil sans arrêter la machine. Pour cette raison, nous avons parlé dans notre thèse du travail de maintenance et de sa relation motivationnelle, puis de la fraiseuse CNC et de ses composants, puis nous sommes entrés dans l'intelligence artificielle en général, puis dans les réseaux de neurones artificiels, dont le réseau convolutif en particulier. Enfin, nous avons appliqué l'intelligence artificielle à nos données pour prédire l'état de l'outil de coupe et enfin le comparer avec le résultat réel.

# **Chapitre I**

## **Maintenance industrielle**

## 1. Introduction

Les machines tournantes jouent un rôle souvent stratégique dans un procédé de fabrication, Toutefois, ces machines peuvent être affectées par des défauts potentiels qui se répercutent sur la production, la qualité du service et la rentabilité des installations. Par conséquent, il est très intéressant de développer des systèmes de diagnostic pour détecter de manière anticipée les défauts pouvant surgir dans ces machines.

C'est ce qui nécessite d'étudier les travaux de maintenance et sa politique et d'en comprendre les principes afin d'éviter ces pertes.

## 2. Objectif de la maintenance

L'objectif des équipes de maintenance est de maintenir les installations de production en parfait état et d'assurer le rendement global maximum tout en optimisant le coût. L'obtention du meilleur rendement passe par la prévention des pannes, le respect des cadences de production et l'amélioration continue de la qualité des produits. Maintenir, ce n'est plus subir les pannes mais maîtriser les défaillances par l'optimisation de la politique de maintenance, par une bonne prévention, par des réparations rapides et efficaces, enfin par l'amélioration du matériel. Pour assurer correctement cette mission, il est nécessaire de se doter en plus de la compétence technique des hommes, d'une organisation efficace et d'outils adéquats.

C'est la nature de l'entreprise qui fixe les l'objectifs, des services de la maintenance. On peut classer les objectifs de la maintenance on deux catégories :

### 2.1. Objectifs financiers

- Réduire au minimum les dépenses de la maintenance.
- Augmenter au maximum les profits.
- Avoir des dépenses de maintenance en fonction de l'Age des installations et de son taux d'utilisation.

### 2.2. Objectifs opérationnels

- Maintenir les équipements.
  - Assurer la disponibilité maximale des installations et des équipements.
  - Fournir un service qui élimine la panne a tous les moments à tout prix.
  - Pousser à la dernière limite la durée de vie de l'installation.
  - Assurer une performance (rendement) de haute qualité.
-

### 3. Définition de la maintenance

La maintenance est « l'ensemble des opérations permettant de maintenir ou de rétablir un matériel, un appareil, un véhicule, etc., dans un état donné, ou de lui restituer des caractéristiques de fonctionnement spécifiées » [1].

La maintenance concerne tout type de matériels : télécoms, informatiques (hardware et software), appareils électroménagers, automobiles, robotiques, etc.

### 4. Stratégie de maintenance

La stratégie de maintenance, qui résulte de la politique de maintenance, impose des choix pour atteindre, voire dépassé, les objectifs fixés [2].

Ces choix sont à faire pour :

- Développer, adapter ou mettre en place des méthodes de maintenance.
- Élaborer et optimiser les gammes de maintenance.
- Organiser les équipes de maintenance.
- Internaliser et/ou externaliser partiellement ou totalement les tâches de maintenance.
- Définir, gérer et optimiser les stocks de pièces de rechange et de consommables.
- L'outil de production en matière de productivité et de maintenabilité.

### 5. Politique de maintenance

La politique de la maintenance est la définition au niveau de l'entreprise des objectifs technico-économique relatifs à la prise en charge des équipements par la direction maintenance. C'est dans le cadre de cette politique que le responsable de la direction de maintenance met en œuvre les moyens adaptés aux objectifs fixes : on parlera alors de stratégie pour le moyen terme et de tactique pour le court terme. La gestion de maintenance prend essentiellement en compte les aspects technique, économique et financier des différents méthodes utilisables (corrective, préventive systématique, préventive conditionnelle.) en vue d'optimiser la disponibilité des matériels. Toutes les politiques sont représentées par l'ensemble des règles d'action définissant les intentions de la direction en matière d'organisation et de gestion.

On peut résumer les différentes politiques de maintenance dans cette figure :

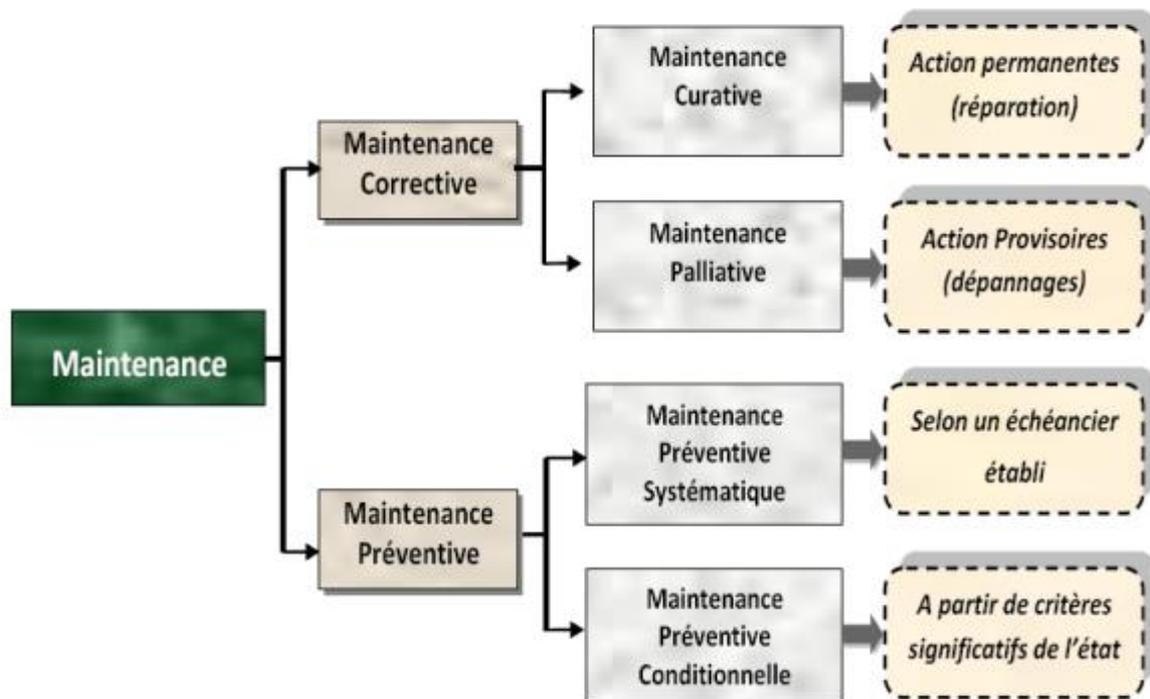


Figure I.1: Organigramme de politique de maintenance

## 6. Management de la maintenance

Le management de la maintenance est à la charge d'une (ou plusieurs) personne(s) désignée(s) dont les Responsabilités et autorités doivent être définies. Le rôle de la (ou des) personne(s) en charge du management de la maintenance consiste à piloter toutes les actions qui concourent à atteindre aux meilleures conditions techniques et économiques, les buts et objectifs qui lui sont définis par la Direction en matière de : coûts, qualité, sûreté de fonctionnement (FMD : Fiabilité, Maintenabilité, Disponibilité), sécurité, environnement, etc.

Le management de la maintenance nécessite la mise en œuvre d'une communication, basée sur des échanges d'informations avec toutes les autres fonctions de l'entreprise. Ces informations peuvent être par exemple : des tableaux de bord et suivi d'indicateurs des comptes rendus et rapports, des recommandations sur les conséquences des choix industriels. [2]

## **7. Différents types de maintenance**

### **7.1. La maintenance corrective**

Ensemble des activités réalisées après la défaillance d'un bien, ou la dégradation de sa fonction pour lui permettre d'accomplir une fonction requise, au moins provisoirement : ces activités comportent notamment la localisation de la défaillance et son diagnostic, le remise en état avec ou sans modification, le contrôle du bon fonctionnement.

La maintenance corrective peut être divisée en deux types de maintenance :

#### **a. Maintenance palliative (dépannage)**

Activités de maintenance corrective destinées à permettre à un bien d'accomplir provisoirement tout ou partie d'une fonction requise. Appelé couramment dépannage, cette maintenance palliative est principalement constituée d'actions à caractère provisoire qui devront être suivies d'actions curatives.

#### **b. Maintenance curative (réparation)**

Activités de maintenance corrective destinées à permettre à un bien d'accomplir provisoirement tout ou partie d'une fonction requise. Appelé couramment dépannage, cette maintenance palliative est principalement constituée d'actions à caractère provisoire qui devront être suivies d'actions curatives.

### **7.2. La maintenance préventive**

Maintenance effectuée dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un bien ou la dégradation d'un service rendu, elle doit permettre d'éviter les défaillances des matériels en cours d'utilisation. L'analyse des coûts doit mettre en évidence un gain par rapport aux défaillances qu'elle permet d'éviter.

#### **7.2.1. Différents types de maintenance préventive**

##### **a. La maintenance systématique**

Maintenance préventive effectuée selon un échéancier établi suivant le temps ou le nombre d'unités d'usage.

## **b. La maintenance conditionnelle**

Maintenance subordonnée à un type d'événement prédéterminé (autodiagnostic, information d'un capteur, mesure...), Cette forme moderne de maintenance permet d'assurer le suivi continu du matériel en service dans le but de prévenir les défaillances attendues.

### **b.1. Maintenance prédictive**

L'analyse vibratoire est certainement l'outil favori dans la maintenance prédictive des machines tournantes. Les techniques d'analyse vibratoires ont tellement évolué qu'on est passé d'une détection tardive à la prédiction. Dans ce contexte l'ingénieur de maintenance pourra détecter le problème dès sa naissance, suivre son évolution dans le temps et choisir le moment opportun pour intervenir de manière à faire un compromis entre disponibilité de la main d'œuvre, des pièces de rechanges et les surcharges de la production.

#### **7.2.2. But de la maintenance préventive**

- Augmenter la durée de vie des matériels.
- Diminuer la probabilité des défaillances en service.
- Diminuer les temps d'arrêt en cas de révision ou de panne.
- Prévenir et aussi prévoir les interventions coûteuses de maintenance corrective.
- Permettre de décider la maintenance corrective dans de bonnes conditions.
- Améliorer les conditions de travail du personnel de production.
- Diminuer le budget de maintenance.

#### **7.2.3. Les opérations de maintenance préventive**

##### **a. Les inspections**

Activités de surveillance consistant à relever périodiquement des anomalies et exécuter des réglages simples ne nécessitant pas d'outillage spécifique, ni d'arrêt de l'outil de production ou des équipements.

##### **b. La Visite**

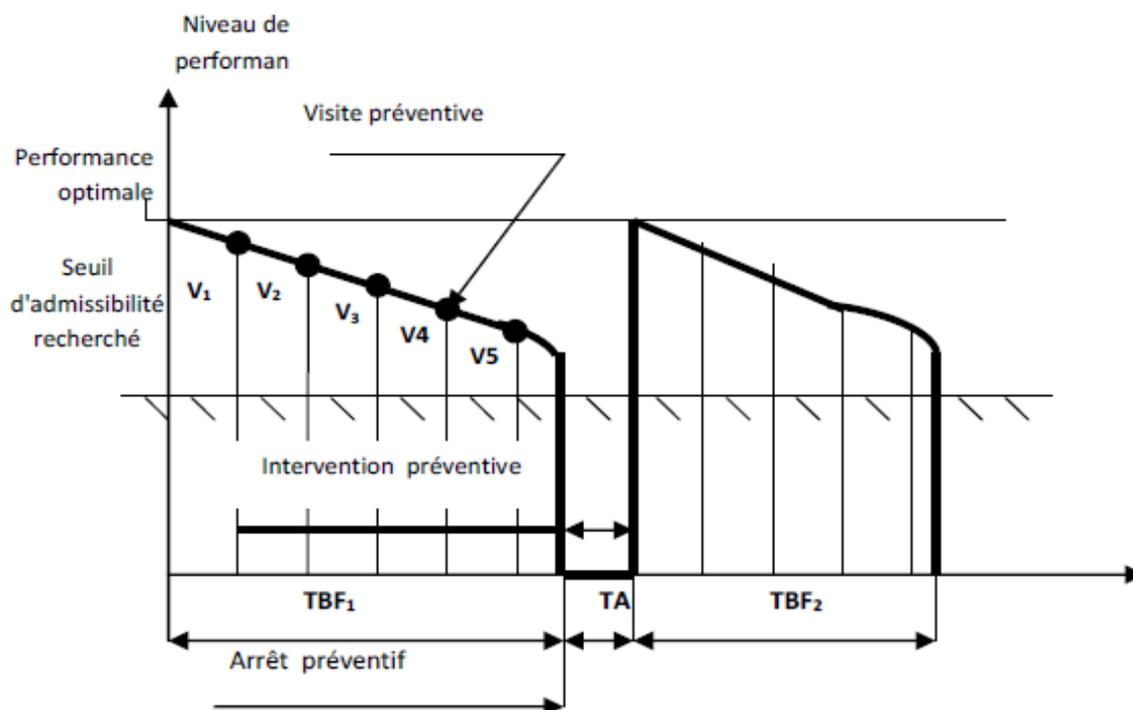
Opérations de surveillance qui, dans le cadre de la maintenance préventive systématique, s'opèrent selon une périodicité déterminée. Ces interventions correspondent à une liste d'opérations définies préalablement qui peuvent entraîner des démontages d'organes et une immobilisation du matériel.

### c. Le Contrôle

Vérifications de conformité par rapport à des données préétablies suivies d'un jugement, le Contrôle peut :

- Comporter une activité d'information.
- Inclure une décision : acceptation, rejet, ajournement.
- Déboucher comme les visites sur des opérations de maintenance corrective.
- Les opérations de surveillance (contrôles, visites, inspections) sont nécessaires pour maîtriser.
- L'évolution de l'état réel du bien. Elles sont effectuées de manière continue ou à des intervalles.
- Prédéterminés ou non, calculés sur le temps ou le nombre d'unités d'usage.

#### 7.2.4. Graphe de la Maintenance préventive



**TBF1** : Temps de bon fonctionnement n°1.

**TA** : Le temps d'arrêt.

**TBF2** : Temps de bon fonctionnement n°2.

**Figure 2:** Graphe de maintenance préventive

## 8. Définition du pronostic

Le pronostic industriel est appelé prédiction de la durée de vie d'un système et correspond au dernier niveau de classification des méthodes de détection des dommages [3].

Le pronostic peut également être défini comme une mesure de probabilité : un moyen de quantifier le risque qu'une machine fonctionne sans faute ou panne jusqu'à un certain temps. Cette « valeur pronostique probabiliste » est d'autant plus intéressante que le défaut ou la défaillance peut avoir des conséquences catastrophiques et que le responsable de la maintenance doit savoir si les intervalles d'inspection sont appropriés. Cependant, un petit nombre d'articles abordent cette connotation pour le pronostic. [4]

## 9. Le rôle du pronostic

Le pronostic est un processus englobant une capacité de prédiction. C'est la capacité à estimer la durée de vie utile restante (RUL) de l'équipement en termes de son historique de fonctionnement et de son utilisation future. Prédire la RUL des systèmes industriels devient actuellement un objectif important pour les industriels sachant que la panne, dont les conséquences sont généralement très coûteuses, peut se produire soudainement. Les stratégies classiques de maintenance ne sont pas plus efficaces et pratiques car elles ne prennent pas en compte l'état de fonctionnement instantané du produit. Adopter une maintenance systématique préventive par un remplacement fréquent pour augmenter la disponibilité du système est une stratégie coûteuse. L'introduction d'une approche pronostique en tant que maintenance « intelligente » consiste en l'analyse, la surveillance et le suivi de la santé, basés sur des mesures physiques à l'aide de capteurs.[4]

Le RUL d'un système en service peut s'exprimer en heures de fonctionnement, en Kilomètres ou en cycles. Si nous pouvons prédire efficacement l'état des machines et des systèmes, des actions de maintenance peuvent être prises à l'avance. Un pronostic bon et fiable nécessite un diagnostic correct et fiable.

## 10. L'objectif de PHM (pronostic and health mangment)

Est d'optimiser le compromis de disponibilité d'un système tout en assurant la sécurité des équipements et des personnes par une utilisation de la maintenance industrielle de manière adéquat.[5]

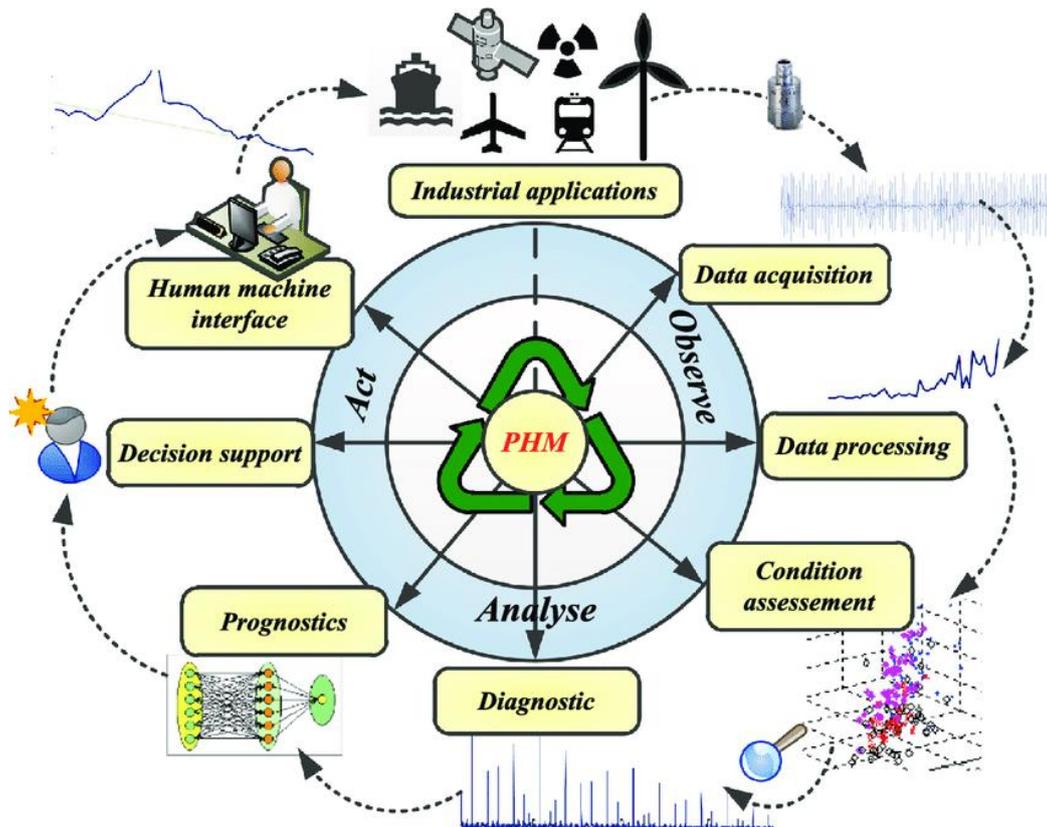


Figure I.3: Architecture de PHM

- **Module capteurs (data acquisition)**

Ce module fournit au système des données numériques issues de capteurs ou de transducteurs.

- **Module traitement du signal (data processing)**

Ce module reçoit les données à partir des capteurs ou transducteurs ou d'autres processeurs de signaux et réalise des transformations de signaux et des extractions de caractéristiques ou de descripteurs.

- **Module de surveillance (condition assessment)**

Le module de surveillance compare les données en ligne avec certaines valeurs attendues ou connues ; il doit également être capable de générer des alertes en fonction de seuils préalablement fixés.

- **Module du diagnostic**

Ce module détermine si l'état du système, sous-système ou composant surveillé est dégradé ou non et suggère les défaillances probables.

- **Module du pronostic**

Ce module prédit l'état futur du système, sous-système ou composant surveillé. Le module s'appuie sur les données issues des modules précédents.

- **Module d'aide à la décision (decision support)**

Sa fonction principale est de recommander des actions de maintenance ou d'autres alternatives pour continuer à faire fonctionner le système jusqu'à l'accomplissement de sa mission.

- **Module de présentation (human machine interface)**

Ce module reçoit les informations de tous les modules précédents. Il peut être construit sous forme d'une IHM (Interface Homme-Machine).

## 11. La classification des méthodes de pronostic

On peut classer les méthodes de pronostic dans la pyramide suivant :

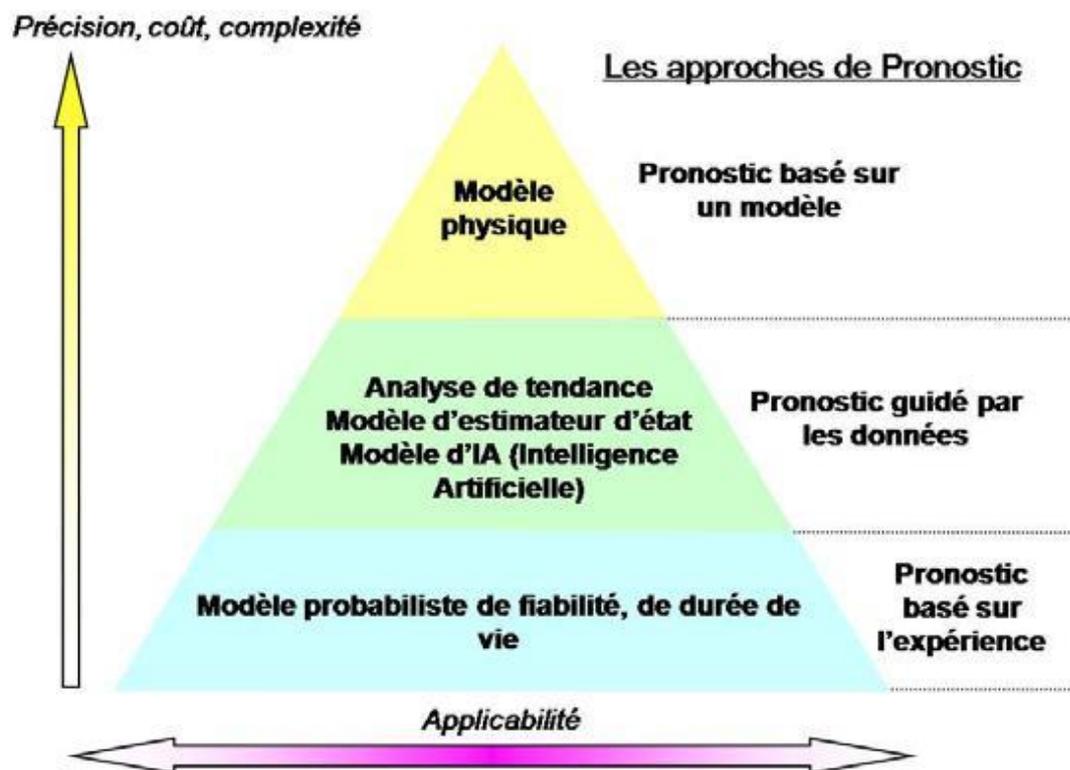


Figure I.4: Classification d'approches de pronostic

### 11.1. Méthodes fondées sur un modèle physique

Les méthodes fondées sur un modèle physique requièrent la construction d'un modèle dynamique représentant le comportement du système, et intégrant le phénomène de dégradation, principalement des modèles de fatigue, d'usure ou de corrosion, dont l'évolution est modélisée par une loi déterministe ou un processus stochastique. Ces méthodes offrent généralement des résultats plus précis que ceux des deux approches restantes. Cependant, leur inconvénient majeur réside dans le fait que, pour des systèmes réels, il est difficile, voire impossible, d'obtenir le modèle dynamique sous forme analytique intégrant le phénomène de dégradation. Leur cadre applicatif en est ainsi restreint.[1]

## **11.2. Méthodes fiabilistes**

Les méthodes fiabilistes reposent sur l'exploitation d'une fonction de fiabilité ou d'un processus stochastique de détérioration dont les paramètres sont déterminés à partir d'expertises ou de données de retour d'expérience.

## **11.3. Méthodes guidées par les données**

Le pronostic guidé par les données s'appuie sur le constat suivant : les mesures, entrées-sorties, constituent souvent la plus forte et la plus sûre source d'informations pour comprendre les phénomènes de dégradation. Ce type d'approche vise ainsi à apprendre par les exemples le phénomène de dégradation, et à capturer les relations subtiles entre données, même si ces relations sont inconnues ou difficiles à décrire. Elles reposent donc sur l'exploitation de données de surveillance issues de capteurs ou d'interventions de maintenance, lesquelles sont traitées afin d'extraire des caractéristiques reflétant le comportement du système et sa dégradation. Ces grandeurs sont ensuite utilisées pour apprendre des modèles de prédiction des états actuel et futur du système, et ainsi donner une estimation du RUL.

### **11.3.1. La base de données**

La base de données est un ensemble d'informations qui ont été enregistrées avant, après plusieurs expériences d'abord et après avoir travaillé plusieurs fois. Et plus la base de données est grande, plus la prédiction était proche de la vérité. Les données ont été collectées par un groupe de capteurs plantés sur la machine dans le but de surveiller les changements qui se produisent sur la machine. Ses résultats sont enregistrés pour un traitement ultérieur. [6]

#### **11.3.1.1. Les capteurs**

Un capteur est défini comme tout ce qui mesure la valeur d'une unité physique sans changer sa valeur dynamique, ce qui signifie que pendant la mesure, la valeur ne change pas en raison de la mesure. nous utiliser les captures pour mesurer de capteurs position, de température, de vitesse, d'accélération, de force, de acoustique etc.

- **Capteur de Force**

Pour mesurer la force on utilise le capteur suivant :



**Figure I.5 :** Capteur de Force

- **Capteur d'accélération**

Pour mesurer l'accélération on utilise le capteur suivant :



**Figure I.6 :** Capteur d'accélération (accéléromètre)

- **Capteur Acoustique**

Pour mesurer l'acoustique on utilise le capteur suivant :



**Figure I.7** : capteur Acoustique avec préamplificateur

## 12. Conclusion

Le terme travaux de maintenance s'est considérablement compliqué après le développement des machines, ce qui en a fait plusieurs branches, y compris les travaux de maintenance dite intelligente. Cette branche des travaux de maintenance a besoin de ce qui prédit la période de temps que la machine peut supporter sans terme pannes (pronostic).

# **Chapitre II**

## **Machine à commande numérique (CNC)**

## 1. Introduction

La commande numérique par ordinateur (CN) est l'automatisation des machines-outils qui sont actionnées par des commandes programmées avec précision et encodées sur un support de stockage (module de commande de l'ordinateur, généralement situé sur le dispositif), par opposition à la commande manuelle par des volants ou des leviers, ou à l'automatisation mécanique par des cames seules. La plupart des commandes numériques actuelles sont des commandes numériques par ordinateur (ou informatisées), dans lesquelles les ordinateurs font partie intégrante de la commande.

## 2. Définition de la commande numérique

La commande numérique (acronyme CN) est un système de contrôle qui coordonne les mouvements d'une machine-outil de manière à ce que l'outil suit des trajectoires prédéfinies sur des axes spécifiques sans que l'opérateur ait à intervenir directement. Les ordres de mouvement ou de déplacement, la vitesse de ces déplacements et leur précision, sont donnés à partir d'informations numérique (code numérique).



**Figure II.1:** Machine CNC

### 3. Définition d'une machine CNC

La machine-outil à commande numérique CNC (Computer Numerical Control en anglais) est une machine-outil dotée d'une commande numérique assurée par un ordinateur. C'est une machine totalement ou partiellement automatique à laquelle les ordres sont communiqués grâce à des codes qui sont portés sur un support matériel. Le premier rôle d'une machine CNC est de générer des mouvements, elle recevra des valeurs de positionnement de vitesse et d'accélération et générera suite à un traitement des consignes numériques en sortie.[7]

### 4. Domaine d'utilisation

La machine à outil à commande numérique représentent le moyen de production le plus important des pièces mécaniques. Elle nécessite des gestes précis et/ou répétitifs pour effectuer diverses opérations : percer, scier, rectifier, découper, fraiser, plier, graver, tarauder, souder, visser, déposer un matériau. Les matériaux qui peuvent être usinés sont très divers, la caractéristique principale qui les différencie est la dureté. Plus le matériau est dur, plus il faudra que la CNC, ainsi que l'outil qui l'équipe aient la qualité et la puissance nécessaires pour usiner le matériau. D'où de nombreux dispositifs CNC diffèrent entre eux principalement par l'outil qui est utilisé.

Les machines CNC sont employées dans de nombreux secteurs industriels : métallurgies, bois... Elles sont associées à des nouvelles technologies ; laser, jet d'eau.

### 5. Composant d'une machine CNC

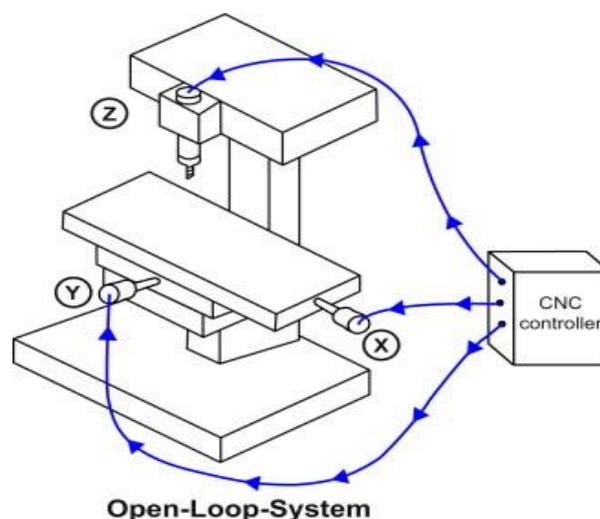


Figure II.2: Composant d'une machine CNC

La machine-outil à commande numérique forme un ensemble composé de deux parties :

### 5.1. Partie opérative

Les mouvements sont commandés par des moteurs presque comparables à une machine-outil classique, et elle comprend :

- Une base, assurant l'indépendance de la machine au sol.
- Un bâti, dont les larges glissières sont en acier traité.
- Un support outil (broche, torche, laser, jet d'eau ...).
- Une table support pièce, mobile selon 2 ou 3 axes, équipée de système de commande à vis et écrou à bille.
- Des moteurs chargés de l'entraînement de la table.
- Un élément de mesure ou capteur de position renseignant à tout moment sur la position du mobile sur chaque axe.
- Une dynamo tachymétrique assurant la mesure de la vitesse de rotation. [8]

### 5.2. Partie commande

La machine à commande numérique est composée principalement de :

- Le pupitre permettant de rentrer les commandes à l'aide d'un clavier.
- Le lecteur de données (ce lecteur peut être une option lors de l'achat de la machine).
- La sortie RS 232 pour les liaisons avec les Périphériques externes.
- L'écran de visualisation de toutes les données enregistrées,
- Le calculateur,
- Les cartes électroniques (commandes d'axes, mémoire ...). [8]

## 6. Principe de fonctionnement d'une machine à commande numérique

La machine CNC travaille avec des systèmes de contrôles en boucle fermée. Des ordres vont être générés vers la commande par le biais d'un programme pièce ou par action manuelle de l'opérateur. La commande va traiter ces informations et générer des consignes afin d'obtenir les déplacements voulus par le biais des moteurs d'axes. Des contrôles de vitesse et de position seront alors effectués de manière continue par la machine. La position sera régulée par la commande numérique alors que la vitesse sera le plus souvent régulée par le système d'asservissement moteur. On se trouve donc en face d'un système à deux boucles et l'on parle de système asservi. [8]

Une machine-outil à commande numérique est composée de deux principales parties une partie command est une partie opérative, voir Figure 3 :

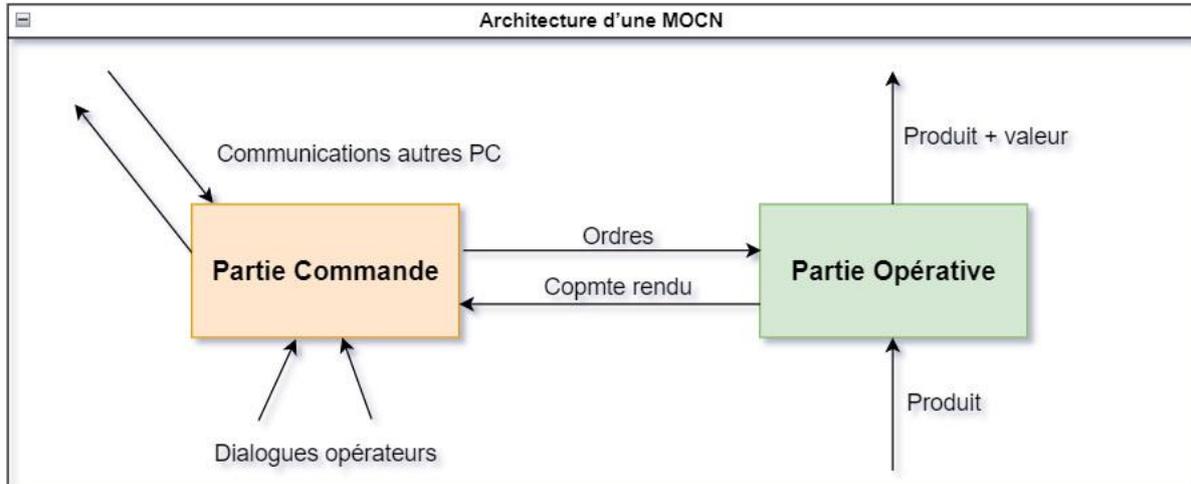


Figure II.3: Architecture d'une MOCN

### 6.1. Partie commande

La fonction de la partie commande est de transformer les informations codées du programme en ordres aux servomécanismes de la partie opérative, afin d'obtenir les déplacements des organes mobiles, voir Figure 4 : [9]

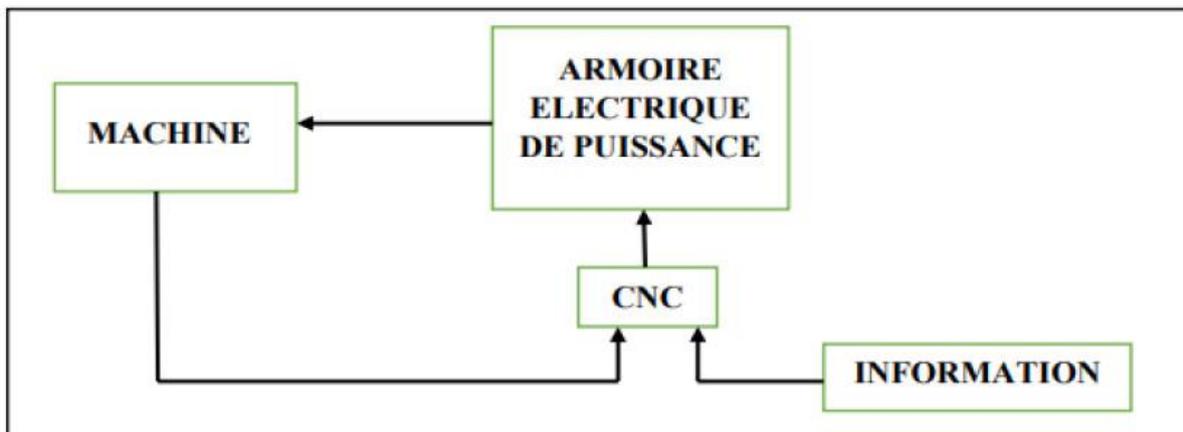
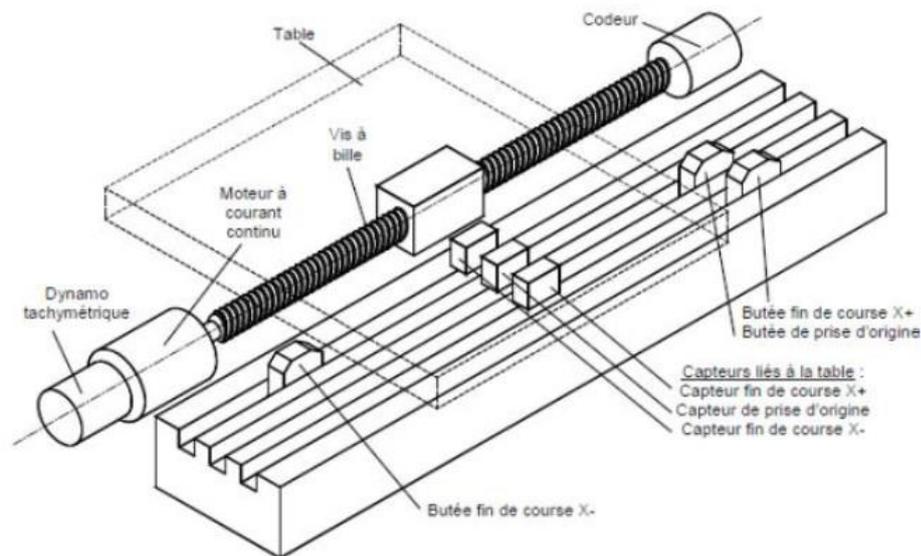


Figure II.4: Fonction originale d'une commande numérique

## 6.2. Partie opérative

La partie opérative d'un automatisme est le sous-ensemble qui effectue les actions physiques (déplacement, usinage, lubrification...), mesure des grandeurs physiques (accélération, vitesse...) et rend compte à la partie commande, elle est généralement composée d'actionneurs, de capteurs, d'effecteurs et d'un bâti. D'où la partie opérative reçoit les ordres de la partie commande et les exécute, voir Figure 5 [9].



**Figure II.5:** Les éléments de la partie opérative

## 7. Les familles des machines à commande numérique

On peut découper la famille des commandes numériques en quatre sous familles de machines :

- Fraisage à commande numérique (FCN).
- Tournage à commande numérique (TCN).
- Rectification à commande numérique.
- électro-érosion à commande numérique.

Dans chaque famille, les méthodes de montage et de travail sont totalement différentes, mais elles se rejoignent sur le principe de programmation, la grande majorité des machines utilisant un langage ISO. À cela peuvent se rajouter des interfaces dites conversationnelles ou par apprentissage qui simplifient l'utilisation de la machine

## 8. Fraiseuse à commande numérique

Une fraiseuse à commande numérique permet de réaliser des pièces par enlèvement de matière, on peut l'utiliser pour le métal, le bois et le plastique. Différents outils sont adaptables : forêts, pointe etc. pour obtenir des coupes et des finitions différentes. Un logiciel, associé à la machine, permet d'assister le procédé du dessin à la fabrication. La CFAO, conception et fabrication assistées par ordinateur, permet de dessiner la pièce, et d'optimiser les trajectoires de sa découpe. Enfin, on pourra lancer une simulation avant l'usinage ou éditer un prototype avant de lancer la production [10].

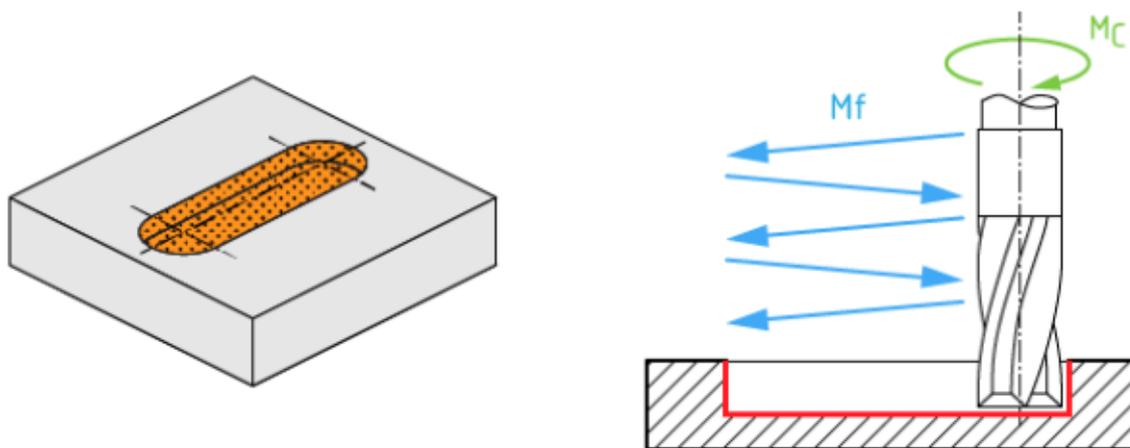


Figure II.6 : Schéma de fraiseuse à commande numérique

## 9. Les opérations de fraiseuse

- Aux opérations déjà citées, on ajoute l'opération de :
- Surfaçage incliné
- Fraisage en queue d'aronde
- Centrage, perçage, lamage, alésage, taraudage
- Tronçonnage

## 10. Les défauts d'outil

Les outils de fraisage s'abiment en générale soit par :

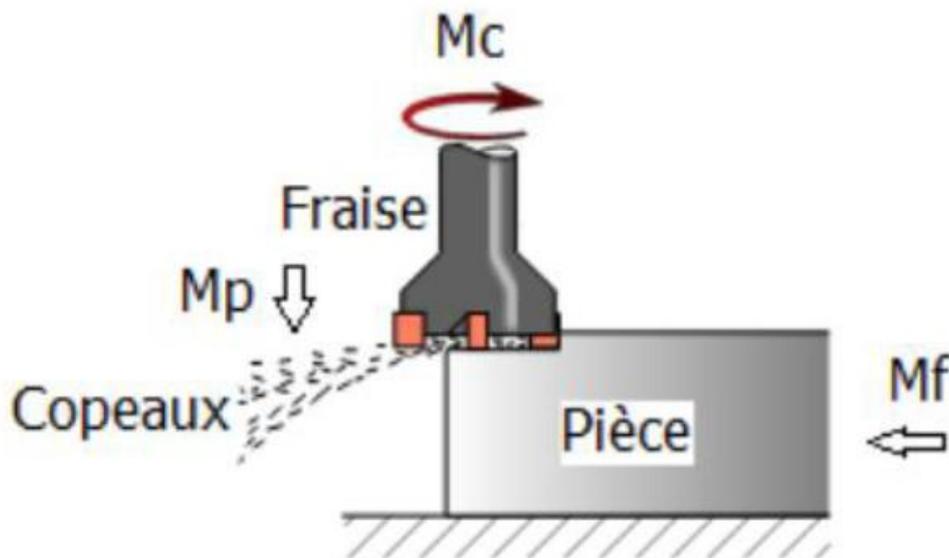
- L'usure
- Rupture
- Corrosion

## 11. Les causes des défauts d'outil

- Mauvais refroidissement
- Vitesse de rotation excessive
- Profondeur de coupe excessive
- Une progression trop rapide dans la coupe

## 12. Les outils (les fraises)

L'outil (appelé fraise) est toujours animé d'un mouvement de rotation autour de son axe  $M_c$  (mouvement de coupe). Il est situé et bloqué sur une porte - fraise, lui-même fixé dans la broche de la machine. [10]



**Figure II.7:** Outil de Fraisage

**$M_c$**  : un mouvement de rotation.

**$M_p$**  : un mouvement de pénétration.

**$M_f$**  : un mouvement d'avance.

## 13. Les avantages et les inconvénients des CNC

### 13.1. Les avantages

- Réduction du temps improductif
- Accroissement du degré de précision et de répétabilité
- Réduction des taux de rebuts
- Réduction de la nécessité de contrôle
- Possibilité de traiter des géométries complexes
- Facilité d'adapter les changements techniques
- Réduction des temps de mise en production Réduction des stocks
- Réduction des espaces requis
- Réduction du niveau de qualification des opérateurs

### 13.2. Les inconvénients

- Coûts d'investissement élevés
- Limitation
- Plus d'effort doit être fourni pour la maintenance
- Nécessité de programmation des équipements de CN
- Une plus grande utilisation des équipements à CN doit être faite pour maximiser leur rentabilité

## 14. Conclusion

En raison de sa grande vitesse et de sa précision, ces machines se sont largement répandues. Leurs tâches ont varié, mais elles restent juste une machine constamment exposée aux pannes. La plupart de ces dysfonctionnements sont liés aux outils. Et en raison de son prix et de sa valeur élevée, ainsi que des dommages causés par son rupture, les ingénieurs chargés des travaux de maintenance, ont besoin d'une technologie qui nous permette de tirer pleinement parti des outils sans être endommagés par leur crash. On parle de maintenance intelligente

# **Chapitre III**

## **Intelligence Artificielle (IA)**

## 1. Introduction

L'intelligence artificielle est une approche visant à faire en sorte qu'un ordinateur, un robot ou un produit puisse penser comme un être humain intelligent. L'IA est une étude de la façon dont le cerveau humain pense, apprend, décide et travaille, lorsqu'il essaie de résoudre des problèmes. L'objectif de l'IA est d'améliorer les fonctions de l'ordinateur qui sont liées à la connaissance humaine, par exemple le raisonnement, l'apprentissage et la résolution de problèmes.

## 2. Définition de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA, ou AI en anglais pour Artificial Intelligence) consiste à mettre en œuvre un certain nombre de techniques visant à permettre aux machines d'imiter une forme d'intelligence réelle. L'IA se retrouve implémentée dans un nombre grandissant de domaines d'application.



**Figure III.1:** Le développement de l'intelligence artificielle

La notion voit le jour dans les années 1950 grâce au mathématicien Alan Turing. Dans son livre « Computing Machinery » and Intelligence, ce dernier soulève la question d'apporter aux machines une forme d'intelligence. Il décrit alors un test aujourd'hui connu sous le nom « Test de Turing » dans lequel un sujet interagit à l'aveugle avec un autre humain, puis avec une machine programmée pour formuler des réponses sensées. Si le sujet n'est pas capable de faire la différence, alors la machine a réussi le test et, selon l'auteur, peut véritablement être considérée comme « intelligente ».

De Google à Microsoft en passant par Apple, IBM ou Facebook, toutes les grandes entreprises dans le monde de l'informatique planchent aujourd'hui sur les problématiques de l'intelligence artificielle en tentant de l'appliquer à quelques domaines précis. Chacun a ainsi mis en place des réseaux de neurones artificiels constitués de serveurs et permettant de traiter de lourds calculs au sein de gigantesques bases de données. [11]

### 3. Domain d'utilisation de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle a été et est utilisée (ou intervient) dans une variété de domaines tels que :

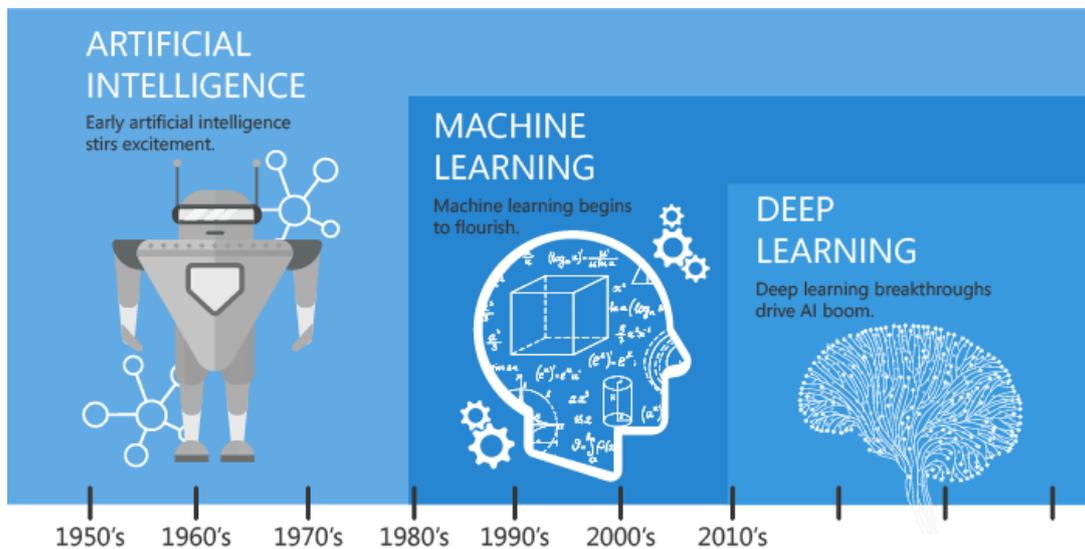
- ❖ La banque, avec des systèmes experts d'évaluation de risque lié à l'octroi d'un crédit (credit-scoring)
- ❖ Le militaire, avec les systèmes autonomes tels que les drones, les systèmes de commandement et l'aide à la décision
- ❖ Les jeux
- ❖ La médecine, avec les systèmes experts d'aide au diagnostic
- ❖ La logistique, au travers d'approches heuristiques de type résolution de problème de satisfaction de contraintes
- ❖ L'éducation



Figure III.2 : Assistants virtuels avec AI

## 4. Les niveaux de AI

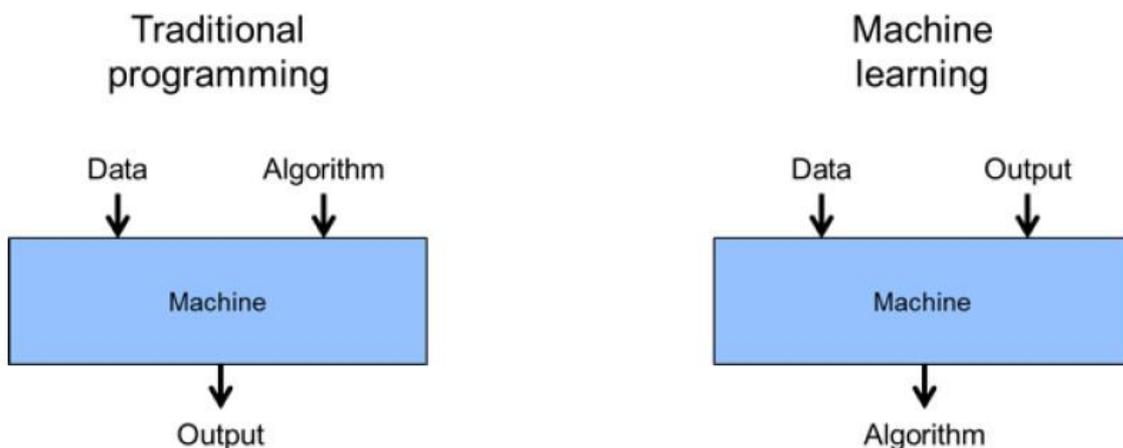
Il existe trois niveaux d'IA : l'intelligence artificielle (AI), l'apprentissage automatique (ML) et l'apprentissage profond (DL) :



**Figure III.3:** Les niveaux de AI

### 4.1. Apprentissage automatique (Machine Learning)

L'apprentissage automatique est un type d'intelligence artificielle (IA) qui permet aux applications logicielles de prédire plus précisément les résultats sans être explicitement programmées pour le faire. Les algorithmes d'apprentissage automatique utilisent des données historiques en entrée pour prédire de nouvelles valeurs de sortie. [12]



**Figure III.4 :** Apprentissage automatique vs programmation traditionnelle

L'apprentissage automatique permet aux entreprises d'avoir une vue sur les tendances du comportement des clients et des modèles opérationnels des entreprises, et soutient le développement de nouveaux produits. De nombreuses entreprises de premier plan aujourd'hui, telles que Facebook, Google et Uber, font de l'apprentissage automatique un élément central de leurs opérations. L'apprentissage automatique est devenu un différentiateur concurrentiel important pour de nombreuses entreprises.

## 4.2 Les types d'apprentissage automatique

Il existe trois types d'apprentissage automatique : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement.

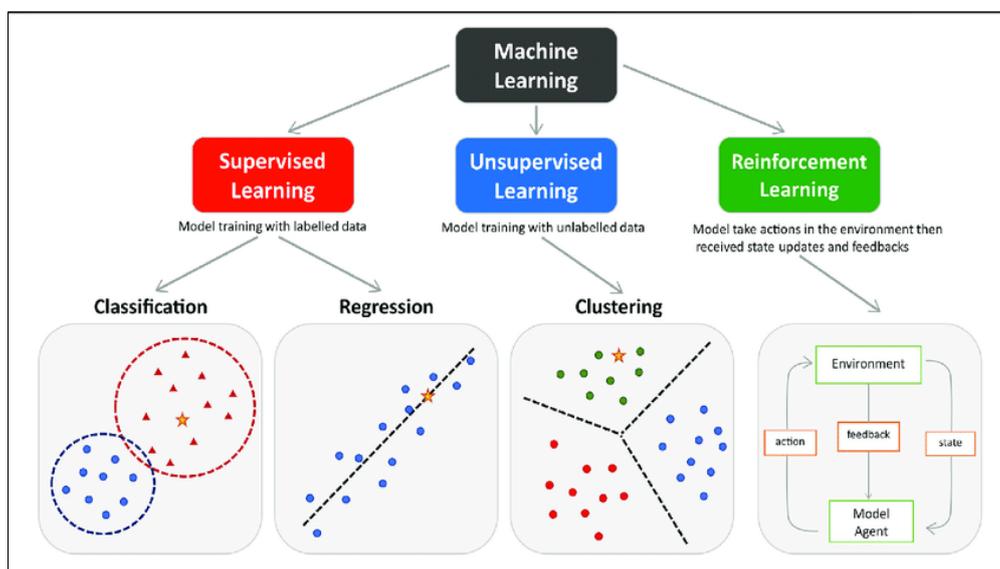


Figure III.5 : Les types d'apprentissage automatique

## 5. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé, également appelé apprentissage automatique supervisé, est une sous-catégorie de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle. Il se définit par l'utilisation d'ensembles de données étiquetées pour former des algorithmes permettant de classer des données ou de prédire des résultats avec précision. Au fur et à mesure que les données d'entrée sont introduites dans le modèle, celui-ci ajuste ses poids jusqu'à ce que le modèle soit correctement ajusté, ce qui se produit dans le cadre du processus de validation croisée. L'apprentissage supervisé aide les organisations à résoudre une variété de problèmes du monde réel à l'échelle, comme la classification du spam dans un dossier distinct de votre boîte de réception. [13]

## 5.1 Comment fonctionne l'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé utilise un ensemble d'apprentissage pour apprendre aux modèles à produire les résultats souhaités. Cet ensemble de données d'apprentissage comprend des entrées et des sorties correctes, qui permettent au modèle d'apprendre au fil du temps. L'algorithme mesure sa précision par le biais de la fonction de perte (Loss), en s'ajustant jusqu'à ce que l'erreur soit suffisamment minimisée.

L'apprentissage supervisé peut être séparé en deux types la classification et la régression :

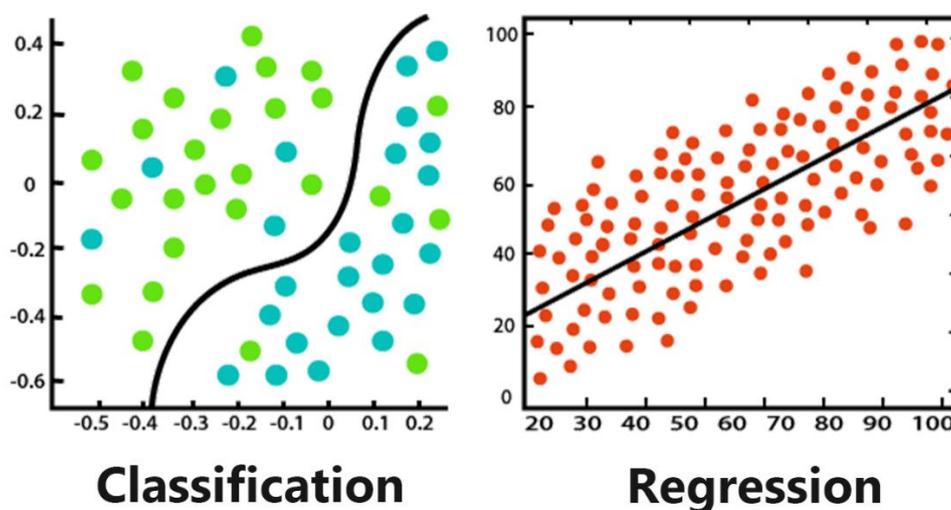
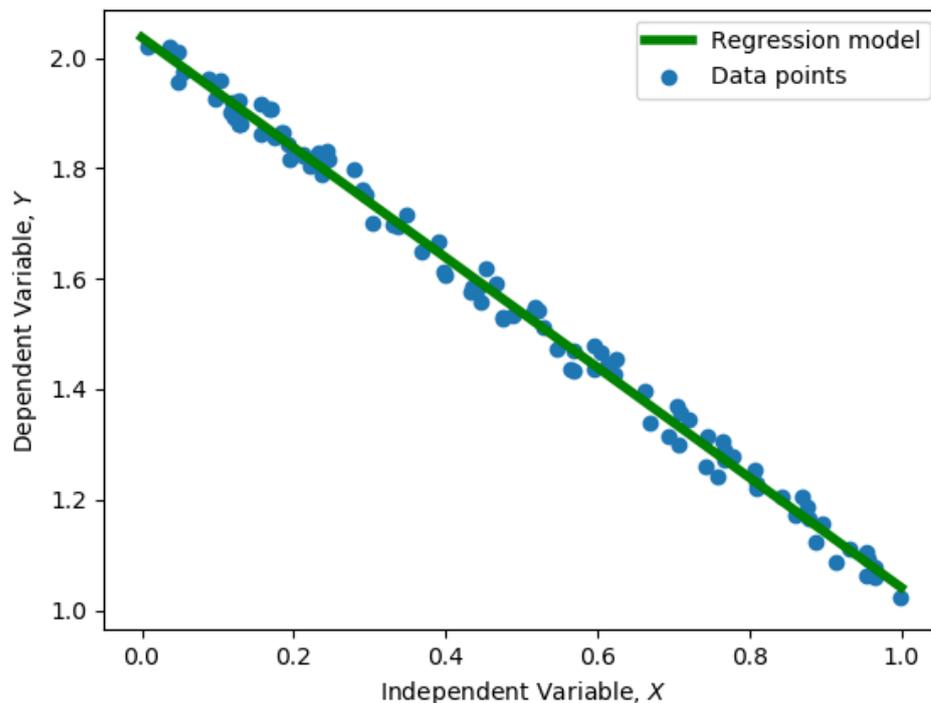


Figure III.6: Les types d'apprentissage supervisé

Ci-dessous, nous parlerons de la différence entre la classification et la régression et de leurs nombreuses utilisations dans le domaine de l'Intelligence artificielle.

## 5.2. Régression

Régression est utilisée pour comprendre la relation entre les variables dépendantes et indépendantes. Elle est couramment utilisée pour faire des projections, par exemple sur le chiffre d'affaires d'une entreprise donnée. La régression linéaire, la régression logistique et la régression polynomiale sont des algorithmes de régression populaires.



**Figure III.7:** La Régression

### 5.2.1. Les types de régression

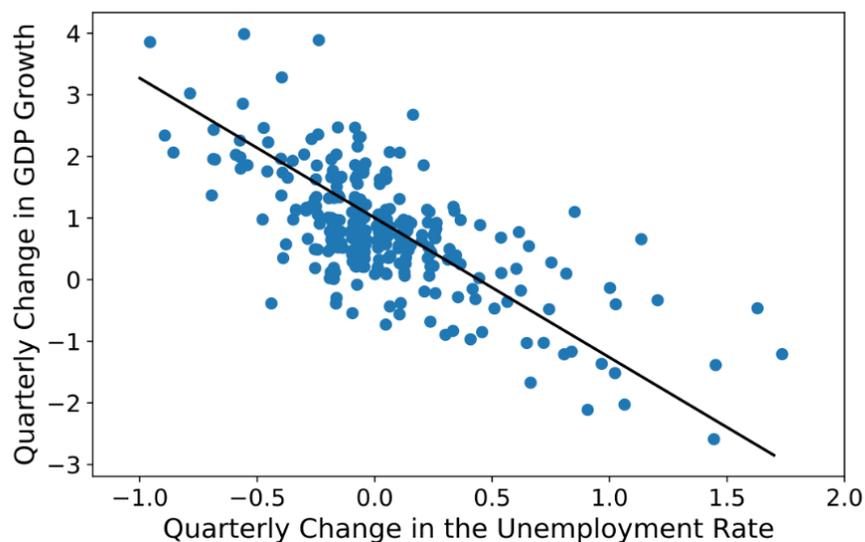
Il existe une série d'approches différentes utilisées dans l'apprentissage automatique pour effectuer la régression. Différents algorithmes populaires sont utilisés pour réaliser la régression par apprentissage automatique. Les différentes techniques peuvent inclure différents nombres de variables indépendantes ou traiter différents types de données. Des types distincts de modèles de régression par apprentissage automatique peuvent également supposer une relation différente entre les variables indépendantes et dépendantes. Par exemple, les techniques de régression linéaire supposent que la relation est linéaire, et ne seraient donc pas efficaces avec des ensembles de données présentant des relations non linéaires. [14]

Certaines des techniques de régression les plus courantes en apprentissage automatique peuvent être regroupées dans les types d'analyse de régression suivants :

- ❖ Régression linéaire simple
- ❖ Régression linéaire multiple
- ❖ Régression logistique

### 5.2.2. La régression linéaire simple

La régression linéaire simple est une technique de régression linéaire qui trace une ligne droite entre les points de données afin de minimiser l'erreur entre la ligne et les points de données. Il s'agit de l'un des types de régression d'apprentissage automatique les plus simples et les plus basiques. La relation entre les variables indépendantes et dépendantes est supposée être linéaire dans ce cas. Cette approche est simple car elle est utilisée pour explorer la relation entre la variable dépendante et une variable indépendante. Les valeurs aberrantes peuvent être fréquentes dans la régression linéaire simple en raison de la ligne droite de meilleur ajustement.



**Figure III.8:** La régression linéaire simple

### 5.2.3. La régression linéaire multiple

La régression linéaire multiple est une technique utilisée lorsque plus d'une variable indépendante est utilisée. La régression polynomiale est un exemple de technique de régression linéaire multiple. Il s'agit d'un type de régression linéaire multiple, utilisé lorsqu'il y a plus d'une variable indépendante. Elle permet d'obtenir un meilleur ajustement par rapport à la régression linéaire simple lorsque plusieurs variables indépendantes sont impliquées. Le résultat, lorsqu'il est tracé sur deux dimensions, est une ligne courbe ajustée aux points de données.



Figure III.9: La régression linéaire multiple

### 5.2.3.1. La régression logique

La régression logique est utilisée lorsque la variable dépendante peut avoir l'une des deux valeurs suivantes : vrai ou faux, ou succès ou échec. Les modèles de régression logistique peuvent être utilisés pour prédire la probabilité d'apparition d'une variable dépendante. En général, les valeurs de sortie doivent être binaires. Une courbe sigmoïde peut être utilisée pour représenter la relation entre la variable dépendante et les variables indépendantes.

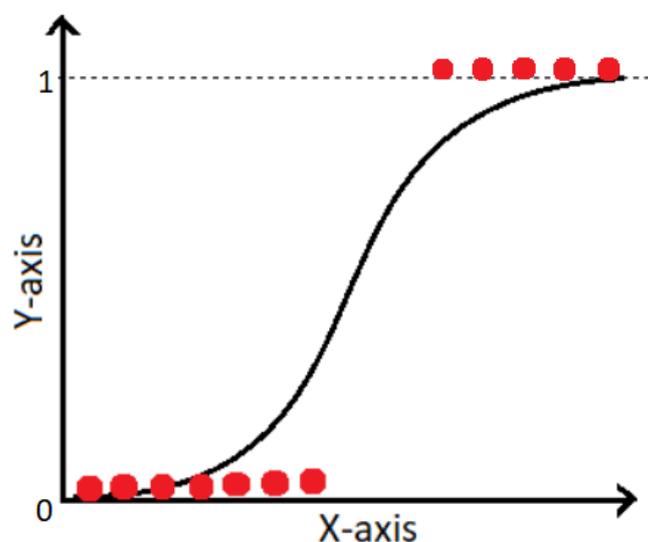
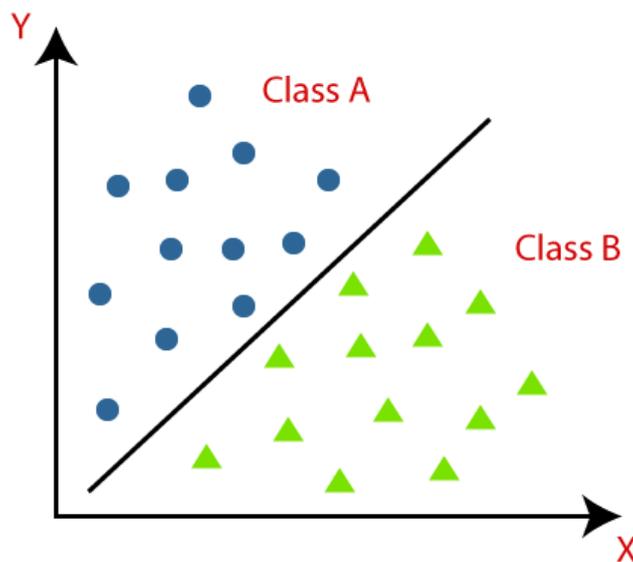


Figure III.10 : La régression logique

### 5.3. Classification

La classification utilise un algorithme pour classer avec précision les données de test dans des catégories spécifiques. Elle reconnaît des entités spécifiques dans l'ensemble de données et tente de tirer des conclusions sur la façon dont ces entités devraient être étiquetées ou définies. Les algorithmes de classification courants sont les classificateurs linéaires, les machines à vecteurs de support (SVM), les arbres de décision, les k-plus proches voisins et les forêts aléatoires, qui sont décrits plus en détail ci-dessous.[15]



**Figure III.11:** La classification

Certains des algorithmes courants utilisés pour la classification sont :

- L'algorithme de Bayes ou le classificateur basé sur la loi de probabilité de Bayes (Naive Bayes).
- L'algorithme de l'arbre de décision
- Algorithme de régression logistique
- Algorithme des K-plus proches voisins (K-NN)
- Prise en charge de l'algorithme de la machine vectorielle

Il existe également de nombreux autres algorithmes.

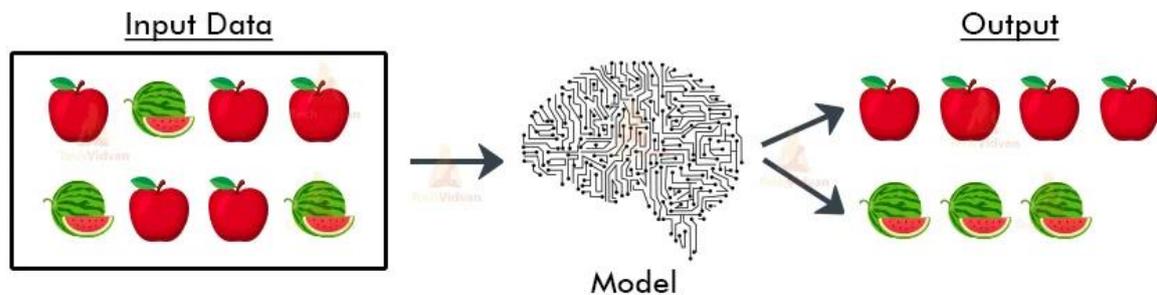
### 5.3. Exemples d'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est généralement utilisé pour :

- ❖ Prédiction du cours de la bourse.
- ❖ Filtrer les e-mails des spams.
- ❖ Détection de la langue utilisée.
- ❖ Analyse prédictive
- ❖ Analyse des sentiments.
- ❖ Reconnaître les lettres et les chiffres manuscrits.

### 6. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé, également appelé apprentissage automatique non supervisé, utilise des algorithmes d'apprentissage automatique pour analyser et regrouper des ensembles de données non étiquetées. Ces algorithmes découvrent des modèles cachés ou des regroupements de données sans nécessiter d'intervention humaine. Sa capacité à découvrir les similitudes et les différences entre les informations en fait la solution idéale pour l'analyse exploratoire des données, les stratégies de vente croisée, la segmentation de la clientèle et la reconnaissance d'images.

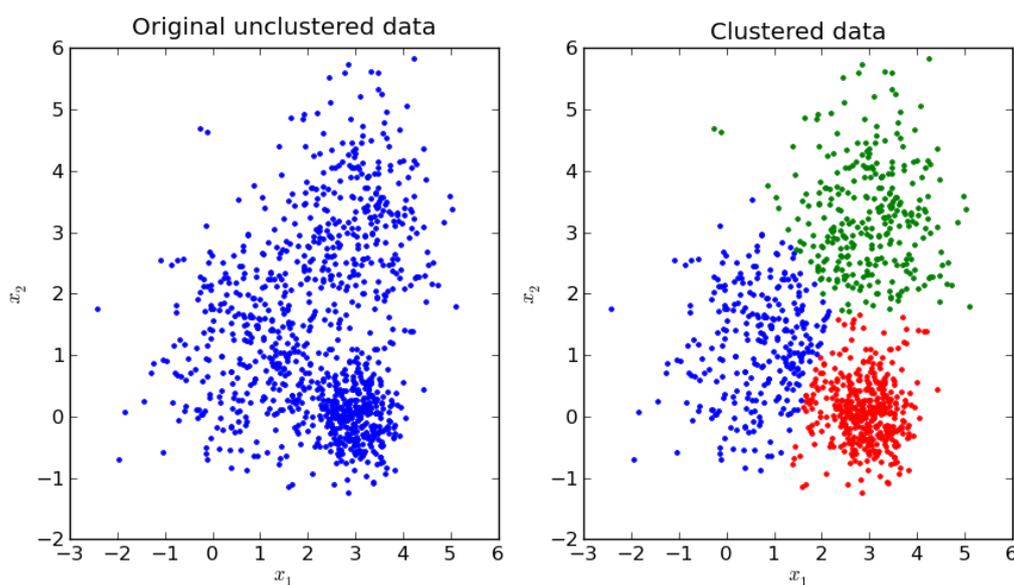


**Figure III.12:** L'apprentissage non supervisé

Les modèles d'apprentissage non supervisé sont utilisés pour trois tâches principales : le regroupement, l'association et la réduction de la dimensionnalité. Nous définirons ci-dessous chaque méthode d'apprentissage et mettrons en évidence les algorithmes et les approches les plus courants pour les réaliser efficacement.

## 6.1. Regroupement (Clustering)

Le Regroupement (Clustering) est un concept important en matière d'apprentissage non supervisé. Il s'agit principalement de trouver une structure ou un modèle dans une collection de données non catégorisées. Les algorithmes de clustering de l'apprentissage non supervisé traitent les données et trouvent des clusters (groupes) naturels s'ils existent dans les données. On peut également modifier le nombre de clusters que les algorithmes doivent identifier. Il vous permet d'ajuster la granularité de ces groupes.[16]



**Figure III.13:** Le Regroupement

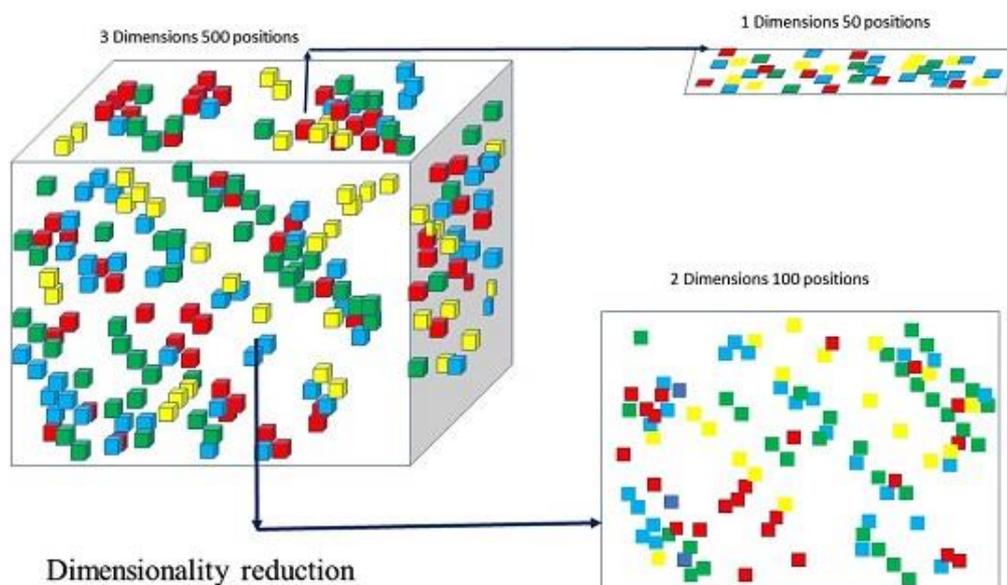
Voici les types de clustering de l'apprentissage automatique :

- Clustering hiérarchique
- Clustering K-means
- K-NN (k voisins les plus proches)
- Analyse en composantes principales
- Décomposition en valeur singulière
- Analyse en composantes indépendantes

## 6.2. Réduction de la dimensionnalité

Le nombre de caractéristiques d'entrée, de variables ou de colonnes présentes dans un ensemble de données (Dataset) est appelé dimensionnalité, et le processus de réduction de ces caractéristiques est appelé réduction de la dimensionnalité.[17]

Un ensemble de données contient un nombre considérable de caractéristiques d'entrée dans différents cas, ce qui rend la tâche de modélisation prédictive plus compliquée. Comme il est très difficile de visualiser ou de faire des prédictions pour l'ensemble de données de formation avec un nombre élevé de caractéristiques, il est nécessaire d'utiliser des techniques de réduction de la dimensionnalité dans de tels cas.



**Figure III.14:** La réduction de la dimensionnalité

La technique de réduction de la dimensionnalité peut être définie comme suit : "C'est une façon de convertir un ensemble de données de dimensions supérieures en un ensemble de données de dimensions inférieures en s'assurant qu'il fournit des informations similaires." Ces techniques sont largement utilisées en apprentissage automatique pour obtenir un modèle prédictif mieux adapté tout en résolvant les problèmes de classification et de régression.[18]

En effet, les principaux objectifs de la réduction de dimension sont :

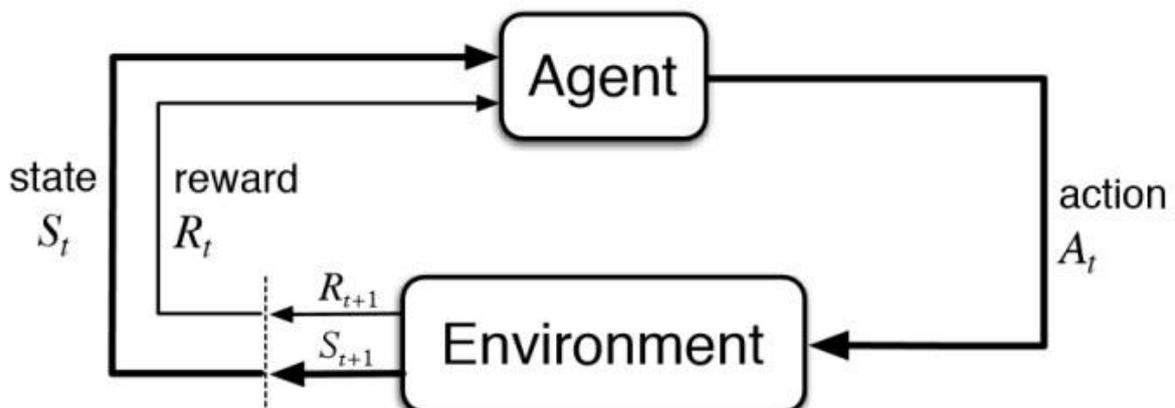
- Faciliter la visualisation et la compréhension des données.
- Réduire l'espace de stockage nécessaire.
- Réduire le temps d'apprentissage et d'utilisation.
- Identifier les facteurs pertinents.

Certains des algorithmes les plus populaires à appliquer sont :

- Analyse en composantes principales (ACP)
- Décomposition en valeur singulière (SVD)
- Intégration de voisins stochastiques distribués en t (utilisée en vision par ordinateur)

## 7. Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement consiste à entraîner des modèles d'apprentissage automatique à prendre une séquence de décisions. L'agent apprend à atteindre un objectif dans un environnement incertain et potentiellement complexe. Dans l'apprentissage par renforcement, une intelligence artificielle est confrontée à une situation semblable à un jeu. L'ordinateur procède par essais et erreurs pour trouver une solution au problème. Pour amener la machine à faire ce que le programmeur veut, l'intelligence artificielle reçoit des récompenses ou des pénalités pour les actions qu'elle effectue. Son objectif est de maximiser la récompense totale.[19]



**Figure III.15:** l'apprentissage par renforcement

Bien que le concepteur définisse la politique de récompense (c'est-à-dire les règles du jeu), il ne donne au modèle aucune indication ou suggestion sur la manière de résoudre le jeu. C'est au modèle de trouver comment accomplir la tâche pour maximiser la récompense, en commençant par des essais totalement aléatoires et en terminant par des tactiques sophistiquées et des compétences surhumaines. En tirant parti de la puissance de la recherche et de nombreux essais, l'apprentissage par renforcement est actuellement le moyen le plus efficace de faire appel à la créativité des machines. Contrairement aux êtres humains, l'intelligence artificielle peut acquérir de l'expérience à partir de milliers de jeux parallèles si un algorithme d'apprentissage par renforcement est exécuté sur une infrastructure informatique suffisamment puissante.

- Quelques-unes des terminologies importantes en RL :

**Agent** : un modèle qui se déplace dans un environnement et tente d'effectuer la meilleure action afin de maximiser la récompense.

**Environnement** : le "monde" dans lequel l'agent interagit, les environnements peuvent être fournis avec un modèle (basé sur un modèle) ou sans modèle.

**Actions (A)** : étapes de transition que l'agent effectue pour se déplacer dans un environnement. Chaque action renvoie une récompense.

**Récompense (R)** : valeur de la réponse à une action. L'objectif est de maximiser la récompense totale que l'agent reçoit au cours d'un épisode (tous les états intermédiaires entre l'état initial et l'état final, parfois aussi appelé trajectoire).

**Politique ( $\pi$ )** : décrit comment l'agent agit. Une politique est une fonction qui renvoie la probabilité de prendre une action  $a$  dans un état  $s$ , il s'agit donc d'une distribution de probabilité sur les actions données aux états. C'est la stratégie de l'agent.

L'objectif principal de l'apprentissage par renforcement (RL) est d'apprendre une politique optimale. Une politique optimale décrit comment agir afin de maximiser la récompense dans chaque état. Une fois de plus, la politique  $\pi$  est une correspondance spéciale des états aux actions optimales dans ces états :  $\pi(s) \in A(s)$  de sorte que l'agent sait toujours quoi faire.

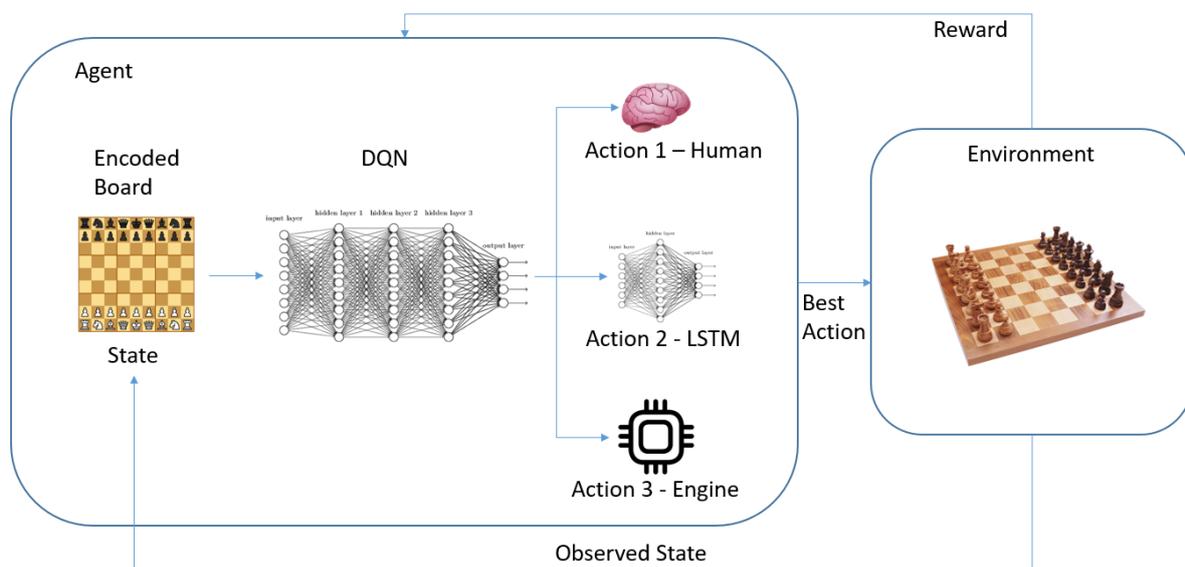
## 7.1. Applications et exemples d'apprentissage par renforcement

Bien que l'apprentissage par renforcement ait suscité un grand intérêt dans le domaine de l'IA, son adoption et son application à grande échelle dans le monde réel restent limitées. Cependant, les articles de recherche sur les applications théoriques abondent, et certains cas d'utilisation réussis ont été recensés.

Les cas d'utilisation actuels comprennent, sans s'y limiter, les éléments suivants :

- Les jeux
- Gestion des ressources
- Recommandations personnalisées
- Robotique

Les jeux sont probablement le domaine d'utilisation le plus courant de l'apprentissage par renforcement. Il est capable d'atteindre des performances surhumaines dans de nombreux jeux. Un exemple courant est le jeu d'échecs.



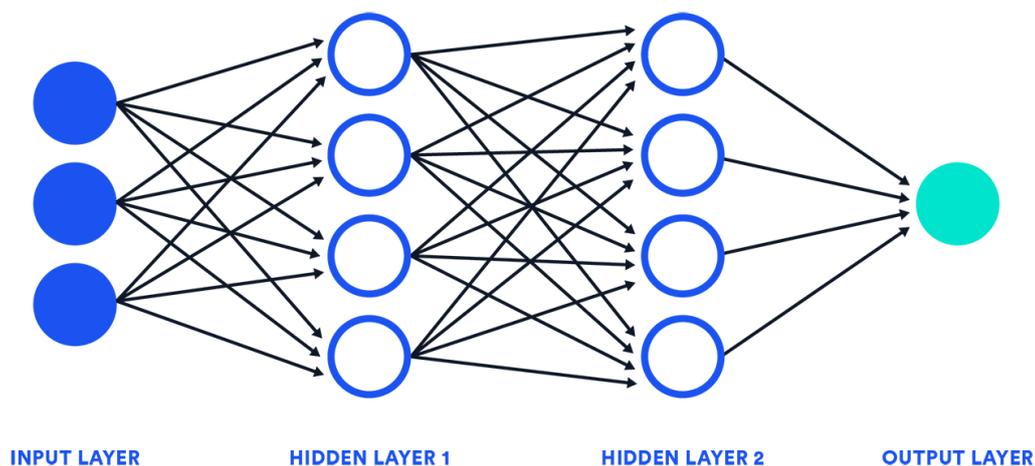
**Figure III.16:** l'apprentissage par renforcement explique avec le jeu d'échecs

## 8. Apprentissage non supervisé VS supervisé

L'apprentissage automatique non supervisé et l'apprentissage automatique supervisé sont souvent abordés ensemble. Contrairement à l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé utilise des données non étiquetées. À partir de ces données, il découvre des modèles qui aident à résoudre les problèmes de regroupement ou d'association. Cette méthode est particulièrement utile lorsque les experts en la matière ne sont pas certains des propriétés communes d'un ensemble de données. Les algorithmes de regroupement les plus courants sont les modèles hiérarchiques, les k-means et les modèles de mélange gaussien.

## 9. Réseau de Neurones Artificiel (RNA)

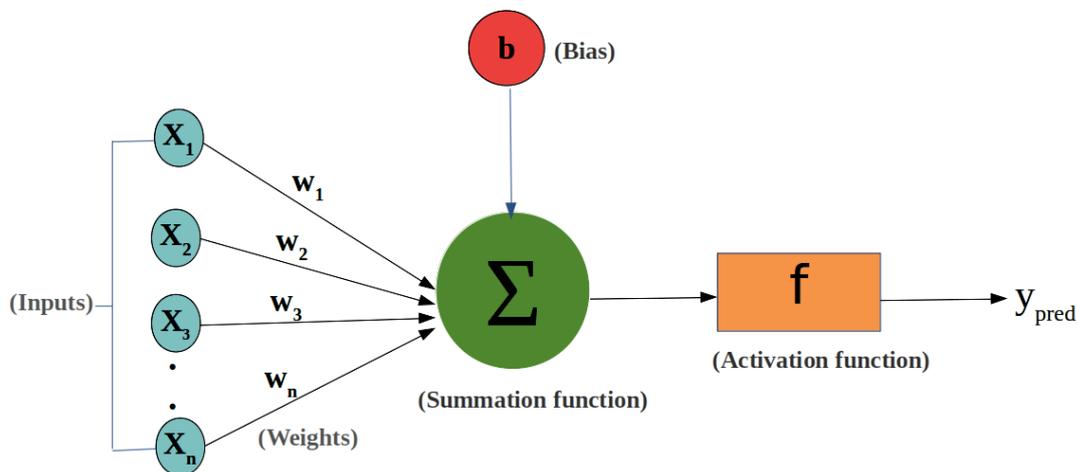
Les réseaux neuronaux artificiels en anglais (Artificial Neural Network) sont conçus pour reproduire le comportement des réseaux neuronaux présents dans le cerveau humain ou animal. En reproduisant et en modélisant le comportement des neurones, l'apprentissage automatique obtient l'architecture du modèle pour traiter des données de plus en plus complexes. Il existe différents types de réseaux neuronaux artificiels, dont les premières itérations semblent souvent simples par rapport aux techniques émergentes. Par exemple, les réseaux de neurones artificiels sont utilisés comme architecture pour les modèles complexes d'apprentissage profond.[20]



**Figure III.17:** Réseau de Neurones Artificiel

Les neurones ou nœuds artificiels sont modélisés comme une version simplifiée des neurones présents dans le cerveau. Chaque neurone artificiel est connecté à d'autres nœuds, bien que la densité et la quantité de connexions diffèrent selon le type de réseau neuronal artificiel. Le réseau est généralement regroupé en couches de nœuds, qui existent entre la couche d'entrée et la couche de sortie.

Cette architecture de réseau multicouche est également connue sous le nom de réseau neuronal profond en raison de la profondeur de ces couches. Ces différentes couches dans les modèles de réseaux neuronaux artificiels peuvent apprendre différentes caractéristiques des données. Les couches hiérarchiques cachées permettent de comprendre des concepts ou des modèles complexes à partir des données traitées.



**Figure III.18:** Poids et biais dans un réseau neuronal

Comme d'autres modèles d'apprentissage automatique, l'optimisation des réseaux neuronaux artificiels est basée sur une fonction de perte. Il s'agit de la différence entre une sortie prédite et une sortie réelle. La pondération de chaque nœud et couche est ajustée par le modèle pour obtenir une perte minimale. Les modèles de réseaux neuronaux artificiels peuvent comprendre plusieurs niveaux de caractéristiques de données, ainsi que toute relation hiérarchique entre les caractéristiques. Ainsi, lorsqu'il est utilisé pour un problème de classification, un modèle de réseau neuronal artificiel peut comprendre des concepts complexes en traitant plusieurs couches de caractéristiques.

## 10. Les fonctions d'activation

La couche d'entrée du réseau neuronal reçoit des données pour la formation qui se présentent sous différents formats tels que des images, du son ou des textes. À partir de l'ensemble de données, les caractéristiques d'entrée avec les poids et les biais sont utilisées pour calculer la fonction linéaire. Ensuite, la résultante de la fonction linéaire est utilisée par la fonction d'activation comme entrée et les activations calculées sont ensuite transmises à la couche suivante.[21]

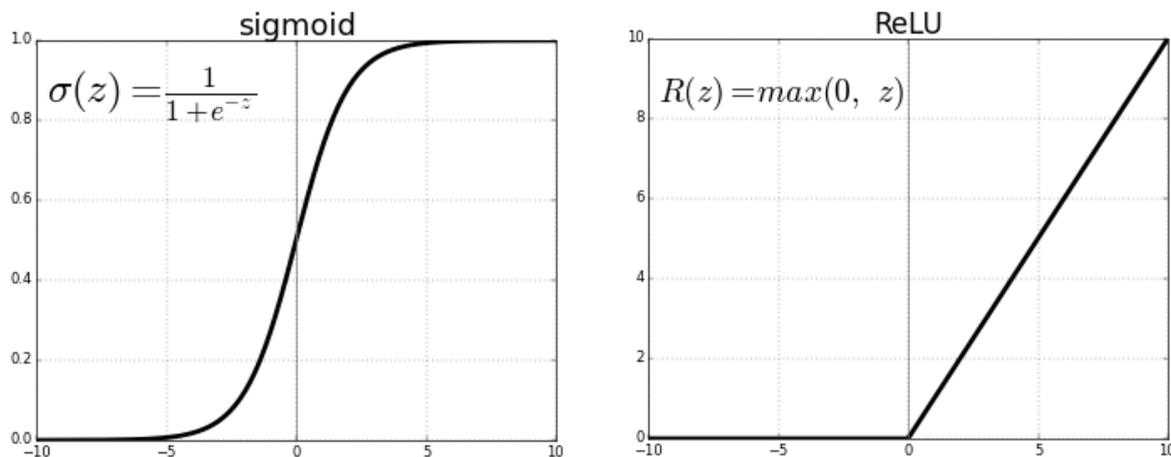
Name	Visualization	$f(x) =$	Notes
Linear (= Identity)		$x$	Not useful for hidden layers
Heaviside Step		$\begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ 1 & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$	Not differentiable
Rectified Linear (ReLU)		$\begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ x & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$	Surprisingly useful in practice
Tanh		$\frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$	A soft step function; ranges from -1 to 1
Logistic ('sigmoid')		$\frac{1}{1+e^{-x}}$	Another soft step function; ranges from 0 to 1

**Figure III.19:** Les fonctions d'activation

Fondamentalement, trois étapes importantes ont lieu dans une seule itération des architectures neuronales profondes : la propagation en avant, la propagation en arrière et la descente de gradient (optimisation).

### 10.1. Fonction d'activation ReLU (Rectified Linear Unit)

Le ReLU est la fonction d'activation la plus utilisée dans le monde à l'heure actuelle, puisqu'elle est utilisée dans presque tous les réseaux de neurones convolutifs ou l'apprentissage profond.



**Figure III.20:** ReLU v/s Logistic Sigmoid

Comme vous pouvez le voir, la ReLU est à moitié rectifiée (à partir du bas).  $f(z)$  est nulle lorsque  $z$  est inférieur à zéro et  $f(z)$  est égale à  $z$  lorsque  $z$  est supérieur ou égal à zéro.

La fonction et sa dérivée sont toutes deux monotones.

Mais le problème est que toutes les valeurs négatives deviennent immédiatement nulles, ce qui réduit la capacité du modèle à s'adapter ou à s'entraîner correctement à partir des données. Cela signifie que toute entrée négative donnée à la fonction d'activation ReLU transforme la valeur en zéro immédiatement dans le graphique, ce qui affecte le graphique résultant en ne mettant pas en correspondance les valeurs négatives de manière appropriée.

### 10.2. Loss functions

**Mesures d'erreur pour les problèmes de régression :**

$$\text{RMSE} : \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \dots\dots\dots (1)$$

$$\text{MAE} : \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i| \dots\dots\dots (2)$$

## Mesures d'erreur pour les problèmes de classification

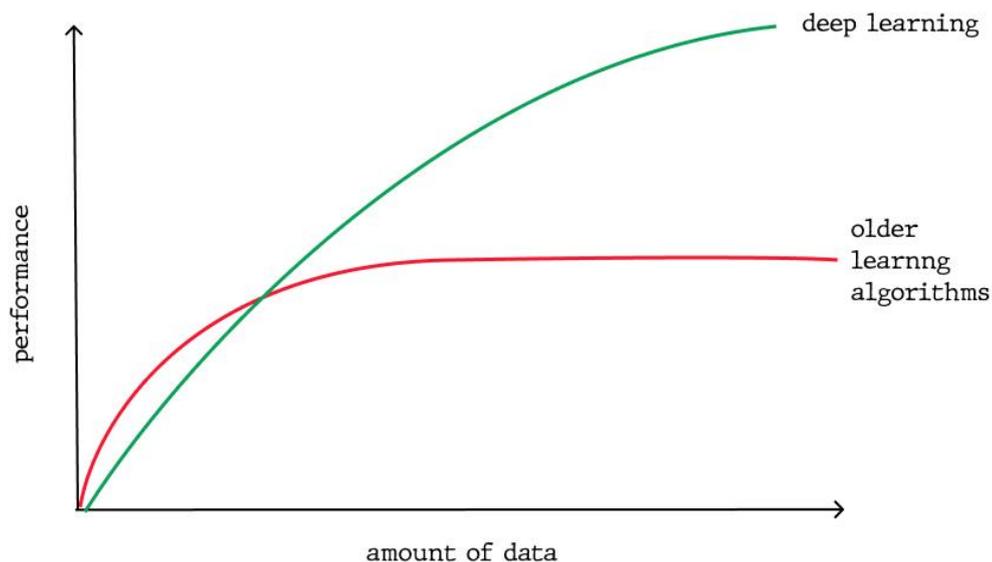
Logique Loss.

Logarithmic Loss.

## 11. L'apprentissage profond (Deep Learning)

L'apprentissage profond peut être considéré comme un sous-ensemble de l'apprentissage automatique. Il s'agit d'un domaine qui repose sur l'apprentissage et l'amélioration par soi-même en examinant les algorithmes informatiques. Alors que l'apprentissage automatique utilise des concepts plus simples, l'apprentissage profond travaille avec des réseaux neuronaux artificiels, qui sont conçus pour imiter la façon dont les humains pensent et apprennent.

Jusqu'à récemment, les réseaux neuronaux étaient limités par la puissance de calcul et donc limités en complexité. Cependant, les progrès réalisés dans l'analyse des Big Data ont permis la création de réseaux neuronaux plus grands et plus sophistiqués, permettant aux ordinateurs d'observer, d'apprendre et de réagir à des situations complexes plus rapidement que les humains. L'apprentissage profond a aidé la classification d'images, la traduction de langues, la reconnaissance vocale. Il peut être utilisé pour résoudre n'importe quel problème de reconnaissance de formes et sans intervention humaine.

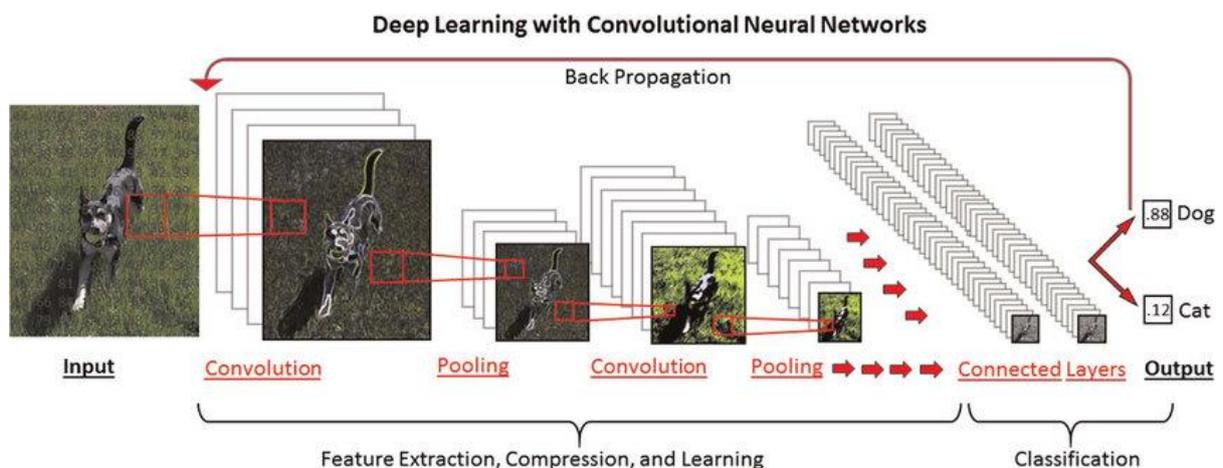


**Figure III.21:** Apprentissage automatique vs apprentissage profond en termes de quantité de données

Les réseaux neuronaux artificiels, composés de nombreuses couches, sont à la base de l'apprentissage profond. Les réseaux neuronaux profonds (DNN) sont des réseaux de ce type où chaque couche peut effectuer des opérations complexes, telles que la représentation et l'abstraction, qui donnent un sens aux images, aux sons et aux textes. Considéré comme le domaine de l'apprentissage automatique qui connaît la croissance la plus rapide, l'apprentissage profond représente une technologie numérique véritablement perturbatrice, et il est utilisé par un nombre croissant d'entreprises pour créer de nouveaux modèles commerciaux.

## 12. Exemple d'apprentissage profond

Disons que l'objectif est de faire reconnaître par un réseau neuronal des photos contenant un chien. Tous les chiens ne se ressemblent pas exactement. Prenons par exemple un Rottweiler et un Caniche. En outre, les photos montrent les chiens sous différents angles et avec des quantités variables de lumière et d'ombre. Il faut donc compiler un ensemble d'images d'entraînement, comprenant de nombreux exemples de visages de chiens que n'importe qui qualifierait de "chien", ainsi que des photos d'objets qui ne sont pas des chiens, étiquetés (comme on peut s'y attendre) "pas chien". Les images, introduites dans le réseau neuronal, sont converties en données. Ces données se déplacent dans le réseau, et les différents nœuds attribuent des poids aux différents éléments. La dernière couche de sortie compile les informations apparemment déconnectées - poilu, a un museau, a quatre pattes, etc. - et fournit le résultat : chien.

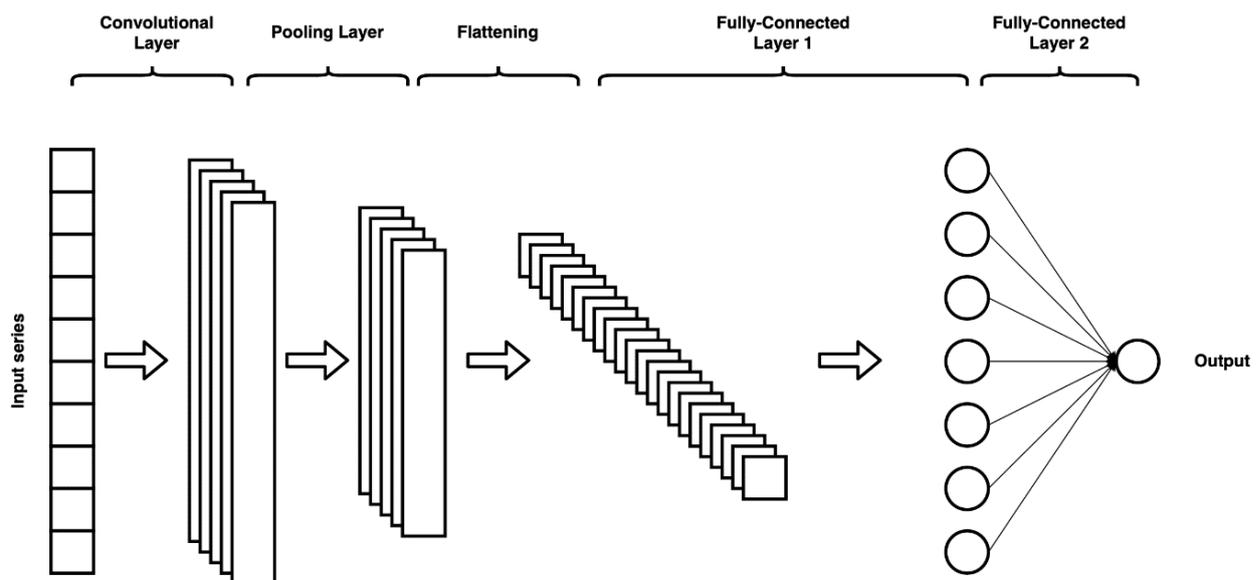


**Figure III.22:** Schéma d'apprentissage profond avec CNN

Maintenant, cette réponse reçue du réseau neuronal sera comparée à l'étiquette générée par l'homme. S'il y a correspondance, la sortie est confirmée. Dans le cas contraire, le réseau neuronal note l'erreur et ajuste les pondérations. Le réseau neuronal tente d'améliorer ses capacités de reconnaissance des chiens en ajustant ses pondérations de manière répétée. Cette technique de formation est appelée apprentissage supervisé, qui se produit même lorsqu'on ne dit pas explicitement aux réseaux neuronaux ce qui "fait" un chien. Ils doivent reconnaître des modèles dans les données au fil du temps et apprendre par eux-mêmes.

### 13. Réseaux neuronaux convolutifs (CNN)

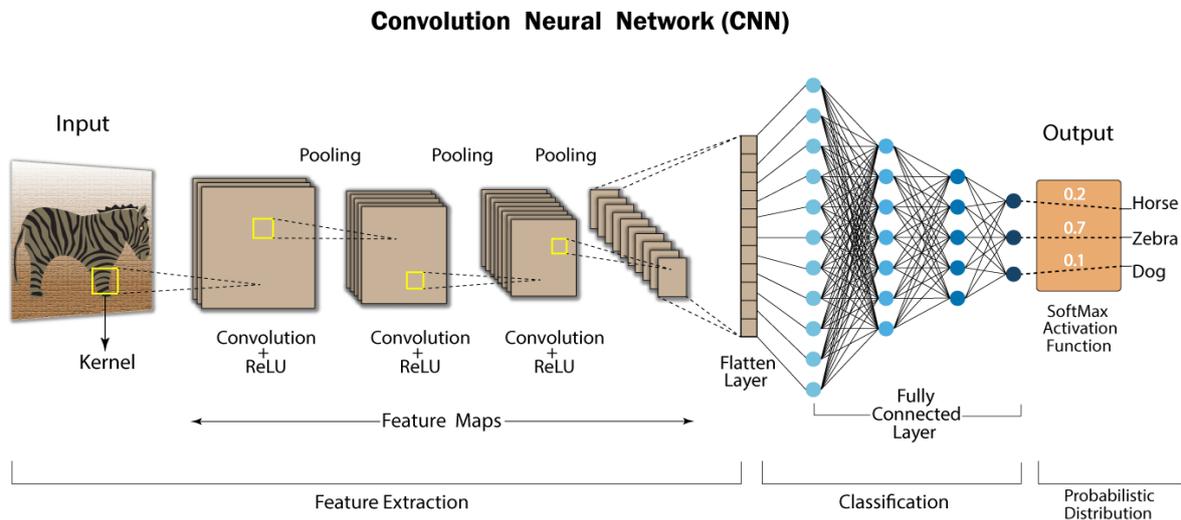
Le CNN est un type de modèle d'apprentissage profond pour le traitement des données qui présentent un motif de grille, comme les images, qui s'inspire de l'organisation du cortex visuel animal et qui est conçu pour apprendre automatiquement et de manière adaptative des hiérarchies spatiales de caractéristiques, des motifs de bas niveau aux motifs de haut niveau. Le CNN est une construction mathématique qui se compose généralement de trois types de couches (ou blocs de construction) : la convolution, la mise en commun et les couches entièrement connectées. Les deux premières, les couches de convolution et de mise en commun, effectuent l'extraction de caractéristiques, tandis que la troisième, une couche entièrement connectée, transforme les caractéristiques extraites en résultats finaux, tels que la classification. La couche de convolution joue un rôle clé dans le CNN, qui est composé d'une pile d'opérations mathématiques, telles que la convolution, un type spécialisé d'opération linéaire. [22]



**Figure III.23:** Réseaux neuronaux convolutifs

**Convolutional layer** : La couche de convolution est le principal élément constitutif d'un CNN.

**Pooling layer** : Sa fonction est de réduire progressivement la taille spatiale de la représentation afin de réduire la quantité de paramètres et de paramètres et de calculs dans le réseau. La couche de mise en commun opère sur chaque carte de caractéristiques indépendamment.



**Figure III.24:** Exemple de réseaux neuronaux convolutifs

**Fully connected layer** : Les cartes de caractéristiques de sortie de la couche finale de convolution ou de mise en commun sont généralement aplaties, c'est-à-dire transformées en un tableau unidimensionnel (1D) de nombres (ou vecteur), et connectées à une ou plusieurs couches entièrement connectées, également appelées couches denses, dans lesquelles chaque entrée est connectée à chaque sortie par un poids apprenable. Une fois que les caractéristiques extraites par les couches de convolution et sous-échantillonnées par les couches de mise en commun sont créées, elles sont mises en correspondance par un sous-ensemble de couches entièrement connectées avec les sorties finales du réseau, telles que les probabilités de chaque classe dans les tâches de classification. La couche finale entièrement connectée possède généralement le même nombre de nœuds de sortie que le nombre de classes. Chaque couche entièrement connectée est suivie d'une fonction non linéaire, telle que ReLU, comme décrit ci-dessus.

## 14. Conclusion

L'intelligence artificielle est un aspect de la vie qui nous intéresse et nous surprend toujours avec de nouvelles idées, de nouveaux sujets, de nouvelles innovations, de nouveaux produits, etc. L'IA n'est pas encore mise en œuvre comme les films la représentent (c'est-à-dire des robots intelligents), mais il y a de nombreuses tentatives importantes pour atteindre le niveau et être compétitif sur le marché, comme parfois les robots qu'ils montrent à la télévision. Néanmoins, les projets cachés et le développement dans les entreprises industrielles.

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'intelligence artificielle avec un bref historique ainsi que les applications de l'IA, les applications de l'IA, l'apprentissage automatique, CNN, et l'apprentissage profond. Ce n'est pas la fin de l'IA, il y a plus à venir de celle-ci, qui sait ce que l'IA peut faire pour nous dans le futur, peut-être que ce sera une société entière de robots.

# **Chapitre IV**

## **Prédiction de la durée de vie d'une machine CNC**

## 1. Introduction

Une augmentation des temps d'arrêt non planifiés des machines perturbe et dégrade l'activité industrielle, ce qui entraîne des dommages importants en termes de crédibilité et des pertes monétaires. L'outil de coupe est un actif critique de la fraiseuse ; la défaillance de l'outil de coupe entraîne une perte de productivité industrielle en raison des temps d'arrêt non planifiés. Dans de tels cas, une stratégie de maintenance prédictive appropriée par la surveillance en temps réel de l'état des outils de coupe devient essentielle.

La prévision précise de la durée de vie utile des équipements joue un rôle essentiel dans le domaine de la maintenance prédictive de l'industrie. De nombreux efforts de recherche actifs ont été réalisés pour estimer la durée de vie des outils dans diverses directions. Cependant, l'étude consolidée des techniques mises en œuvre et des voies futures fait toujours défaut.

L'objectif de cet article est donc de fournir une étude systématique et complète de la littérature sur l'approche guidée par les données de l'estimation de la durée de vie utile restante (RUL) des outils de coupe pendant le processus de fraisage. Dans notre travail, les indicateurs de santé sont calculés à partir des données brutes. Ensuite, les meilleures caractéristiques sont prises comme entrées pour le modèle entraîné. Enfin, CNN est utilisé pour extraire plus de caractéristiques des données d'entrée pour la régression des caractéristiques afin d'estimer la dégradation de l'usure des fraises.

## 2. La base de données

Dans ce travail, nous faisons l'estimation pour les fraises d'une fraiseuse CNC à grande vitesse en utilisant des données de dynamomètre (la force), d'accéléromètre (la vibration) et d'émission acoustique.

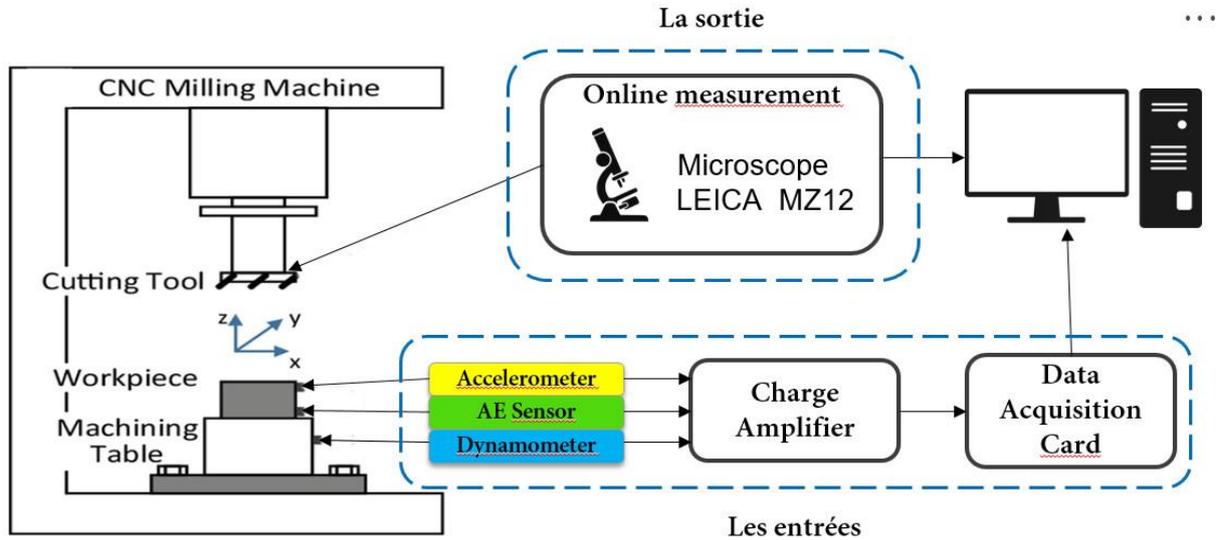
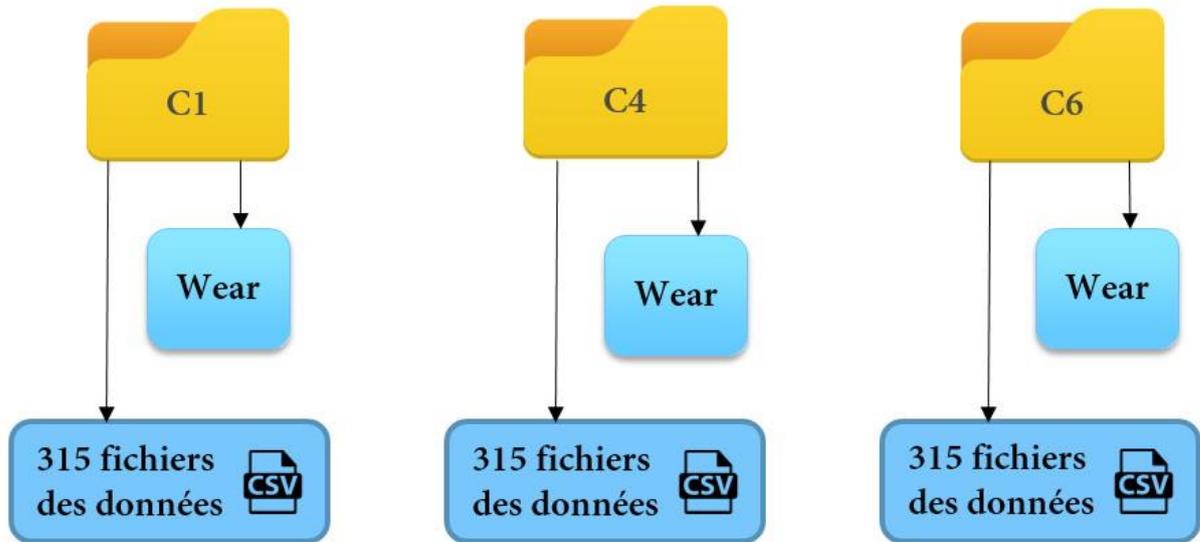


Figure IV.1: Fraiseuse CNC

### 2.1. Prétraitement des données

Il y a trois enregistrements de coupeurs individuels, C1, C4 et C6. Chaque enregistrement d'entraînement contient un fichier "usure" qui répertorie l'usure après chaque coupe en  $10^{-3}$  mm, et un dossier contenant environ 315 fichiers individuels d'acquisition de données (un pour chaque coupe).



**Figure IV.2 :** Les données

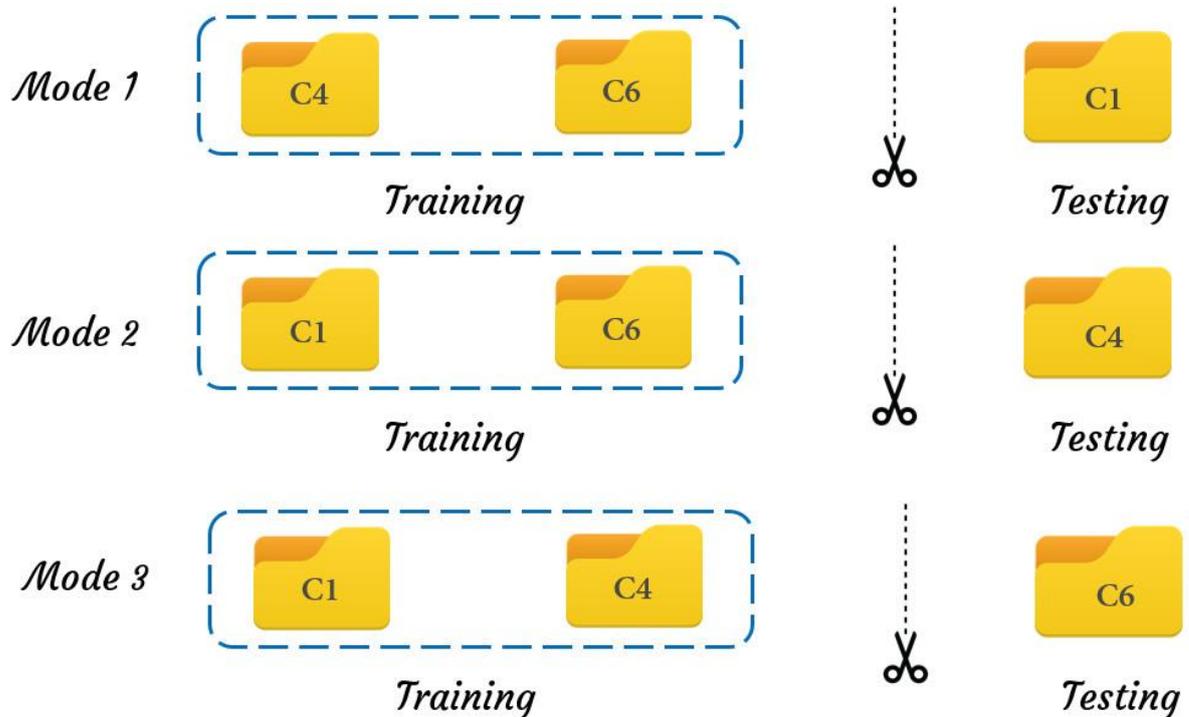
Les fichiers d'acquisition de données sont en format .csv, avec sept colonnes, correspondant à :

- Colonne 1 : Force (N) dans la dimension X
- Colonne 2 : force (N) dans la dimension Y
- Colonne 3 : force (N) dans la dimension Z
- Colonne 4 : vibration (g) dans la dimension X
- Colonne 5 : vibration (g) dans la dimension Y
- Colonne 6 : Vibration (g) dans la dimension Z
- Colonne 7 : Acoustique -RMS (V)

La vitesse de la broche de la fraise était de 10 400 tr/min, la vitesse d'avance était de 1555 mm/min, la profondeur de coupe Y (radiale) était de 0,125 mm, la profondeur de coupe Z (axiale) était de 0,2 mm. Les données ont été acquises à 50 KHz/channel.

## 2.2. Répartition des données (Data splitting)

Nous divisons nos données en deux parties : train et test. Nous avons 15 entraînements différents :



**Figure IV.3 :** La répartition des données

- ❖ C1,C4 training & C6 testing.
- ❖ C1,C6 training & C4 testing.
- ❖ C4,C6 training & C1 testing.

## 2.3. Caractéristiques (Features)

L'extraction des indicateurs de santé est calculée à partir des signaux acquis : Max, Mean, Kur, SD, Var, RMS, P2P.

➤ Les formules mathématiques de certains inducteurs :

**Kur :**

$$X_{kur} = \frac{1}{X_{rms}^4} \sum_{i=1}^N (X_i - X_{mean})^4 \dots \dots \dots (3)$$

**RMS :**

$$X_{rms} = \sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2\right)} \dots\dots\dots (4)$$

**STD :**

$$X_{std} = \sqrt{\left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - X_{mean})^2\right)} \dots\dots\dots (5)$$

**VAR :**

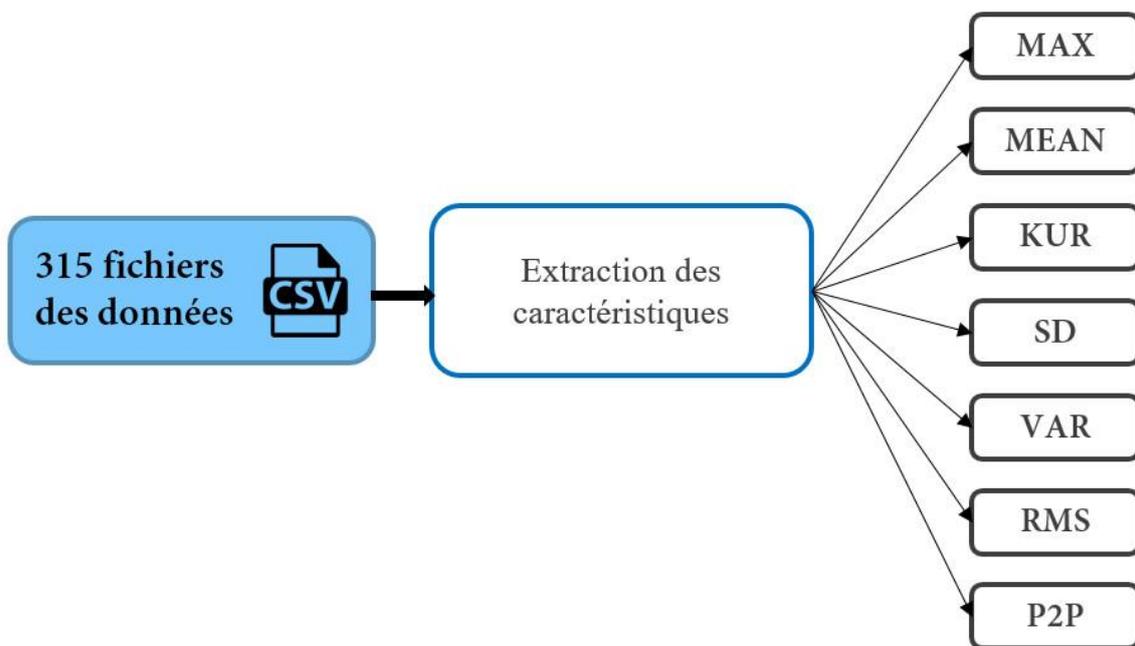
$$X_{var} = X_{std}^2 = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - X_{mean})^2\right) \dots\dots\dots (6)$$

**P2P :**

$$X_{p2p} = \max(x) - \min(x) \dots\dots\dots (7)$$

### 2.4. Sélection des caractéristiques

Pour une estimation précise, le modèle doit être entraîné avec des entrées efficaces qui extraient réellement la dégradation des signaux. Le processus consiste à éliminer les indicateurs constants et non monotiques.



**Figure IV.4 :** La sélection des caractéristiques

## 2.5. Dégradation d'usure (wear)

L'usure de la pièce est mesurée à partir de trois métaux différents, chaque flute représente un métal spécifique :

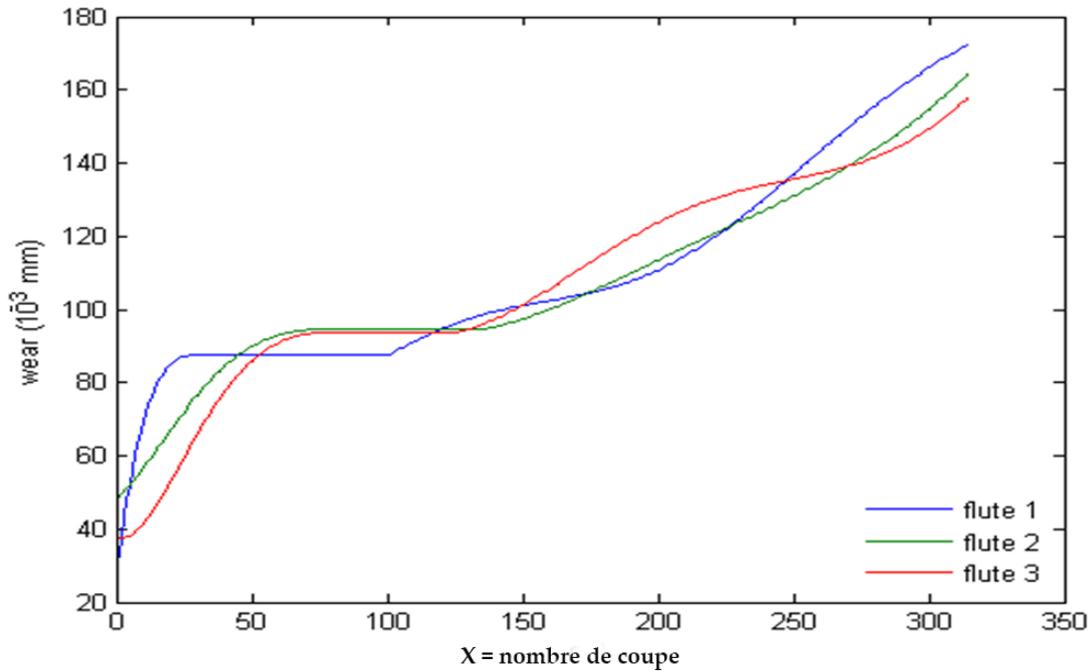


Figure IV.5 : Usure sur les trois flutes

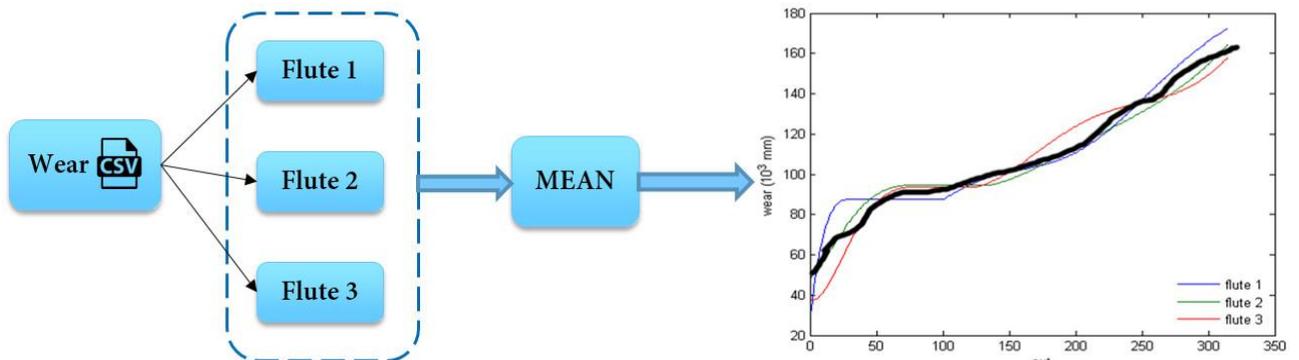


Figure IV.6 : Usure sur les trois flutes avec l'usure MEAN mise en évidence

Dans notre étude, nous prenons la moyenne de la dégradation des trois usures comme sortie de chaque entrée des données.

### 3. Programmation avec python

Python est un langage puissant et polyvalent qui contient de nombreuses bibliothèques et fonctions destinées à être utilisées en langage machine, et dans cette mémoire on a utilisé les bibliothèques suivantes :

**Jupyter Notebook** : L'application Jupyter Notebook est une application serveur-client qui permet d'éditer et d'exécuter des documents notebook (ipynb) via un navigateur web. L'application Jupyter Notebook peut être exécutée sur un bureau local ne nécessitant aucun accès à Internet.

En plus d'afficher/modifier/exécuter les documents du notebook (Fichiers Python Et bien d'autres langages de programmation), l'application Jupyter Notebook dispose d'un "tableau de bord" (Notebook Dashboard), un "panneau de contrôle" montrant les fichiers locaux et permettant d'ouvrir les documents du notebook.

**NumPy** : Bibliothèque Python utilisée pour travailler avec des tableaux. Elle dispose également de fonctions permettant de travailler dans le domaine de l'algèbre linéaire, de la transformée de Fourier et des matrices.

**Matplotlib** : est une bibliothèque multiplateforme de visualisation de données et de traçage graphique pour Python et son extension numérique NumPy.

**Pandas** : est un paquetage Python fournissant des structures de données rapides, flexibles et expressives conçues pour rendre le travail avec les données facile et intuitif.

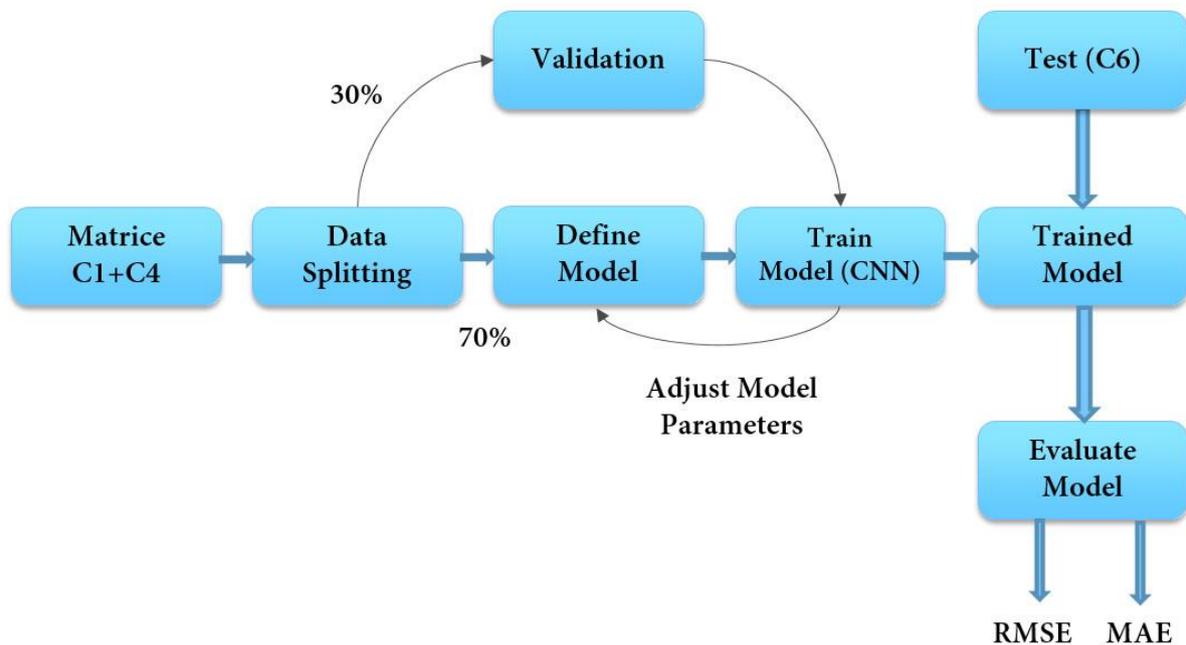
**Scikit-learn** : est un élément indispensable de l'apprentissage automatique en Python. Il est utilisé pour la classification, l'analyse prédictive et de nombreuses autres tâches d'apprentissage automatique.

**Seaborn** : est une bibliothèque qui utilise Matplotlib en dessous pour tracer des graphiques. Elle sera utilisée pour visualiser des distributions aléatoires.

**Epoch** : Dans le contexte de l'entraînement d'un modèle, l'epoch est un terme utilisé pour référer à une itération où le modèle voit tout le training set pour mettre à jour ses coefficients.

**Batch size** : La taille du lot est un hyperparamètre qui définit le nombre d'échantillons à traiter avant de mettre à jour les paramètres du modèle interne.

#### 4. La méthodologie de travail d'apprentissage supervisé



**Figure IV.7** : La méthodologie de travail d'apprentissage supervisé

Après avoir additionné les entrées et les sorties dans le même fichier (.csv), nous obtenons une matrice de forme (630 lignes x 49 colonnes) + colonne d'usure (wear) :

**Tableau 1** : La base de données

	KUR F_x	KUR F_y	KUR F_z	KUR V_x	KUR V_y	KUR V_z	KUR AE-RMS	MEAN F_x	MEAN F_y	MEAN F_z	...	VAR AE-RMS	Wear ( $\mu\text{m}$ )
0	2.272989	3.486011	2.938432	3.040738	3.035296	3.030030	9.686985	1.840442	1.288101	0.343067	...	0.000142	24.216037
1	2.272989	3.486011	2.938432	3.040738	3.035296	3.030030	9.686985	1.840442	1.288101	0.343067	...	0.000142	27.763926
2	2.362481	3.457687	2.641389	3.121879	3.033575	3.051327	8.726229	2.453195	1.914360	0.635875	...	0.000323	31.058125
3	2.426836	3.611899	2.527843	3.214083	3.122059	3.143845	6.930230	2.898148	2.306755	0.894189	...	0.000593	34.112727
4	2.278382	3.150513	2.436163	3.195094	3.068923	3.082443	10.314776	2.490282	2.052758	1.370335	...	0.000565	36.941261
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
625	1.984943	2.785334	1.979981	4.030397	3.667530	3.792386	10.492197	19.819998	8.092143	11.361203	...	0.000698	214.124101
626	2.005593	2.810224	1.999801	4.225159	3.527694	4.085637	8.543515	19.545290	8.837620	12.243493	...	0.001704	214.610637
627	2.007658	2.815602	2.002398	4.123678	3.492740	3.823300	8.773445	19.448134	8.848214	12.243198	...	0.001777	215.056806
628	2.010713	2.816295	2.002540	4.312450	3.420602	3.873959	8.553544	19.570480	8.931805	12.365563	...	0.001758	215.499522
629	2.013040	2.840180	1.988752	4.372149	3.406128	3.951520	8.314930	19.749731	9.033950	12.523347	...	0.002058	215.942238

630 rows  $\times$  50 columns

## 5. Model d'apprentissage basé sur CNN

Nous avons entraîné notre modèle en utilisant python à l'aide de jupyter notebook, et en utilisant **CNN 1D** et le réseau neuronal avec **epochs** = 2000 et **batch\_size** = 5

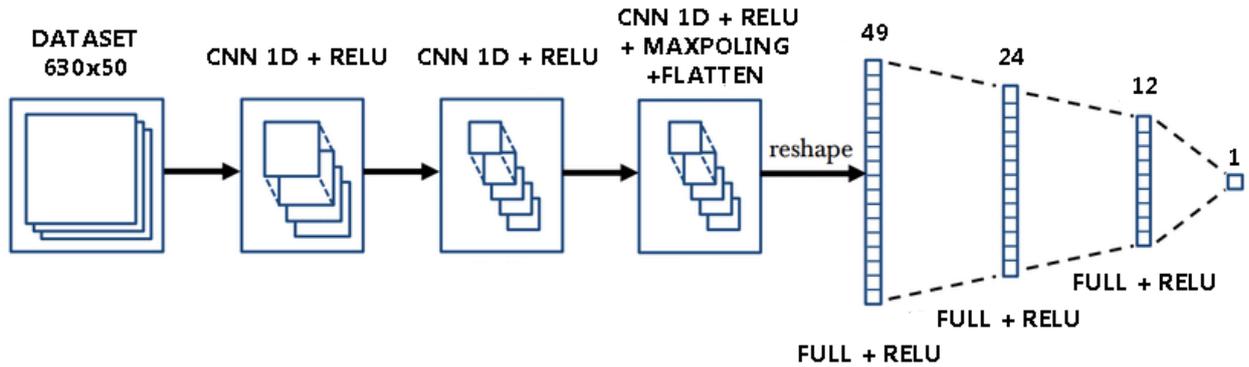
```

model = Sequential()
model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=3, activation='relu', input_shape=(49,1)))
model.add(Conv1D(filters=128, kernel_size=3, activation='relu', input_shape=(49,1)))
model.add(Conv1D(filters=254, kernel_size=3, activation='relu', input_shape=(49,1)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())

model.add(Dense(49,activation='relu'))
model.add(Dense(24,activation='relu'))
model.add(Dense(12,activation='relu'))

model.add(Dense(1))
model.compile(optimizer='adam',loss='mse')

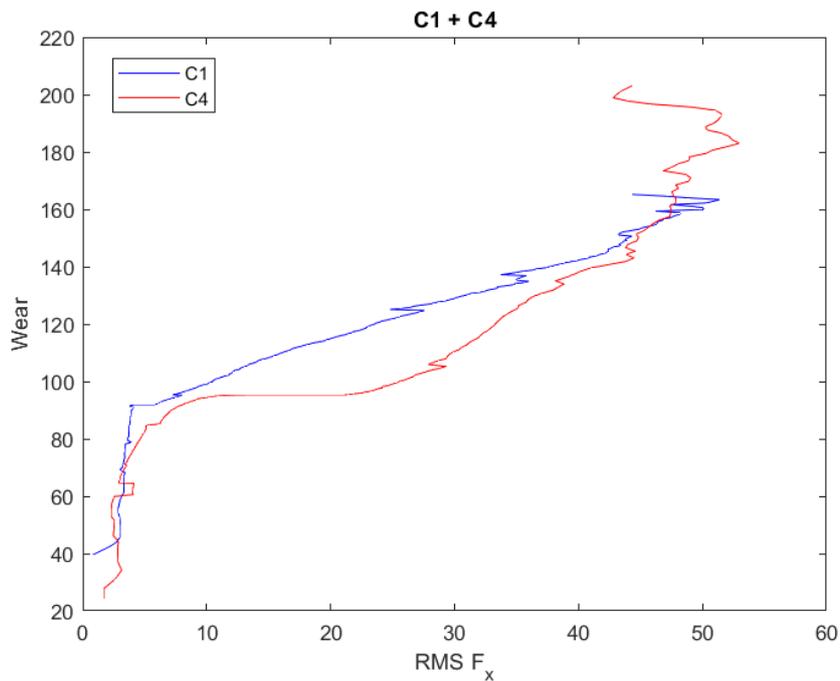
```



**Figure IV.8 :** Explication du modèle utilisé dans l'entraînement

## 6. Les indicateurs d'entraînement

Les indicateurs d'entraînement sont présentés dans les figures suivant :



**Figure IV.9 :** Courbe de RMS Force (x) en termes de wear

Nous remarquons qu'il existe une relation directe entre RMS de la force sur l'axe (X) et la dégradation et la même chose dans les courbes ci-dessous :

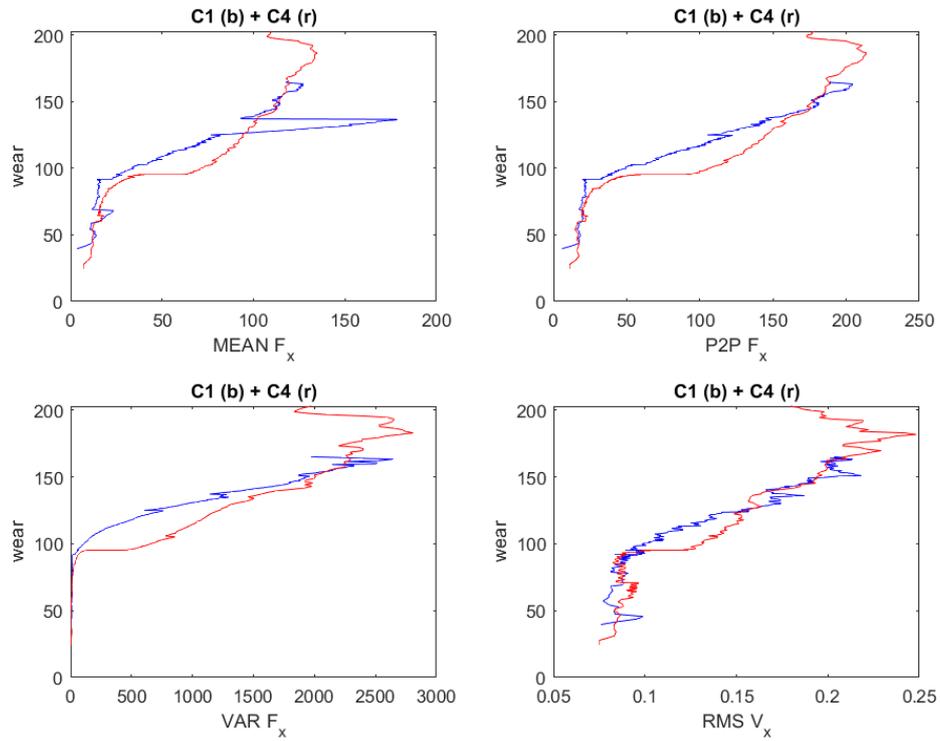


Figure IV.10 : Les courbes de (MEAN, P2P, VAR, RMS) en termes de nombre de coupe

### 7. Les indicateurs de test

Les indicateurs de test sont présentés dans les figures suivant :

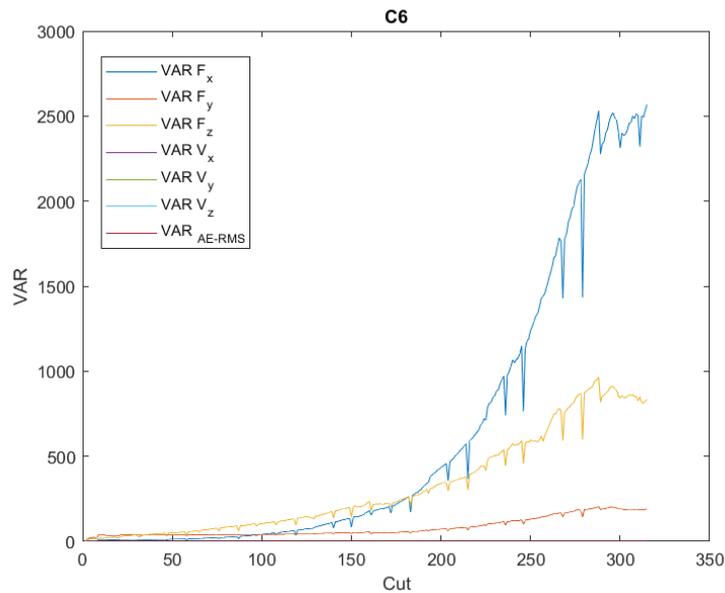


Figure IV.11 : Courbe de VAR en termes de nombre de coupe

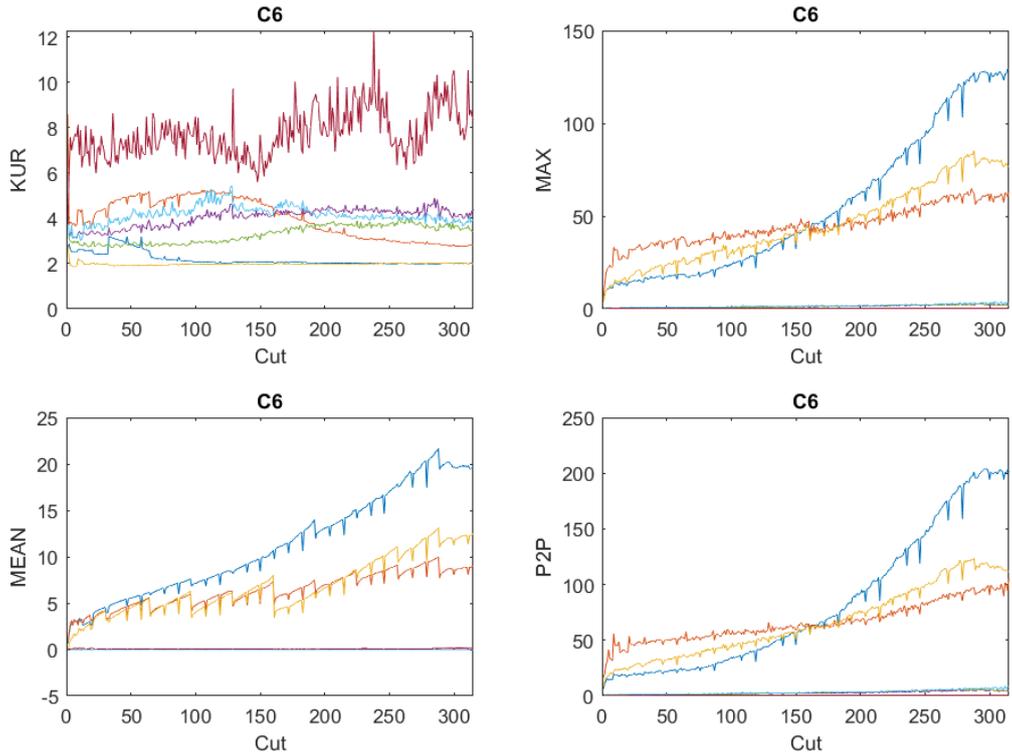


Figure IV.12 : Les courbes de (KUR, MAX, MEAN, P2P) en termes de nombre de coupe

## 8. Entrainement de model

### 8.1. Entrainement avec C4 & C6 / Test avec C1

#### Training -1

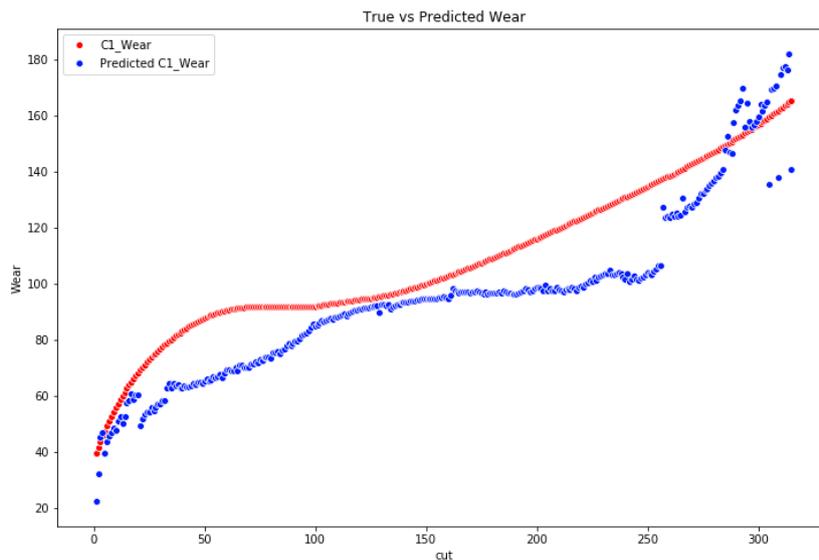
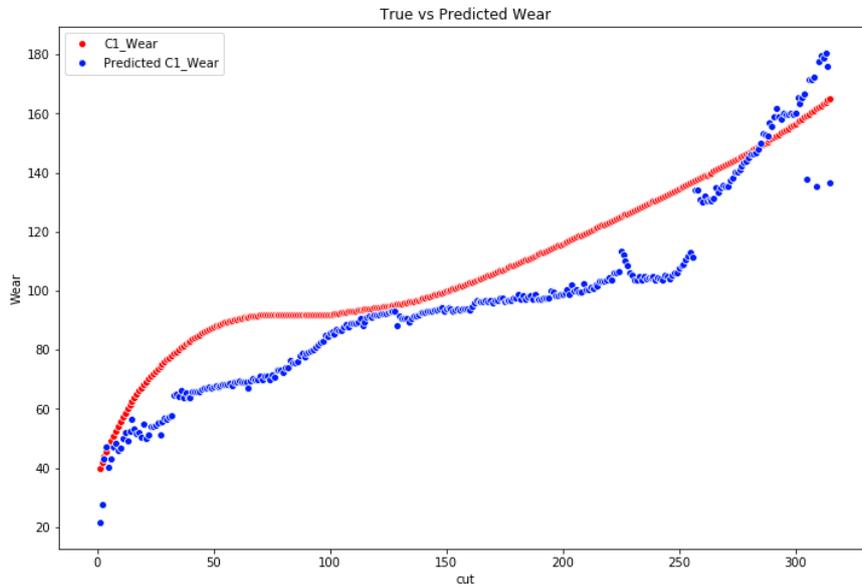


Figure IV.13 : Training -1 (C4 & C6)

- RMSE = 16.22  $\mu\text{m}$
- MAE = 14.09  $\mu\text{m}$

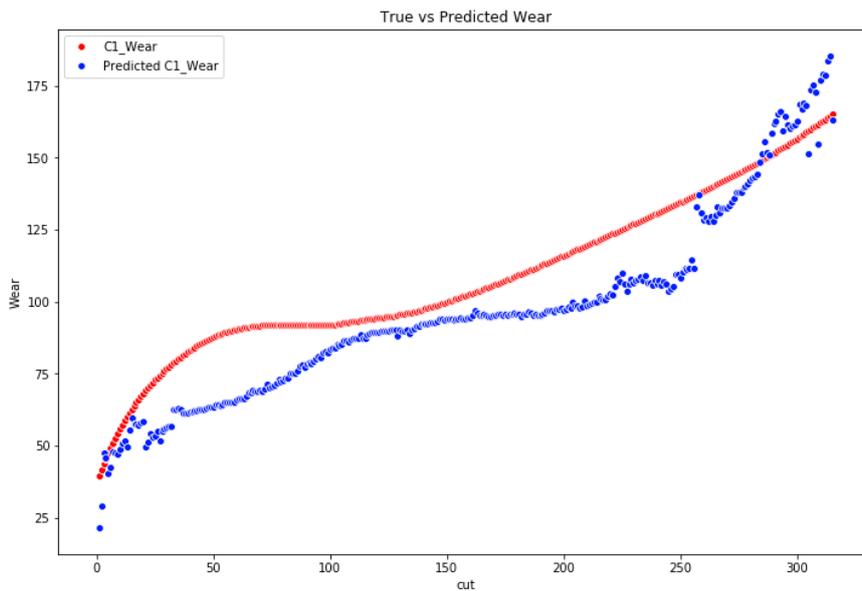
### Training -2



**Figure IV.14:** Training -2 (C4 & C6)

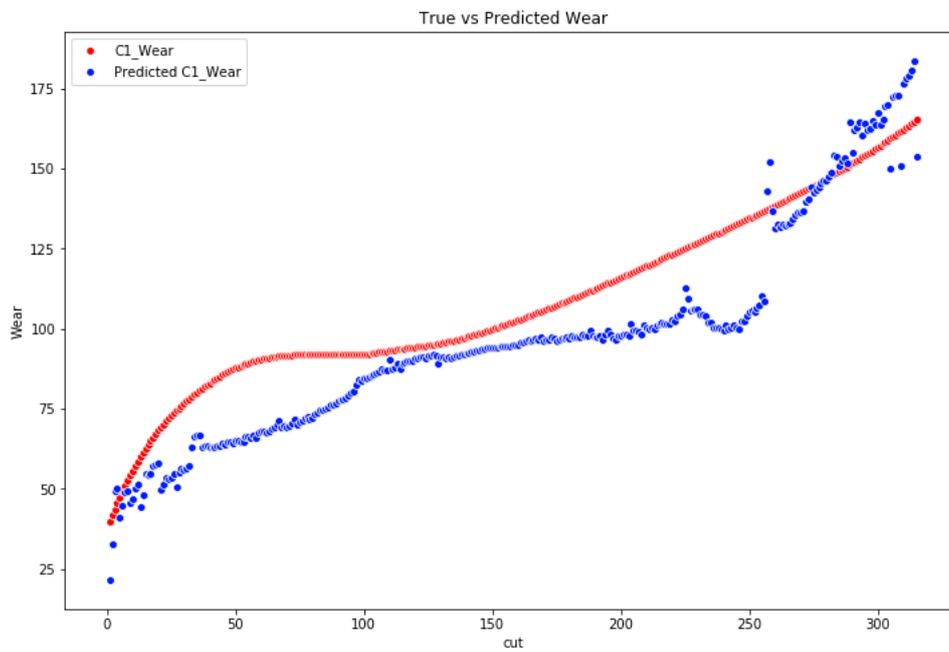
- RMSE = 14.86  $\mu\text{m}$
- MAE = 12.84  $\mu\text{m}$

### Training -3

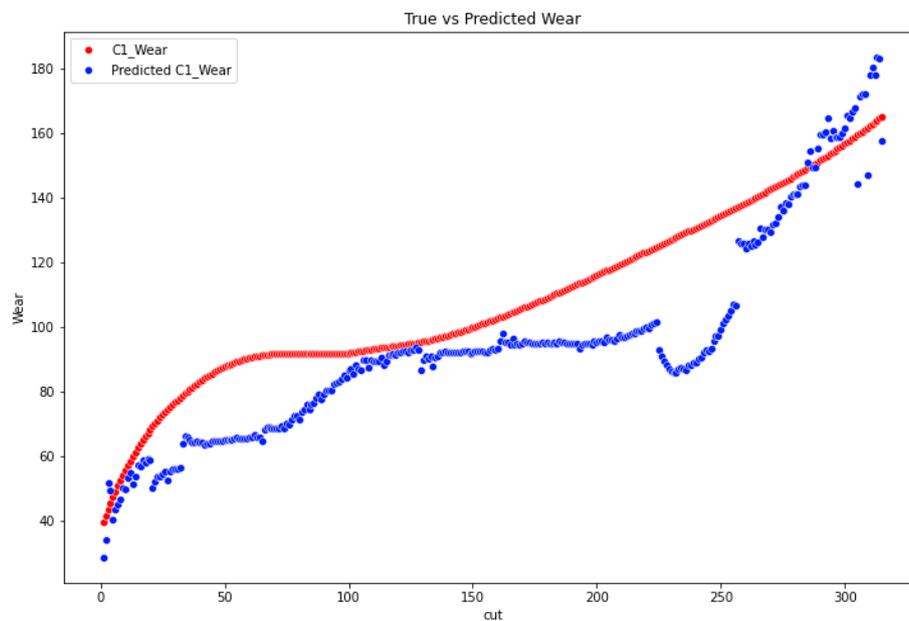


**Figure IV.15:** Training -3 (C4 & C6)

- RMSE = 15.51  $\mu\text{m}$
- MAE = 13.73  $\mu\text{m}$

**Training -4****Figure IV.16:** Training -4 (C4 & C6)

- RMSE = 15.74  $\mu\text{m}$
- MAE = 13.52  $\mu\text{m}$

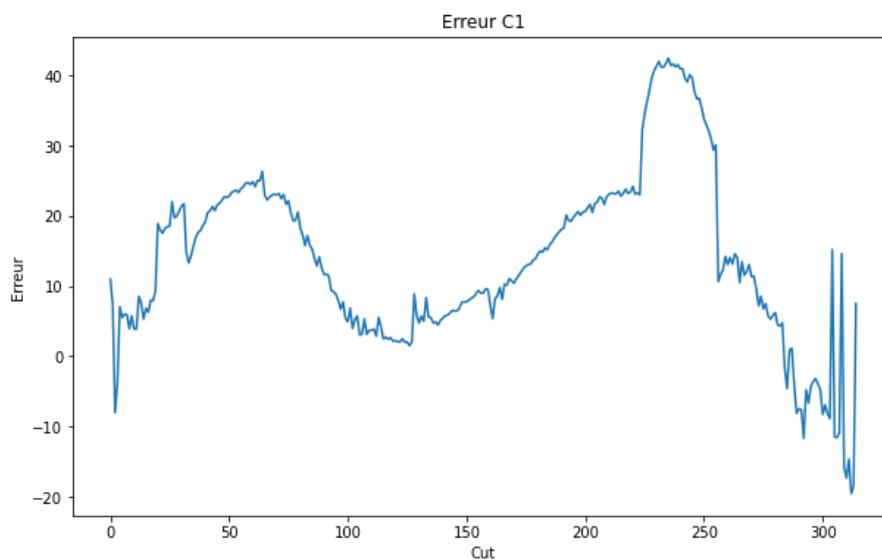
**Training -5****Figure IV.17:** Training -5 (C4 & C6)

- RMSE = 18.46  $\mu\text{m}$
- MAE = 15.62  $\mu\text{m}$

**Tableau 2** : Les erreurs de training (C4 & C6)

	Testing 1	Testing 2	Testing 3	Testing 4	Testing 5	STD
RMSE	16.22	14.86	15.51	15.74	18.46	1.37
MAE	14.09	12.84	13.73	13.52	15.62	1.03

On remarque que les valeurs de RMSE et MAE sont proches les unes des autres, et la courbe ci-dessous montre les valeurs d'erreur pour chaque coupe :

**Figure IV.18**: Erreur ( $\mu\text{m}$ ) de C1 et terme de nombre de coupe

## 8.2. Entraînement avec C1 & C6 / Test avec C4

### Training -1

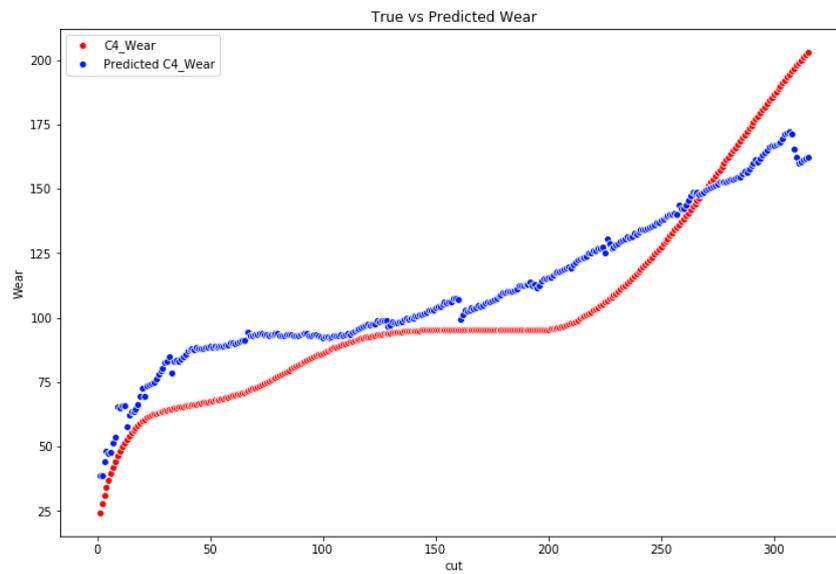


Figure IV.19 : Training -1 (C1 & C6)

- RMSE = 15.60  $\mu\text{m}$
- MAE = 13.72  $\mu\text{m}$

### Training -2

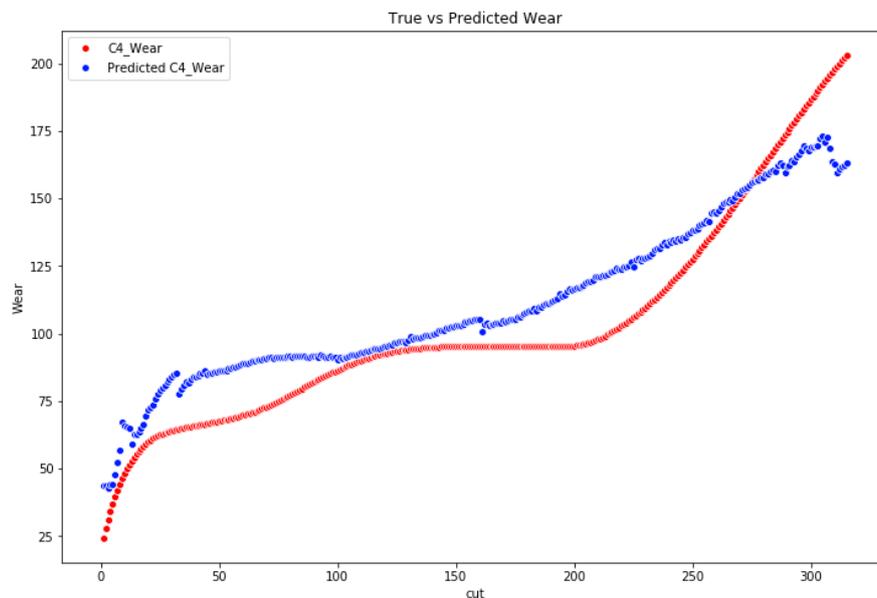
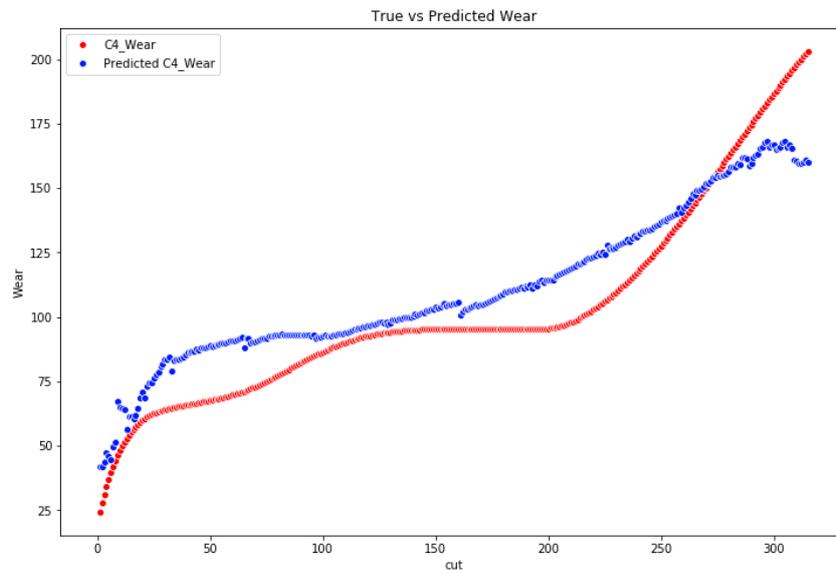
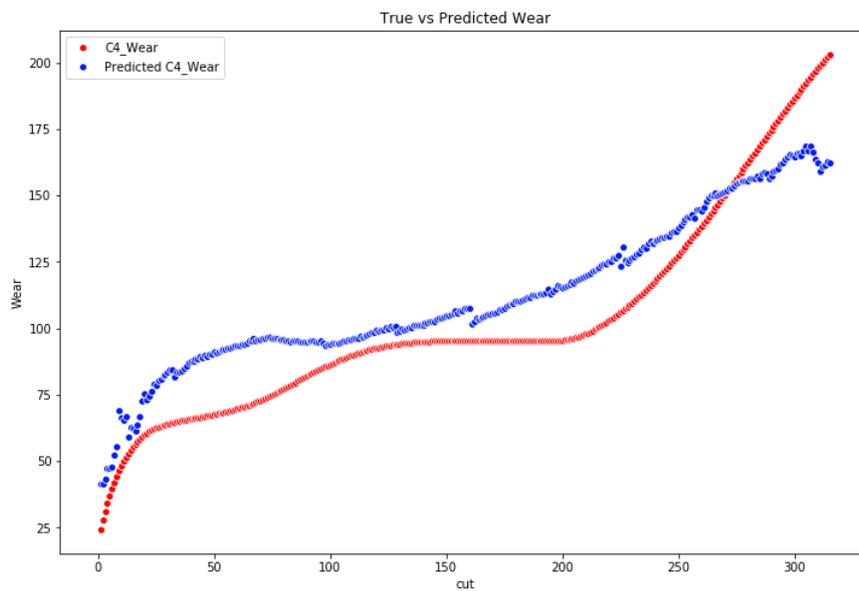


Figure IV.20 : Training -2 (C1 & C6)

- RMSE = 14.83  $\mu\text{m}$
- MAE = 12.81  $\mu\text{m}$

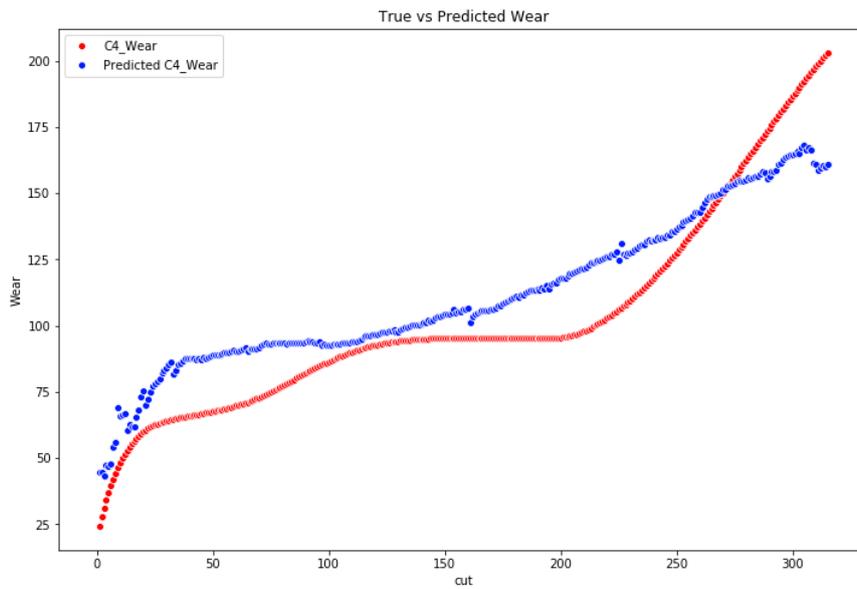
**Training -3****Figure IV.21 : Training -3 (C1 & C6)**

- RMSE = 15.15  $\mu\text{m}$
- MAE = 13.09  $\mu\text{m}$

**Training -4****Figure IV.22 : Training -4 (C1 & C6)**

- RMSE = 16.43  $\mu\text{m}$
- MAE = 14.64  $\mu\text{m}$

## Training -5



**Figure IV.23** : Training -5 (C1 & C6)

- RMSE = 16.26  $\mu\text{m}$
- MAE = 14.24  $\mu\text{m}$

**Tableau 3** : Les erreurs de training (C1 & C6)

	Testing 1	Testing 2	Testing 3	Testing 4	Testing 5	STD
RMSE	15.60	14.83	15.15	16.43	16.26	0.69
MAE	13.72	12.81	13.09	14.64	14.24	0.76

C'est la même chose pour cette entraînement, les valeurs de RMSE et MAE sont proches les unes des autres, et la courbe ci-dessous montre les valeurs d'erreur pour chaque coupe :

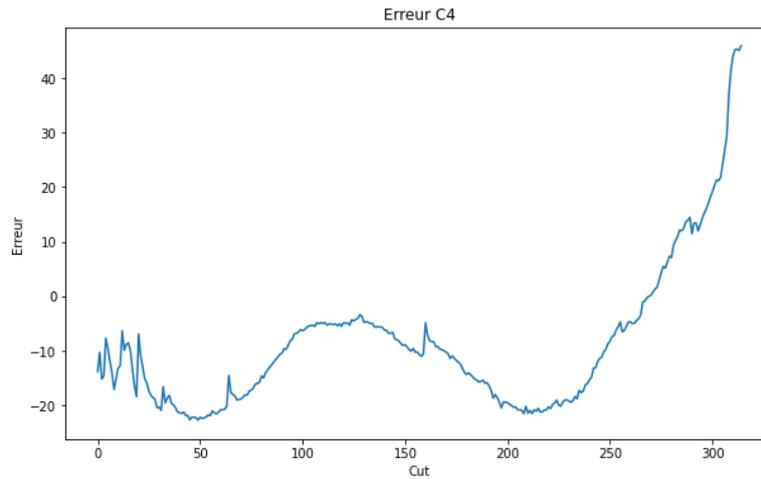


Figure IV.24 : Erreur de C4 et terme de nombre de coupe

### 8.3 Entraînement avec C1 & C4 / Test avec C6 Training -1

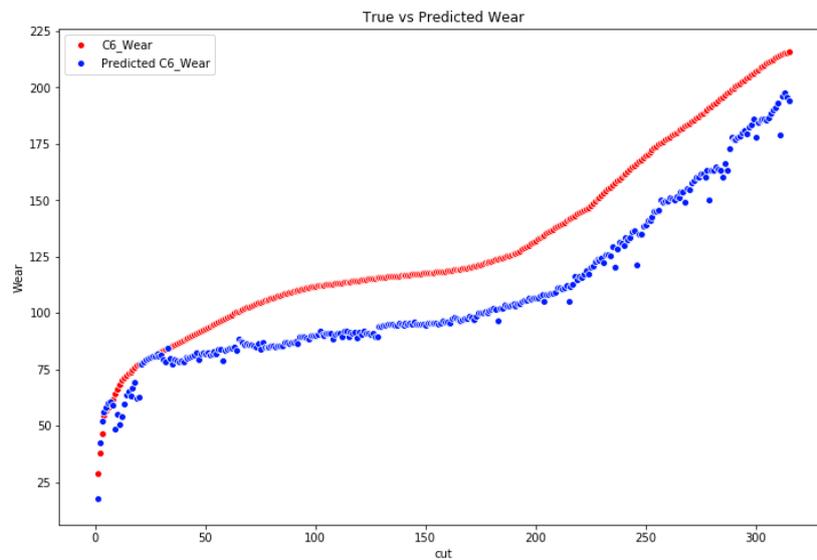
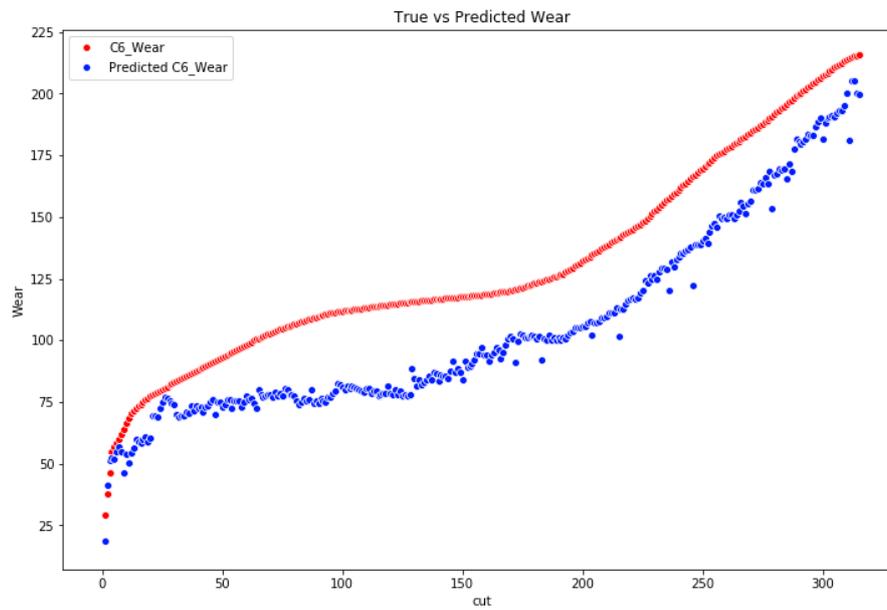
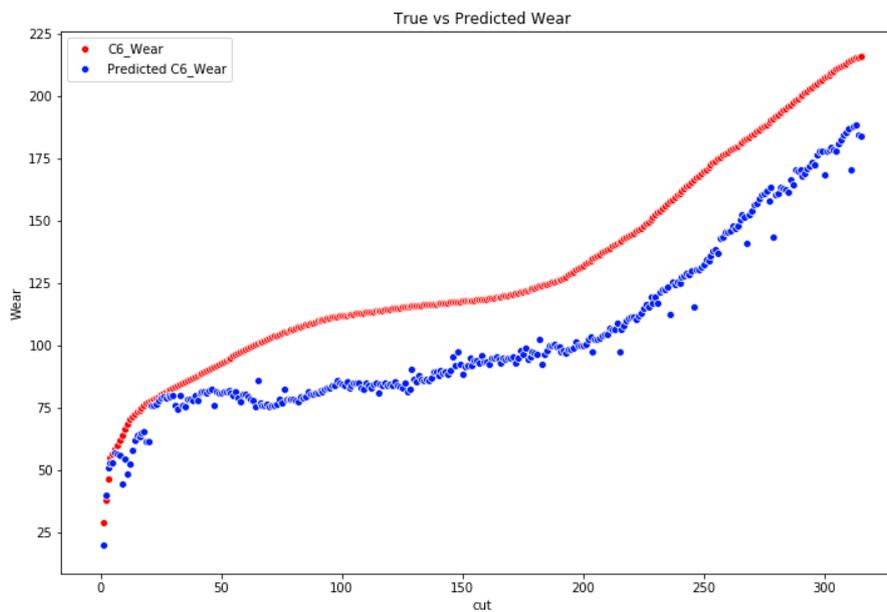


Figure IV.25 : Training -1 (C1 & C4)

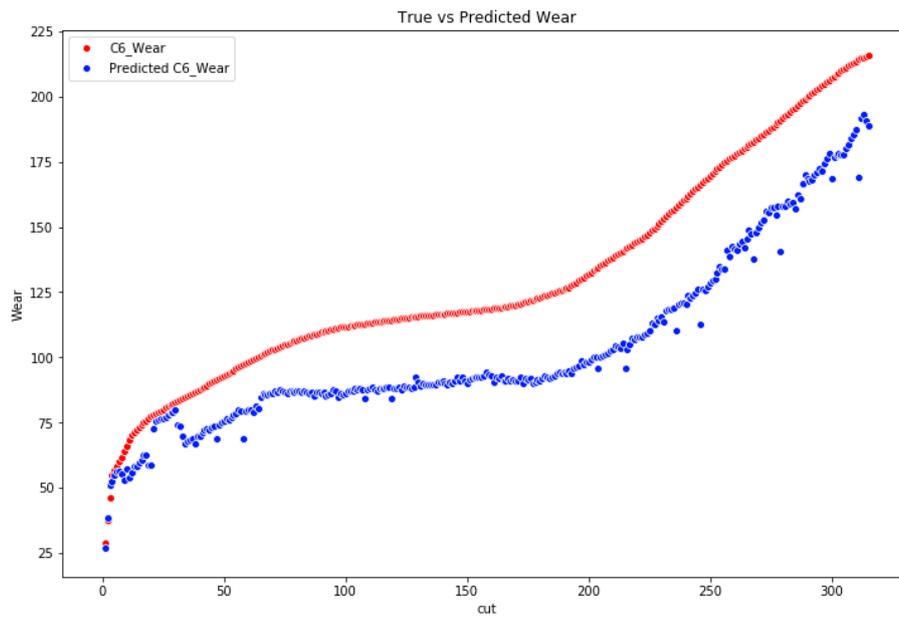
- RMSE = 22.70  $\mu\text{m}$
- MAE = 21.26  $\mu\text{m}$

**Training -2****Figure IV.26 : Training -2 (C1 & C4)**

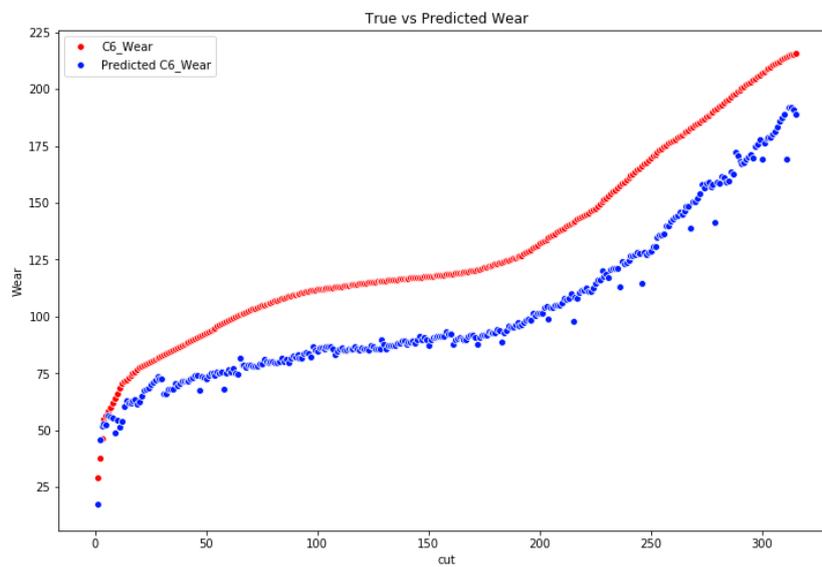
- RMSE = 25.87  $\mu\text{m}$
- MAE = 24.73  $\mu\text{m}$

**Training -3****Figure IV.27 : Training -3 (C1 & C4)**

- RMSE = 27.59  $\mu\text{m}$
- MAE = 25.95  $\mu\text{m}$

**Training -4****Figure IV.28** : Training -4 (C1 & C4)

- RMSE = 28.48  $\mu\text{m}$
- MAE = 26.78  $\mu\text{m}$

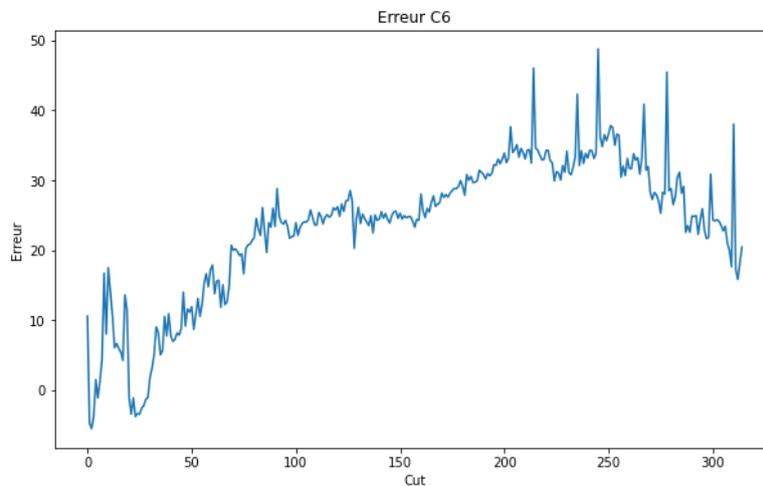
**Training -5****Figure IV.29** : Training -5 (C1 & C4)

- RMSE = 28.51  $\mu\text{m}$
- MAE = 27.41  $\mu\text{m}$

**Tableau 4** : Les erreurs de training (C1 & C4)

	Testing 1	Testing 2	Testing 3	Testing 4	Testing 5	STD
RMSE	22.70	25.87	27.59	28.48	28.51	2.44
MAE	21.26	24.73	25.95	26.78	27.41	2.43

C'est la même chose pour l'entraînement avec C1-C4, les valeurs de RMSE et MAE sont proches les unes des autres, mais les valeurs d'erreur sont légèrement plus élevées par rapport aux valeurs des entraînements précédentes, et la courbe ci-dessous montre les valeurs d'erreur pour chaque coupe :

**Figure IV.30** : Erreur de C6 et terme de nombre de coupe

## 9. Comparaison de CNN vs ANN

**Tableau 5** : La comparaison de CNN vs ANN

	RMSE (CNN)					RMSE (ANN)				
<b>Cas 1</b>	16.22	14.86	15.51	15.74	18.46	26.95	24.15	21.36	24.68	27.05
<b>Cas 2</b>	15.60	14.83	15.15	16.43	16.26	20.42	21.56	19.85	23.51	23.14
<b>Cas 3</b>	22.70	25.87	27.59	28.48	28.51	18.14	25.34	24.22	19.98	23.47

**Tableau 6** : La comparaison de CNN vs ANN (STD)

	RMSE (CNN)			RMSE (ANN)		
	Cas 1	Cas 2	Cas 3	Cas 1	Cas 2	Cas 3
<b>MEAN</b>	16.15	15.65	26.63	24.83	19.69	22.23
<b>STD</b>	1.37	0.69	2.44	2.34	1.61	3.03

Nous notons que RMSE et STD dans CNN est inférieure à ANN dans les première et deuxième cas, mais dans le troisième cas RMSE est un peu plus grande par rapport au résultat de ANN, mais malgré cela, les résultats de CNN sont les meilleurs, car STD est moins dans tous les cas et cela montre la stabilité des résultats dans notre modèle.

## 10. Conclusion

Nous avons choisi d'utiliser CNN parmi les réseaux de neurones artificiels existants car cela nous a grandement aidés à obtenir de bons résultats dans la prédiction de la durée de vie d'un outil de la machine CNC.

Après avoir comparé les résultats du réseau de neurones avec les résultats réels, nous avons constaté que les résultats sont proches les uns des autres et peuvent être utilisées dans le domaine industriel.

# **Conclusion générale**

Précédemment, nous avons évoqué le problème d'estimation de l'état des outils coupe en précisant l'objectif de prédiction en utilisant le réseau de neurones artificielle. Le problème des défauts au sein de la machine été cité pour éviter les pannes fréquentes de ce genre de machines, en introduisant les techniques utilisables a la surveillance de ces systèmes.

On a suggéré l'utilisation de l'intelligence artificielle pour résoudre le problème de détection et surtout de ne pas suivre la dégradation des outils. Le réseau neuronal artificiel (RNA) est utilisé pour qu'il apprenne la dégradation non linéaire des indicateurs de santé afin de mieux prédire l'état de l'outil de coupe. L'Apprentissage profond est donc applique pour résoudre le problème de non linéarité des entrées du modèle, dont le CNN dans notre travail a pour objectif de prédire l'état à partir d'une base de données complexe et surtout peut être utilisée par des chercheurs en raison de complexité d'acquisition de données dans plusieurs cas.

Plusieurs types de CNN sont utilisés pour évaluer la prédiction de l'état en adaptant le paramètre du nombre de couche cachés dans chaque type du modèle. Les résultats ont démontré la bonne performance de CNN (par rapport a ANN) à l'estimation de l'état de santé des outils de coupe.

# Références Bibliographique

[1] « qu'est-ce-que-la-maintenance-curative, » [En ligne]. Available : <http://repondrejohnputain.fun/>.

[2] Normalisation françaises FD X 60-000 Mai 2002.

[3] A.K.S. JARDINE. D.L.; and D. BANJEVIC. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20 :1483–1510, Oct 2006.

[4] C.R. FARRAR ; F. HEMEZ ; G. PARK ; A.N. ROBERTSON ; H. SOHN ; and T.O. WILLIAMS. A coupled approach to developing damage prognosis solutions. *The 5th Intern. Conf. on Damage Assessment of Structures (DAMAS)*, 2003.

[5] Z. BOUZIDI, Pronostic des systèmes industriels basé sur l'intelligence artificielle Maintenance prédictive, Université Mohamed Khider – BISKRA, 2018 – 2019.

[6] G. Soudani, «AMDEC-plan-de-maintenance,» [En ligne]. Available : <https://fr.scribd.com/>.

[7] Chanez Guerrouabi , Roza Ait Rahmane.2018. Etude et conception d'une machine CNC

[8] D. S. e. R. B. KADI, Conception et réalisation d'une machine CNC, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU, 2015.

[9] Gilles prud'homme, « commande numérique des machines-outils » *Technique de l'ingénieur, génie mécanique, usinage*, B7130, D. Duret, « simulation de gamme d'usinage », revue de l'ingénieur et du Technicien de l'enseignement technique, n°229,1981, pp. 34-37, 1995.

- [10] «LE FONCTIONNEMENT D'UNE FRAISEUSE À COMMANDE NUMÉRIQUE,» 2018. [En ligne]. Available : <https://www.info-industrielle.fr/>.
- [11] FUTURA SCIENCES, [En ligne]. Available : <https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/informatique-intelligence-artificielle-555/>
- [12] TECHTARGET, [En ligne]. Available : <https://www.techtarget.com/searchentrepriseai/definition/machine-learning-ML>
- [13] IBM, [En ligne]. Available : <https://www.ibm.com/cloud/learn/supervised-learning>
- [14] SELDON, [En ligne]. Available : <https://www.seldon.io/machine-learning-regression-explained>, 2021.
- [15] IBM, [En ligne]. Available : <https://www.ibm.com/cloud/learn/unsupervised-learning>
- [16] Daniel Johnson, GURU99, [En ligne]. Available : <https://www.guru99.com/unsupervised-machine-learning.html>, 2022.
- [17] JAVATPOINT, [En ligne]. Available : <https://www.javatpoint.com/dimensionality-reduction-technique>
- [18] Daniel Johnson, GURU99, [En ligne]. Available : <https://www.guru99.com/unsupervised-machine-learning.html>, 2022.
- [19] Elvira Siegel, SIEGEL, [En ligne]. Available : <https://siegel.work/blog/RLModelBased>, 2020.
- [20] SELDON, [En ligne]. Available : <https://www.seldon.io/neural-network-models-explained>
- [21] Kate Reyes, SIMPLILEARN, [En ligne]. Available : <https://www.simplilearn.com/tutorials/deep-learning-tutorial/what-is-deep-learning>, 2022.
- [22] Rikiya Yamashita, Mizuho Nishio, Richard Kinh Gian Do & Kaori Togashi SPRINGEROPEN, [En ligne]. Available : <https://insightsimaging.springeropen.com/articles/10.1007/s13244-018-0639-9>, 2018.