

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

École National Polytechnique

Département de génie mécanique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



PROJET DE FIN D'ETUDES
En vue de l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat
en Génie Mécanique

Optimisation des conditions de coupe
et l'étude de leurs effets sur
l'état de surface en fraisage

OULMANE Samy

Sous la direction de :

Encadrants	REMLI Fethi	MRB	CDTA, Baba Hassen
	BOUHADJA Khadija	MRB	CDTA, Baba Hassen
	SAIDI Djamel	MCB	ENP, Alger

Présenté et soutenu le 06/07/2023

Composition du Jury :

Président	TAZI Mohamed	MAA	ENP, Alger
Examineur	ZEROUDI Nasreddine	MAB	ENP, Alger

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

École National Polytechnique

Département de génie mécanique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



PROJET DE FIN D'ETUDES
En vue de l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat
en Génie Mécanique

Optimisation des conditions de coupe
et l'étude de leurs effets sur
l'état de surface en fraisage

OULMANE Samy

Sous la direction de :

Encadrants	REMLI Fethi	MRB	CDTA, Baba Hassen
	BOUHADJA Khadija	MRB	CDTA, Baba Hassen
	SAIDI Djamel	MCB	ENP, Alger

Présenté et soutenu le 06/07/2023

Composition du Jury :

Président	TAZI Mohamed	MAA	ENP, Alger
Examineur	ZEROUDI Nasreddine	MAB	ENP, Alger

Remerciements

Je remercie dieu tout puissant pour m'avoir donnée la volonté pour arriver à la fin de ce travail.

Je souhaite exprimer ma reconnaissance envers ma famille pour m'avoir éduqué, encouragé et soutenu.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers mes encadrants en premier lieu M.SAIDI et en particulier l'équipe CFAO de CDTA M.REMLI et Mme.BOUHADJA, pour avoir généreusement accepté de superviser cette étude et pour leurs conseils inestimables.

Je suis également reconnaissant envers les membres du jury M.TAZI et M.ZEROUDI d'avoir accepté de discuter et d'examiner mon travail.

Je souhaiterais également exprimer ma gratitude envers tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation.

Je tiens à adresser ma profonde reconnaissance à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à l'élaboration de ce mémoire.

خلاصة

من أجل إنتاج قطع ذات جودة عالية في فترات زمنية مختصرة، يتم إجراء عمليات التصنيع باستخدام آلات متعددة المحاور ذات سرعة عالية. في الواقع، لا يمكن تصنيع هذه الأجزاء الميكانيكية وفقاً للأبعاد المثالية المطلوبة من قِبَل المصمم نظراً لعدم الدقة في عمليات التصنيع. تعرف بعيوب التصنيع، ومن المهم إيلاء اهتمام خاص للعوامل المختلفة المتعلقة بعملية التصنيع، بما في ذلك سرعة القطع وسرعة التغذية وعمق القطع. تركز هذه الدراسة على تجارب تصميم الخطة المحاذية لتاجوتشي لتحديد نموذج رياضي قادر على توقع جودة السطح بناءً على العوامل المدروسة، باستخدام منهجية سطح الاستجابة وتحليل التباين بالإضافة إلى طريقة شبكات الأعصاب الاصطناعية.

كلمات مفتاحية: التفريز، توقع خشونة السطح، الذكاء الاصطناعي، تحسين عوامل القطع

Abstract:

In order to produce high quality parts in the shortest possible time, machining is carried out using high-speed multi-axis machines. In practice, however, these mechanical parts cannot be manufactured to the ideal dimensions required by the designer, due to the inaccuracies inherent in the manufacturing process. As these imperfections are recognized as manufacturing defects, it is important to give particular attention to the various factors involved in the machining process, notably cutting speed, feed rate and depth of cut. This study focuses on Taguchi orthogonal design experiments to determine a mathematical model capable of predicting surface quality as a function of the factors studied, using response surface methodology (RSM) and analysis of variance (ANOVA) as well as artificial neural network (ANN) methodology.

Key words: Milling, Roughness prediction, Cutting parameter optimization, AI.

Résumé :

Afin de produire des pièces de haute qualité dans des délais réduits, l'usinage à l'aide de machines multiaxes à grande vitesse est utilisé. Dans la pratique, ces pièces mécaniques ne peuvent pas être fabriquées aux dimensions idéales exigées par le concepteur étant donné les imprécisions inhérentes au procédé de fabrication. Ces imperfections sont reconnues comme des défauts de fabrication, il est important de prêter une attention particulière aux divers facteurs liés au processus d'usinage notamment la vitesse de coupe la vitesse d'avance et la profondeur de passe. Cette étude se concentre sur les expériences du plan orthogonal de Taguchi pour déterminer un modèle mathématique capable de prédire la qualité de surface en fonction des facteurs étudiés, en utilisant la méthodologie de la surface de réponse (RSM) et l'analyse de la variance (ANOVA) ainsi que la méthode des réseaux de neurones artificiels (ANN).

Mots clés : Fraisage, Prédiction de la rugosité, Optimisation des paramètres de coupe, IA.

Table de matières

Liste des figures	
Liste des tableaux	
Nomenclature	
Introduction générale	11
<hr/>	
Chapitre 1 : Etude bibliographique	
1.1 Introduction	14
1.2 Usinabilité	14
1.3 Coupe des métaux	16
1.4 Outils de coupe et dispositif de maintien	20
1.5 Processus de fabrication des Outils de Coupe	22
1.6 Technologie d'usinage	24
1.6.1 Fraisage en avalant et en opposition	24
1.6.2 Fraisage de profil	25
1.6.3 Fraisage en bout	26
1.6.4 Fraisage de rainures	26
1.7 Rugosité de surface usinée	31
1.8 Analyse d'une surface	32
1.9 Méthodes de mesure de la rugosité	34
1.10 Facteurs influençant la qualité de surface usinée	38
1.11 Conclusion	42
<hr/>	
Chapitre 2 : Outils d'optimisation de la rugosité de surface	
2.1 Introduction	44
2.2 Méthode de Taguchi	44
2.2.1 Présentation de la méthode	44
2.2.2 Étapes de l'application de la méthode Taguchi	45
2.2.3 Plans d'expériences (Design of Experiments DOE)	46
2.2.4 Dépouillement et interprétation	48
2.2.5 Ratios signal-bruit (RSB)	48
2.2.6 Calcul de la fonction de perte	50
2.2.7 Analyse des résultats	50
2.2.8 Avantage de l'application de la méthode	50
2.2.9 Critique de la méthode Taguchi	51
2.3 Méthode de surface de réponse (MSR)	51
2.3.1 Présentation de la méthode	51
2.3.2 Formes des fonctions de réponse	53
2.3.3 Construction d'une surface de réponse	54
2.4 Méthode des réseaux de neurones	61
2.4.1 Origine de la méthode	61
2.4.2 Structure des réseaux neuronaux	61
2.4.3 Apprentissage des réseaux neuronaux	66
2.4.4 Rétropropagation du gradient (Backpropagation)	69
2.5 L'analyse de la variance (ANOVA)	75
2.5.1 Historique	75
2.5.2 Méthodologie	75
2.5.3 Effet d'un facteur	77
2.6 Conclusion	78
<hr/>	

Chapitre 3 : Implémentation et résultats		
3.1	Introduction	81
3.2	Méthode de Taguchi- surface de réponse (MSR)	81
3.3	Méthode des réseaux de neurones	95
3.4	Comparaison	100
3.5	Conclusion	103

4	Conclusion generale	105
5	Références	107

Liste Des figures

Figure 1.1 Fraisage en bout [3].	14
Figure 1.2 Les forces de coupe [6].	17
Figure 1.3 Profondeur de passe [8].	19
Figure 1.4 Fraisage oblique [9].	21
Figure 1.5 Outil imprimé 3D avec la Markforged Metal X [12].	23
Figure 1.6 Fraisage en avalant et en opposition [15].	25
Figure 1.7 Fraisage de profil [16].	25
Figure 1.8 Fraisage en bout [17].	26
Figure 1.9 Fraisage de rainures [18].	26
Figure 1.10 Machine CNC [19].	27
Figure 1.11 Usinage assisté par laser [20].	29
Figure 1.12 Usinage par ultrasons [21].	30
Figure 1.13 Usinage par ultrasons [22].	30
Figure 1.14 Profil d'une surface rugueuse [27].	32
Figure 1.15 Paramètre de rugosité [27].	34
Figure 1.16 Palpeur mesurant la rugosité en référence à sa translation [30].	35
Figure 1.17 Palpeur mesurant la rugosité en référence à la rugosité avoisinante [30].	35
Figure 1.18 Interférométrie [30].	35
Figure 1.19 Profilométrie laser [30].	36
Figure 1.20 Microscope à effet tunnel [33] [34].	37
Figure 1.21 Diagramme Ishikawa ou 5M des causes à effet de la rugosité de surface [36].	40
Figure 2.1 Dr Genichi Taguchi 1924-2012 [38].	44
Figure 2.2 Environnement du système selon Taguchi [38].	45
Figure 2.3 Dépouille des résultats.	48
Figure 2.4 Construction d'une surface de réponse [42].	52
Figure 2.5 Fonction de réponse [42].	53
Figure 2.6 Ecriture matricielle du problème $Y = X\beta + \epsilon$ [43].	55
Figure 2.7 Expression matricielle du problème avec m le nombre de termes du polynôme avec degré spécifié et n le nombre d'expériences.	57
Figure 2.8 Organigramme résumant méthode MSR.	60
Figure 2.9 Neurone biologique [47].	62
Figure 2.10 Neurone artificielle à une couche ou modèle du perceptron [48].	63
Figure 2.11 Les fonctions d'activations les plus utilisés dans les réseaux de neurones [48].	64
Figure 2.12 Fonction sigmoïde et fonction softmax [49].	65
Figure 2.13 Exemple d'un réseau neuronal multicouche avec comme fonction d'activation finale softmax [48].	65
Figure 2.14 Composants d'un neurone artificiel [50].	66
Figure 2.15 Algorithme d'apprentissage [51].	67
Figure 2.16 Forward et backward propagation [54].	70
Figure 2.17 Organigramme de la méthode ANN.	74
Figure 2.18 Effet d'un facteur [60].	77
Figure 2.19 Interactions entre facteurs.	78

Figure 3.1 Valeurs expérimentales et prédites de la publication [61].	83
Figure 3.2 a) Graphe de la rugosité expérimentale b) Graphe de la rugosité approximée.	85
Figure 3.3 Graphe des rugosités prédite et expérimentale en superposition.	86
Figure 3.4 Comparaison entre les résultats du papier et du programme.	86
Figure 3.5 Rugosité approximée par une surface de réponse issue d'un polynôme de degré 5.	91
Figure 3.6 Rugosité approximée par une surface de réponse issue d'un polynôme de degré 8.	92
Figure 3.7 Rugosité approximée par une surface de réponse issue d'un polynôme de degré 10.	93
Figure 3.8 Rugosité approximée par un réseau de neurones.	94
Figure 3.9 Erreur de prédiction lors d'un manque d'expérience.	95
Figure 3.10 a) Graphe de la rugosité expérimentale b) Graphe de la rugosité approximée.	96
Figure 3.11 Graphe des rugosités prédite et expérimentale en superposition.	97
Figure 3.12 Graphe des effets pour les différentes factures.	100

Liste Des Tableaux

Tableau 1.1 Paramètre de rugosité [7].	19
Tableau 1.2 Méthodes de mesure [30].	34
Tableau 2.1 Plan d'expérience complet [38].	47
Tableau 2.2 Tableau 2.3 Dépouille des résultats [38].	48
Tableau 2.3 Tableau ANOVA [58].	76
Tableau 3.1 les niveaux du plan d'expérience de la publication. [61].	82
Tableau 3.2 Comparaison entre les valeurs prédites et expérimentale de la publication. [61].	82
Tableau 3.3 Données expérimentales (paramètres et rugosités mesurées) [61].	84
Tableau 3.4 Rugosité prédite et pourcentage de déviation calculé.	85
Tableau 3.5 Comparaison entre les résultats du papier et les résultats obtenus par notre programme.	87
Tableau 3.6 Nœuds de calcul avec une erreur de déviation élevée.	88
Tableau 3.7 ANOVA des résultats.	89
Tableau 3.8 Données expérimentales du papier à implémenter dans le code [62].	90
Tableau 3.9 Tableau des résultats de calcul.	91
Tableau 3.10 Tableau des résultats de calcul.	92
Tableau 3.11 Tableau des résultats de calcul.	93
Tableau 3.12 Tableau des résultats de calcul par la méthode ANN.	94
Tableau 3.13 Comparaison entre les résultats du papier et les résultats obtenus par notre programme ANN.	96
Tableau 3.14 Tableau ANOVA pour le calcul ANN.	97
Tableau 3.15 Rugosité prédite et pourcentage de déviations.	99
Tableau 3.16 Résultats de rugosités prédites pour des données qui ne font pas partie de la base de données.	99

Nomenclature

r : Rayon de bec de l'outil (mm).

V_c : Vitesse de coupe (m/min).

f : Avance par tour (mm/tr).

a_p : Profondeur de passe (mm).

$Ra_{,yi}$: Rugosité moyenne arithmétique obtenu expérimentalement (μm).

Rz : Profondeur moyenne de la rugosité (μm)

Rq : Moyenne quadratique (μm)

V_{tng} : Vibration tangentielle (m/s^2).

α : Angle de dépouille principal (degré).

γ : Angle d'attaque (degré).

λ : Angle d'inclinaison de l'arête tranchante (degré).

χ : Angle de direction principal (degré).

Φ : Erreur de déviation

ϵ : erreur d'approximation du polynôme

ANN : Artificial Neural Network

a : le taux d'apprentissage

f : est la fonction d'activation.

δ : erreur de rétropropagation,

W : le poids du neurone artificiel

ΔW : le changement de poids

df : Degrés de liberté

ANOVA : Analyse de la variance.

(SST) La somme totale des carrés

(SSR) La somme des carrés des régressions

(SSE) La somme des carrés des erreurs

(MSR) La moyenne des carrés des régressions

(MSE) La moyenne des carrés des erreurs

DF : Fonction désirabilité.

F_x : Effort axiale de coupe (N)

F_y : Effort radiale de coupe (N)

F_z : Effort tangentielle de coupe (N)

P_c : Puissance de coupe (W)

Introduction générale

Introduction générale

1.1 Contexte

De nos jours, une demande croissante de produits de qualité se fait sentir dans des secteurs économiques : l'automobile, l'aéronautique, l'énergie et l'appareillage. Ces produits sont caractérisés par un équilibre entre esthétique et fonctionnalité, et leur fabrication repose sur des pièces mécaniques réalisées par divers procédés d'usinage. Parmi les procédés d'usinage les plus utilisés, le fraisage occupe une place prépondérante.

C'est dans ce contexte que le projet de fin d'études, proposé par l'équipe CFAO de la division productique et robotique du CDTA, s'intègre dans la thématique de la production mécanique avancée. L'objectif principal de ce travail consiste à se focaliser sur le procédé d'enlèvement de matière par machine à commande numérique (CNC).

Ce projet vise à développer des méthodes innovantes pour optimiser le fraisage. Cela implique l'exploration des paramètres de coupe, des stratégies d'usinage et des outils de coupe adaptés, en vue d'obtenir des pièces finies de haute qualité, répondant aux spécifications requises par les secteurs stratégiques.

1.2 Problématique

Dans l'industrie de la fabrication des pièces mécaniques, il est courant de rencontrer des difficultés à produire des pièces aux dimensions idéales exigées par les concepteurs, en raison des imprécisions inhérentes aux procédés de fabrication. Ces imperfections sont considérées comme des défauts de fabrication, susceptibles d'affecter la qualité des pièces produites.

Afin de minimiser ces défauts et de fabriquer des pièces de haute qualité dans des délais réduits, différentes approches de prédiction ont été développées. Parmi celles-ci, on retrouve l'approche analytique, qui repose sur des calculs mathématiques pour prédire les dimensions finales des pièces en fonction des paramètres d'usinage. L'approche empirique, quant à elle, s'appuie sur des données expérimentales pour établir des relations entre les paramètres d'usinage et les dimensions des pièces. Enfin, l'approche par simulation d'enlèvement de matière, utilisant l'intelligence artificielle, permet de simuler le processus d'usinage pour prédire les dimensions et la qualité des pièces.

Dans le cadre de cette étude, nous nous concentrons particulièrement sur les expériences menées selon le plan orthogonal de Taguchi. L'objectif est de déterminer les modèles mathématiques qui permettent de prédire la qualité des pièces mécaniques. Pour cela, nous utilisons la méthode de

surface de réponse (RSM) et l'analyse de la variance (ANOVA) afin de déterminer la contribution des différents facteurs et de leurs interactions sur la qualité de surface.

Parallèlement, l'utilisation de l'intelligence artificielle offre de nouvelles perspectives pour optimiser les conditions d'usinage et améliorer la qualité des pièces produites. En combinant des outils d'optimisation et des algorithmes d'intelligence artificielle, il est possible de sélectionner les conditions d'usinage appropriées pour obtenir la surface finie souhaitée. L'intelligence artificielle permet également d'analyser de grandes quantités de données et de détecter des modèles complexes, facilitant ainsi l'optimisation des procédés d'usinage.

1.3 Objectif

Le travail réalisé dans notre projet a pour but d'améliorer la qualité de surfaces usinées dans un contexte de fraisage multiaxes par la prédiction de la rugosité de surface en fonction des paramètres de coupe, en utilisant deux approches à savoir : Taguchi et les réseaux de neurones artificiels (ANN), en exploitant l'analyse de la variance (ANOVA) pour évaluer l'erreur commise lors de la prédiction ainsi que définir le facteur le plus influent dans le phénomène de coupe.

1.4 Organisation du document

Ce travail est organisé en trois chapitres :

Le premier chapitre, représente l'étude bibliographique, il concerne les définitions de l'usinabilité et s'accroît sur les différents paramètres de coupe en fraisage.

Le second chapitre est réservé à l'optimisation des paramètres de coupe. Dans celui-ci, nous exposons les méthodes d'optimisation à savoir la méthode Taguchi et les réseaux de neurones ANN.

Le dernier chapitre concerne l'implémentation des méthodes, discussions et résultats.

Enfin, une conclusion résumant le travail effectué est présentée ainsi que d'éventuels travaux futurs sur cet axe de recherche.

Chapitre 1

Etude bibliographique

1.1 Introduction

L'un des aspects fondamentaux de la fabrication mécanique est l'usinabilité, qui peut être définie comme la facilité avec laquelle un matériau peut être usiné pour obtenir des formes complexes et précises. L'usinabilité forme un concept clé dans l'industrie, car elle a un impact significatif sur la productivité, la qualité des pièces usinées, les coûts de production et même sur la durée de vie des outils de coupe [1].

Une compréhension profonde de l'usinabilité est essentielle pour les ingénieurs et les techniciens impliqués dans la conception et la mise en œuvre des processus d'usinage. En optimisant l'usinabilité des matériaux, il est possible d'améliorer l'efficacité de la production, de réduire les coûts de fabrication et d'obtenir des pièces de meilleure qualité. De plus, une meilleure compréhension des mécanismes qui régissent l'usinabilité peut conduire à l'innovation de nouveaux matériaux et de nouvelles techniques d'usinage, ouvrant ainsi de nouvelles possibilités dans divers domaines de l'ingénierie.

Dans cette partie on expose les définitions de l'usinabilité, le principe de la coupe des métaux, les différents paramètres de coupe en fraisage, ainsi que les outils de coupe.

1.2 Usinabilité

Selon Bernard Gruber, l'usinabilité d'un matériau est la capacité à produire un état de surface d'une certaine taille et forme définie par une ou plusieurs opérations d'usinage. Ce n'est pas une simple propriété d'une substance, ce n'est pas une quantité mesurable, l'usinabilité est une propriété complexe qui indique la capacité d'un matériau à être plus grand ou plus petit, introduit en enlevant des copeaux de forme et de taille fixes [2].

L'usinage est un processus essentiel dans l'industrie mécanique qui permet d'obtenir des pièces de forme et de dimension précises à partir de matériaux bruts. Le fraisage est l'une des méthodes les plus courantes pour effectuer la coupe de métaux (Figure 1.1). Cette technique utilise une fraise rotative pour enlever de la matière à partir d'une pièce brute de métal jusqu'à ce qu'elle atteigne la forme et les dimensions désirées.



Figure 1.1 Fraisage en bout [3].

Plusieurs paramètres doivent être considérés pour obtenir une coupe de qualité et augmenter la durée de vie de l'outil de coupe. La vitesse de coupe, la profondeur de passe, l'avance, l'inclinaison de la fraise et la géométrie de l'outil sont quelques-uns des paramètres les plus importants. La vitesse de coupe est la vitesse à laquelle la fraise doit tourner pour enlever de la matière à une profondeur de coupe donnée. La profondeur de passe est la quantité de matière qui est retirée par la fraise en un seul passage. L'avance est la distance parcourue par la fraise en une seule rotation. L'inclinaison de la fraise est un paramètre qui détermine l'angle de coupe et la géométrie de l'outil de coupe est une caractéristique qui permet de déterminer la qualité de la coupe et la durée de vie de l'outil.

L'évaluation de l'usinabilité d'un matériau est importante dans l'industrie de la fabrication pour assurer une production efficace et de haute qualité. Le critère d'évaluation de l'usinabilité d'un matériau peut varier selon le type de matériau et le processus d'usinage parmi les critères d'évaluation :

Durée de vie de l'outil : L'un des critères les plus importants pour évaluer l'usinabilité d'un matériau est la durée de vie de l'outil de coupe. Les matériaux qui usent rapidement les outils de coupe peuvent entraîner des coûts élevés pour le remplacement des outils et des temps d'arrêt de production.

Résistance à la chaleur : Les matériaux qui résistent à la chaleur peuvent être usinés plus rapidement et avec une plus grande précision, car ils peuvent résister à des températures élevées pendant le processus d'usinage.

Ténacité : Les matériaux qui sont plus résistants aux chocs peuvent être usinés plus facilement et avec moins de risque de rupture des outils de coupe.

Évacuation des copeaux : Les matériaux qui produisent des copeaux longs et enroulés sont plus faciles à usiner, car ils permettent une évacuation efficace des copeaux de la zone de coupe.

Finition de surface : Les matériaux qui produisent une finition de surface de haute qualité lors de l'usinage sont souvent préférés, car ils peuvent réduire les coûts de post-traitement et améliorer la qualité des pièces produites.

Force de coupe : La force de coupe est un critère important pour évaluer l'usinabilité d'un matériau. Les matériaux qui nécessitent des forces de coupe plus faibles sont plus faciles à usiner et peuvent prolonger la durée de vie des outils de coupe.

Formation de bavures : Les matériaux qui produisent des bavures ou des arêtes irrégulières lors de l'usinage peuvent entraîner des coûts supplémentaires pour éliminer ces défauts.

Chaque pièce qui compose un produit industriel, possède différentes surfaces ayant des fonctions spécifiques. Ces fonctions vont de la simple limitation de mouvement à la création d'une étanchéité

dynamique, en passant par le maintien d'un revêtement ou la garantie de la biocompatibilité pour des prothèses, par exemple.

La micro-géométrie de la surface joue un rôle crucial dans la capacité d'une pièce à remplir sa fonction attendue. Elle est particulièrement importante au niveau des interfaces entre les pièces qui composent un assemblage avec mouvement relatif. Dans ces situations, les contraintes et les phénomènes de frottement sont constamment en évolution. Une micro-géométrie inadéquate peut entraîner des perturbations dans ces interactions, pouvant progressivement conduire à une perte de performance du mécanisme et à des défaillances, la qualité de la surface, y compris sa rugosité, sa planéité et ses caractéristiques de texture, peut affecter significativement les propriétés tribologiques de l'interface entre les pièces. Par exemple, une rugosité excessive peut générer des points de contact ponctuels ou des zones de contact étendues, augmentant ainsi les forces de frottement et l'usure. En revanche, une surface lisse avec une texture appropriée peut favoriser la réduction des frottements et améliorer les performances du mécanisme en réduisant les pertes d'énergie et en prolongeant la durée de vie des composants. La maîtrise de l'état de surface par le choix d'un ou plusieurs paramètres adaptés permettra de garantir la qualité du fonctionnement tout au long de la durée de vie du produit. Autrement dit :

- Répondre aux spécifications.
- Déterminer des critères physiques
- Assurer une bonne adhésion
- Résistance à l'usure
- Assurer une lubrification adéquate
- Brillance et réflexion
- Garder contact entre deux pièces
- Performances aérodynamisme, mécanique... [4].

1.3 Coupe des métaux

Le processus de coupe des métaux permet de réaliser des opérations telles que le découpage, le perçage, le tournage, le fraisage, et bien d'autres encore. La qualité et l'efficacité de la coupe des métaux sont des facteurs critiques pour garantir la précision dimensionnelle des pièces, la finition de surface, la durée de vie des outils et la productivité globale.

Lors de la réalisation de l'opération de coupe des métaux, plusieurs forces sont impliquées, la plus importante étant la force de coupe exercée par l'outil sur la pièce pour enlever la matière. Cette force est influencée par divers paramètres tels que la vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de passe, la géométrie de l'outil et les propriétés de la pièce. En fraisage, les principaux efforts de coupe comprennent :

- La force de coupe (F_c) : Il s'agit de la composante de force agissant tangentiellement à la surface de coupe. Elle est responsable de l'enlèvement du matériau. La force de coupe dépend de facteurs tels que la géométrie de l'outil, la vitesse de coupe, la profondeur de passe et les caractéristiques du matériau usiné.
- La force d'avance (F_f) : C'est la force appliquée dans la direction d'avance, perpendiculaire à la surface de coupe. Elle permet à l'outil de progresser le long de la pièce. La force d'avance dépend de la profondeur de passe, de la vitesse d'avance et de la résistance à l'avance du matériau.
- La force radiale (F_r) : appliquée radialement par rapport à l'axe de rotation de l'outil de coupe. Perpendiculaire à la surface de coupe, elle peut être décomposée en une composante axiale (le long de l'axe de l'outil) et une composante tangentielle (parallèle à la surface de coupe). La force radiale est influencée par la géométrie de l'outil, la profondeur de passe et les caractéristiques du matériau usiné.
- Le couple de coupe (M_c) : représente le moment de force appliqué à l'outil de coupe pendant le fraisage. Ce dernier est lié à la force de coupe ainsi qu'à la distance entre le centre de rotation de l'outil et le point d'application de la force. Le couple de coupe peut avoir un impact sur la stabilité du processus d'usinage et doit être pris en compte lors de la conception des machines-outils et du choix des paramètres de coupe.

Une compréhension approfondie de ces efforts de coupe est cruciale pour optimiser le processus de fraisage, garantir la qualité des pièces usinées et prolonger la durée de vie des outils (Figure 1.2) [5].

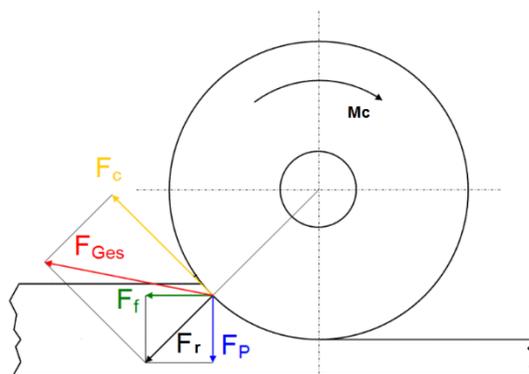


Figure 1.2 Les forces de coupe [6].

La vitesse de coupe correspond à la vitesse à laquelle l'outil de coupe se déplace par rapport à la pièce. La vitesse de coupe en fraisage est un paramètre clé qui détermine la rapidité à laquelle l'outil de coupe se déplace le long de la pièce lors de l'opération d'usinage. Elle est exprimée en mètres par minute (m/min) ou en pieds par minute (ft/min). La vitesse de coupe est calculée en utilisant l'expression mathématique suivante :

$$V_c = \frac{\pi D n}{1000} \dots \dots \dots \dots \dots 1.1$$

V_c est la vitesse de coupe en m/min ou ft/min, D est le diamètre de l'outil de coupe en millimètres (mm) ou pouces (in), n est la vitesse de rotation de l'outil en tours par minute (rpm).

L'expression mathématique montre que la vitesse de coupe est directement proportionnelle au diamètre de l'outil et à sa vitesse de rotation. Cela signifie que, pour une vitesse de rotation donnée, une augmentation du diamètre de l'outil entraînera une augmentation de la vitesse de coupe, et inversement.

Lors de l'usinage, il est important de choisir une vitesse de coupe appropriée en fonction du matériau à usiner, de la dureté du matériau, de la géométrie de l'outil et autres facteurs. Une vitesse de coupe trop élevée peut entraîner une surchauffe de l'outil, des vibrations indésirables et une usure, tandis qu'une vitesse de coupe trop basse peut causer une mauvaise qualité de surface.

La détermination de la vitesse de coupe appropriée pour un matériau spécifique et un type d'outil de coupe donné peut être effectuée en se référant à des tables et des graphiques de vitesses de coupe recommandées fournies par les fabricants d'outils ou en utilisant des formules empiriques basées sur l'expérience. La vitesse de coupe a un impact significatif sur la température générée lors de la coupe et sur la durée de vie de l'outil. Une vitesse de coupe appropriée doit être choisie pour équilibrer la productivité et la durée de vie de l'outil, tout en évitant une accumulation excessive de chaleur qui peut endommager la pièce ou l'outil lui-même [5]. L'avance représente la distance parcourue par l'outil de coupe lors d'une seule rotation ou d'un mouvement linéaire. Une avance optimale garantit un enlèvement de matière efficace sans surcharger l'outil. Une avance trop faible peut entraîner un frottement excessif et une usure prématurée de l'outil, tandis qu'une avance excessive peut provoquer des vibrations, une mauvaise finition de surface et une dégradation de la précision dimensionnelle [7].

La profondeur de passe fait référence à la quantité de matière enlevée par l'outil de coupe à chaque passage. Une profondeur de passe adaptée permet d'obtenir un enlèvement de matière efficace tout en évitant les contraintes excessives sur l'outil et la machine. Des passes trop profondes peuvent causer des vibrations, des déformations de la pièce et une usure prématurée de l'outil (Tableau 1.1).

Tableau 1.1 Paramètre de rugosité [7].

Material	Hardness, HB	End Mills							Plain or Slab Mills	Form Relieved Cutters	Face Mills and Shell End Mills	Slotting and Side Mills
		Depth of Cut, .250 in			Depth of Cut, .050 in							
		Cutter Diam., in			Cutter Diam., in							
		1/2	3/4	1 and up	1/4	1/2	3/4	1 and up				
Feed per Tooth, inch												
Pearlitic-Martensitic malleable iron	160-200	.001	.003	.004	.001	.002	.003	.004	.003-.010	.004	.004-.012	.002-.018
	200-240	.001	.002	.003	.001	.002	.003	.003	.003-.007	.004	.003-.010	.002-.006
	240-300	.001	.002	.002	.001	.001	.002	.002	.002-.006	.003	.002-.008	.002-.005
Cast steel	100-180	.001	.003	.003	.001	.002	.003	.004	.003-.008	.004	.003-.012	.002-.008
	180-240	.001	.002	.003	.001	.002	.003	.003	.003-.008	.004	.003-.010	.002-.006
	240-300	.001	.002	.002	.005	.002	.002	.002	.002-.006	.003	.003-.008	.002-.005
Zinc alloys (die castings)002	.003	.004	.001	.003	.004	.006	.003-.010	.005	.004-.015	.002-.012
Copper alloys (brasses & bronzes)	100-150	.002	.004	.005	.002	.003	.005	.006	.003-.015	.004	.004-.020	.002-.010
	150-250	.002	.003	.004	.001	.003	.004	.005	.003-.015	.004	.003-.012	.002-.008
Free cutting brasses & bronzes	80-100	.002	.004	.005	.002	.003	.005	.006	.003-.015	.004	.004-.015	.002-.010
Cast aluminum alloys—as cast003	.004	.005	.002	.004	.005	.006	.005-.016	.006	.005-.020	.004-.012
Cast aluminum alloys—hardened003	.004	.005	.002	.003	.004	.005	.004-.012	.005	.005-.020	.004-.012
Wrought aluminum alloys—cold drawn003	.004	.005	.002	.003	.004	.005	.004-.014	.005	.005-.020	.004-.012
Wrought aluminum alloys—hardened002	.003	.004	.001	.002	.003	.004	.003-.012	.004	.005-.020	.004-.012
Magnesium alloys003	.004	.005	.003	.004	.005	.007	.005-.016	.006	.008-.020	.005-.012
Ferritic stainless steel	135-185	.001	.002	.003	.001	.002	.003	.003	.002-.006	.004	.004-.008	.002-.007
Austenitic stainless steel	135-185	.001	.002	.003	.001	.002	.003	.003	.003-.007	.004	.005-.008	.002-.007
	185-275	.001	.002	.003	.001	.002	.002	.002	.003-.006	.003	.004-.006	.002-.007
Martensitic stainless steel	135-185	.001	.002	.002	.001	.002	.003	.003	.003-.006	.004	.004-.010	.002-.007
	185-225	.001	.002	.002	.001	.002	.002	.003	.003-.006	.004	.003-.008	.002-.007
	225-300	.0005	.002	.002	.0005	.001	.002	.002	.002-.005	.003	.002-.006	.002-.005
Monel	100-160	.001	.003	.004	.001	.002	.003	.004	.002-.006	.004	.002-.008	.002-.006

La géométrie de l'outil de coupe est également un élément clé dans la coupe des métaux. Les angles de coupe, la forme de l'arête de coupe et la composition de l'outil de coupe peuvent être adaptés en fonction des propriétés du matériau à usiner. Par exemple (Figure 1.3), pour des métaux durs, des angles de coupe plus faibles et des outils revêtus de couches dures peuvent être utilisés pour améliorer la résistance à l'usure de l'outil [7].

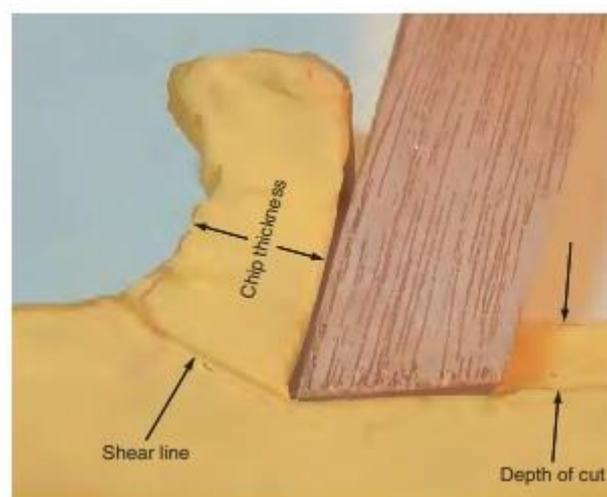


Figure 1.3 Profondeur de passe [8].

1.4 Outils de coupe et dispositif de maintien

L'usinage implique l'interaction de cinq éléments : l'outil de coupe, le dispositif de maintien et de guidage de l'outil, la pièce elle-même et la machine. L'outil de coupe peut avoir une ou plusieurs arêtes de coupe et être conçu pour un mouvement linéaire ou rotatif. Sa géométrie dépend de sa fonction prévue. Le choix du dispositif de maintien dépend de la conception de l'outil et de sa fonction prévue, qu'il soit utilisé pour le guidage, le positionnement ou non. La composition physique de la pièce a une influence considérable sur le choix de la méthode d'usinage, la composition et la géométrie de l'outil, ainsi que la vitesse d'enlèvement de matière. De plus, la forme prévue de la pièce affecte le choix de la méthode d'usinage et du déplacement linéaire ou rotatif de l'outil. Dans une large mesure, les exigences du dispositif de maintien sont déterminées par la composition et la géométrie de la pièce. Le choix du dispositif de maintien dépend également des forces exercées par l'outil sur la pièce. Le dispositif de maintien doit maintenir, positionner et soutenir la pièce. Le guidage de l'outil peut être intégré à la fonction de maintien de la pièce [9].

Les outils de coupe sont des éléments essentiels dans les opérations d'usinage, notamment dans le fraisage, conçus pour donner forme aux pièces métalliques par enlèvement de matière.

Types d'outils de coupe :

Fraises : Les fraises sont des outils rotatifs utilisés pour réaliser des opérations de fraisage. Elles peuvent avoir différentes formes et arêtes de coupe adaptées à des opérations spécifiques, telles que les fraises droites, les fraises à rainurer, les fraises à surfacer, les fraises à fileter, etc.

Forets : Les forets sont des outils de coupe utilisés pour percer des trous dans les matériaux. Ils peuvent être utilisés manuellement ou montés sur des machines de perçage pour réaliser des opérations de perçage précises.

Tarauds : Les tarauds sont des outils de coupe utilisés pour créer des filetages internes dans les pièces. Ils sont couramment utilisés dans l'industrie pour le taraudage des trous.

Outils de tournage : Les outils de tournage sont utilisés pour réaliser des opérations de tournage, où la pièce est fixée sur un tour et l'outil de coupe est déplacé le long de la surface de la pièce pour lui donner forme.

Le choix d'un matériau pour un outil est le résultat d'un certain nombre de compromis.

La modification des conditions de coupe, du procédé d'usinage ou du matériau de la pièce suffit à bouleverser ce compromis. C'est pourquoi il existe une grande variété de matériau de coupe. Les différents matériaux pour outils de coupe peuvent être regroupés selon différentes catégories :

- Les aciers rapides (AR),
- Les carbures,

- Les cermets,
- Les céramiques,

Les matériaux ultra-durs (Nitrure de bore cubique CBN, diamant poly cristallin PCD) [10].

La conception réussie de l'outil pour l'enlèvement de matière nécessite avant tout une compréhension complète de la fonction et de la géométrie de l'outil de coupe. L'outil et les efforts de coupe, influence largement le choix des méthodes de maintien et de guidage de l'outil. Bien que le processus implique l'interaction de cinq éléments, tout commence et repose sur ce qui se passe au point de contact entre la pièce et l'outil de coupe.

Les outils de coupe sont conçus avec des arêtes tranchantes pour trancher la pièce et minimiser les contacts de frottement. Les variations de la forme de l'outil de coupe influencent la durée de vie de l'outil, la finition de surface de la pièce et la force nécessaire pour trancher un copeau du métal de base [9].

Les différents angles sur un outil comprennent ce qui est souvent appelé la géométrie de l'outil :

La surface sur laquelle s'écoule les copeaux est appelée face ou face de coupe ;

La surface qui forme la limite de la pièce est appelée flanc ;

L'angle d'attaque est l'angle entre la face de l'outil et une ligne perpendiculaire à la surface de la pièce coupée (Figure 1.4) [9].

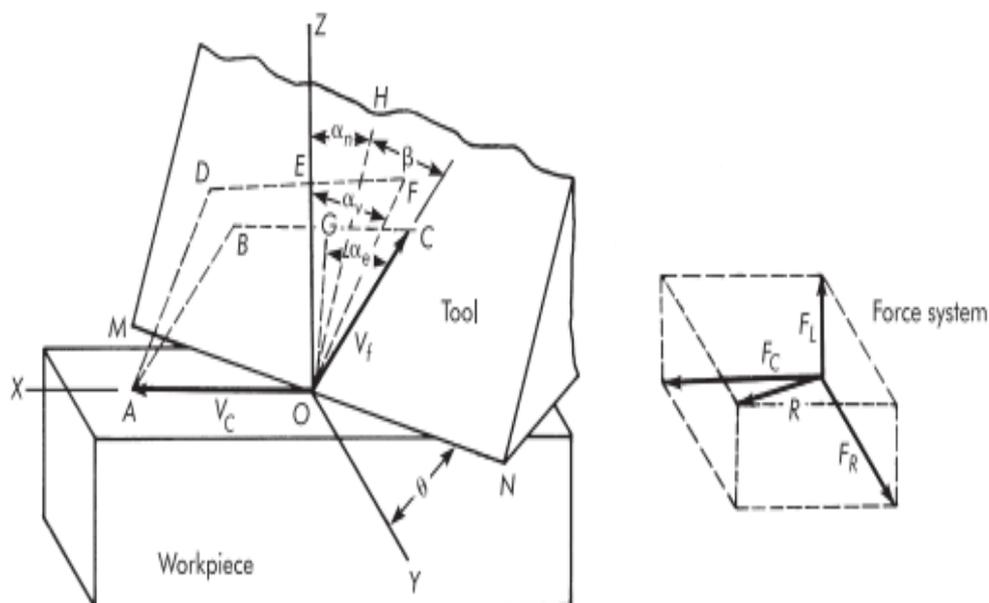


Figure 1.4 Fraisage oblique [9].

L'angle de dépouille ou d'affûtage est l'angle entre le flanc de l'outil et la surface de la pièce coupée.

La coupe orthogonale est définie comme une coupe bidimensionnelle dans laquelle le bord de coupe est perpendiculaire à la direction du mouvement par rapport à la pièce, et le bord de coupe est plus large que le copeau. Le fraisage oblique est utilisé si la direction de coupe n'est pas perpendiculaire

au bord de coupe. Il s'agit d'un cas tridimensionnel qui nécessite davantage d'angles de coupe pour définir l'outil. Les effets de la coupe tridimensionnelle doivent être décrits sur la base de l'angle d'attaque effectif dans la direction de l'écoulement du copeau [9].

La puissance de coupe est le résultat du produit de la force de coupe et la vitesse de coupe.

Seule la force tangentielle contribue aux besoins en puissance. La force de coupe radiale n'a pas d'impact sur les exigences en puissance. De plus, bien que la force d'avance puisse être considérable, la vitesse d'avance est généralement si faible que la puissance requise pour alimenter l'outil peut être négligée. Ainsi, dans le calcul de la puissance totale, seule la force de coupe tangentielle et la vitesse de coupe sont prises en compte [9].

Fabrication des outils de coupe :

Les outils de coupe sont généralement fabriqués à partir de matériaux durs tels que l'acier rapide (HSS), le carbure de tungstène ou le diamant.

La fabrication des outils de coupe implique des procédés de forgeage, de rectification, de revêtement et de traitement thermique pour obtenir des outils solides, résistants à l'usure et à la chaleur.

1.5 Processus de fabrication des Outils de Coupe

Processus de Fabrication Traditionnels :

Le processus de fabrication traditionnelle des outils de coupe comprend plusieurs étapes clés : forgeage et rectification, fraisage et tournage, ainsi que rectification de précision. Dans la première étape, le matériau brut est chauffé et forgé pour donner la forme générale de l'outil, puis rectifié pour obtenir des dimensions précises. Ensuite, le fraisage et le tournage permettent de tailler les dents ou les arêtes de coupe de l'outil. Enfin, la rectification de précision est effectuée pour affiner les dimensions et les contours de l'outil, assurant une grande précision géométrique. Il convient de noter que le processus peut varier en fonction des spécifications requises et différents traitements peuvent être appliqués pour améliorer les propriétés des outils [11].

Fabrication Avancée des Outils de Coupe :

Fabrication par Commande Numérique (CNC)

La fabrication par commande numérique (CNC) est largement utilisée dans l'industrie pour produire des outils de coupe de haute qualité. Ce procédé utilise des machines-outils contrôlées par ordinateur pour usiner les outils à partir de blocs de matériau brut. Les machines CNC offrent une précision élevée et une reproductibilité fiable, permettant la fabrication d'outils avec des géométries complexes et précises.

Fabrication Additive ou impression 3D

La fabrication additive, également connue sous le nom d'impression 3D, gagne en popularité dans la fabrication d'outils de coupe. Cette technique permet la création d'outils en ajoutant des couches

successives de matériau. L'impression 3D offre une grande flexibilité de conception, permettant la fabrication d'outils personnalisés avec des formes complexes. De plus, elle permet également la création de structures internes optimisées pour réduire le poids des outils tout en maintenant leur solidité. Guhring UK a conçu et imprimé avec succès un outil fonctionnel en utilisant des imprimantes 3D Markforged (Figure 1.5), ce qui a considérablement réduit leur temps de production. L'outil imprimé en 3D, fabriqué en matériau Onyx, s'est avéré efficace lors des tests d'usinage et était 60% plus léger que son équivalent traditionnel, permettant des changements d'outils plus rapides et des temps de cycle d'usinage réduits. Cette découverte a permis à l'entreprise d'offrir des outils plus polyvalents et légers à ses clients, et ce, à un coût inférieur [12].

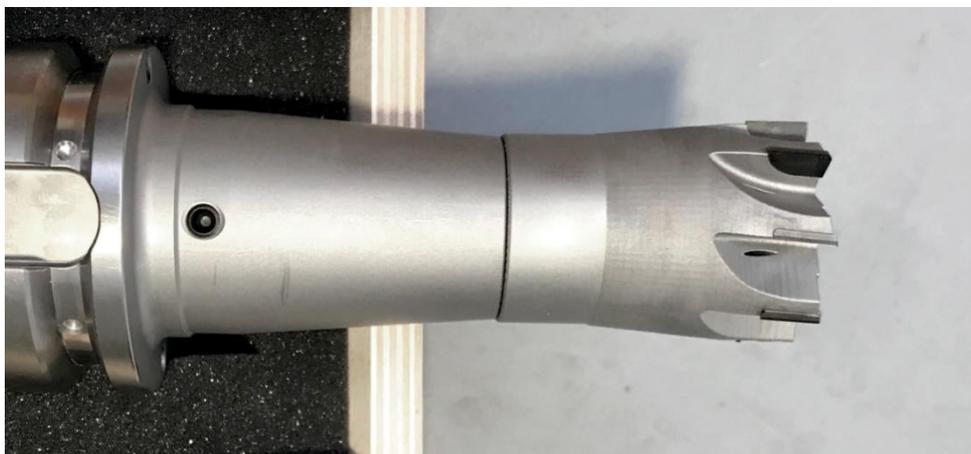


Figure 1.5 Outil imprimé 3D avec la Markforged Metal X [12].

Revêtement de Couches Minces

Certains outils de coupe peuvent être revêtus d'un matériau spécial pour améliorer leur résistance à l'usure, réduire les frottements et favoriser l'évacuation des copeaux.

Les outils de coupe doivent pouvoir être réglés et remplacés facilement pour s'adapter à différentes opérations de fraisage et assurer une continuité de production efficace.

Le revêtement de couches minces est donc une étape cruciale dans la fabrication des outils de coupe. Pour améliorer leurs performances en termes de résistance à l'usure, de durabilité et de réduction de la friction on utilise généralement revêtements de couches minces qui comprennent le nitrure de titane (TiN) (traitement standard obtenu par déposition physique en phase vapeur. La dureté de surface atteint 81 HRC, un coefficient de frottement lors de l'usinage de 0,4 et la stabilité thermique jusqu'à environ 550 °C.), le nitrure de titane et d'aluminium (TiAlN) pour les hautes performances, le carbure de titane (TiC), le carbure de titane et d'aluminium (TiAlC), etc. Ces revêtements améliorent la durée de vie des outils et permettent d'obtenir des performances de coupe plus efficaces.

Matériaux Utilisés pour fabriquer les outils de coupe :

- Aciers Rapides (HSS).
- Carbures Métalliques (WC-Co).
- Céramiques et Outils Diamantés.

Les outils de coupe utilisés dans les technologies d'usinage sont fabriqués à partir de différents matériaux en fonction des exigences spécifiques de l'application. Les matériaux couramment utilisés comprennent le carbure de tungstène, les céramiques, les revêtements en diamant, les revêtements en nitrure de titane, etc. Chaque matériau a ses propres avantages en termes de résistance à l'usure, de dureté, de conductivité thermique et de résistance à la corrosion. Le choix du matériau d'outil approprié dépend de facteurs tels que le matériau de la pièce à usiner, la vitesse de coupe, la durée de vie de l'outil et la qualité de surface requise [13].

1.6 Technologie d'usinage

L'usinage est le processus de création de surfaces, qui implique l'enlèvement de matière à l'aide d'un outil de coupe. Les propriétés de la surface obtenue dépendent des paramètres de coupe tels que la vitesse de coupe, la vitesse d'avance et la profondeur de coupe, qui sont déterminés par le couple outil-matériau. Le fraisage est une méthode de fabrication mécanique qui repose sur la découpe et l'enlèvement de matière. Il met en jeu la rotation d'un outil muni de plusieurs arêtes tranchantes (mouvement de coupe) et le déplacement linéaire de la pièce (mouvement d'avance). Cette opération permet d'effectuer différentes tâches, telles que le profilage, le rainurage, le perçage et le chanfreinage [14]. Les techniques de fraisage traditionnelles offrent plusieurs possibilités pour façonner les pièces :

1.6.1 Fraisage en avalant et en opposition :

Le fraisage en avalant et en opposition fait référence à la direction dans laquelle la fraise et la pièce se déplacent pendant l'usinage. Dans le fraisage en avalant, la fraise tourne dans le sens contraire du mouvement de la pièce c'est-à-dire le même sens que l'avance, tandis que dans le fraisage en opposition, la fraise tourne dans le même sens que le mouvement de la pièce c'est-à-dire au sens contraire de l'avance. Chacune de ces techniques a ses avantages et ses inconvénients et est utilisée en fonction des exigences de la pièce et des résultats souhaités, ainsi que l'état de l'outil de coupe. Le fraisage en avalant permet une durée de vie et des états de surface plus longues car l'arête de coupe attaque la pièce avec la section de copeaux la plus importante alors qu'en opposition, il y a

d'abord un refoulement de copeau jusqu'à ce que la section de copeau, les efforts de coupe et le matériau de coupe permettent un enlèvement de matière (Figure 1.6).

Les matières avec une croûte durcie constituent une exception, le fraisage en opposition assure une meilleure coupe car l'arête de l'outil attaque la matière tendre, une attaque dans la croûte dure entraîne autrement un endommagement rapide de l'arête de coupe [15].

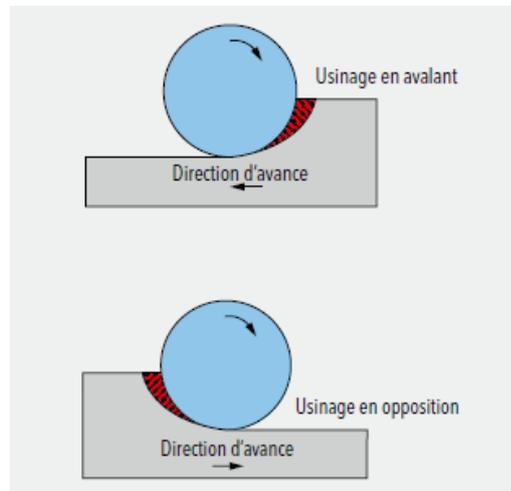


Figure 1.6 Fraisage en avalant et en opposition [15].

1.6.2 Fraisage de profil :

Le fraisage de profil ou en roulant est utilisé pour créer des contours complexes sur la pièce. L'axe de fraisage est parallèle au plan de la pièce usinée. Il implique l'utilisation d'une fraise spécialement conçue avec des dents disposées le long du bord de coupe de l'outil. L'outil suit le contour désiré de la pièce et enlève progressivement la matière pour obtenir la forme souhaitée. Ce motif se caractérise par la présence d'ondulations de surface, qui sont à l'origine de la présence des dents de l'outil. Cependant, si la vitesse d'avance et le diamètre de l'outil, par exemple, si la vitesse d'avance est très haute, l'ondulation sera plus prononcée. Cette technique est utilisée pour fabriquer des pièces avec des formes spécifiques telles que des engrenages, des pièces moulées et des pièces à géométrie complexe (Figure 1.7) [16].

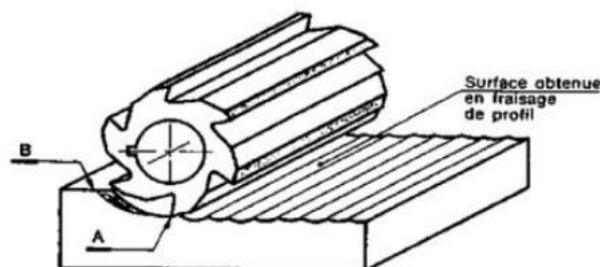


Figure 1.7 Fraisage de profil [16].

1.6.3 Fraisage en bout :

Le fraisage en bout aussi appelé fraisage de face est l'une des techniques de fraisage les plus couramment utilisées. Elle implique l'utilisation d'une fraise cylindrique à bout plat ou à bout sphérique le mode utilisé est d'une ou deux tailles avec les faces d'une fraise trois tailles et se trouve combiné (face et profil) dans l'usinage associé des surfaces. La qualité de surface obtenue est généralement d'une précision meilleure que celle obtenue en fraisage en roulant. L'axe de l'outil cylindrique est positionné perpendiculairement à la surface de la pièce et effectue des mouvements de coupe horizontaux pour enlever la matière (Figure 1.8). Cette technique est utilisée pour créer des surfaces planes, des rainures, des poches et des contours simples [17].

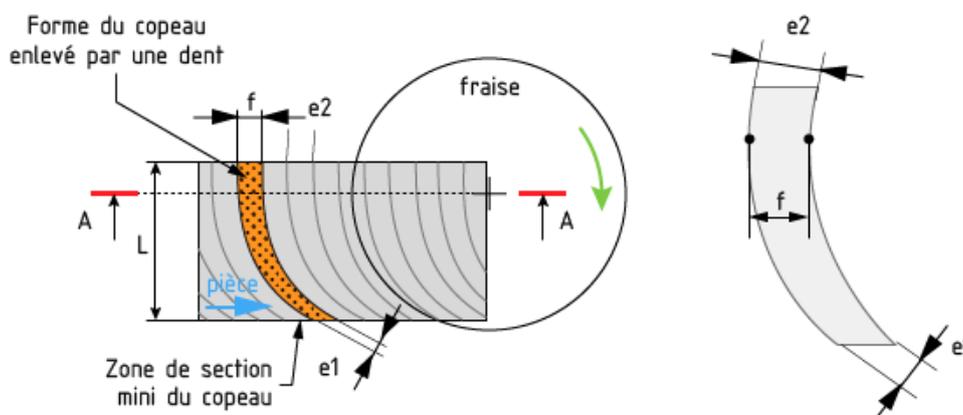


Figure 1.8 Fraisage en bout [17].

1.6.4 Fraisage de rainures :

Le fraisage de rainures est utilisé pour créer des rainures droites ou courbes sur la pièce. Il peut être réalisé à l'aide d'une fraise spéciale appelée fraise à rainurer ou en utilisant une fraise de forme adaptée, les rainures sont généralement fabriquées pour le guidage des pièces, ou encore pour la fabrication d'assemblages. L'outil est positionné de manière à enlever la matière dans une direction spécifique, créant ainsi des rainures de largeur et de profondeur définies (Figure 1.9) [18].



Figure 1.9 Fraisage de rainures [18].

La technique de fraisage appropriée en fonction de la géométrie de la pièce, des tolérances requises et des propriétés des matériaux utilisés. Ces techniques de fraisage sont essentielles pour produire

des pièces avec précision dans de nombreux secteurs industriels. Les progrès technologiques permettent des améliorations dans les techniques de fraisage, notamment avec l'introduction de machines à commande numérique qui permettent une précision accrue et des capacités plus avancées.

La fabrication par commande numérique ou en anglais CNC (pour Computer Numeric Control) apparu en 1972 utilise des machines-outils contrôlées par ordinateur pour réaliser des pièces à partir de données numériques dans un système de stockage c'est ce qui la différencie d'un système actionné avec des volants et leviers. Les machines CNC peuvent être utilisées pour une grande variété de types d'usinage. Le fonctionnement de la CNC implique la programmation de la machine via un ordinateur, qui envoie ensuite des signaux électroniques à la machine pour contrôler ses mouvements et exécuter les opérations nécessaires à la création des pièces. Les machines CNC offrent de nombreux avantages, notamment une grande précision des opérations complexes et répétitives (Figure 1.10), une grande efficacité de production et une réduction des coûts de main-d'œuvre et des déchets de matière [19].



Figure 1.10 Machine CNC [19].

L'usinage assisté par laser consiste à utiliser un faisceau laser pour chauffer et fondre la matière à usiner, ce qui permet une meilleure maîtrise du processus et une réduction des contraintes thermiques.

Dans ce concept, le laser est utilisé pour irradier la surface de la pièce à usiner, ce qui provoque une augmentation de la température par conduction. Cette augmentation de température modifie les propriétés du matériau pour faciliter l'enlèvement de matière lors de la coupe. Dans les machines conventionnelles, le point focal du laser est positionné devant la surface à usiner. Avant l'usinage, la

fibres optiques de focalisation est ajustée afin d'améliorer la concentration du faisceau et ainsi améliorer le chauffage du matériau.

Lors d'un usinage avec un trajet linéaire simple, la position relative de l'outil de fraisage et du point laser n'a pas besoin d'être modifiée après le réglage initial de la tête laser. Cependant, lors d'un usinage avec un trajet complexe, le point laser n'irradie plus la zone à usiner lorsque la direction de l'usinage change. Cela entraîne un écart par rapport au chemin d'usinage du laser et un refroidissement du matériau à usiner. Par conséquent, lors d'un usinage avec un trajet complexe, la position du point laser doit être modifiée pendant le processus d'usinage afin de maintenir le chauffage du matériau. Il existe deux façons de modifier la position relative du point laser sur la pièce à usiner pendant l'usinage. La première approche consiste à ajuster l'orientation du faisceau laser incident, tandis que la seconde consiste à changer la direction du trajet de l'outil. La première nécessite que le laser se déplace autour de l'outil de fraisage, ce qui requiert un système optique complexe ou une tête laser mobile. Cela peut entraîner des interférences avec l'équipement et présente donc des limitations en termes de reconstruction.

Dans le cas de l'usinage assisté par laser (Figure 1.11), il est essentiel de maintenir la température de retrait du matériau dans une plage appropriée pour garantir un usinage de haute qualité, en particulier lors de l'usinage de pièces en céramique. Par conséquent, une analyse thermique doit être utilisée pour sélectionner les paramètres de fonctionnement et fournir des suggestions pour l'installation du système [20]. Le fraisage assisté par ultrasons est une technique avancée d'usinage qui utilise des vibrations ultrasonores pour faciliter le processus d'enlèvement de matière lors du fraisage (Figure 1.12). Cette méthode est particulièrement bénéfique pour l'usinage de matériaux durs ou fragiles tels que les céramiques, qui sont traditionnellement difficiles à usiner avec les techniques conventionnelles.

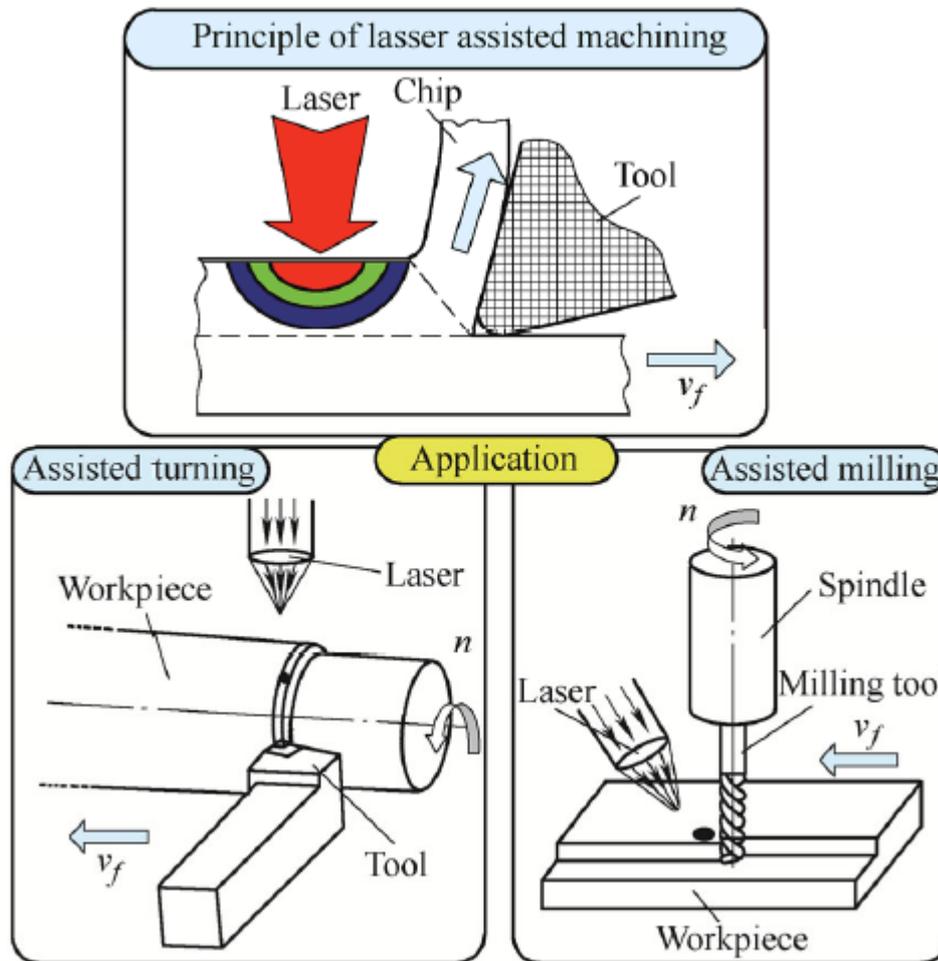


Figure 1.11 Usinage assisté par laser [20].

Lors de l'usinage assisté par ultrasons (Figure 1.13), un transducteur piézoélectrique est utilisé pour générer des vibrations ultrasonores de haute fréquence. Ces vibrations sont ensuite transmises à l'outil de coupe, ce qui entraîne une action de martèlement doux sur la surface de la pièce à usiner. Cette action de martèlement aide à briser les liaisons moléculaires du matériau, facilitant ainsi son enlèvement.

Cette technique présente plusieurs avantages. Tout d'abord, elle permet d'obtenir des surfaces usinées de haute qualité avec une rugosité réduite. Les vibrations ultrasonores agissent comme un polissage léger, améliorant la finition de la surface usinée. De plus, l'usinage assisté par ultrasons permet d'augmenter la précision dimensionnelle des pièces usinées. Les vibrations ultrasonores réduisent les forces de coupe, ce qui réduit les risques de déformation ou de rupture des pièces.

Un autre avantage majeur de cette technique est la prolongation de la durée de vie de l'outil de coupe. Les vibrations ultrasonores réduisent les forces de coupe et les contraintes mécaniques exercées sur l'outil, ce qui diminue l'usure et prolonge sa durée de vie. Cela se traduit par une plus grande productivité et une réduction des coûts liés au remplacement fréquent des outils [21] [22].

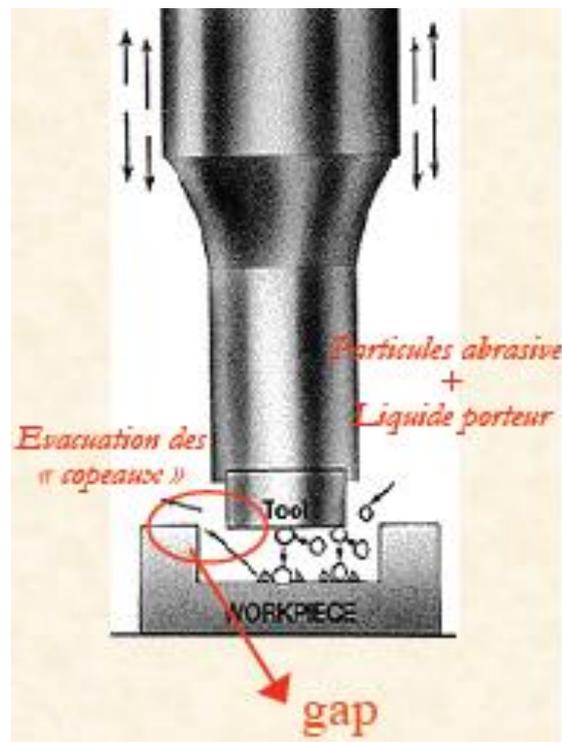


Figure 1.12 Usinage par ultrasons [21].



Figure 1.13 Usinage par ultrasons [22].

Contrôle qualité dans l'usinage : Le contrôle qualité joue un rôle crucial dans les technologies d'usinage pour assurer la conformité des pièces usinées aux spécifications requises. Différentes méthodes de contrôle qualité sont utilisées, telles que la mesure dimensionnelle, la mesure de rugosité de surface, l'inspection visuelle, l'utilisation de machines à mesurer tridimensionnelles (MMT), etc. Ces techniques permettent de vérifier les dimensions, la géométrie, la rugosité et d'autres caractéristiques critiques des pièces usinées. Un contrôle qualité efficace garantit la fiabilité des produits finis, réduit les rebuts et les coûts associés aux défauts de fabrication [23].

Les technologies d'usinage sont largement utilisées dans différents secteurs industriels tels que l'aérospatiale, l'automobile, l'énergie, l'industrie médicale, l'électronique, etc. Les applications comprennent la fabrication de composants structurels, de pièces de précision, de moules et matrices, d'engrenages, d'outils de coupe, de prothèses médicales, de circuits imprimés, etc. Chaque industrie a ses propres exigences en termes de précision, de qualité de surface, de productivité et de coûts. Les technologies d'usinage doivent donc être adaptées pour répondre aux besoins spécifiques de chaque secteur [24].

Les technologies d'usinage évoluent constamment pour relever les défis de l'industrie manufacturière moderne. Certains incluent :

Micro-usinage : Avec la demande croissante de mini produits (secteur médical et électronique) les technologies d'usinage doivent être capables de produire des pièces de plus en plus petites avec une précision élevée.

Les industries exigent des vitesses de production plus rapides et des tolérances dimensionnelles plus étroites. Les technologies d'usinage doivent donc être optimisées pour permettre un usinage à grande vitesse tout en maintenant une haute précision.

L'automatisation des processus d'usinage permet d'améliorer l'efficacité, la productivité et la reproductibilité. L'intégration des systèmes de production, tels que la communication entre les machines-outils, les robots et les systèmes de contrôle, permet d'optimiser les flux de travail et d'obtenir une plus grande flexibilité [25].

1.7 Rugosité de surface usinée

La rugosité est une mesure quantitative des irrégularités présentes sur la surface d'une pièce usinée. Elle est caractérisée par des creux, des bosses et des ondulations qui peuvent influencer les performances et la fonctionnalité de la pièce. Les mesures de rugosité sont effectuées à l'aide d'instruments spéciaux tels que les profilomètres et les rugosimètres, qui permettent de quantifier les paramètres de rugosité tels que Ra (rugosité moyenne arithmétique), Rz (hauteur de rugosité maximale), Rt (hauteur de rugosité totale), etc.

La rugosité de surface peut avoir un impact significatif sur les performances des pièces. Par exemple, dans les applications où une étanchéité est requise, une rugosité excessive peut entraîner des fuites. De même, dans les pièces en mouvement, une rugosité élevée peut entraîner une usure prématurée, une augmentation de la friction et une diminution de l'efficacité. Par conséquent, la rugosité doit être contrôlée et optimisée pour répondre aux exigences spécifiques de chaque application [26].

La mesure de rugosité de surface est effectuée en analysant le profil de surface et en évaluant les caractéristiques spécifiques des irrégularités présentes. Ces caractéristiques comprennent des paramètres tels que la profondeur moyenne d'ondulation, le pas moyen d'ondulation, la profondeur moyenne de rugosité (R), le pas moyen de rugosité (R_p), l'écart moyen arithmétique du profil (R_a), etc.

Le profil de surface fournit les données nécessaires pour calculer ces paramètres de rugosité. En mesurant les hauteurs locales des saillies et des creux par rapport à une ligne de référence (comme la ligne moyenne ou la ligne des moindres carrés), on obtient les valeurs qui sont utilisées pour déterminer les paramètres de rugosité. Ces paramètres fournissent des informations quantitatives sur les caractéristiques de la rugosité, telles que l'amplitude, la fréquence, la régularité, etc.

1.8 Analyse d'une surface

Profil brut : C'est le profil résultant de l'intersection de la surface réelle avec un plan spécifié, ce qui donne une courbe appelée profil de surface (Figure 1.14).

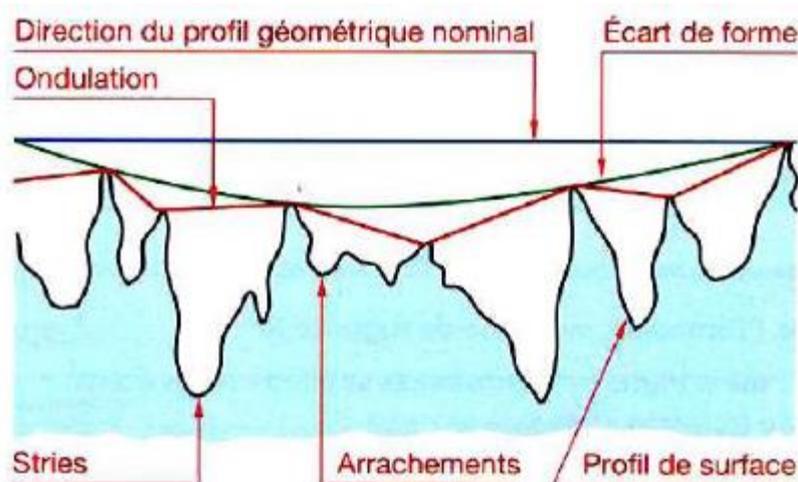


Figure 1.14 Profil d'une surface rugueuse [27].

Profil primaire : le profil issu du profil brut après l'application d'un filtre de longueur d'onde courante pour séparer les composantes de rugosité des composantes d'ondes plus courtes. Il est également optimisé par une méthode des moindres carrés pour redresser le profil brut.

Profil de rugosité : C'est le profil dérivé du profil primaire après la suppression des composantes de grande longueur d'onde, appelées ondulations, en utilisant un filtre de profil. Ce profil est intentionnellement modifié et sert de base pour l'évaluation des paramètres de rugosité.

Profil d'ondulation : C'est le profil dérivé du profil primaire après l'application successive des filtres de profil pour séparer les composantes de rugosité des composantes d'ondulation, ce profil est également modifié et utilisé pour l'évaluation des paramètres d'ondulation.

On distingue les défauts de surface de forme (1er ordre) : défauts géométrique, l'orientation ou la position relative des pièces usinées, et les défauts de rugosité (2ème, 3ème et 4ème ordre) qui caractérisent la qualité de surface des pièces. Les défauts de rugosité sont classés en fonction de leur nature et de leur fréquence, tels que les défauts de 2ème ordre (ondulations périodiques), les défauts de 3ème ordre (stries, sillons) et les défauts de 4ème ordre (piqûres, arrachements anormaux, fentes) [28] [29].

Les paramètres de l'état de surface 2D comprennent des mesures liées au motif du profil (Figure 1.15), tels que la profondeur moyenne d'ondulation (W), le pas moyen d'ondulation (WP), la profondeur moyenne de rugosité (R) et le pas moyen de rugosité (Rp). Aussi des paramètres liés à la ligne moyenne du profil, tels que l'écart moyen arithmétique du profil (Ra): la moyenne arithmétique des valeurs absolues des ordonnées du profil par rapport à l'axe OX .

Le pic maximal (Rp) c'est la hauteur maximale des saillies observées sur la surface analysée. Il est calculé en prenant la valeur maximale de l'ordonnée (hauteur) par rapport à la ligne centrale de la surface, lorsque celle-ci est alignée sur l'axe des abscisses.

Le creux maximal (Rc) correspond à la profondeur maximale des creux observés sur la surface analysée. Il est mesuré en prenant la valeur absolue de l'ordonnée minimale par rapport à la ligne centrale de la surface.

La rugosité totale (Rt) est la somme du pic maximal (Rp) et du creux maximal (Rc) observés sur la longueur analysée. Elle représente l'amplitude totale des variations de la surface [27].

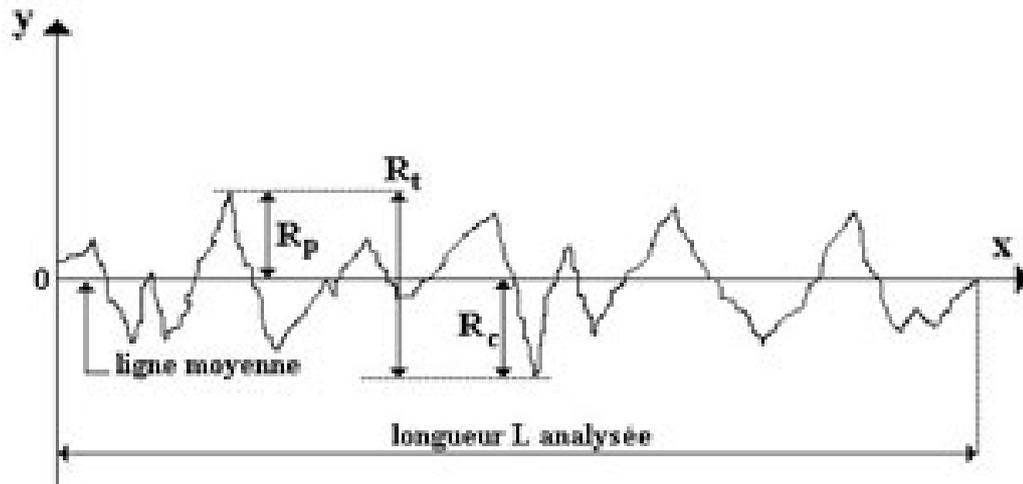


Figure 1.15 Paramètre de rugosité [27].

1.9 Méthodes de mesure de la rugosité

Il est important de déterminer la manière (mécanique, électronique, optique...) la plus appropriée aux spécifications de la recherche pour mesurer la rugosité car toute méthode a des avantages et des limites (Tableau 1.2).

Tableau 1.2 Méthodes de mesure [30].

Types de procédés	Méthodes de contrôle	Principes physiques	Types de défauts détectés	Domaines d'application
Mécanique	palpeur		Mesure de profondeur de défauts	Profils de surface sur pièces de formes simples
Optique	Vision industrielle (caméras) Examen visuel direct ou assisté	Formation d'images	Détection et localisation de défauts d'aspect	Contrôles rapides en ligne. Pièces fragiles ou déformables surfaces difficiles d'accès.
	Triangulation laser	Triangulation optique	Mesure de profondeur de défauts	Convient aux tailles importantes
	Microscopie confocale	Différence de chemin optique		Cartographie 3D de surface, profilométrie, analyse de la texture (échantillons de petites tailles)
	Microscopie interférométrique			
	Projection de franges	Projection d'une lumière blanche structurée	Défauts de formes	Inspection rapide de surfaces de tailles importantes

Profilomètres : sont des instruments de mesure spécialement conçus pour évaluer la rugosité des surfaces. Ils utilisent un palpeur mécanique ou optique qui parcourt la surface et enregistre les variations de hauteur. Les profilomètres mécaniques utilisent un palpeur physique (diamant taillé

avec haute précision) qui suit le contour de la surface (Figure 1.16), tandis que les profilomètres optiques utilisent des techniques d'imagerie pour capturer les détails de la surface (Figure 1.17).

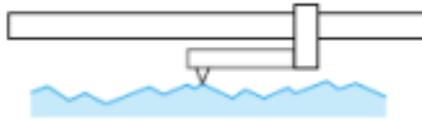


Figure 1.16 Palpeur mesurant la rugosité en référence à sa translation [30].

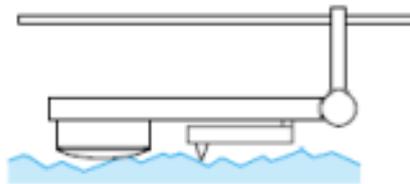


Figure 1.17 Palpeur mesurant la rugosité en référence à la rugosité avoisinante [30].

Interférométrie : une technique de mesure optique qui utilise des interférences lumineuses pour déterminer les variations de hauteur d'une surface. Les interféromètres utilisent des faisceaux de lumière cohérente qui sont réfléchis par la surface et se combinent pour former des motifs d'interférence. La différence de chemin optique entre le faisceau réfléchi par la surface de l'échantillon et le faisceau réfléchi par un miroir de référence génère des figures (Figure 1.18).

L'amplitude du rayonnement réfléchi par l'échantillon peut s'écrire : $S1 = a1 \cos (2\delta f t)$ celle réfléchi par le miroir mobile peut s'écrire $S2 = a2 \cos (2\delta f t + \phi)$ où ϕ est un déphasage du au trajet des deux rayonnements, et $2\delta f$ est la fréquence du rayonnement utilisé. En analysant ces motifs, il est possible de mesurer avec précision les détails de la surface, y compris la rugosité.

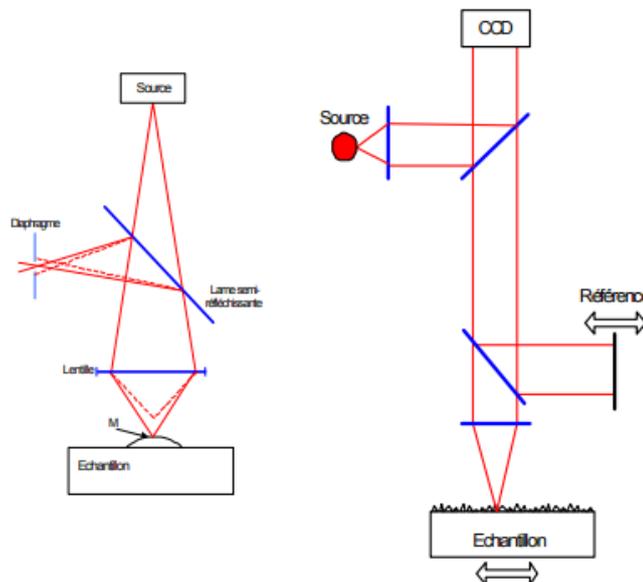


Figure 1.18 Interférométrie [30].

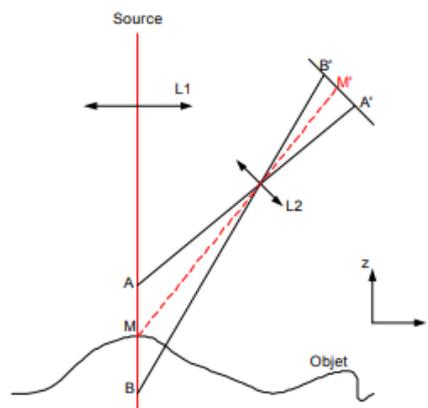


Figure 1.19 Profilométrie laser [30].

La profilométrie laser : Le déplacement de la surface à mesurer ou de la source permet d'obtenir un profil, la méthode peut être coaxiale ou basée sur le principe de triangulation, selon le faisceau émis et réfléchi suivent le même trajet optique ou pas (Figure 1.19).

Microscopie : La détermination de la rugosité à l'aide de microscopies est réalisée à l'aide de différents types de microscopies (le microscope à effet tunnel électronique ou optique, le microscope à champ proche et le microscope à force atomique) permettant d'analyser la micro géométrie des surfaces.

Le microscope à effet tunnel électronique qui utilise une pointe de tungstène dont les techniques de traitement physico-chimique lui confèrent un rayon de quelques 1/10 de nanomètres (Figure 1.20).

La procédure pour déterminer les caractéristiques d'une surface consiste à approcher l'instrument de la surface à une petite distance sans contact. Les microscopes sont de petites dimensions (quelques centimètres) et sont fabriqués à partir de matériaux rigides.

Dans certains cas l'utilisation d'un système d'amortissement est nécessaire pour isoler les vibrations [31].

La formation de la rugosité est étroitement liée aux méthodes d'usinage utilisées. Différents processus d'usinage, tels que le fraisage, le tournage, le perçage, l'alésage, etc., ont un impact sur la rugosité de surface. Les paramètres d'usinage tels que la vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de coupe et la géométrie de l'outil peuvent influencer la formation de la rugosité. Comprendre l'interaction entre les paramètres d'usinage et la rugosité permet de choisir les stratégies d'usinage les plus appropriées pour obtenir la qualité de surface requise.

Les ingénieurs mécaniques développent continuellement des approches innovantes pour caractériser et contrôler la rugosité de surface. Cela comprend l'utilisation de techniques de métrologie avancées, telles que la microscopie électronique à balayage (MEB), la microscopie à force atomique (AFM), la topographie optique, etc., qui permettent d'obtenir des informations détaillées sur la rugosité à l'échelle micro et nanométrique. De plus, des méthodes de contrôle en temps réel, telles

que la surveillance acoustique, la surveillance vibratoire et l'utilisation de capteurs intelligents, sont développées pour détecter et corriger les variations de rugosité pendant les opérations d'usinage [32].

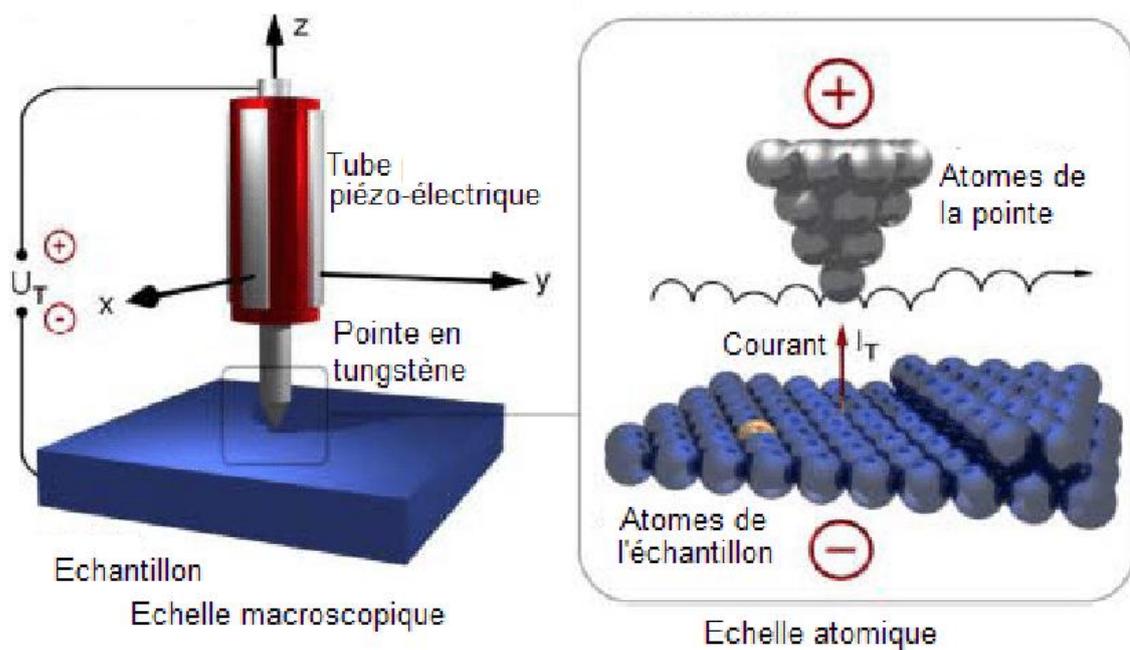


Figure 1.20 Microscope à effet tunnel [33] [34].

1.10 Facteurs influençant la qualité de surface usinée

L'obtention d'une qualité de surface optimale dépend de plusieurs facteurs. Un outil de coupe approprié, une vitesse de coupe adéquate, une profondeur de passe optimisée, une lubrification adéquate et une rigidité du système sont quelques-uns des paramètres qui influencent la qualité de surface usinée. L'utilisation d'un diagramme d'Ishikawa (aussi appelé diagramme de causes et effets) peut aider à analyser les différents facteurs qui contribuent à identifier les sources potentielles de problèmes de qualité de surface.

Machine :

Choix de la machine : La sélection d'une machine-outil appropriée pour l'usinage est cruciale pour obtenir une bonne qualité de surface. Les machines mal adaptées ou présentant des défauts peuvent entraîner des surfaces rugueuses ou des défauts de forme.

Précision de la machine : La précision et la stabilité de la machine, y compris les axes de mouvement, la rigidité structurelle et les systèmes de contrôle, ont un impact direct sur la qualité de surface obtenue. Des erreurs dans ces paramètres peuvent se traduire par des mesures inexactes.

Erreurs du capteur (caractéristiques métrologiques) : Les capteurs utilisés pour mesurer la surface peuvent présenter des erreurs liées à leur précision, leur calibrage ou leur étalonnage. Ces erreurs peuvent affecter la précision des mesures de rugosité.

Erreurs dues au faisceau partiellement occulté : Lors de l'utilisation de techniques de mesure par faisceau, des erreurs peuvent se produire si le faisceau est partiellement occulté par des obstacles ou des défauts de la pièce. Cela peut entraîner des mesures incorrectes de la rugosité.

Erreurs dues à la granularité du laser : Les techniques de mesure laser peuvent être sensibles à la granularité du faisceau ou au phénomène de speckle, ce qui peut entraîner des erreurs de mesure. Des méthodes de traitement appropriées doivent être appliquées pour réduire ces erreurs.

Outils de coupe :

Géométrie des outils : la forme, l'angle de coupe, le rayon de l'outil et d'autres paramètres géométriques des outils de coupe peuvent avoir un effet sur la qualité de surface. Des outils mal affûtés ou inappropriés peuvent entraîner des défauts de surface.

Conditions de coupe :

Vitesses de coupe, d'avance et de rotation : des paramètres de coupe inappropriés peuvent générer des vibrations, des échauffements excessifs ou une charge excessive sur les outils, ce qui peut se traduire par une mauvaise qualité de surface.

Défauts de mesure due aux surfaces avec des discontinuités : Les surfaces présentant des irrégularités, des bosses ou des discontinuités peuvent influencer les mesures de rugosité. Il est important de prendre en compte ces caractéristiques lors de l'interprétation des résultats.

Lubrification et refroidissement : un mauvais système de lubrification ou de refroidissement peut entraîner une mauvaise évacuation des copeaux, une friction excessive et des problèmes de surface.

Matériaux :

Choix des matériaux : certains matériaux sont plus difficiles à usiner que d'autres et peuvent présenter des défis particuliers en termes de qualité de surface.

Matériau des outils : le choix du matériau des outils de coupe doit être adapté aux matériaux à usiner. Des outils inadéquats peuvent provoquer des vibrations, des écaillages ou des arêtes irrégulières. La ductilité, la dureté, la résistance à l'usure et d'autres propriétés des matériaux peuvent influencer la formation de copeaux, la génération de chaleur et la stabilité des processus d'usinage. La déformation plastique causée par les forces d'usinage provoque une distorsion et une déformation du métal, cisaillement et glissement entre les grains cristallins.

Erreurs dues à la réflectivité de surface (surface réfléchissante) : Les variations de réflectivité de la surface peuvent entraîner des mesures inexactes, en particulier pour les techniques de mesure optique. Des ajustements appropriés doivent être effectués pour compenser ces variations.

Milieu de coupe :

Les erreurs liées au milieu de coupe sont généralement causées par le lubrifiant de coupe. Le choix du fluide de coupe utilisé lors de l'usinage peut avoir un impact considérable sur la qualité de surface. Différents types de fluides, tels que les lubrifiants, les liquides de refroidissement et les émulsions, peuvent influencer la formation de copeaux, la friction et la chaleur générée pendant le processus d'usinage, ce qui peut affecter la rugosité et la qualité de la surface obtenue.

La méthode d'application du fluide de coupe sur la zone de coupe joue également un rôle dans la qualité de surface. Des approches telles que la lubrification par pulvérisation, l'arrosage ou l'immersion peuvent produire des effets différents sur la formation de copeaux et la lubrification de la surface, ce qui peut impacter la rugosité et la qualité de la surface usinée.

Les concentrations du fluide de coupe et sa température d'utilisation sont cruciaux pour l'usinage et la qualité de surface. Des concentrations incorrectes ou des températures inappropriées peuvent entraîner des problèmes de lubrification, une évacuation insuffisante des copeaux ou une surchauffe, ce qui peut affecter la qualité de surface.

Les propriétés physico-chimiques du fluide de coupe, telles que sa viscosité, sa densité, sa conductivité thermique et ses propriétés anti-usure, ont un impact direct sur la qualité de surface.

La présence d'impuretés telles que des particules métalliques ou des résidus d'usinage dans le fluide de coupe peut altérer sa performance donc la qualité de surface (phénomène de friction).

Main d'œuvre :

Compétences et formation : les connaissances et les compétences des opérateurs dans le réglage des machines (un outil de coupe mal positionné peut entraîner une rugosité excessive, même lors de la

prise de mesure de la rugosité, la position incorrecte du capteur par rapport à la surface de la pièce peut entraîner des mesures inexacts. Il est important de positionner correctement le capteur pour obtenir des résultats fiables), le choix des paramètres de coupe et l'inspection des surfaces usinées peuvent affecter directement la qualité de surface.

Contrôle et suivi : la surveillance constante des opérations d'usinage, l'ajustement en temps réel des paramètres et l'inspection régulière des surfaces usinées contribuent à garantir une bonne qualité de surface.

Les erreurs peuvent également survenir lors du traitement des données mesurées. Des erreurs de calcul, des défauts dans les algorithmes de traitement ou des interférences peuvent affecter la précision des résultats [35].

Nous pouvons résumer les facteurs les plus importants dans le diagramme ci-dessous (Figure 1.21) :

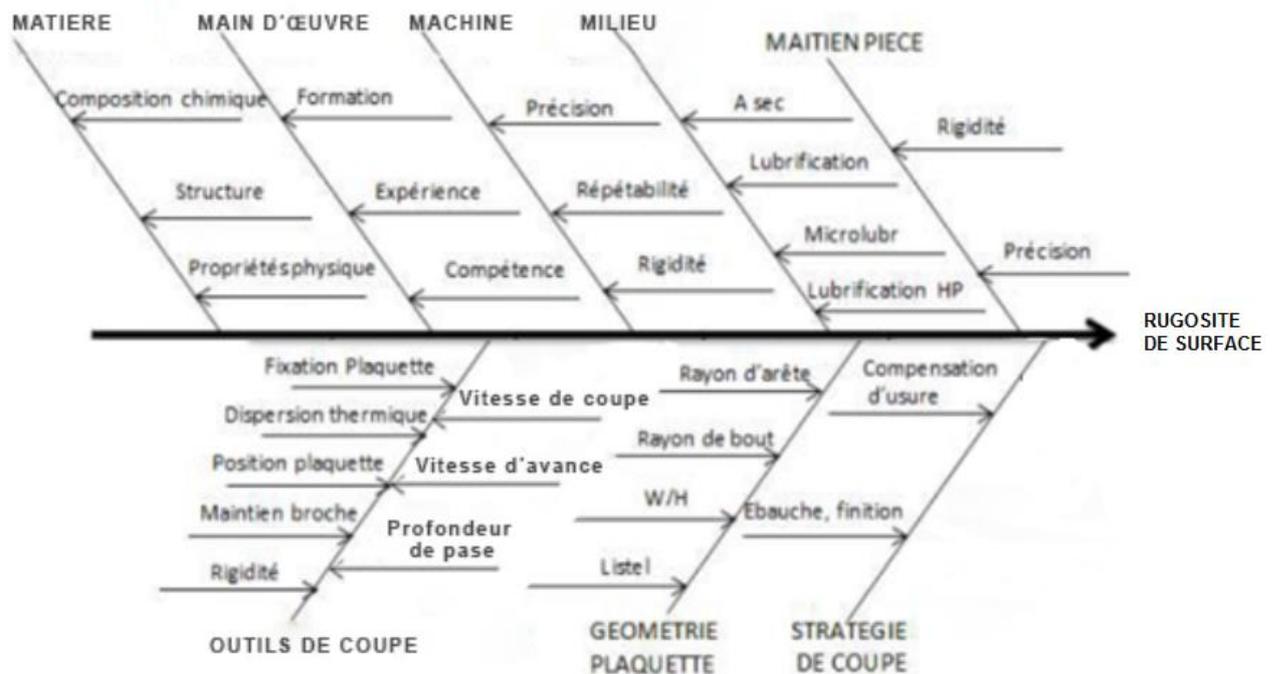


Figure 1.21 Diagramme Ishikawa ou 5M des causes à effet de la rugosité de surface [36].

Les paramètres d'usinage tels que la vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de coupe... sont des valeurs mesurables qui ont un impact direct sur la qualité de surface, établir des modèles mathématiques entre ces données et la qualité de surface permet de prédire la rugosité et ainsi l'optimiser. Des paramètres mal réglés ou inappropriés peuvent entraîner une rugosité excessive, des vibrations, des défauts de surface et une réduction de la durée de vie de l'outil. Par conséquent, une optimisation des paramètres d'usinage est essentielle pour obtenir une qualité de surface adéquate.

Pour réduire la rugosité de surface, diverses techniques peuvent être utilisées, l'optimisation des paramètres d'usinage (vitesse de coupe, avance, profondeur de passe), l'utilisation d'outils de coupe appropriés, l'application de revêtements adaptés et l'utilisation de techniques de finition et de polissage. La mise en place de stratégies d'assurance qualité, comprenant des inspections régulières, des contrôles de processus et des tests de performance, est essentielle pour prévenir les défauts de surface. L'analyse statistique des données et l'établissement de tolérances de rugosité acceptables sont également importants pour garantir la conformité aux spécifications requises. L'intégration de technologies d'usinage avancées, telles que l'usinage à haute vitesse, l'usinage à sec, l'usinage assisté par ultrasons et l'usinage assisté par laser, contribuent à améliorer la qualité de surface en réduisant la rugosité et en augmentant la précision des pièces usinées. L'utilisation de ces technologies permet d'obtenir des surfaces plus lisses et de réduire les défauts de surface.

Les techniques mentionnées précédemment, sont toutes des approches pratiques pour réduire la rugosité de surface. Ces stratégies visent à obtenir des pièces usinées de haute qualité en minimisant les défauts de surface. Cependant, afin de garantir une qualité constante, il est crucial de mettre en place des stratégies d'assurance qualité, notamment des inspections régulières, des contrôles de processus et des tests de performance ainsi que des approches de prédiction de la qualité de surface selon les exigences des fabricant :

Approche analytique/numérique : Cette approche se base sur la théorie de l'usinage et développe des modèles mathématiques rigoureux pour représenter la surface usinée. Des équations complexes sont résolues à l'aide d'algorithmes informatiques pour prédire les résultats. Des expériences sont menées pour valider les résultats prédits.

Approche empirique : Cette approche repose sur des expériences où les facteurs les plus importants sont étudiés pour comprendre leur effet sur la qualité de la surface usinée. Des modèles sont construits à partir des données expérimentales à l'aide de techniques d'analyse de régression. L'expertise du chercheur joue un rôle clé dans cette approche.

Approche de conception expérimentale : Cette approche utilise des méthodologies telles que la surface de réponse et la technique de Taguchi pour planifier, collecter et analyser de manière systématique les données expérimentales. L'objectif est de comprendre les performances du processus d'usinage et d'optimiser les paramètres pour améliorer la qualité de la surface.

Approche de l'intelligence artificielle : L'IA est utilisé à travers des modèles de réseaux de neurones artificiels, des algorithmes génétiques... pour simuler la façon des humains de prendre des décisions. Elles sont largement utilisées dans la prédiction de la rugosité de surface.

Simulation d'enlèvement de matière : Cette approche consiste à simuler le processus d'usinage, en prenant en compte le mouvement de l'outil et la quantité de matière enlevée. Différents modèles de simulation sont utilisés, tels que les modèles basés sur les DEXELS ou les modélisations solides. La

simulation d'enlèvement de matière offre une flexibilité importante, bien que sa vitesse puisse être plus lente que les autres approches.

En combinant les approches de prédiction de la topographie de surface, telles que l'analyse statistique, les méthodes empiriques et la simulation d'enlèvement de matière, avec les techniques d'optimisation des paramètres d'usinage et l'utilisation de technologies d'usinage avancées, il est possible d'obtenir des pièces usinées de haute qualité avec une rugosité de surface réduite [37].

1.11 Conclusion

Dans le premier chapitre, nous avons abordé le concept de l'usinabilité et exploré différentes techniques d'usinage pour améliorer la qualité de surface des pièces usinées. Nous avons discuté de l'importance de l'optimisation des paramètres d'usinage, de l'utilisation d'outils adaptés, de revêtements appropriés et enfin les techniques empiriques utilisés pour prédire l'état de surface.

Dans ce deuxième chapitre, nous examinerons plus en détail trois approches couramment utilisées pour prédire la topographie de surface : les plans d'expérience basée sur la méthode Taguchi, l'élaboration d'un modèle mathématique à l'aide la méthode de surface de réponse (MRS) et l'intelligence artificielle (AI).

Chapitre 2

Outils d'optimisation de la rugosité de surface

2.1 Introduction

L'optimisation des paramètres d'usinage est d'une importance capitale dans le domaine de la fabrication mécanique. En effet, l'usinage efficace des pièces est essentiel pour garantir une qualité optimale, des coûts réduits et des délais de production raccourcis. Les méthodes d'optimisation telles que la méthode Taguchi, les réseaux de neurones artificiels (ANN) et la méthode de surface de réponse (RSM) sont révélées extrêmement utiles et fréquemment utilisés.

Ce chapitre se concentre sur l'application et la comparaison des méthodes dans l'optimisation des paramètres d'usinage. Nous explorerons leurs principes fondamentaux, leurs avantages et leurs limitations.

2.2 Méthode de Taguchi

2.2.1 Présentation de la méthode

Développée par le Dr Genichi Taguchi (ingénieur japonais et un statisticien né le 1er janvier 1924 à Tokamachi, au Japon, et décédé le 2 juin 2012, il a permis l'intégration des techniques statistiques dans les processus de conception et de fabrication dès les premières étapes de développement réduisant ainsi les couts et améliorant la qualité, il a reçu nombreux prix prestigieux tout au long de sa carrière, dont le Prix Deming en 1960 et le Prix Eduard Rhein en 1996), est une approche statistique systématique utilisée pour l'optimisation. Elle est basée sur des plans d'expériences spécialement conçus et des techniques statistiques pour analyser les effets des paramètres et identifier les combinaisons optimales.



Figure 2.1 Dr Genichi Taguchi 1924-2012 [38].

La méthode Taguchi met l'accent sur la robustesse, c'est la capacité d'un processus à produire des produits de haute qualité malgré les variations des paramètres de production. L'objectif est de

trouver les combinaisons de paramètres qui minimisent l'impact des variations et améliorent la qualité des produits finis. Notons que la méthode Taguchi est basée sur plusieurs principes statistiques et utilise une variété de calculs et d'algorithmes en fonction du problème en question. Donc les calculs et les algorithmes peuvent varier d'un système à un autre en fonction des données de l'étude.

2.2.2 Étapes de l'application de la méthode Taguchi

La première étape consiste à identifier les paramètres d'usinage qui ont un impact significatif sur les performances du processus. Cela nécessite une compréhension approfondie des relations entre les paramètres et les résultats souhaités, les facteurs à prendre en considération peuvent être classés en trois classes : les facteurs contrôlables qui dépendent directement des choix des professionnels, tels que le choix d'un matériau ou d'une pression; les facteurs non contrôlables qui varient indépendamment des choix des professionnels, tels que les conditions climatiques ou l'environnement d'utilisation; et les facteurs d'entrée, tels que les matières premières dans le cadre d'un processus de production.

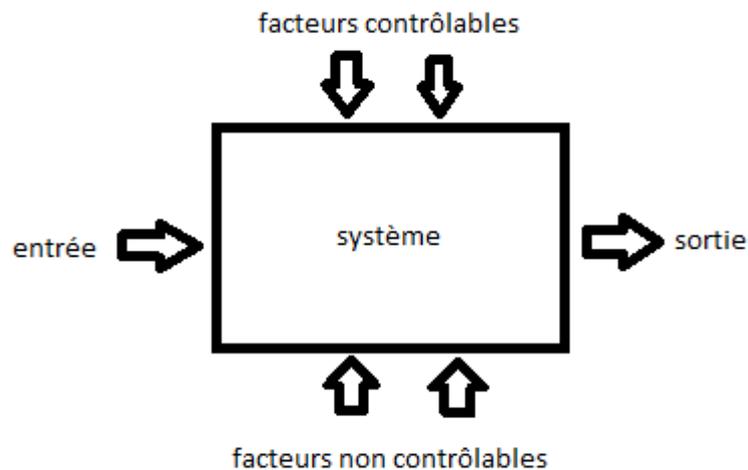


Figure 2.2 Environnement du système selon Taguchi [38].

Cependant, établir des relations entre les réponses obtenues et les différents paramètres peut s'avérer complexe, surtout lorsque des interactions existent entre les facteurs, les plans d'expériences sont utilisés pour établir ce type de relations.

Ensuite on doit définir les niveaux possibles de chaque facteur c'est leur degrés de liberté, les niveaux peuvent être des valeurs discrètes ou des intervalles, selon la nature des paramètres de l'étude.

Un plan d'expérience (ou plan orthogonal) est utilisé pour déterminer quels essais doivent être effectués pour étudier les interactions entre les facteurs ainsi que le degré d'influence sur la quantité à étudier en l'occurrence la rugosité de surface.

Les essais sont ensuite effectués en utilisant un plan préalablement choisis pour tester différentes combinaisons de niveaux des caractéristiques clés. Chaque combinaison est répétée plusieurs fois pour évaluer la variabilité et les effets de bruit, les essais sont réalisés dans des conditions contrôlées pour minimiser les influences externes.

Après avoir finis les essais et les avoir notés sur le plan d'expérience, les données sont analysées à l'aide de méthodes statistiques pour déterminer les effets des différents facteurs sur la qualité. L'analyse de variance (ANOVA) est couramment utilisée pour évaluer l'importance relative des facteurs en décomposant la variation totale des données en contributions attribuables aux facteurs, à l'interaction entre les facteurs et à l'erreur résiduelle. L'ANOVA fournit des estimations des effets principaux, des interactions et des contributions au rapport signal/bruit.

Optimisation des niveaux de facteurs : Sur la base de l'analyse des résultats, les niveaux optimaux des facteurs peuvent être déterminés pour maximiser la qualité. Des ajustements peuvent être apportés aux niveaux des facteurs afin d'obtenir les meilleures performances possibles.

Une fois que les niveaux optimaux des facteurs sont identifiés, des essais supplémentaires peuvent être effectués pour valider les résultats. La vérification implique de tester les niveaux optimaux des facteurs dans des conditions réelles pour confirmer l'amélioration de la qualité et la performance du produit ou du processus [38].

2.2.3 Plans d'expériences (Design of Experiments DOE)

Les plans d'expériences de la méthode Taguchi sont des matrices conçus pour évaluer l'effet des paramètres et leurs différentes interactions. Ils permettent de recueillir des données de manière efficace et significative, en minimisant le nombre d'essais requis. Les plans d'expériences de Taguchi se caractérisent par leur efficacité et leur capacité à identifier rapidement les paramètres les plus influents.

Une matrice orthogonale (telle que la matrice L8, L16, L27, etc.) est une matrice dans laquelle chaque colonne contient les niveaux de réglage des paramètres, et les lignes contiennent les différentes combinaisons **chaque combinaison des niveaux apparaît une seule fois**.

La taille de la matrice dépend du nombre de paramètres à étudier et du nombre de niveaux de chaque paramètre.

Facteurs et niveaux :

Les facteurs sont les paramètres du processus qui ont un impact sur les résultats.

Chaque facteur peut avoir plusieurs niveaux, qui représentent les différentes valeurs que ce facteur peut prendre.

Par exemple, dans un processus d'usinage, les facteurs pourraient être la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe, et chaque facteur aurait plusieurs niveaux correspondant à différentes valeurs possibles c'est-à-dire nombre degré de liberté, le nombre de lignes d'un tableau orthogonal est obtenu avec l'expression $n = \text{niveaux} \wedge \text{facteurs}$.

L'étude d'un plan complet consiste à étudier toutes les combinaisons possibles des facteurs pris en considération dans l'expérience.

Colonnes de la matrice :

Chaque colonne de la matrice représente un facteur avec ses niveaux respectifs.

Les colonnes sont arrangées de manière à respecter la propriété orthogonale, ce qui signifie que chaque combinaison de niveaux de facteurs apparaît une seule fois pour permettre de séparer et d'identifier l'effet de chaque facteur sur la réponse étudiée.

La construction du plan d'expérience est du ressort de l'expérimentateur en fonction de la stratégie d'optimisation, il déterminera le plan le plus adapté à la situation.

Si par exemple notre expérimentateur désire étudier la rugosité (R) pour trois facteurs A B C (A : vitesse de coupe, B : vitesse d'avance, C : profondeur de passe) suivant 2 niveaux (1 et 2 qui sont les valeurs possibles ou degré de libertés que peut prendre chaque facteur respectivement) il devra construire un plan d'expérience complet de $2^3=8$ expériences et mesurer la rugosité suivant chaque combinaison de facteurs comme suit [39] :

Tableau 2.1 Plan d'expérience complet [38].

<i>N°</i>	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>C</i>	R
1	1	1	1	R1
2	1	1	2	R2
3	1	2	1	R3
4	1	2	2	R4
5	2	1	1	R5
6	2	1	2	R6
7	2	2	1	R7
8	2	2	2	R8

2.2.4 Dépouillement et interprétation

Le dépouillement consiste à faire des calculs et graphes des effets. Cette étape est utilement. L'interprétation est ensuite faite par le spécialiste. Elle consiste à s'enrichir des résultats, et à interpréter le sens physique des effets étudiés.

La validation des résultats consiste à vérifier si les hypothèses retenues par l'interprétation des plans d'expériences sont bien vérifiées. La validation consiste aussi à réaliser des essais complémentaires en dehors des essais du plan d'expériences pour valider le modèle de comportement obtenu [39].

Tableau 2.2 Dépouille et résultats.

R moyen	A	B	C
Niveau 1	Moyenne pour A=1	Moyenne pour B=1	Moyenne pour C=1
Niveau 2	Moyenne pour A=2	Moyenne pour B=2	Moyenne pour C=2

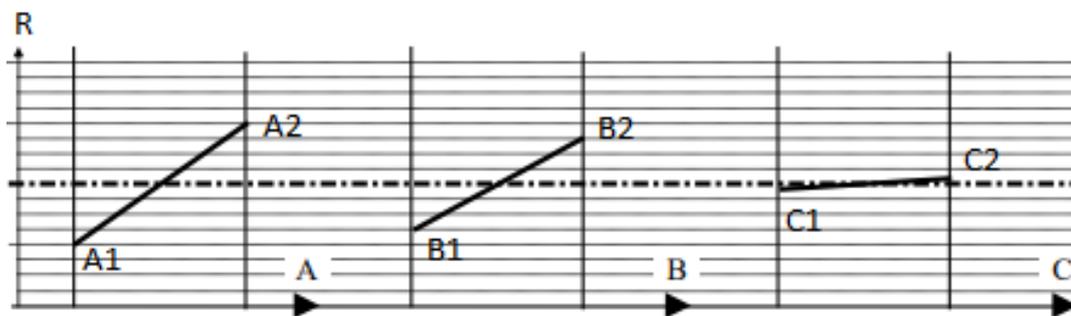


Figure 2.3 Dépouille et résultats.

Nous avons ici simplifié la démarche à suivre mais dans un contexte expérimental poussé l'expérimentateur est confronté à plus de facteurs et doit réaliser plusieurs expériences selon plusieurs niveaux pour avoir de bons résultats.

2.2.5 Ratios signal-bruit (RSB)

Le RSB mesure la capacité d'un processus à produire un résultat souhaité (signal) par rapport aux variations indésirables (bruit). Il permet de quantifier la qualité de la performance d'un processus en termes de stabilité et de robustesse.

Pour calculer le RSB dans le plan Taguchi, on utilise généralement la méthode de la moyenne des écarts au carré (Mean Squared Deviation) ou la méthode de l'analyse de la variance (ANOVA). Ces méthodes permettent d'évaluer l'effet des différents facteurs du processus sur le signal et le bruit.

$$RSB = -10 \log_{10} \left(\frac{1}{MSD} \right) \dots \dots \dots 2.1$$

Où MSD est la moyenne des écarts au carré entre les mesures observées pour une combinaison donnée et sa valeur cible.

Le RSB est exprimé en décibels (dB) et plus la valeur du RSB est élevée, meilleure est la performance du processus. Un RSB élevé indique que la variation due au bruit est faible par rapport à la variation due au signal, le processus est donc plus robuste et moins sensible aux perturbations.

Pour le cas où l'objectif est de minimiser certaines caractéristiques indésirables du produit, le ratio S/B peut être calculé par :

$$RSB = -10 \log_{10} \left[\left(\frac{1}{n} \right) * S(y_i^2) \right] \dots \dots \dots 2.2$$

Pour $i = 1$ à nombre de variables calculés pour une expérience répétée n fois avec une combinaison particulière de paramètres et y est la caractéristique respective pour notre étude la rugosité. Notez que ce ratio S/B est basé sur une hypothèse de fonction de perte quadratique. Le facteur -10 assure que le ratio mesure l'inverse de la "mauvaise qualité". Plus il y aura de défauts dans la rugosité (la somme des défauts au carré sera plus grande), plus le ratio S/B sera faible (plus négatif). Ainsi, maximiser ce ratio revient à augmenter la qualité.

Pour le cas où l'objectif est d'atteindre une valeur nominale spécifique avec une variance autour de cette valeur, le ratio S/B peut être calculé comme suit :

$$RSB = -10 \log_{10} \left(\frac{Moyenne^2}{variance} \right) \dots \dots \dots 2.3$$

Ce ratio signal sur bruit peut être utilisé lorsque la qualité idéale correspond à une valeur nominale particulière pour une expérience répétée n fois avec une combinaison spécifique de paramètres.

Dans le cas où l'objectif est de maximiser une caractéristique de qualité telle que les économies de carburant d'une automobile, la force du béton ou la résistance d'un matériau de protection, le ratio S/B suivant est utilisé :

$$RSB = -10 \log_{10} \left[\left(\frac{1}{n} \right) * \sum \left(\frac{1}{y_i^2} \right) \right] \dots \dots \dots 2.4$$

Pour $i = 1$ à nombre de variables calculés pour une expérience répétée n fois avec une combinaison particulière de paramètres et y est la caractéristique respective pour notre étude la rugosité.

Ce type de ratio S/B est approprié lorsque la quantité étudiée a une valeur idéale nulle et que des valeurs positives et négatives de cette caractéristique peuvent se produire.

Pour minimiser les occurrences de petits défauts ou la proportion de patients présentant des effets secondaires dus à la prise d'un médicament, le ratio S/B suivant est utile :

$$Eta = -10 \log_{10}[p/(1 - p)] \dots \dots \dots 2.5$$

Ici, p représente la proportion de défauts [40].

2.2.6 Calcul de la fonction de perte

La fonction de perte est utilisée pour évaluer la performance d'un processus en termes de déviation par rapport à une cible spécifiée. Elle est souvent exprimée sous forme de fonction quadratique. La fonction de perte est calculée pour chaque combinaison de paramètres et comparée pour déterminer la combinaison optimale.

Taguchi nous dit que tout écart par rapport à l'objectif engendre une perte financière (pour le client ou en interne) égale au carré de l'écart à l'objectif.

La formule de la fonction de perte quadratique s'écrit donc :

$$L = k(y - y_0)^2 \dots \dots \dots 2.6$$

L : la perte, K : la constante de perte, y_0 : la valeur cible, y : la variable mesurée [41].

2.2.7 Analyse des résultats

Une fois que les expériences ont été réalisées, les résultats sont recueillis et analysés.

L'analyse peut se faire en utilisant des méthodes statistiques telles que l'analyse de la variance (ANOVA) pour déterminer les effets significatifs des facteurs et des interactions.

L'objectif est de trouver la combinaison optimale des niveaux de facteurs qui minimise les variations et maximise la performance du processus.

Les plans d'expérience de Taguchi offrent une approche systématique pour optimiser les paramètres de processus en utilisant un nombre minimal d'essais. En utilisant ces plans, les ingénieurs peuvent identifier les paramètres clés qui influencent les résultats, réduire les variations et améliorer la qualité et la performance des produits ou des processus.

2.2.8 Avantage de l'application de la méthode

Réduction du nombre d'essais.

La méthode Taguchi permet de réduire considérablement le nombre d'essais nécessaires pour optimiser les paramètres d'usinage. Cela permet d'économiser du temps, des ressources et des coûts.

Amélioration de la qualité des produits.

En identifiant les combinaisons optimales de paramètres, la méthode Taguchi contribue à améliorer la qualité des produits finis. Elle permet de réduire les variations et de minimiser les défauts de fabrication.

Optimisation des performances et des coûts.

La méthode Taguchi aide à optimiser les performances des processus d'usinage, en maximisant l'efficacité de production et en réduisant les coûts. Elle permet de trouver les paramètres optimaux qui garantissent les meilleurs résultats en termes de productivité et de rentabilité.

Applications étendues dans l'industrie manufacturière.

La méthode Taguchi trouve des applications dans divers secteurs de l'industrie manufacturière, notamment l'automobile, l'aérospatiale, l'électronique et bien d'autres. Elle est utilisée pour l'optimisation des paramètres d'usinage, la conception de produits, l'amélioration des processus et la réduction des coûts.

Il faut noter que la méthode Taguchi est basée sur des principes statistiques et utilise une variété de calculs et d'algorithmes en fonction du problème spécifique. Les calculs et les algorithmes peuvent varier en fonction des objectifs de l'optimisation et des caractéristiques du système étudié.

2.2.9 Critique de la méthode Taguchi

Le but de la méthode était de simplifier au maximum ses techniques statistiques pour permettre au plus grand nombre de les utiliser sans être un génie des maths.

Les critiques rejettent ces simplifications en démontrant mathématiquement que certains résultats obtenus par les plans orthogonaux mènent à des résultats déviants de ceux obtenus par des plans d'expériences classiques (travaux de Sir Ronald Fisher).

Cependant c'est une bonne base pour démarrer les études expérimentales [41].

La méthode de surface de réponse (MSR) peut être utilisée pour analyser et optimiser les résultats des expériences de la méthode Taguchi. Lorsque des plans d'expérience Taguchi sont utilisés pour collecter des données, la MSR peut être appliquée pour modéliser la relation entre les facteurs et la réponse, afin d'optimiser les performances du produit ou du processus. La MSR peut également être utilisée pour valider les résultats obtenus avec la méthode Taguchi et pour affiner davantage les paramètres du processus.

2.3 Méthode de surface de réponse (MSR)

2.3.1 Présentation de la méthode

La notion de surface de réponse a émergé de la nécessité de représenter les variations d'une grandeur, appelée "réponse", en fonction de variables aléatoires appelées "stimuli". En mécanique, la méthode de surface de réponse (MSR) cherche à fournir des formulations analytiques explicites ainsi que des graphes des réponses d'un système mécanique pour visualiser et comprendre comment la réponse varie en fonction des facteurs et aident à identifier les réglages optimaux des facteurs pour obtenir une réponse optimale.

La méthode des Surfaces de Réponse (MSR) est une étude statistique utilisée en ingénierie pour modéliser et optimiser les performances d'un processus en fonction de différents facteurs. Elle trouve des applications dans des domaines tels que la biologie, la chimie, les sciences humaines, l'agronomie et la mécanique. La construction des surfaces de réponse a été initialement utilisée dans des domaines tels que la biologie animale et végétale, l'agronomie et la chimie dès les années 1930. Dans les années 1950, les chimistes Box et Wilson ont développé le concept de surface de réponse en utilisant des techniques de régression analytique et la conduite d'expériences.

La MSR repose sur le choix des variables stimuli et leur poids relatif, ainsi que sur la définition des périodes d'observation et le calcul des erreurs. Les variables stimuli, également appelées variables de base ou facteurs, sont caractérisées par des informations statistiques telles que les fonctions de distribution, les moments normalisés, etc. Les surfaces de réponse sont généralement représentées par des formes polynomiales [42].

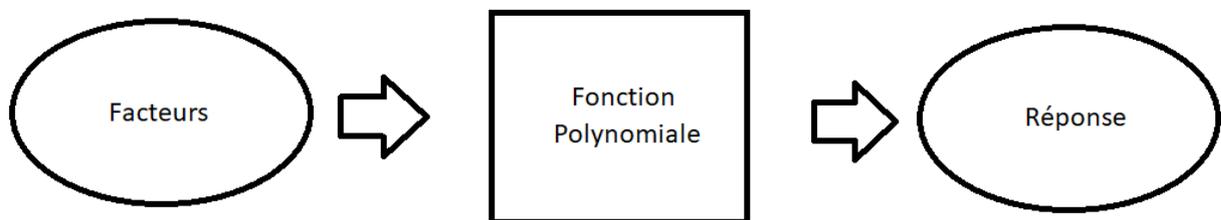


Figure 2.4 Construction d'une surface de réponse [42].

La construction d'une surface de réponse nécessite la collecte de données expérimentales à partir de plans d'expérience appropriés. Différents types de plans d'expérience peuvent être utilisés pour réduire le nombre d'essais nécessaires tout en conservant les informations essentielles.

Une fois les données collectées, un modèle de surface de réponse est construit en ajustant un polynôme aux données à l'aide de techniques statistiques telles que la méthode des moindres carrés. Ce modèle permet de prédire les réponses du processus en fonction des valeurs des variables d'entrée.

Le modèle de surface de réponse doit être validé en comparant ses prédictions avec des données expérimentales non expérimentés. Cette étape permet de vérifier la capacité du modèle à représenter fidèlement le processus et à prédire les réponses dans des conditions non expérimentées.

Une fois le modèle validé, des techniques d'optimisation peuvent être utilisées pour trouver les valeurs des variables d'entrée qui maximisent ou minimisent les réponses du processus. Des méthodes telles que la méthode du gradient, les algorithmes génétiques ou les algorithmes de recherche peuvent être appliquées [42].

L'avantage de la méthode MSR est qu'elle permet d'explorer efficacement l'espace des paramètres et d'identifier les conditions optimales pour atteindre les objectifs du processus. Elle peut également fournir des informations sur l'influence des variables d'entrée sur les réponses du processus, ce qui est utile pour l'amélioration et l'optimisation du processus.

La représentation géométrique d'un processus physique, la réponse y étudiée est le résultat du transfert des variables d'entrée du système par une fonction de réponse explicite, également appelée fonction de transfert. Lorsque les valeurs de ces variables changent, la réponse change en conséquence. Les modèles expérimentaux des surfaces de réponse prennent en compte le choix des variables stimuli, la définition des périodes d'observation et le calcul de l'erreur.

Sa forme la plus générale est :

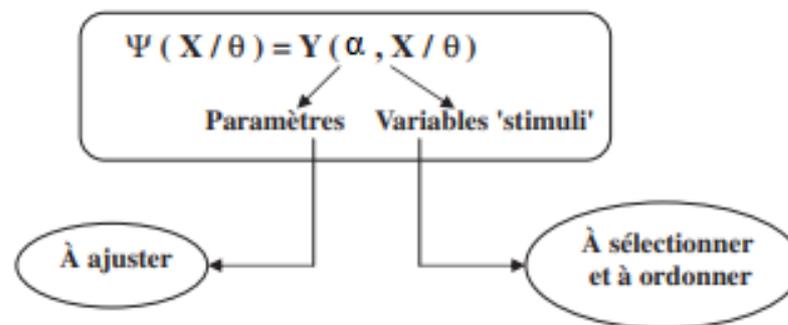


Figure 2.5 Fonction de réponse [42].

$X = \{X_1, \dots, X_n\}$ ensemble variables de base, $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_p\}$ ensemble d'informations statistiques sur le vecteur X , $\Psi(X/\theta)$ approximation de la réponse y formulée en fonction de X sachant et de θ , et obtenue soit par ajustement des paramètres α (surface de réponse analytique), soit par modèles physiques (surface de réponse physique obtenu par les lois de la physique).

2.3.2 Formes des fonctions de réponse

Différents critères permettent de présélectionner le type de formulation pour représenter les variations de la réponse Y . Ces critères comprennent la complexité, qui influence le temps de calcul, la possibilité d'une approche expérimentale et l'état actuel des connaissances, en particulier

les modèles déterministes utilisés comme référence. La construction de surfaces de réponse combine généralement deux approches :

Surfaces de réponse analytiques : on ajuste un modèle mathématique à partir d'une base de données sélectionnée. Les fonctions mathématiques courantes, notamment les polynômes, sont souvent utilisés pour représenter les variations de la réponse en fonction des variables d'entrée. Cette formulation permet d'obtenir des expressions mathématiques explicites pour la surface de réponse, ce qui facilite son analyse et son utilisation ultérieure.

Surfaces de réponse physiques : Utilisation de lois physiques déterministes auxquelles sont ajoutées des variables aléatoires pour tenir compte des variations intrinsèques (par exemple, la hauteur et la période des vagues) ou des incertitudes sur les paramètres des modèles. La construction de la surface de réponse est guidée par la représentativité physique des modèles déterministes et la sélection des variables fondamentales qui influencent les variations des quantités étudiées [42].

2.3.3 Construction d'une surface de réponse

La construction d'une surface de réponse passe par plusieurs étapes. En premier lieu, la conception d'un ensemble d'expériences ou de simulations à effectuer de manière systématique. Les résultats de ces expériences sont ensuite utilisés pour ajuster un modèle statistique, généralement une régression. Les plans d'expérience permettent une exploration efficace de l'espace des variables et permettent d'obtenir des informations précieuses sur les effets des différentes variables d'entrées sur les variables de sorties.

La normalisation des données d'entrée :

La normalisation des données d'entrée est utilisée pour mettre à l'échelle les valeurs des variables d'entrée d'un modèle recueillis dans le plan d'expérience, ajuster les données afin qu'elles aient une valeur commune et qu'elles se situent dans une plage spécifique, elle a pour but :

Éviter les disparités d'échelle : Si les variables d'entrée ont des échelles différentes, cela peut entraîner des problèmes lors de l'entraînement du modèle. Certains algorithmes d'apprentissage automatique sont sensibles à la plage des valeurs des variables d'entrée, et une disparité d'échelle peut entraîner des résultats biaisés. La normalisation permet de rendre les variables d'entrée comparables en les ramenant à une échelle commune, généralement entre 0 et 1 car dans notre étude sur l'usinage les vitesses de coupe sont généralement élevées, la profondeur de passe à l'ordre du millimètre et la rugosité du micromètre.

Accélérer la convergence.

Réduire les effets des valeurs aberrantes.

Il existe plusieurs techniques de normalisation, parmi lesquelles :

La normalisation min-max : Elle met les valeurs des variables dans la plage [0, 1], en soustrayant la valeur minimale et en divisant par la différence entre la valeur maximale et minimale, ou en divisant par la valeur maximale.

La normalisation décimale : Elle consiste à déplacer la virgule d'un nombre pour qu'il ait une seule décimale significative.

Modèle de régression polynomiale simple :

On estime dans un modèle de régression simple que la réponse [43]:

$$Y = \beta x + \beta_0 + \epsilon \dots \dots \dots 2.7$$

Le calcul de β et de β_0 revient à utiliser la méthode des moindres carrés sur les différents points (x_i, Y_i) récoltés dans le plan d'expérience.

$$\min \sum_i^n (Y_i - (\beta x + \beta_0))^2 \text{ Error! No text of specified style in document.} \dots \dots \dots 2.8$$

En dérivant et en résolvant le système on obtient [6]:

$$\beta_0 = \text{moy}(Y) - \beta \text{ moy}(x) \dots \dots \dots 2.9$$

$$\beta = \frac{\sum_i^n (x_i - \text{moy}(x))(Y_i - \text{moy}(Y))}{\sum_i^n (x_i - \text{moy}(x))^2} \dots \dots \dots 2.10$$

Généralement les quantités étudiées Y_i par les planes d'expérience dépendent de plusieurs facteurs $x_{i1} \dots \dots x_{ip}$ [6]:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \epsilon_i \text{ Error! No text of specified style in document.} 2.11$$

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_i \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{i1} & & x_{ij} & & x_{ip} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{nj} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_j \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \vdots \\ \epsilon_i \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix}$$

Figure 2.6 Ecriture matricielle du problème $Y = X \beta + \epsilon$ [43].

La solution du problème est de calculer les β_i : (si $X'X$ est inversible)

$$\beta = (X'X)^{-1} X'Y \dots \dots \dots 2.12$$

Le problème c'est que la linéarité de la méthode ne permet pas de faire une surface qui s'approche au résultat souhaité.

Donc on augmente le degré du polynôme étudié :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n a_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_i x_j + \epsilon \dots \dots \dots 2.13$$

Où Y représente la réponse (par exemple, la rugosité de surface), a_i a_{ii} a_{ij} sont les coefficients de régression, x_i sont les facteurs (par exemple, la vitesse de coupe, la profondeur de passe et l'avance par dent...) et ϵ est l'erreur aléatoire pour la i'eme expérience.

Y étant la surface de réponse, La surface de réponse est une représentation des effets combinés de deux variables indépendantes ou plus sur une variable de sortie. Elle est souvent utilisée pour visualiser les effets des variables de processus sur les caractéristiques de qualité des produits fabriqués.

Le terme $\sum_{i=1}^n a_i x_i$ représente l'effet linéaire de x_i sur la réponse Y. Les termes $\sum_{i < j}^n a_{ij} x_i x_j$ représentent les effets d'interaction entre les facteurs et $\sum_{i=1}^n a_{ii} x_i^2$ représente l'effet quadratique de x_i sur la réponse Y.

Pour plus de précision on peut augmenter la précision on peut augmenter le degré du polynôme d'approximation comme suit :

Approximation à l'ordre 3 :

$$Y = a_0 + \sum_1^n a_i x_i + \sum_1^n a_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_1^n a_{iii} x_i^3 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \sum_{k=j+1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \epsilon \dots \dots \dots 2.14$$

Approximation à l'ordre 4 :

$$Y = a_0 + \sum_1^n a_i x_i + \sum_1^n a_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_1^n a_{iii} x_i^3 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \sum_{k=j+1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \sum_1^n a_{iiii} x_i^4 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \sum_{k=j+1}^n \sum_{l=k+1}^n a_{ijkl} x_i x_j x_k x_l + \epsilon \dots \dots \dots 2.15$$

Dans ces approximations, a (avec i, j, k, l, allant de 1 à n) représentent les coefficients du polynôme et x_i , x_j , x_k , x_l (avec i, j, k, l, allant de 1 à n) sont les variables d'entrée. Le terme ϵ représente l'erreur résiduelle qui ne peut pas être expliquée par le polynôme d'approximation.

Ces approximations à des ordres plus élevés permettent de capturer des interactions plus complexes entre les variables d'entrée et de mieux représenter la relation entre les variables et la variable de


```

a = np.hstack((a, (A**i)*(B**j)*(C**(t-i-j))))
#print("A", i, "B", j, "C", t-i-j, "->", idx)
idx += 1
# Calcul du pseudo-inverse
a_pinv = np.linalg.pinv(a)
#solution du problème
coeff = a_pinv.dot(y)
Si par exemple nous voulons introduire 4 facteurs ABCD (par exemple vitesse de coupe, vitesse
d'avance, profondeur de passe et force de coupe):
import numpy as np
# ordre du polynôme
n = 8
#matrice a
a = np.ones((len(A), 1))
# variable d'itération
idx = 1
for t in range(1, n + 1):
for i in range(t + 1):
for j in range(t - i + 1):
for k in range(t - i - j + 1):
a = np.hstack((a, (A**i)*(B**j)*(C**k)*(D**(t-i-j-k))))
#print("A", i, "B", j, "C", k, "D", t-i-j-k, "->", idx)
idx += 1
# Calcul de la pseudo-inverse
a_pinv = np.linalg.pinv(a)
#solution du probleme
a = a_pinv.dot(y)

```

Puisque la matrice de calcul n'est pas carré alors la solution du problème $a = (X'X)^{-1} X'Y$ si la matrice $X'X$ est inversible.

On peut utiliser la matrice pseudo-inverse de python qui permet de résoudre le problème et contourner le problème du produit matricielle. La matrice pseudo-inverse d'une matrice A est une généralisation de la notion d'inverse d'une matrice qui peut être définie même si la matrice n'a pas d'inverse. Elle est notée A^+ (ou A dagger en anglais).

Les propriétés de la matrice pseudo inverse sont :

Existence : Pour toute matrice réelle ou complexe, la matrice pseudo-inverse existe, même si la matrice n'est pas inversible.

Unicité : La matrice pseudo-inverse est unique pour une matrice donnée.

Approximation : Lorsque la matrice des coefficients est singulière ou mal conditionnée, la matrice pseudo-inverse peut être utilisée pour approximer une solution du système d'équations linéaires.

Propriétés algébriques : La matrice pseudo-inverse satisfait les propriétés algébriques suivantes :

Pour toute matrice $A * A^+ * A = A$.

$(A * A^+)^T = A * A^+$ (symétrie). Avec A^+ la pseudo-inverse de A .

Calcul : La matrice pseudo-inverse peut être calculée à l'aide de diverses méthodes, notamment la décomposition en valeurs singulières (SVD), la décomposition QR ou la décomposition en valeurs propres.

Lorsqu'un système d'équations linéaires est surdéterminé (il y a plus d'équations que d'inconnues), la matrice pseudo-inverse permet de trouver la solution.

Pour calculer la matrice pseudo-inverse on peut utiliser la décomposition en valeurs singulières (SVD). Si la matrice A est de taille $m \times n$ avec $m \geq n$, sa pseudo-inverse A^+ est donnée par la formule : $A^+ = V * \text{inv}(S) * U.T$ où U, S, V sont les matrices de la SVD de A , $U.T$ est la transposée de U et $\text{inv}(S)$ est la matrice diagonale contenant les inverses des valeurs singulières de A .

Si la matrice A est de taille $n \times m$ avec $n \geq m$, alors la pseudo-inverse est donnée par : $A^+ = U * \text{inv}(S) * V.T$.

Dans NumPy, la fonction `np.linalg.pinv(A)` utilise la décomposition SVD pour calculer la pseudo-inverse de la matrice A .

On peut illustrer le calcul par un code python exemple ci-dessous [44]:

```
import numpy as np
# Calcul de la décomposition SVD de A U, s,
Vt = np.linalg.svd(A)
# Initialisation de la matrice pseudo-inverse
A_pinv = np.zeros_like(A.T)
# Calcul des valeurs singulières inverses
s_inv = np.zeros(A.shape).T
s_inv[:,s.shape[0], :s.shape[0]] = np.diag(1/s)
# Calculate the pseudo-inverse matrix A_
pinv = np.dot(Vt.T, np.dot(s_inv, U.T))
# Affichage de la matrice pseudo-inverse
print(A_pinv)
```

Pour résoudre le problème selon la méthode de surface de réponse on peut suivre l'organigramme suivant:

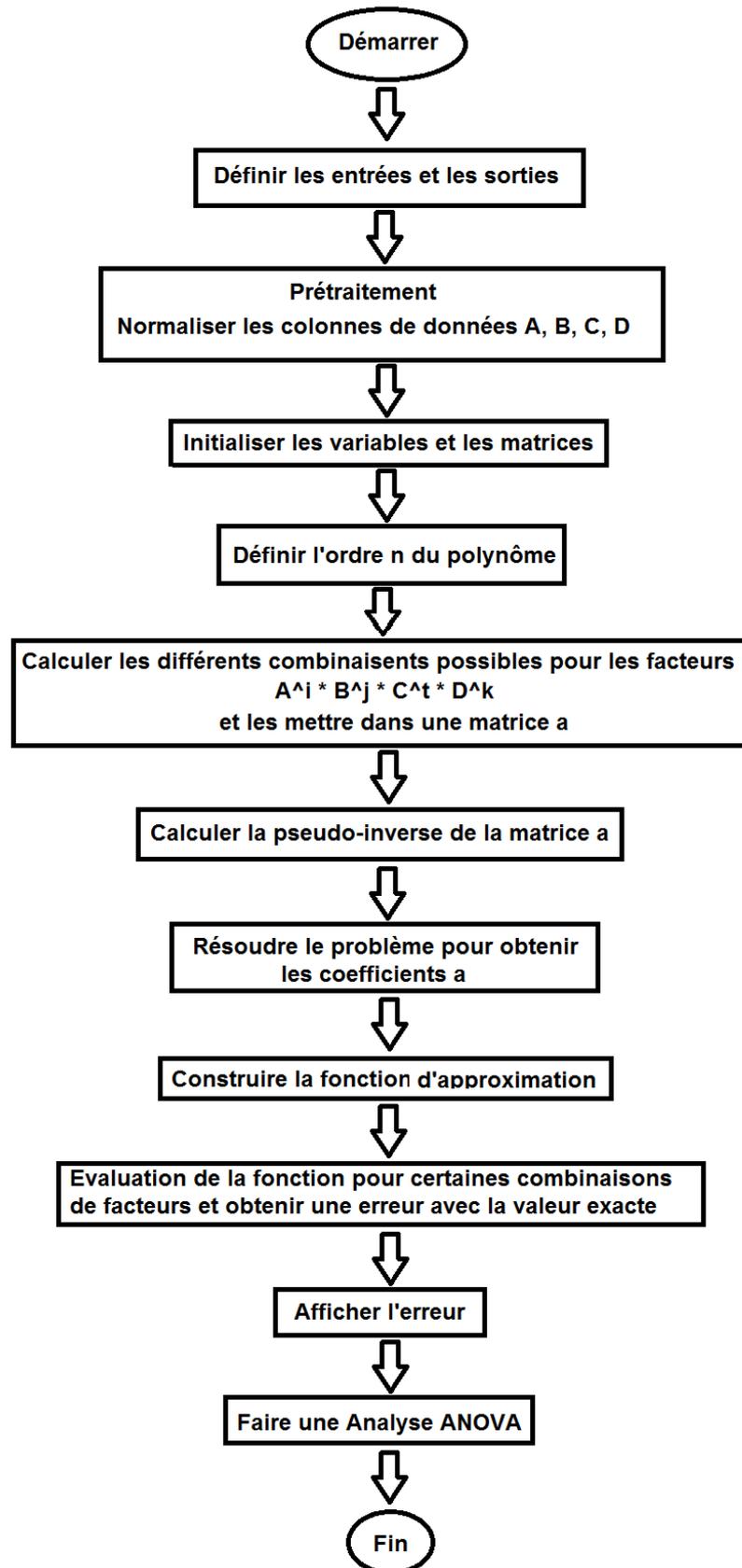


Figure 2.8 Organigramme résumant la méthode MSR.

En résumé, la méthode des Surfaces de Réponse est une approche statistique utilisée en ingénierie pour modéliser et optimiser les performances d'un processus. Elle repose sur la construction de modèles de surface de réponse à partir de données expérimentales, leur validation, et l'optimisation des paramètres pour atteindre les objectifs du processus. Elle trouve des applications dans différents domaines scientifiques et offre des outils d'analyse de sensibilité et d'aide à la décision.

2.4 Méthode des réseaux de neurones

La résolution de problèmes de prédiction des données est devenue une tâche cruciale dans nombreux domaines : la finance à la santé en passant par la reconnaissance vocale et l'imagerie. Dans ce contexte, les réseaux de neurones artificiels (ANN) ont émergé comme une approche capable de modéliser les relations complexes entre les inputs et réaliser des prédictions précises des outputs, les différentes couches d'un réseau de neurones, composées de neurones interconnectés inspirés de neurones humain, permettent de capturer différentes informations et les propager à travers le réseau.

2.4.1 Origine de la méthode

Depuis des siècles, l'humanité s'est intéressée à la création de machines capables de reproduire la pensée et le raisonnement humain. Cependant, le terme "intelligence artificielle" n'a été officiellement introduit que beaucoup plus tard, en 1955, par John McCarthy. C'est lors de la conférence "Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence" organisée par John McCarthy et ses collègues en 1956 que des domaines tels que l'apprentissage automatique (machine learning), le deep learning, les analyses prédictives et plus récemment les analyses prescriptives ont émergé. Parallèlement, un nouveau champ d'étude est apparu : la science des données [45].

En 1960 B. Widrow, automaticien, développe (Adaptative Linear Element). Qui est à l'origine de l'algorithme de rétropropagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. En 1985 la rétropropagation de gradient apparaît aussi appelés Perceptrons multicouches [46].

2.4.2 Structure des réseaux neuronaux

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont des modèles inspirés par le fonctionnement des neurones biologiques, le cerveau humain comprend près de 10 milliards de neurones et 60 trillions de connexions, les synapses, entre eux. En utilisant plusieurs neurones simultanément, le cerveau peut exécuter ses fonctions beaucoup plus rapidement que les ordinateurs. Leur structure présente une analogie avec celle des neurones biologiques. Un neurone biologique est composé d'un corps

cellulaire, d'un axone et de dendrites, tandis qu'un neurone ANN est composé d'entrées, d'une fonction de traitement et d'une sortie. Dans un neurone biologique, les dendrites reçoivent des signaux électriques provenant d'autres neurones. De manière similaire, dans un neurone ANN, les entrées correspondent aux valeurs des caractéristiques d'entrée, tandis que la sortie représente la prédiction du modèle. Le corps cellulaire d'un neurone biologique traite les signaux entrants et génère un potentiel d'action qui se propage le long de l'axone. Dans un neurone ANN, la fonction de traitement combine les entrées pondérées avec les poids du modèle pour produire une sortie.

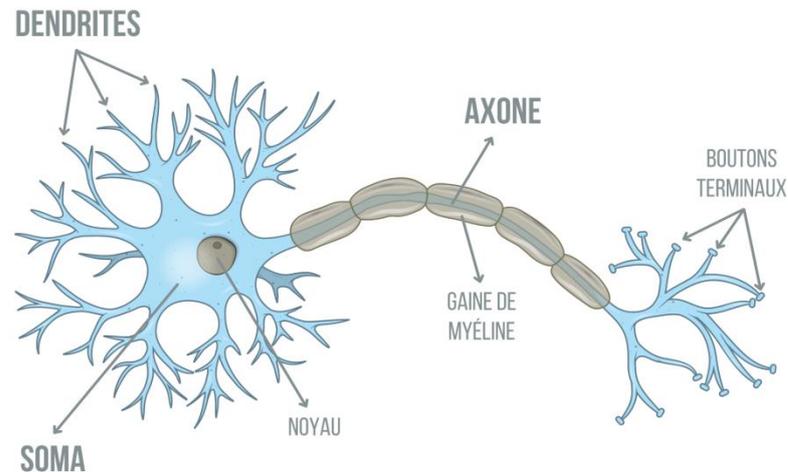


Figure 2.9 Neurone biologique [47].

Les synapses dans un neurone biologique utilisent des neurotransmetteurs pour transmettre les signaux électriques. De manière similaire, dans un neurone ANN, la fonction d'activation transforme le signal produit par la fonction de traitement en une sortie non linéaire. Les fonctions d'activation couramment utilisées incluent la fonction sigmoïde, la fonction ReLU et la fonction tangente hyperbolique.

Les connexions synaptiques dans un neurone biologique sont renforcées ou affaiblies en fonction de l'expérience, et les poids dans un neurone sont ajustés lors de l'apprentissage pour améliorer les performances du modèle.

L'apprentissage dans un neurone biologique se produit par l'ajustement des connexions synaptiques. Dans un neurone ANN, l'apprentissage se fait par la rétropropagation de l'erreur et l'ajustement des poids afin d'optimiser la prédiction du modèle. Caractéristique intéressante des réseaux de neurones artificiels est leur capacité à apprendre de manière non linéaire. Contrairement à de nombreuses autres techniques de prédiction, les réseaux de neurones peuvent modéliser des relations complexes et non linéaires entre les variables d'entrée, ce qui permet une grande flexibilité et le calcul parallèle des données permet de garder les connexions qui mènent à un bon résultat supprimer ceux qui mènent à un mauvais résultat. De plus, les réseaux de neurones artificiels bénéficient de

l'apprentissage supervisé, qui repose sur un ensemble de données qui guident le processus d'apprentissage. Cela permet au réseau de neurones d'ajuster ses poids et de minimiser l'erreur entre les prédictions et les valeurs réelles.

En combinant ces concepts biologiques avec des techniques mathématiques et informatiques, les réseaux de neurones artificiels ont émergé comme des outils puissants dans le domaine de la data science pour modéliser et prédire des relations complexes entre les variables [46].

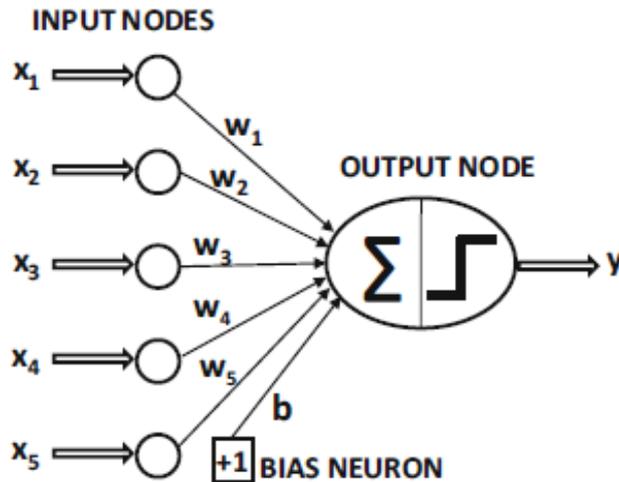


Figure 2.10 neurone artificielle à une couche ou modèle du perceptron [48].

Un neurone reçoit plusieurs signaux x_i de ses liens d'entrées sont multipliés ensuite par leur poids respectifs qui représentent l'importance ou la force de la connexion entre les neurones, ajoute un biais qui est un terme constant utilisé pour introduire un décalage ou une translation dans la fonction d'activation d'un neurone, ce qui lui permet de mieux s'adapter aux données et de capturer des relations non linéaires plus complexes, le neurone calcul ensuite la sortie y par une fonction d'activation et la renvoie vers un autre neurone artificiel c'est la propagation d'information.

L'apprentissage d'un réseau neuronal consiste à ajuster les valeurs des poids et du biais afin que le réseau puisse effectuer des prédictions précises ou résoudre une tâche spécifique. La rétro-propagation du gradient qui est un algorithme d'apprentissage souvent utilisé, est utilisé pour mettre à jour les poids en fonction de l'erreur entre les prédictions du réseau et les valeurs attendues.

Les fonctions d'activation sont des fonctions mathématiques appliquées aux sorties des neurones pour introduire de la non linéarité dans le modèle. Elles permettent aux réseaux neuronaux de s'approcher aux relations complexes et non linéaires entre les variables d'entrée et les variables de sortie.

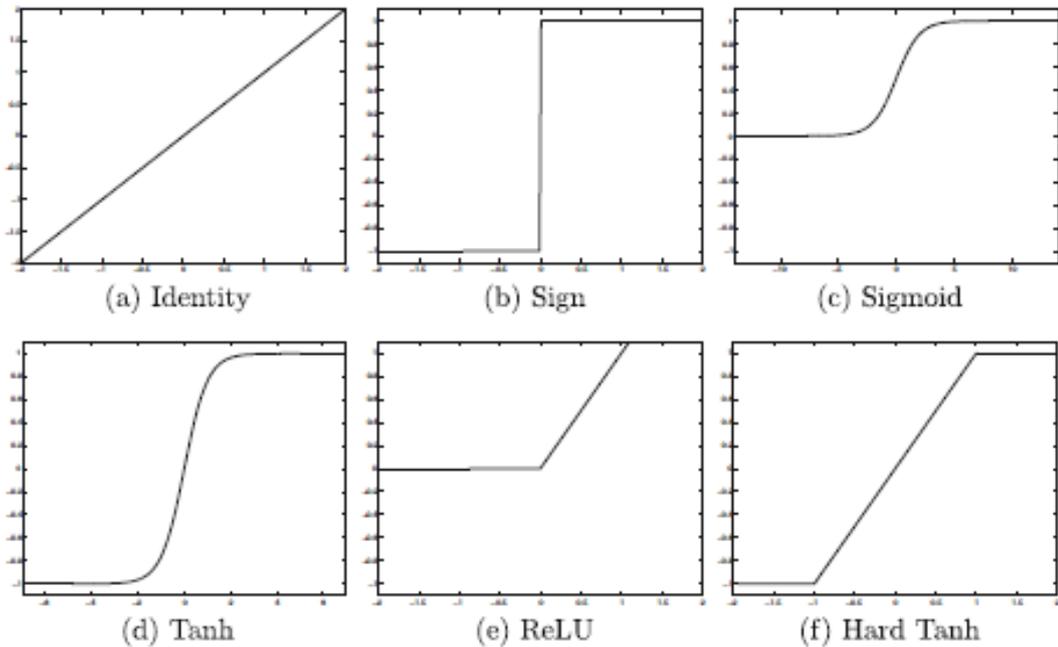


Figure 2.11 Les fonctions d'activations les plus utilisés dans les réseaux de neurones [48].

Fonction Sigmoide qui transforme les valeurs dans un intervalle compris entre 0 et 1, idéale pour la classification binaire.

$$\sigma(x) = \frac{1}{(1 + \exp(-x))} \dots \dots \dots 2.17$$

Fonction Tangente Hyperbolique (Tanh) similaire à la fonction sigmoïde, mais elle renvoie des valeurs dans l'intervalle (-1, 1).

$$\tanh(x) = \frac{(\exp(x) - \exp(-x))}{(\exp(x) + \exp(-x))} \dots \dots \dots 2.18$$

Fonction RectifiedLinear Unit (ReLU) qui renvoie simplement la valeur d'entrée si elle est positive, et 0 sinon. Elle est largement utilisée dans les réseaux neuronaux en raison de sa simplicité et de sa capacité à atténuer le problème de la disparition du gradient.

$$ReLU(x) = \max(0, x) \dots \dots \dots 2.19$$

La fonction Leaky ReLU qui est une modification de la fonction ReLU pour introduire une pente (pente a valeur généralement petite, comme 0.01) légèrement positive pour les valeurs négatives, ce qui permet de résoudre le problème des neurones "morts" (où la sortie est toujours 0 pour des valeurs négatives).

$$LeakyReLU(x) = \max(ax, x) \dots \dots \dots 2.20$$

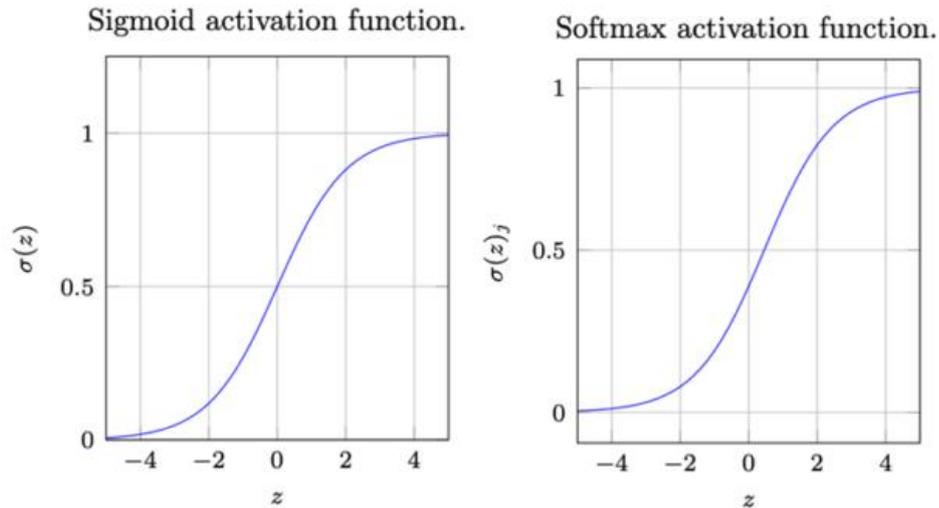


Figure 2.12 Fonction sigmoïde et fonction softmax [49].

La fonction softmax est souvent utilisée dans la couche de sortie pour les problèmes de classification. Elle renvoie une distribution de probabilités sur les différentes classes [48].

$$\text{softmax}(x_i) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_j \exp(x_j)}$$

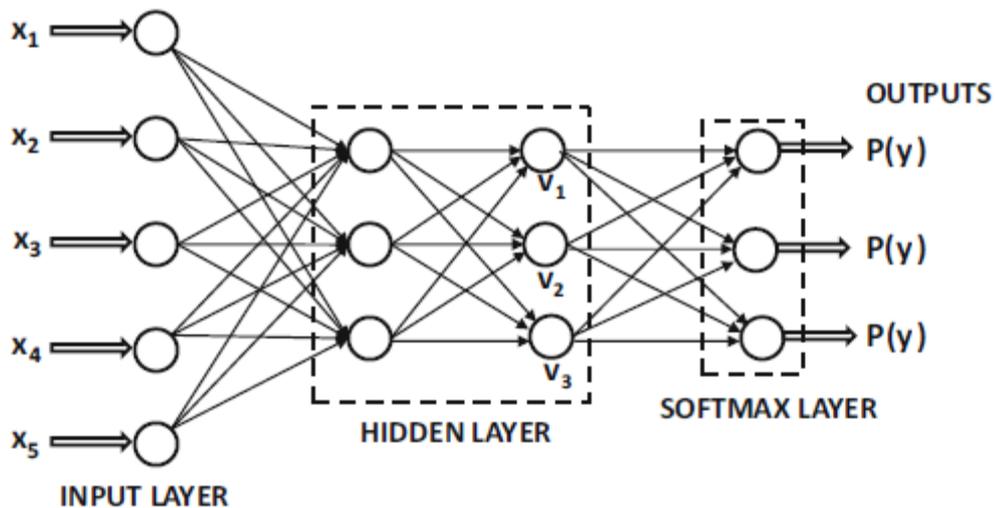


Figure 2.13 Exemple d'un réseau neuronal multicouche avec comme fonction d'activation finale softmax [48].

Les réseaux neuronaux multicouches sont des modèles d'apprentissage profond composés de plusieurs couches de neurones. Chaque couche joue un rôle spécifique dans le traitement des informations du réseau.

La couche d'entrée (input layer) est la première couche du réseau, elle accepte les signaux d'entrée qui sont les données numériques du plan d'expérience. Elle a pour fonction est de redistribuer ces données aux neurones des couches cachées (hidden layers). Contrairement aux autres couches, la

couche d'entrée ne contient généralement pas de neurones de calcul et ne traite pas les modèles d'entrée.

Les neurones de la couche cachée sont responsables de la détection des caractéristiques dans les modèles d'entrée. Chaque neurone dans cette couche est associé à un ensemble de poids qui représentent les caractéristiques cachées du modèle d'entrée. Ces caractéristiques sont apprises à partir des données d'entraînement et utilisées pour représenter et transformer les informations.

La couche de sortie reçoit les signaux provenant de la couche cachée et génère l'information de sortie du réseau. Elle peut être utilisée pour prédire des classes dans le cas d'un problème de classification, estimer des valeurs continues dans le cas d'une régression, ou effectuer d'autres tâches spécifiques selon le problème traité. La couche de sortie est essentielle pour produire les résultats finaux du réseau.

Un aspect important des réseaux neuronaux multicouches est leur capacité à représenter des fonctions complexes. Avec une seule couche cachée, un réseau peut représenter toute fonction continue des signaux d'entrée. En ajoutant des couches cachées supplémentaires, même des fonctions discontinues peuvent être représentées. Cela permet aux réseaux neuronaux multicouches d'exprimer des relations non linéaires complexes entre les variables d'entrée et de produire des modèles plus précis.

2.4.3 Apprentissage des réseaux neuronaux

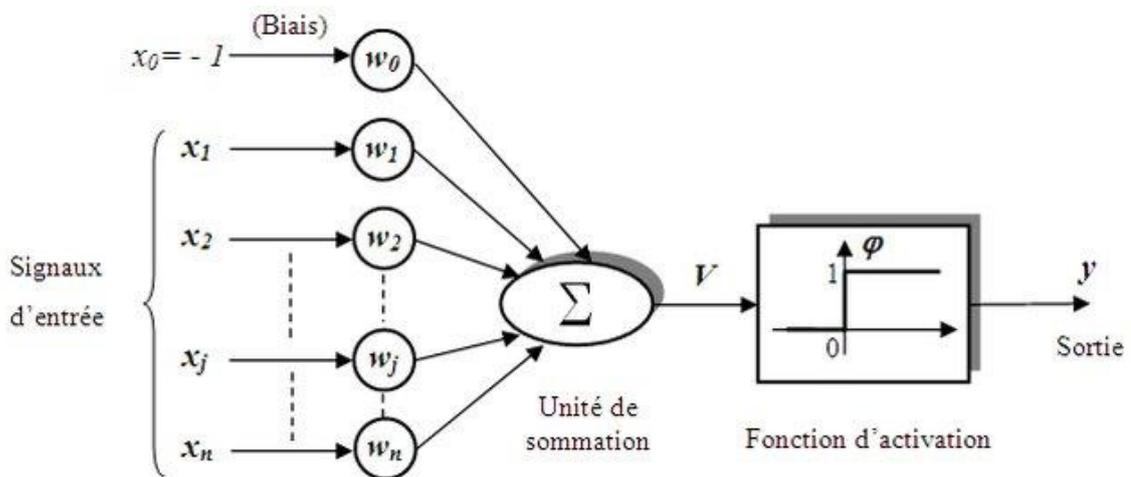


Figure 2.14 Composants d'un neurone artificiel [50].

Les composants d'un neurone artificiel sont donc :

Des valeurs d'entrée $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$

Des poids réels $\{W_1, W_2, \dots, W_n\}$

Une fonction de sommation qui calcule la somme pondérée (combinaison linéaire des valeurs d'entrée multipliées par des coefficients ou poids) des entrées $\sum W_i X_i$

Un biais b associe au neurone.

Une fonction d'activation f qui calcule l'activité / l'état du neurone à partir de cette somme et donne une sortie Y .

L'apprentissage d'un réseau neuronal c'est l'ajustement des poids (ou des paramètres) du réseau afin qu'il puisse apprendre à partir des données et effectuer des prédictions précises ou résoudre une tâche spécifique, Le processus d'apprentissage d'un réseau neuronal repose généralement sur la propagation en avant et la rétropropagation.

Lors de la propagation avant, les données d'entrée sont transmises à travers le réseau neuronal, couche par couche, en utilisant les poids préalablement initialisés. Chaque neurone effectue une somme pondérée des entrées qu'il reçoit, puis applique une fonction d'activation pour générer une sortie pour calculer les prédictions du réseau.

La rétropropagation du gradient est un algorithme utilisé pour ajuster les poids du réseau neuronal afin de minimiser l'erreur entre les prédictions du réseau et les valeurs attendues. Elle consiste à calculer les gradients de l'erreur par rapport aux poids du réseau, en utilisant la règle de la chaîne, et à propager ces gradients en sens inverse à travers le réseau pour mettre à jour les poids. Cela permet d'effectuer une descente de gradient afin de minimiser progressivement l'erreur du réseau.

Le processus d'apprentissage d'un réseau neuronal implique généralement plusieurs itérations de propagation avant et de rétropropagation du gradient, également appelées époques. À chaque époque, les poids sont ajustés pour améliorer les performances du réseau sur les données d'entrée. L'objectif est d'obtenir des poids qui permettent au réseau de généraliser à de nouvelles données et de produire des prédictions précises [51].

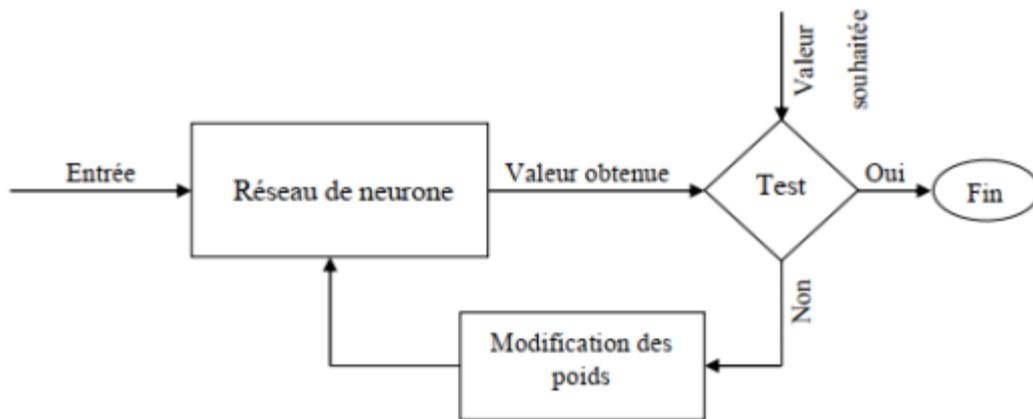


Figure 2.15 Algorithme d'apprentissage [51].

Lors de l'apprentissage on introduit un paramètre clé qui est le taux d'apprentissage (learning rate en anglais). Il représente la vitesse à laquelle les poids du réseau sont mis à jour lors de la rétropropagation du gradient. Contrôlant ainsi l'amplitude des ajustements effectués sur les poids à chaque époque.

$$\text{nouveaux poids} = \text{anciens poids} - \text{taux d'apprentissage} * \text{gradient} \dots \dots \dots 2.22$$

Le gradient est calculé à l'aide de la rétropropagation du gradient et indique la direction et l'amplitude de la plus forte augmentation de l'erreur. En multipliant le gradient par le taux d'apprentissage, on obtient un facteur qui détermine l'amplitude de la mise à jour des poids. Un taux d'apprentissage élevé peut entraîner des mises à jour de poids plus importantes, ce qui peut conduire à une convergence plus rapide mais également une instabilité. Un taux d'apprentissage faible peut conduire à une convergence plus lente mais plus stable. Le choix du taux d'apprentissage optimal dépend du problème spécifique et peut nécessiter des ajustements empiriques et des expérimentations.

On distingue 2 types d'apprentissages.

Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé consiste à entraîner un modèle à partir de données d'entraînement (des inputs), où chaque exemple d'entraînement est associé à une valeur de sortie attendue.

L'équation de base pour l'apprentissage supervisé peut être représentée comme suit :

$$y(\text{prédite}) = f(x, w) \dots \dots \dots 2.23$$

Dans cette équation, x représente les données d'entrée, w sont les poids, f est la fonction qui représente le modèle, et y_pred est la prédiction produite par le modèle pour les données d'entrée x. L'objectif de l'apprentissage supervisé est d'ajuster les poids w de manière à minimiser la différence entre y_prédite et la valeur attendue y_expérimentale associée à l'exemple d'entraînement correspondant. Il est utilisé généralement une fonction de perte (ou fonction d'erreurest une mesure utilisée dans pour quantifier l'écart entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles correspondantes) pour quantifier l'écart entre les prédictions du modèle et les valeurs attendues.

Apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé consiste à extraire des informations utiles à partir de données non étiquetées ou non ciblés associées aux données d'entrée, contrairement à l'apprentissage supervisé, où le modèle apprend à partir de données ciblés, l'apprentissage non supervisé vise à découvrir des structures appelés patrons dans les données sans aucune information préalable.

L'équation de base pour l'apprentissage non supervisé peut être représentée comme suit :

$$y_{\text{prédite}} = g(x, w) \dots \dots \dots 2.24$$

Dans cette équation, les symboles x, w et y_prédite ont la même signification que dans l'apprentissage supervisé. Cependant, dans l'apprentissage non supervisé, la prédiction y_prédite ne correspond pas à une valeur attendue, car les données d'entrée ne sont pas précisées.

L'objectif de l'apprentissage non supervisé est de découvrir des structures, des motifs ou des regroupements dans les données. Les techniques d'apprentissage non supervisé comprennent notamment la réduction de dimensionnalité, la détection d'anomalies et le clustering [52][53].

2.4.4 Rétropropagation du gradient (Backpropagation)

La propagation avant est une étape fondamentale dans l'apprentissage d'un réseau neuronal. Elle consiste à transmettre les données d'entrée à travers le réseau, couche par couche, en utilisant les poids actuels. Chaque neurone effectue une somme pondérée des entrées qu'il reçoit, puis applique une fonction d'activation pour générer une sortie. La propagation avant permet de calculer les prédictions du réseau neuronal pour une entrée donnée. Sur python avec 3 couches on aura :

```
# Propagation avant
z1 = np.dot(X, W1)
y1 = sigmoid(z1)
z2 = np.dot(y1, W2)
y2 = sigmoid(z2)
z3 = np.dot(y2, W3)
y_pred = sigmoid(z3)
```

X et W sont initialisés sous forme de vecteurs, z la somme pondérée et y la sortie du neurone. Une fois que la propagation avant est effectuée et que les prédictions du réseau neuronal, y_prédite, sont obtenues, l'erreur entre ces prédictions et les valeurs réelles, y_expérimentale, doit être calculée. Cela permet de quantifier la différence entre les sorties prédites par le réseau et les sorties réelles attendues.

$$error = y_{pred} - y_{experimental} \dots \dots \dots 2.25$$

Pour propager les signaux d'erreur, on commence par la couche de sortie et on remonte vers la couche cachée. Le neurone situé dans la couche de sortie, reçoit une sortie désirée qui lui est propre. Pour mettre à jour le poids on utilise le calcul suivant

$$w(i + 1) = w(i) + \Delta w(i) \dots \dots \dots 2.26$$

Où $\Delta w(i)$ est la correction de poids à l'époque i. Lorsque nous avons déterminé la correction de poids pour le perceptron, nous avons utilisé le signal d'entrée xi.

La correction du poids dans le réseau multicouche est calculée comme suit :

$$\Delta w(i) = \alpha * y(i) * \delta(i) \dots \dots \dots 2.26$$

Où $\delta(i)$ est le gradient d'erreur au neurone k de la couche de sortie à l'itération i. a le taux d'apprentissage et y(i) la sortie du neurone. Sur python ça donne :

Si on utilise la fonction d'activation sigmoid pour un neurone dans la couche cachée du réseau

$$\delta(i) = \frac{\partial y(i)}{\partial X(i)} \times error(i) = \frac{\partial (1 / (1 + exp(-x(i))))}{\partial X(i)} \times error(i) \dots \dots \dots 2.28$$

$$\delta(i) = y(i) \times [1 - y(i)] \times \sum \delta(i)w(i) \dots \dots \dots 2.29$$

```

# Calcul de l'erreur et de la dérivée de l'erreur par rapport à la prédiction
error = y_pred - y
d_y_pred = error * sigmoid(z3) * (1 - sigmoid(z3))
# Calcul de la dérivée de l'erreur par rapport aux poids de la troisième couche
d_W3 = np.dot(y2.T, d_y_pred)
# Calcul de la dérivée de l'erreur par rapport à la sortie de la deuxième couche
d_y2 = np.dot(d_y_pred, W3.T)
d_z2 = d_y2 * sigmoid(z2) * (1 - sigmoid(z2))
# Calcul de la dérivée de l'erreur par rapport aux poids de la deuxième couche
d_W2 = np.dot(y1.T, d_z2)
# Calcul de la dérivée de l'erreur par rapport à la sortie de la première couche
d_y1 = np.dot(d_z2, W2.T)
d_z1 = d_y1 * sigmoid(z1) * (1 - sigmoid(z1))
# Calcul de la dérivée de l'erreur par rapport aux poids de la première couche
d_W1 = np.dot(X.T, d_z1)

```

Propagation de l'erreur et mise à jour des poids :

Une fois que l'erreur est calculée, la rétropropagation du gradient (Backpropagation) est utilisée pour propager cette erreur de la sortie du réseau vers les couches précédentes et mettre à jour les poids du réseau.

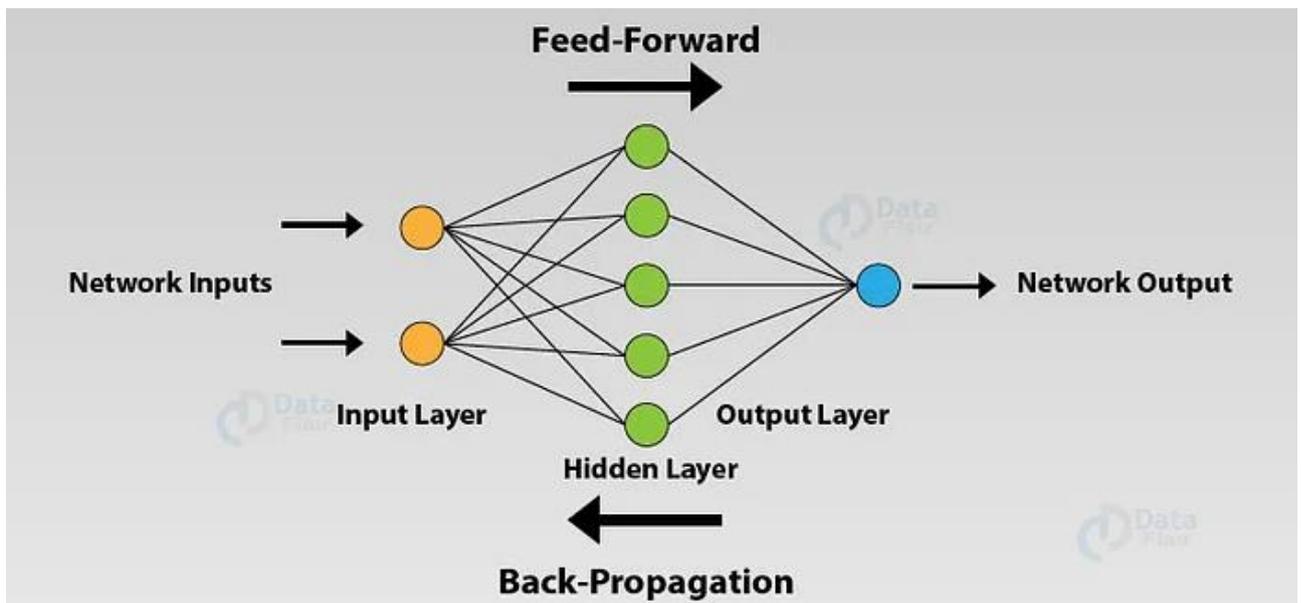


Figure 2.16 Forward et backward propagation [54].

La rétropropagation du gradient utilise la règle de la chaîne pour calculer les gradients de l'erreur par rapport aux poids du réseau. Ces gradients indiquent la direction et l'amplitude des ajustements à apporter aux poids pour minimiser l'erreur. La rétropropagation du gradient est réalisée en utilisant des algorithmes d'optimisation tels que la descente de gradient stochastique (SGD) ou ses variantes.

Les gradients calculés lors de la rétropropagation sont utilisés pour mettre à jour les poids du réseau à l'aide de l'algorithme d'optimisation choisi. L'objectif est de minimiser l'erreur en ajustant les

poids à chaque itération. La mise à jour des poids peut être effectuée en utilisant une formule simple, telle que :

$$\text{nouveau}_{poids} = \text{ancien}_{poids} - \text{taux}_{\text{apprentissage}} * \text{gradient_d'erreur} \dots\dots\dots 2.30$$

```
# Mise à jour des poids des trois couches
W1 -= learning_rate * d_W1
W2 -= learning_rate * d_W2
W3 -= learning_rate * d_W3
```

Où le taux d'apprentissage contrôle la vitesse d'apprentissage du réseau et le gradient est le gradient calculé lors de la rétropropagation. Le processus de propagation avant => de calcul de l'erreur => de rétropropagation du gradient et de calcul des nouveaux poids est répété pour plusieurs époques, afin d'améliorer progressivement les prédictions du réseau et de réduire l'erreur quadratique moyenne.

En fin on obtient les valeurs prédites après avoir itéré la partie d'apprentissage un certain nombre d'époques et la forward propagation suivante :

```
# Prédiction à partir des données d'entraînement
z1 = np.dot(X, W1)
y1 = sigmoid(z1)
z2 = np.dot(y1, W2)
y2 = sigmoid(z2)
z3 = np.dot(y2, W3)
y_pred = sigmoid(z3)
```

En résumé, le processus de propagation avant permet de générer des prédictions du réseau neuronal, puis l'erreur est calculée entre ces prédictions et les valeurs réelles. Ensuite, la rétropropagation du gradient est utilisée pour propager l'erreur vers les couches précédentes, calculer les gradients par rapport aux poids et mettre à jour les poids du réseau pour minimiser l'erreur. Ce processus est répété pour plusieurs itérations afin d'améliorer progressivement les prédictions du réseau neuronal. D'autres méthodes pour calculer la perte de gradient existent, comme l'erreur quadratique moyenne (MSE), qui mesure l'écart moyen au carré entre les prédictions et les valeurs réelles. L'équation de la MSE pour un exemple d'entraînement individuel est :

$$MSE = \left(\frac{1}{n}\right) * \sum (y_{pred} - y_{expérimentale})^2 \dots\dots\dots 2.31$$

Où n est le nombre total d'exemples d'entraînement, y_pred est la prédiction du réseau neuronal et y_expérimentale est la valeur réelle correspondante.

Dans un tel cas, la descente de gradient ne trouve pas le minimum global optimal.

La perte binaire Cross-Entropy ou entropie croisée binaire (méthode de log-vraisemblance pour l'estimation de l'erreur), cette fonction de coût est de nature convexe, il sera donc plus facile d'atteindre le point minimum global (point de perte minimum). Elle a pour formule :

$$Cross_{Entropy}(y, y_{pred}) = - \left(y * \log(y_{pred}) + (1 - y) * \log(1 - y_{pred}) \right) \dots \dots .2.32$$

Avec y est la valeur réelle, y_{pred} est la valeur prédite par le modèle, qui est une probabilité estimée comprise entre 0 et 1.

L'objectif de l'apprentissage automatique est de minimiser la perte binaire Cross-Entropy en ajustant les paramètres du modèle. Comme mentionné, cette fonction de coût est convexe, ce qui signifie qu'elle a une forme de bol et présente un unique point minimum global. Cela facilite l'optimisation et la recherche de ce point minimum à l'aide d'algorithmes d'optimisation tels que la descente de gradient [55].

L'utilisation de Keras (qui est bibliothèque open-source très populaire pour l'apprentissage automatique et plus particulièrement pour la construction et l'entraînement de réseaux de neurones artificiels (ANN)) présente de nombreux avantages motivants pour les praticiens de l'apprentissage profond des réseaux neuronaux (deep learning) : simplicité, flexibilité, performances élevées et le soutien de sa communauté.

Les réseaux de neurones dans Keras Python sont des modèles d'apprentissage automatique puissants qui peuvent être utilisés pour résoudre des problèmes complexes tels que la classification, la régression et la génération de données. Keras est une bibliothèque conviviale et haut niveau qui permet de créer et de former efficacement des réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones dans Keras Python sont composés de différentes couches de neurones qui sont interconnectées. La configuration des couches implique la spécification du nombre de neurones, de la fonction d'activation et d'autres paramètres. Keras propose plusieurs types de couches, tels que les couches denses (fully connected), les couches de convolutions, les couches récurrentes, etc., qui permettent de modéliser différentes structures de données et de résoudre divers types de problèmes.

Pour l'entraînement des réseaux de neurones, l'utilisation d'un algorithme d'optimisation est nécessaire. L'algorithme d'optimisation Adam est largement utilisé avec les réseaux de neurones dans Keras Python. Adam combine les avantages de l'adaptation des taux d'apprentissage et de la descente de gradient stochastique. Il ajuste les taux d'apprentissage en fonction des gradients précédents, ce qui permet une convergence plus rapide et efficace vers le minimum global.

L'utilisation des réseaux de neurones dans Keras Python présente de nombreux avantages. Ils permettent de modéliser des relations complexes entre les données et d'extraire automatiquement

des caractéristiques pertinentes. Keras offre également une grande flexibilité pour personnaliser les modèles et les architectures des réseaux de neurones.

L'algorithme d'optimisation Adam améliore le processus d'entraînement des réseaux de neurones en adaptant les taux d'apprentissage de manière adaptative, ce qui permet d'éviter les problèmes de convergence lente ou de stagnation dans les minima locaux. Il est facile à utiliser avec Keras Python et offre de bonnes performances pour l'optimisation des réseaux de neurones [55].

Pour résoudre le problème on peut construire un algorithme qui cherche à trouver une architecture de modèle (à savoir nombre de poids et de couches) permettant de réduire l'erreur de prédiction, ainsi on pourra imposer une erreur au début du programme ensuite entrer dans une boucle "tant que" qui permet d'itérer le programme jusqu'à ce que la condition de convergence soit satisfaite : l'erreur moyenne absolue (calculée entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles) est supérieure à une valeur initialisé au début, cela garantit que le modèle continue à s'améliorer jusqu'à ce que l'erreur atteigne un niveau acceptable.

L'adaptation du programme se fait en incrémentant le nombre de couches et du nombre de poids par couche pour augmenter la complexité et la capacité du modèle à faire des relations plus complexes entre les données. Si l'erreur du modèle reste plus grande qu'une certaine valeur, la boucle "tant que" ajuste automatiquement ces paramètres pour augmenter la flexibilité du modèle.

C'est une forme d'optimisation automatique de l'architecture du modèle, qui vise à trouver la meilleure configuration en fonction des performances sur les données d'entraînement.

L'idée vient du fait qu'un algorithme plus complexe donne de meilleures approximations.

On peut aussi programmer la méthode RSM ainsi en prenant comme degré de polynôme un paramètre à incrémenter jusqu'à convergence, mais on s'est aperçu qu'un degré de 5 par exemple converge rapidement vers la solution pour les tableaux L27 qui sont généralement utilisés, on doit utiliser cette approche si on veut par exemple établir une base de données solide pour une machine CNC qui implique plusieurs centaines d'essais.

Il existe plusieurs techniques et méthodes plus compliqués qui implémentent des approches similaires d'auto-ajustement de l'architecture. Certaines d'entre elles utilisent des algorithmes évolutifs, des stratégies d'optimisation bayésienne ou des méthodes d'auto-apprentissage (comme l'apprentissage par renforcement) pour explorer et ajuster les hyper paramètres du modèle de manière itérative.

La méthode Ann est illustrée dans l'organigramme ci-dessous :

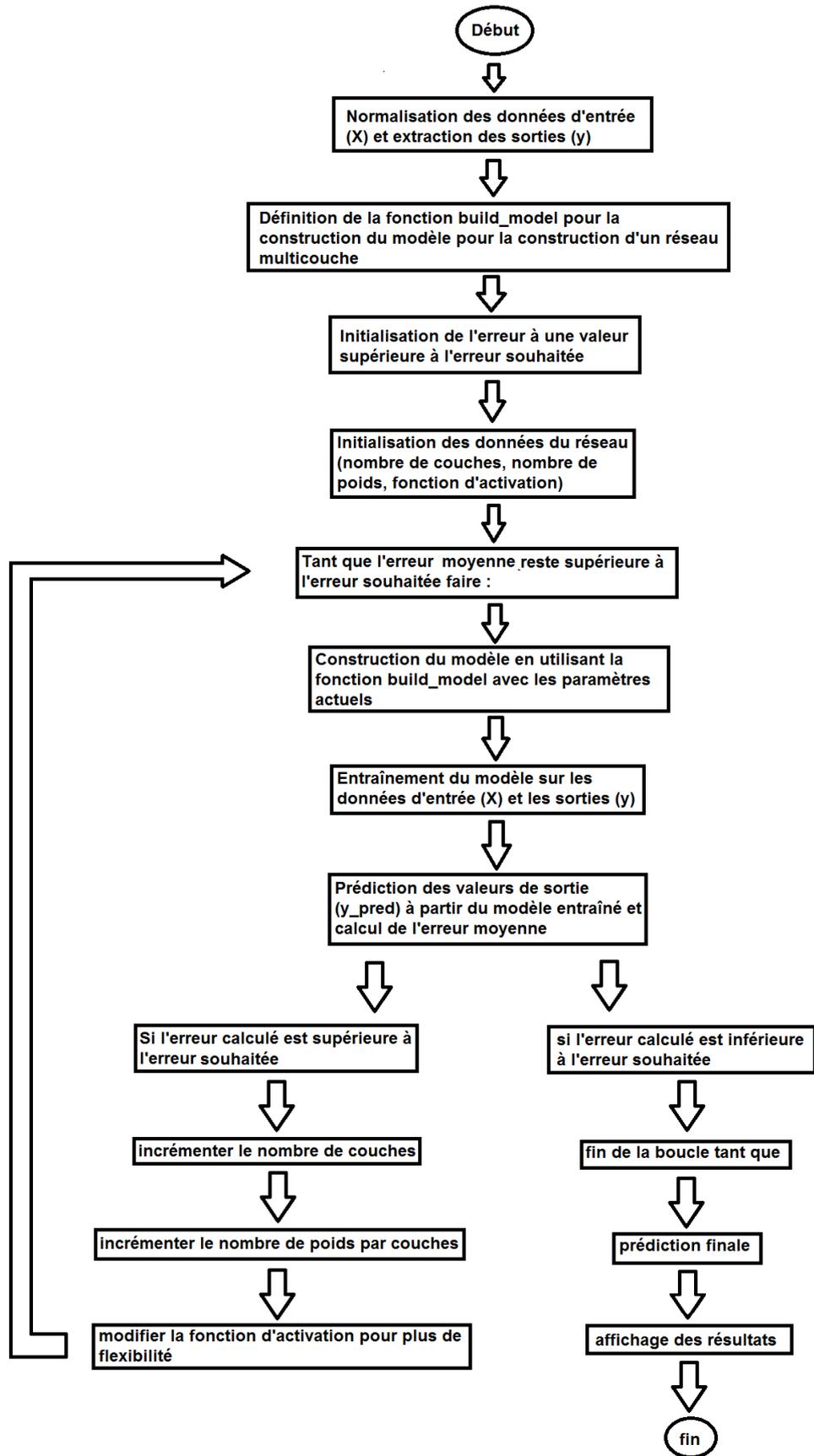


Figure 2.17 Organigramme de la méthode ANN.

Les réseaux neuronaux multicouches utilisent des couches d'entrée, des couches cachées et des couches de sortie pour établir des liaisons entre les différentes informations. Les neurones de la couche cachée détectent les caractéristiques cachées des modèles d'entrée, tandis que la couche de sortie produit les résultats finaux. L'ajout de couches cachées permet au réseau de représenter des fonctions plus complexes, mais cela augmente également la charge de calcul. L'architecture du réseau dépend du problème à résoudre et de la quantité de données disponibles donc il est préférable d'utiliser un modèle dynamique pour adapter les différents paramètres du modèle à la base de données fournie par les tableaux orthogonaux du plan d'expérience.

2.5 L'analyse de la variance (ANOVA)

L'analyse de la variance (ANOVA) est une méthode statistique réalisée pour étudier les différences significatives entre les groupes ou les sources de variation dans une expérience ou une étude. Elle permet d'évaluer les différences significatives entre les sources de variation et comparer plusieurs méthodes de calcul. ANOVA est utilisée dans une analyse de prédiction pour évaluer l'importance des facteurs et leur contribution à la variabilité des résultats. Plusieurs types d'ANOVA sont utilisés lors du calcul :

L'ANOVA à un facteur (one-way ANOVA) compare les moyennes de plus de deux groupes indépendants.

L'ANOVA à deux facteurs (two-way ANOVA) analyse l'effet de deux variables indépendantes sur la variable dépendante.

Il existe également des variantes de l'ANOVA, telles que l'ANOVA à mesures répétées (repeated measures ANOVA) pour les mesures répétées sur un même groupe [56].

2.5.1 Historique

L'ANOVA trouve son origine dans les travaux de Ronald A. Fisher dans les années 1920 dans un domaine agricole et est devenue une technique utilisée dans de nombreux domaines : la science, l'ingénierie, la biologie et la psychologie. Elle est venue aux questions essentielles :

Y a-t-il une différence significative entre les groupes ou les traitements ?

Existe-t-il une interaction entre les facteurs ?

Quel facteur ou quelle combinaison de facteurs influence les résultats ? [57]

2.5.2 Méthodologie

Le calcul ANOVA repose sur plusieurs paramètres :

La somme totale des carrés (SST) :

$$SST = \sum (y_i - \bar{y})^2 \dots \dots \dots 2.33$$

La P-value :

$$P - \text{value} = 1 - \text{Fcdf}(F, df1, df2) \dots \dots \dots 2.39$$

F est le F-ratio observé (calculé à partir des carrés moyens MSR et MSE), Fcdf une fonction sur python, df1 pour degré de liberté associé à MSR (nombre de groupes ou variables - 1), df2 pour degré de liberté associé à MSE (nombre total d'observations - nombre de groupes ou variables). Pour interpréter la P-value, on compare sa valeur à un seuil prédéfini, généralement 0,05. Si la P-value est inférieure au seuil de signification ($p < 0,05$), on rejette l'hypothèse nulle et conclut qu'il y a des différences statistiquement significatives entre les valeurs prédites (\hat{y}_i) et les valeurs expérimentales (y_i). Cela signifie que le modèle mathématique approxime de manière significative les valeurs expérimentales.

D'un autre côté, si la P-value est supérieure au seuil de signification ($p > 0,05$), on ne peut pas rejeter l'hypothèse nulle et conclut qu'il n'y a pas de différences statistiquement significatives entre les valeurs prédites et les valeurs expérimentales. Cela suggère que le modèle mathématique ne parvient pas à expliquer de manière significative les variations observées entre les valeurs expérimentales [58][59].

2.5.3 Effet d'un facteur

L'effet d'un facteur dans une étude expérimentale ou statistique correspond à la variation de la réponse lorsqu'un facteur passe d'une valeur à un niveau inférieur à une autre valeur à un niveau supérieur. Pour évaluer l'effet d'un facteur, on peut examiner graphiquement la relation entre le facteur et la réponse. L'inclinaison de la courbe dans le graphique indique l'importance de l'effet. Plus l'inclinaison est prononcée, plus l'effet du facteur sur la réponse est important.

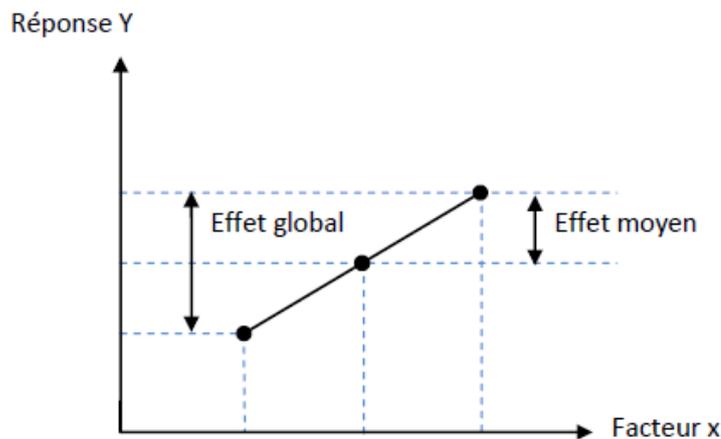


Figure 2.18 Effet d'un facteur [60].

L'effet d'un facteur peut être modulé par la valeur prise par un autre facteur, ce qui est connu sous le nom d'interaction entre les facteurs. Lorsqu'il y a une interaction entre deux facteurs, cela se

manifeste graphiquement par des droites (ou des courbes) qui ne sont pas parallèles les unes aux autres. Dans un diagramme, chaque facteur est généralement représenté sur l'axe des x, tandis que la variable de réponse est représentée sur l'axe des y. L'écart entre les droites par rapport à la droite parallèle est utilisé pour évaluer le degré d'interaction. Plus les droites s'écartent et se distancent de la parallèle, plus le degré d'interaction entre les facteurs est élevé. Cela signifie que la relation entre les facteurs et la variable de réponse dépend fortement de la combinaison des niveaux des facteurs utilisés. Il est important de noter que la présence d'une interaction entre les facteurs peut avoir un impact significatif sur les résultats obtenus, car elle indique que les effets des facteurs individuels peuvent être modifiés en fonction des niveaux des autres facteurs [57] [60].

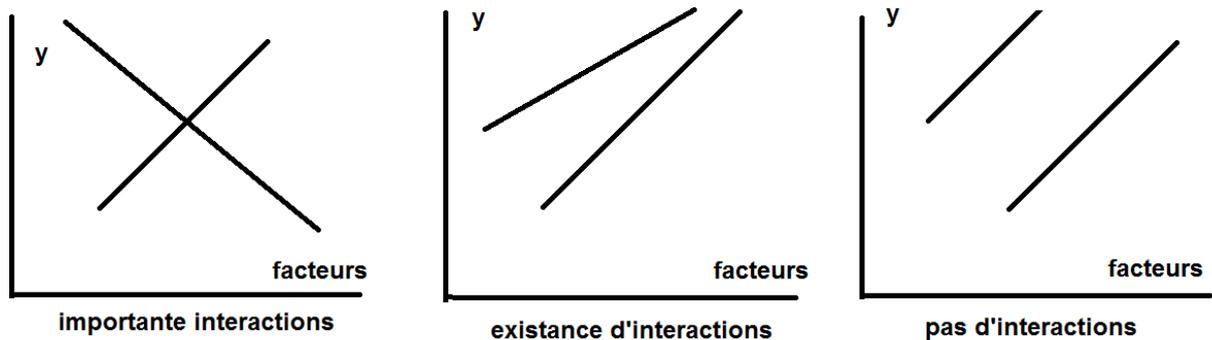


Figure 2.19 Interactions entre facteurs.

Lorsqu'on analyse l'impact d'un facteur sur le résultat, on évalue les différences engendrées par ce facteur par rapport aux autres facteurs. On se penche spécifiquement sur l'amplitude de ces différences et on les compare entre elles. Le facteur qui entraîne les variations les plus marquées, c'est-à-dire celui dont les mesures s'écartent le plus de la ligne moyenne, est considéré comme ayant la plus grande influence sur le résultat.

En d'autres termes, lorsque qu'un facteur induit des variations plus significatives par rapport à la ligne moyenne, cela témoigne d'une influence plus prononcée de ce facteur sur le résultat. Cette observation suggère ainsi que ce facteur exerce un impact considérable sur la variable étudiée [56].

2.6 Conclusion

Nous avons examiné en détail les développements mathématiques et les explications des méthodes Taguchi, ANN et ANOVA. La méthode Taguchi est une approche qui permet d'optimiser les paramètres de processus en utilisant des plans d'expériences. Elle se base sur des concepts tels que la robustesse, la variation et le signal/bruit pour optimiser les résultats d'un processus. Pour les réseaux de neurones artificiels (ANN), nous avons exploré leur utilisation dans le contexte de prédiction des sorties d'un processus. Ils peuvent être utilisés pour modéliser des relations complexes entre les paramètres de processus et les résultats souhaités (l'apprentissage), tels que la rugosité de surface. Enfin, nous avons abordé l'analyse de la variance (ANOVA), une technique

statistique qui permet d'évaluer l'importance des différents facteurs, leur impact sur les résultats et le degré de précision des calculs. Cela permet de mieux comprendre l'effet des paramètres de processus sur les variables de sortie et ainsi prendre des décisions éclairées pour l'optimisation.

Dans le prochain chapitre, nous allons exploiter Python en tant que logiciel open source pour implémenter les équations, les démarches expliquées et d'obtenir des résultats. En plus de l'implémentation, nous ferons des discussions approfondies sur les concepts et les méthodes utilisées.

Chapitre 3

Implémentation et résultats

3.1 Introduction

Ce chapitre vise à comparer les résultats obtenus à l'aide des méthodes exposés dans le 2^{ème} chapitre avec ceux présentés dans d'autres études portant sur le même sujet. Plus précisément, nous nous concentrons sur la modélisation mathématique des différents phénomènes étudiés dans le cadre de l'usinage en fraisage.

Dans cette étude, nous souhaitons établir la relation entre les paramètres de coupe et les paramètres technologiques d'usinage (rugosité de surface particulièrement). Afin d'accomplir cet objectif, plusieurs de ces papiers ont utilisé des logiciels statistiques, à savoir "Minitab, Design-Expert, JMP 10...", pour effectuer une analyse de la variance (ANOVA), déterminer les constantes des modèles mathématiques et présenter les résultats sous forme de surfaces de réponse en trois dimensions, nous avons utilisé l'open source python pour coder les différents modèles mathématiques développés ci-dessus.

L'analyse des résultats prodigués par les méthodes qui nous permettra de déterminer les différents facteurs et les interactions ayant un effet statistiquement significatif sur les paramètres technologiques étudiés lors de l'usinage, on proposera ainsi un modèle mathématique capable de prédire l'état de surface à partir d'une base de données sous forme d'un tableau orthogonal de Taguchi ainsi optimiser l'état de surface pour de futures manipulations et cela sera notre contribution par ce mémoire.

3.2 Méthode de Taguchi- surface de réponse (MSR)

Etat de l'art

Papier 1: International Journal of Science and Research (IJSR) Cutting Parameters Effects on Surface Roughness During End Milling of Aluminium 6061 Alloy Under Dry Machining Operation, July 2015 Okokpujie Imhade. P1, Okonkwo Ugochukwu. C2. And Okwudibe Chinenye. D.3 Department of Mechanical Engineering NnamdiAzikiwe University, Awka, Anambra state, Nigeria Information Communication Technology Centre, Niger Delta University Wilberforce Island Bayelsa, Nigeria.

L'étude a pour but de déterminer l'effet des conditions de coupe sur la qualité de surface de l'aluminium 6061 durant un procédé d'usinage, les paramètres choisis sont la vitesse de coupe, la profondeur de passe axiale, profondeur de passe radiale et la vitesse d'avance pour la prédiction de la rugosité de surface (Tableau 3.1).

L'expérience a été conduite en utilisant le central composite design (CCD) dans lequel 30 échantillons ont été usinés, la rugosité a été mesurée avec le Press-o-firm and Mitutoyo surface tester. Le modèle mathématique développé donne une précision de 91% qui est un bon résultat de prédiction pour de futures opérations.

Tableau 3.1 les niveaux du plan d'expérience de la publication [61].

Variable	Levels				
	-2	-1	0	1	2
Spindle speed [rpm]	1000	1500	2000	2500	3000
Feed rate [mm/min]	100	150	200	300	500
Radial depth of cut [mm]	0.5	1	1.5	2.0	2.5
Axial depth of cut[mm]	10	15	20	25	30

Tableau 3.2 Comparaison entre les valeurs prédites et expérimentale de la publication [61].

Exp No.	Spindle speed (rpm)	Feed Rate (mm/min)	Axial depth of cut (mm)	Radial depth of cut (mm)	Surface Roughness (Ra) (μm)	Predicted values (Ra) (μm)	Percentage deviation ϕ_i
1	1500	150	25	2	1.12	1.09	2.82
2	2500	150	25	2	0.95	0.91	4.61
3	2500	300	25	1	1.17	1.07	8.47
4	1500	300	15	2	1.27	1.45	-13.91
5	1500	150	15	2	1.1	1.11	-0.93
6	2000	200	20	2.5	1.21	1.14	5.74
7	1500	150	15	1	1.08	1.01	6.77
8	2000	200	20	1.5	1.2	1.06	11.56
9	1500	150	25	1	1.04	0.99	5.09
10	3000	200	20	1.5	0.61	0.92	-50.44
11	2000	500	20	1.5	1.31	1.51	-14.96
12	2500	300	25	2	1.26	1.18	6.28
13	2000	100	20	1.5	0.58	0.81	-40.43
14	2500	300	15	1	1.13	1.09	3.32
15	2000	200	30	1.5	1.16	1.04	9.94
16	2000	200	20	0.5	0.92	0.91	1.18
17	2000	200	20	1.5	1.17	1.06	9.29
18	2500	150	15	2	1.05	0.92	11.96
19	2500	150	15	1	0.84	0.84	0.19
20	2000	200	20	1.5	1.18	1.06	10.06
21	1000	200	20	1.5	1.28	1.36	-6.31
22	2500	300	15	2	1.22	1.2	1.27
23	1500	300	25	2	1.29	1.42	-9.94
24	2000	200	10	1.5	1.12	1.09	2.65
25	2000	200	20	1.5	1.19	1.06	10.81
26	1500	300	15	1	1.26	1.31	-4.13
27	1500	300	25	1	1.24	1.29	-3.73
28	2500	150	25	1	0.75	0.82	-9.58
29	2000	200	20	1.5	1.13	1.06	6.08
30	2000	200	20	1.5	1.15	1.06	7.71

Profondeur de coupe radiale (Radial Depth of Cut) fait référence à la distance entre la surface usinée et l'axe de rotation de l'outil de coupe. La profondeur de coupe radiale affecte principalement la largeur de coupe et la quantité de matière enlevée latéralement pendant l'usinage.

Profondeur de coupe axiale (Axial Depth of Cut) mesure la distance parcourue par l'outil dans la pièce à usiner, dans la direction de l'axe de rotation, lors de l'opération d'usinage. La profondeur de

coupe axiale influe principalement sur la longueur de la coupe et la quantité de matière enlevée dans la direction de l'axe de rotation.

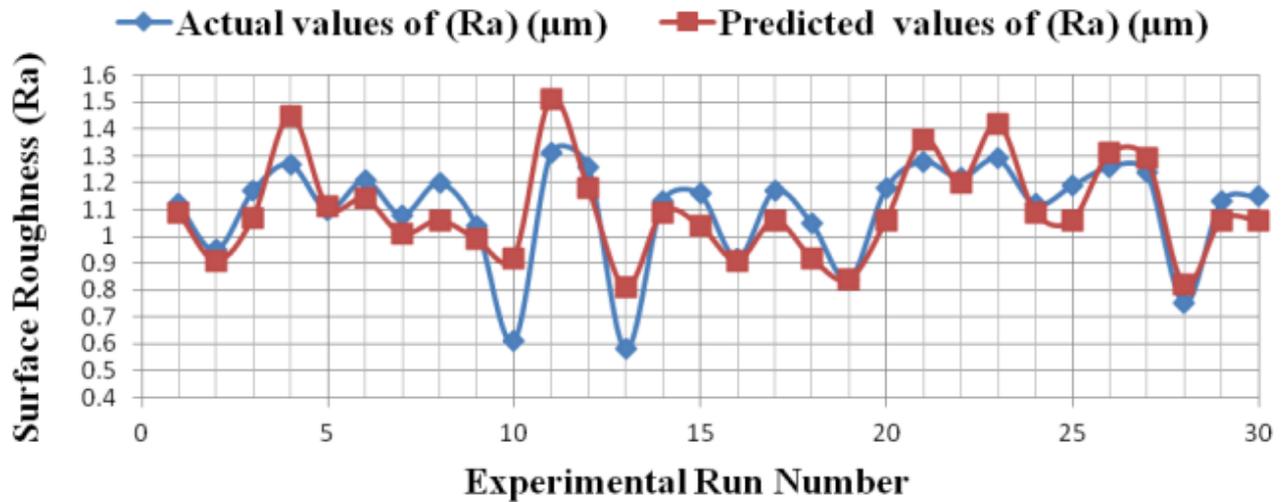


Figure 3.1 Valeurs expérimentales et prédites de la publication [61].

Le modèle mathématique utilisé est une minimisation de la somme des moindres carrés d'un modèle exponentiel c'est-à-dire supposer que la rugosité est le produit des facteurs de coupes mises à une puissance constante à déterminer [61] :

$$y = K.A^x . B^t . C^z . D^s \dots \dots \dots 3.1$$

$$\ln(y) = \ln(K) + x.\ln(A) + t.\ln(B) + z.\ln(C) + s.\ln(D) \dots \dots \dots 3.2$$

$$Y = \ln(Ra), \quad \beta_0 = \ln(K), \quad x_1 = \ln(A), \quad x_2 = \ln(B), \quad x_3 = \ln(C), \\ x_4 = \ln(D), \quad x = \beta_1, \quad t = \beta_2, \quad z = \beta_3, \\ s = \beta_4 \text{Error! No text of specified style in document.} \dots \dots \dots 3.3$$

$$Y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 + \beta_4x_4 \dots \dots \dots 3.4$$

Avec y la rugosité A, B, C, D les facteurs et βi à déterminer pour établir le modèle mathématique. En écrivant les équations en chaque nœud de calcul et ensuite le système matriciel et enfin sa solution. Pourcentage of deviation ou erreur relative est une mesure permettant d'évaluer la différence entre une valeur réelle et une valeur attendue, le calcul de l'erreur moyenne depuis le tableau des valeurs prédites et des données expérimentales nous donnent :

$$\phi = \left[\frac{(Valeur\ expérimentale - Valeur\ prédite)}{Valeur\ expérimentale} \right] \times 100 \dots \dots \dots 3.5$$

$$\phi_{moy} = \frac{\sum \phi_i}{n} = 9.34 \dots \dots \dots 3.6$$

Pour n=30 donc une précision de 100% - φmoy = 91% pour ce modèle.

Implémentation des paramètres dans notre programme

Dans cette phase on implémente les données expérimentales à savoir le tableau 3.3

Tableau 3.3 Données expérimentales (paramètres et rugosités mesurées) [61].

Exp No.	Spindle speed (rpm)	Feed Rate (mm/min)	Axial depth of cut (mm)	Radial depth of cut (mm)	Surface Roughness (Ra) (μm)
1	1500	150	25	2	1.12
2	2500	150	25	2	0.95
3	2500	300	25	1	1.17
4	1500	300	15	2	1.27
5	1500	150	15	2	1.1
6	2000	200	20	2.5	1.21
7	1500	150	15	1	1.08
8	2000	200	20	1.5	1.2
9	1500	150	25	1	1.04
10	3000	200	20	1.5	0.61
11	2000	500	20	1.5	1.31
12	2500	300	25	2	1.26
13	2000	100	20	1.5	0.58
14	2500	300	15	1	1.13
15	2000	200	30	1.5	1.16
16	2000	200	20	0.5	0.92
17	2000	200	20	1.5	1.17
18	2500	150	15	2	1.05
19	2500	150	15	1	0.84
20	2000	200	20	1.5	1.18
21	1000	200	20	1.5	1.28
22	2500	300	15	2	1.22
23	1500	300	25	2	1.29
24	2000	200	10	1.5	1.12
25	2000	200	20	1.5	1.19
26	1500	300	15	1	1.26
27	1500	300	25	1	1.24
28	2500	150	25	1	0.75
29	2000	200	20	1.5	1.13
30	2000	200	20	1.5	1.15

Le modèle mathématique utilisé dans notre programme est une surface de réponse (RSM) dont un polynôme de degré 5, la démarche utilisée est détaillée dans l'organigramme dans chapitre 2.

Résultats

Les résultats du calcul sont exposés ci-dessous dans le (Tableau 3.4) :

Tableau 3.4 Rugosité prédite et pourcentage de déviation calculé.

	spindle speed	feed rate	Axial depth of cut	Radial depth of cut	surface roughness	Predicted surface roughness	Pourcentage of deviation (%)
1	1500.0	150.0	25.0	2.0	1.12	1.1199999999999986	1.3877787807814454e-13
2	2500.0	150.0	25.0	2.0	0.95	0.9500000000000002	-2.3373116307898034e-14
3	2500.0	300.0	25.0	1.0	1.17	1.1699999999999994	5.124106267500722e-13
4	1500.0	300.0	15.0	2.0	1.27	1.2700000000000002	-1.5735444443506155e-13
5	1500.0	150.0	15.0	2.0	1.1	1.1000000000000079	-7.065055611250996e-13
6	2000.0	200.0	20.0	2.5	1.21	1.2100000000000001	-9.175396897728566e-14
7	1500.0	150.0	15.0	1.0	1.08	1.0800000000000012	-1.0279842820603301e-13
8	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.2	1.1699999999999957	2.5000000000000354
9	1500.0	150.0	25.0	1.0	1.04	1.0400000000000014	-1.2810265668751806e-13
10	3000.0	200.0	20.0	1.5	0.61	0.6099999999999957	7.098147206619854e-13
11	2000.0	500.0	20.0	1.5	1.31	1.3099999999999912	6.779987936642177e-13
12	2500.0	300.0	25.0	2.0	1.26	1.2599999999999911	7.049035076985121e-13
13	2000.0	100.0	20.0	1.5	0.58	0.5799999999999997	3.828355257328126e-14
14	2500.0	300.0	15.0	1.0	1.13	1.1299999999999988	9.824982518806696e-14
15	2000.0	200.0	30.0	1.5	1.16	1.1599999999999817	1.5696256555045317e-12
16	2000.0	200.0	20.0	0.5	0.92	0.9199999999999907	1.013681892049056e-12
17	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.17	1.1699999999999957	3.6058525586116197e-13
18	2500.0	150.0	15.0	2.0	1.05	1.0499999999999994	6.344131569286609e-14
19	2500.0	150.0	15.0	1.0	0.84	0.8400000000000001	-1.3216940769347102e-14
20	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.18	1.1699999999999957	0.8474576271190024
21	1000.0	200.0	20.0	1.5	1.28	1.2799999999999971	2.2551405187698492e-13
22	2500.0	300.0	15.0	2.0	1.22	1.2199999999999987	1.0556218922665422e-12
23	1500.0	300.0	25.0	2.0	1.29	1.2899999999999971	2.2376588093220208e-13
24	2000.0	200.0	10.0	1.5	1.12	1.1199999999999963	3.3703198961835105e-13
25	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.19	1.1699999999999957	1.6806722689079192
26	1500.0	300.0	15.0	1.0	1.26	1.2599999999999991	7.049035076985121e-14
27	1500.0	300.0	25.0	1.0	1.24	1.2399999999999944	4.4767057444562766e-13
28	2500.0	150.0	25.0	1.0	0.75	0.7500000000000009	-1.1842378929335004e-13
29	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.13	1.1699999999999957	-3.5398230088491878
30	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.15	1.1699999999999957	-1.7391304347822436

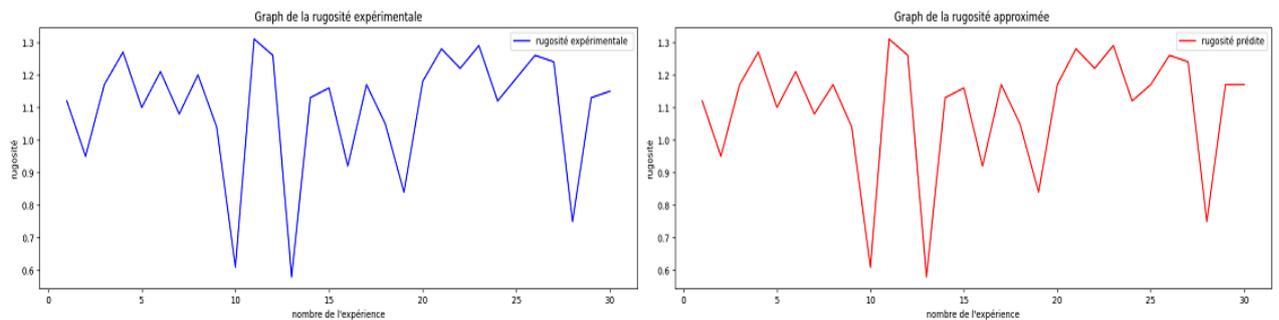


Figure 3.2 a) Graphe de la rugosité expérimentale

b) Graphe de la rugosité prédite

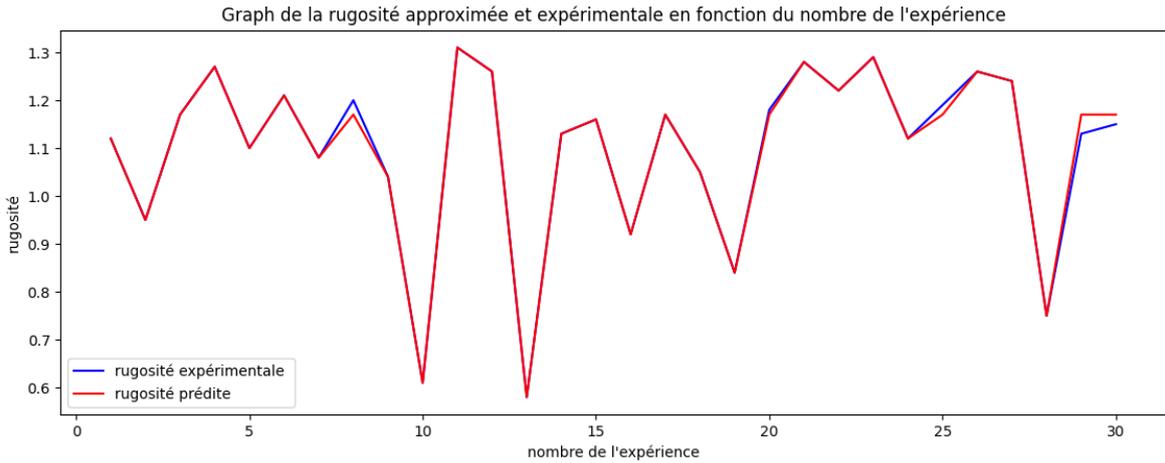


Figure 3.3 Graphe des rugosités prédite et expérimentale en superposition.

Discussion

Une comparaison détaillée entre les résultats exposés dans l'article et les résultats obtenus par notre programme.

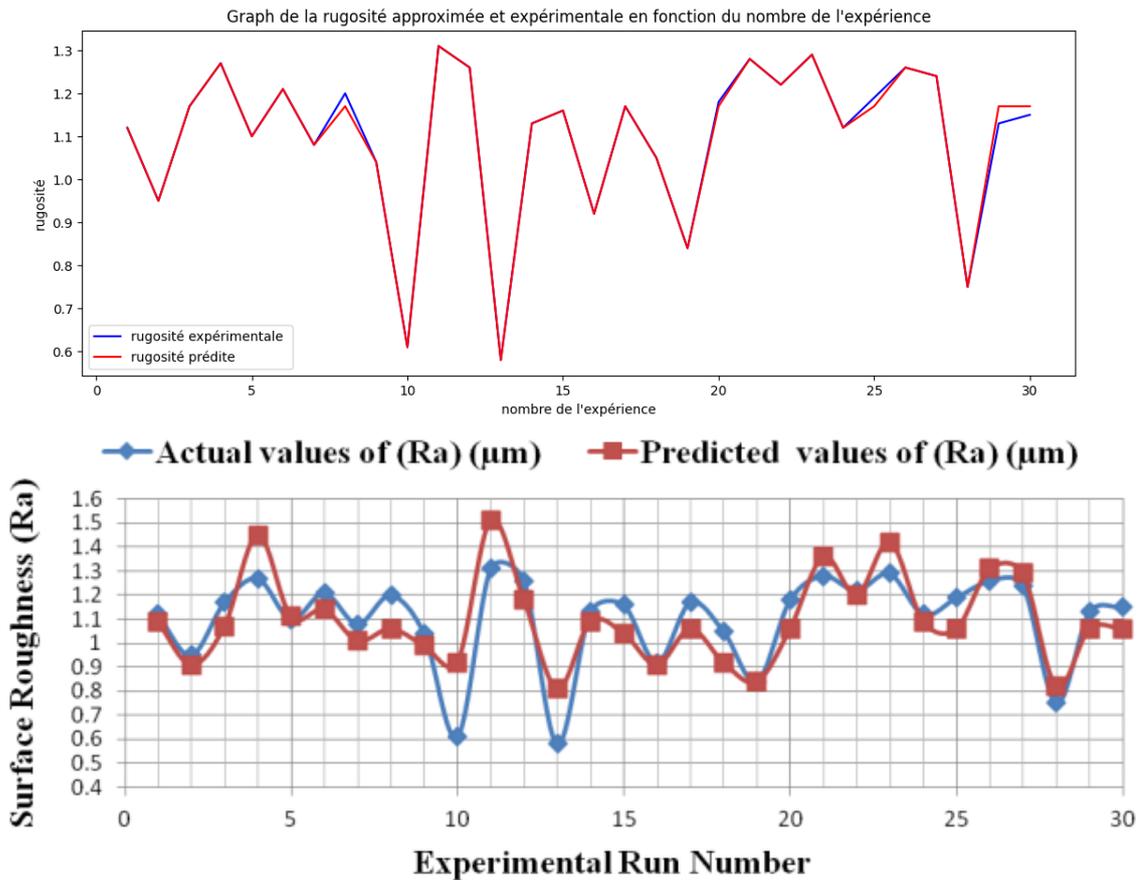


Figure 3.4 Comparaison entre les résultats du papier et du programme.

Tableau 3.5 Comparaison entre les résultats du papier et les résultats obtenus par notre programme.

Ra	prédiction avec le modèle polynomiale	prédiction du papier	erreur relative du modèle polynomiale	erreur relative du papier
1.12	1.1199999999999986	1.09	1.3877787807814454e-13	2.82
0.95	0.9500000000000002	0.91	-2.3373116307898034e-14	4.61
1.17	1.1699999999999994	1.07	5.124106267500722e-13	8.47
1.27	1.2700000000000002	1.4591	-1.5735444443506155e-13	-13.91
1.1	1.1000000000000079	1.113	-7.065055611250996e-13	-0.93
1.21	1.2100000000000001	1.14	-9.175396897728566e-14	5.74
1.08	1.0800000000000012	1.01	-1.0279842820603301e-13	6.77
1.2	1.1699999999999957	1.06	2.5000000000000354	11.56
1.04	1.0400000000000014	0.99	-1.2810265668751806e-13	5.09
0.61	0.6099999999999957	0.92	7.098147206619854e-13	-50.44
1.31	1.3099999999999912	1.51	6.779987936642177e-13	-14.96
1.26	1.2599999999999911	1.18	7.049035076985121e-13	6.28
0.58	0.579999999999997	0.81	3.828355257328126e-14	-40.43
1.13	1.1299999999999988	1.09	9.824982518806696e-14	3.32
1.16	1.1599999999999817	1.04	1.5696256555045317e-12	9.94
0.92	0.9199999999999907	0.91	1.013681892049056e-12	1.18
1.17	1.1699999999999957	1.06	3.6058525586116197e-13	9.29
1.05	1.0499999999999994	0.92	6.344131569286609e-14	11.96
0.84	0.8400000000000001	0.84	-1.3216940769347102e-14	0.19
1.18	1.1699999999999957	1.06	0.8474576271190024	10.06
1.28	1.2799999999999971	1.36	2.2551405187698492e-13	-6.31
1.22	1.2199999999999987	1.2	1.0556218922665422e-12	0.27
1.29	1.2899999999999971	1.42	2.2376588093220208e-13	-9.94
1.12	1.1199999999999963	1.09	3.3703198961835105e-13	2.65
1.19	1.1699999999999957	1.06	1.6806722689079192	10.81
1.26	1.2599999999999991	1.31	7.049035076985121e-14	-4.13
1.24	1.2399999999999944	1.29	4.4767057444562766e-13	-3.73
0.75	0.7500000000000009	0.82	-1.1842378929335004e-13	-9.58
1.13	1.1699999999999957	1.06	-3.5398230088491878	6.08
1.15	1.1699999999999957	1.06	-1.7391304347822436	7.71

On remarque que les résultats obtenus par le modèle polynomiale de degré 5 sont assez similaires aux résultats expérimentaux et même qu'ils sont exacts sur plusieurs nœuds de calculs.

L'ensemble des prédictions obtenues par les modèles polynomiaux sont plus proches que l'ensemble des prédictions obtenus par minimisation des moindres carrés d'un modèle exponentiel en effet si on calcul la moyenne globale des erreurs relatives on obtient :

Du papier ;

$$\phi_{papier} = \frac{\sum \phi_i}{n} = 9.3 \dots \dots \dots 3.7$$

De notre calcul ;

$$\phi = \frac{\sum \phi_i}{n} = 0.3435 \dots \dots \dots 3.8$$

Dans notre modèle nous avons remarqué que 5 nœuds avaient des erreurs de déviations assez élevés ceci vient du fait qu'ils ont les mêmes conditions de coupe (2000,200,20,1.5), donc une équation polynomiale qui a plusieurs solutions pour les mêmes hyper paramètres ce qui est impossible dans une équation polynomiale (une équation ayant plusieurs résultats), on ne peut pas donc avoir 1 point avec plusieurs coordonnées de rugosités formé dans l'hyperplan. Ce qu'on suggère pour remédier ce problème c'est de calculer la moyenne des rugosités par ces 5 points et d'obtenir une rugosité moyenne qui sera ensuite un nœud de calcul du modèle car dans le principe de construction d'un plan d'expérience de Taguchi, une expérience avec les mêmes facteurs est notée une seule fois. Cela est dû à l'approche spécifique de Taguchi, qui vise à minimiser les variations dans les résultats expérimentaux en utilisant un nombre minimal d'expériences.

Tableau 3.6 nœuds de calcul avec une erreur de déviation élevée.

	spindle speed	feed rate	Axial depth of cut	Radial depth of cut	surface roughness	Predicted surface roughness	Pourcentage of deviation (%)
1	1500.0	150.0	25.0	2.0	1.12	1.1199999999999986	1.3877787807814454e-13
2	2500.0	150.0	25.0	2.0	0.95	0.9500000000000002	-2.3373116307898034e-14
3	2500.0	300.0	25.0	1.0	1.17	1.1699999999999994	5.124106267500722e-13
4	1500.0	300.0	15.0	2.0	1.27	1.2700000000000002	-1.5735444443506155e-13
5	1500.0	150.0	15.0	2.0	1.1	1.10000000000000079	-7.065055611250996e-13
6	2000.0	200.0	20.0	2.5	1.21	1.2100000000000001	-9.175396897728566e-14
7	1500.0	150.0	15.0	1.0	1.08	1.08000000000000012	-1.0279842820603301e-13
8	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.2	1.1699999999999957	2.5000000000000354
9	1500.0	150.0	25.0	1.0	1.04	1.04000000000000014	-1.2810265668751806e-13
10	3000.0	200.0	20.0	1.5	0.61	0.6099999999999957	7.098147206619854e-13
11	2000.0	500.0	20.0	1.5	1.31	1.3099999999999912	6.779987936642177e-13
12	2500.0	300.0	25.0	2.0	1.26	1.2599999999999911	7.049035076985121e-13
13	2000.0	100.0	20.0	1.5	0.58	0.5799999999999997	3.828355257328126e-14
14	2500.0	300.0	15.0	1.0	1.13	1.1299999999999988	9.824982518806696e-14
15	2000.0	200.0	30.0	1.5	1.16	1.1599999999999817	1.5696256555045317e-12
16	2000.0	200.0	20.0	0.5	0.92	0.9199999999999907	1.013681892049056e-12
17	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.17	1.1699999999999957	3.6058525586116197e-13
18	2500.0	150.0	15.0	2.0	1.05	1.0499999999999994	6.344131569286609e-14
19	2500.0	150.0	15.0	1.0	0.84	0.8400000000000001	-1.3216940769347102e-14
20	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.18	1.1699999999999957	0.8474576271190024
21	1000.0	200.0	20.0	1.5	1.28	1.2799999999999971	2.2551405187698492e-13
22	2500.0	300.0	15.0	2.0	1.22	1.2199999999999987	1.0556218922665422e-12
23	1500.0	300.0	25.0	2.0	1.29	1.2899999999999971	2.2376588093220208e-13
24	2000.0	200.0	10.0	1.5	1.12	1.1199999999999963	3.3703198961835105e-13
25	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.19	1.1699999999999957	1.6806722689079192
26	1500.0	300.0	15.0	1.0	1.26	1.2599999999999991	7.049035076985121e-14
27	1500.0	300.0	25.0	1.0	1.24	1.2399999999999944	4.4767057444562766e-13
28	2500.0	150.0	25.0	1.0	0.75	0.7500000000000009	-1.1842378929335004e-13
29	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.13	1.1699999999999957	-3.5398230088491878
30	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.15	1.1699999999999957	-1.7391304347822436

En affichant le tableau ANOVA :

Tableau 3.7 ANOVA des résultats.

	(DF)	(SS)	(MS)	F-Stat	P-Value
Regression	1.0	1.040386666666654	1.040386666666654	8567.89019607831	1.1102230246251565e-16
Residual error	28.0	0.003400000000000063	0.00012142857142857166	nan	nan
Total	29.0	1.0437866666666666	nan	nan	nan

On a la P-value de $1.11e-16$ largement inférieure à 0.05 et $100\% - 1.11 * 10^{-14}\% \approx 100\%$ de fiabilité donc les prédictions par le modèle polynomiale avec un degré 5 sont nettement meilleures que la minimisation par moindre carré d'un modèle exponentielle étant donné l'écart significatif entre les erreurs relatives dans chaque nœud de calcul.

Papier 2 :

Thèse présentée le 23/05/2015 pour l'obtention du grade de docteur de L'université de 08 Mai 1945 Guelma Spécialité : Génie Mécanique Option : Mécanique Appliquée Présentée par Lakhdar BOUZID Optimisation des conditions de coupe et analyse de leur effet sur les paramètres technologiques d'usinage -Application à l'usinage de l'acier inoxydable X20Cr13- Directeur de thèse Pr. YALLESE Mohamed Athmane.

Le travail présente une recherche sur l'optimisation des paramètres de coupe pour améliorer l'état de surface des produits finis et réduire les coûts de fabrication. L'étude porte sur l'utilisation d'outils en carbure métallique avec différents revêtements pour usiner de l'acier inoxydable martensitique. Ils ont utilisé des méthodes statistiques telles que la méthodologie de surface de réponse et les réseaux pour modéliser ces paramètres. Enfin, l'optimisation mono et multi-objectif a été réalisée pour trouver les meilleures valeurs des paramètres de coupe en fonction des objectifs d'optimisation, et les résultats ont démontré l'efficacité des différentes méthodes utilisées selon les objectifs spécifiques, Le papier utilise des logiciels statistiques : Minitab 16 et Design-Expert 8 pour faire les calculs et illustrer les résultats.

Depuis ce papier nous avons récupéré les données expérimentales qui regroupent la rugosité mesurée en fonction des paramètres d'usinage. Nous avons enlevé 2 lignes combinaisons de facteurs ainsi que leur rugosité respective dans le but d'évaluer la capacité du programme ou à prédire la rugosité expérimentale de ces combinaisons [62].

Tableau 3.8 Données expérimentales du papier à implémenter dans le code [62].

	Vc (m/min)	f (mm/tooth)	ap(mm)	Ra(μm)		Vc (m/min)	f (mm/tooth)	ap(mm)	Ra(μm)
1	140.0	0.08	0.1	0.95	21	200.0	0.11	0.2	1.14
2	140.0	0.08	0.2	1.09	22	200.0	0.11	0.3	1.26
3	140.0	0.08	0.3	1.16	23	200.0	0.11	0.4	1.32
4	140.0	0.08	0.4	1.25	24	200.0	0.14	0.1	1.19
5	140.0	0.11	0.1	1.26	25	200.0	0.14	0.2	1.28
6	140.0	0.11	0.2	1.23	26	280.0	0.08	0.3	1.07
7	140.0	0.11	0.3	1.29	27	200.0	0.14	0.4	1.35
8	140.0	0.11	0.4	1.36	28	200.0	0.16	0.1	1.39
9	140.0	0.14	0.2	1.38	29	200.0	0.16	0.2	1.33
10	140.0	0.14	0.3	1.45	30	200.0	0.16	0.3	1.42
11	140.0	0.14	0.4	1.58	31	200.0	0.16	0.4	1.59
12	140.0	0.16	0.1	1.4	32	280.0	0.08	0.1	0.77
13	140.0	0.16	0.2	1.46	33	280.0	0.08	0.2	0.99
14	140.0	0.16	0.3	1.58	34	280.0	0.08	0.4	1.09
15	140.0	0.16	0.4	1.79	35	280.0	0.11	0.1	1.12
16	200.0	0.08	0.1	0.89	36	280.0	0.11	0.2	1.17
17	200.0	0.08	0.2	1.08	37	280.0	0.11	0.3	1.21
18	200.0	0.08	0.3	1.1	38	280.0	0.11	0.4	1.27
19	200.0	0.08	0.4	1.16	39	280.0	0.14	0.1	1.16
20	200.0	0.11	0.1	1.17	40	280.0	0.14	0.2	1.21
21	200.0	0.11	0.2	1.14	41	280.0	0.14	0.3	1.17
	Vc (m/min)	f (mm/tooth)	ap(mm)	Ra(μm)					
41	280.0	0.14	0.3	1.17					
42	280.0	0.14	0.4	1.35					
43	280.0	0.16	0.1	1.36					
44	280.0	0.16	0.2	1.41					
45	280.0	0.16	0.3	1.45					
46	280.0	0.16	0.4	1.57					
47	400.0	0.08	0.1	0.58					
48	400.0	0.08	0.2	0.86					
49	400.0	0.08	0.3	1.04					
50	400.0	0.08	0.4	1.07					
51	400.0	0.11	0.1	1.11					
52	400.0	0.11	0.2	1.16					
53	400.0	0.11	0.3	1.19					
54	400.0	0.11	0.4	1.2					
55	400.0	0.14	0.1	1.15					
56	400.0	0.14	0.2	1.21					
57	400.0	0.14	0.3	1.17					
58	400.0	0.14	0.4	1.36					
59	400.0	0.16	0.1	1.29					

Rugosité prédite avec un polynôme d'approximation du polynôme de 5 :

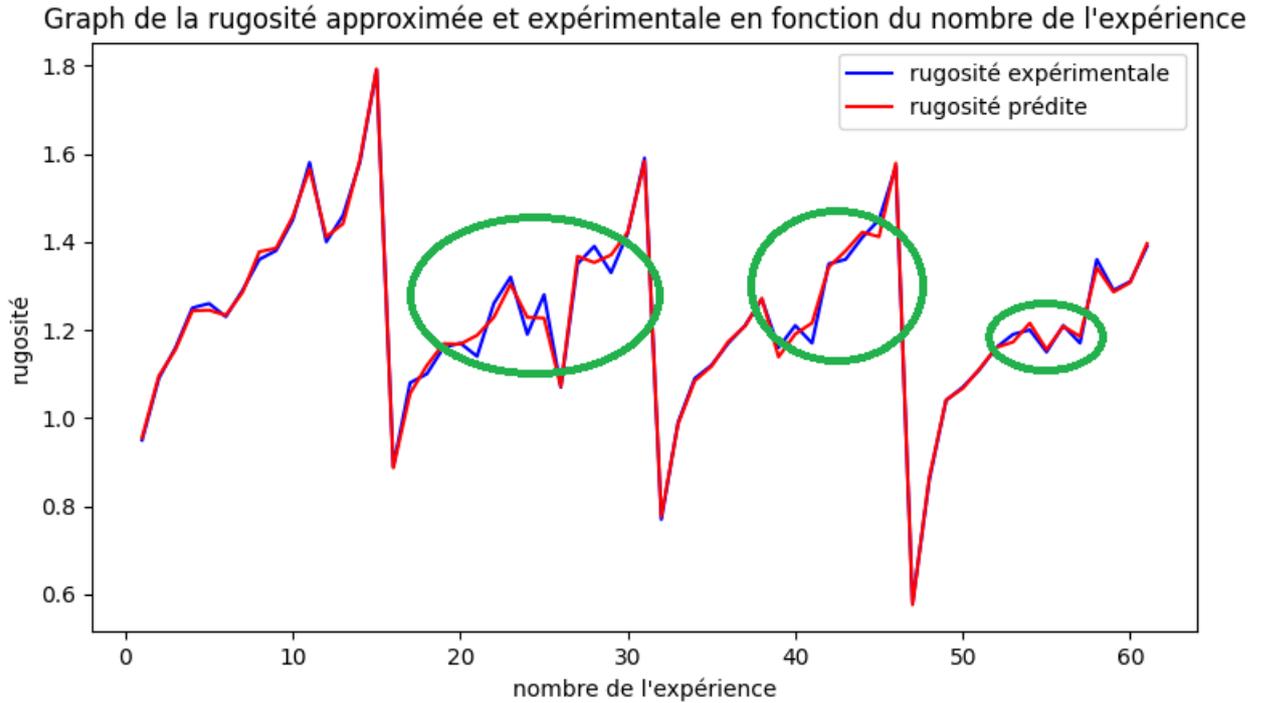


Figure 3.5 Rugosité prédite par une surface de réponse issue d'un polynôme de degré 5.

On remarque que le graphe de la rugosité prédite n'est pas vraiment identique au graphe de la rugosité expérimentale (une surface issue de degré 5 manque de termes dans l'approximation polynomiale).

Tableau 3.9 des résultats de calcul.

	Vc	f	ap	Ra	Ra prédite	Erreur%
Point à prédire	200	0.14	0.3	1.31	1.2654	-3.3995
Point à prédire	400	0.16	0.3	1.35	1.201	-10.981
Nœud de calcul	400	0.11	0.2	1.16	1.16021	0.01841

L'erreur issue de cette prédictions atteint les 10% donc un polynôme de degré 5 ne suffit pas pour approcher un tel cas.

Rugosité prédite avec une surface issue d'un polynôme de degré 8

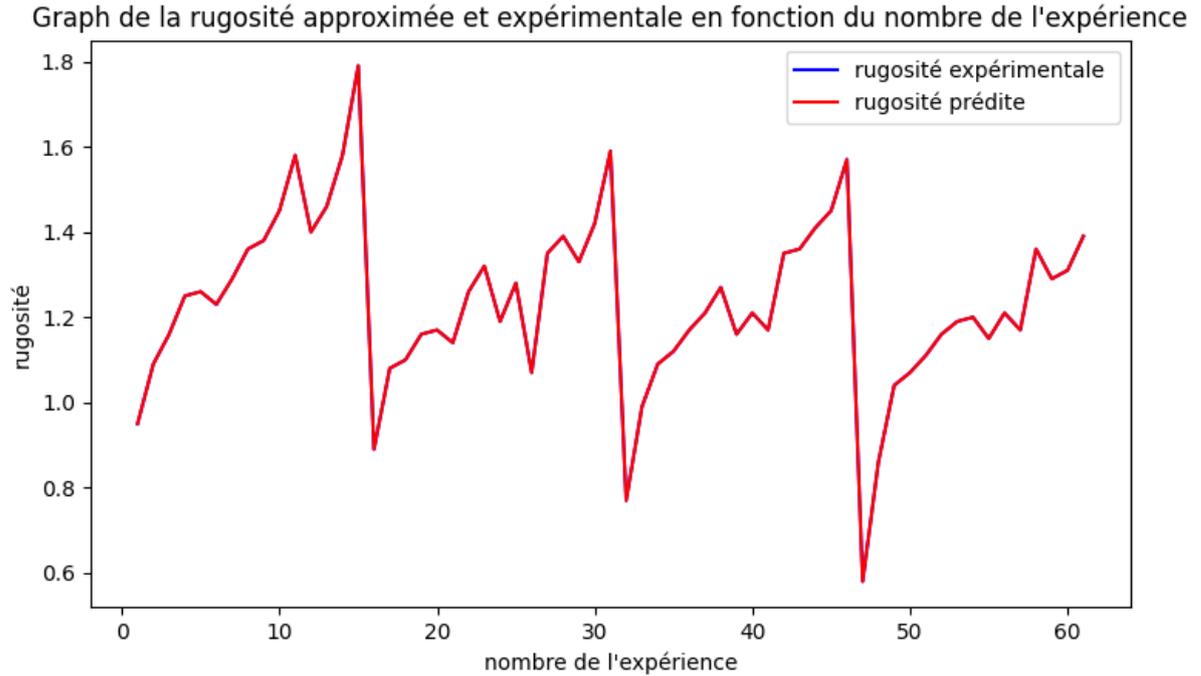


Figure 3.6 Rugosité prédite par une surface de réponse issue d'un polynôme de degré 8.

La courbe de réponse

Tableau 3.10 des résultats de calcul.

	Vc	f	ap	Ra	Ra prédite	Erreur%
Point à prédire	200	0.14	0.3	1.31	1.28142486	-2.1813
Point à prédire	400	0.16	0.3	1.35	1.272925	-5.70926
Nœud de calcul	400	0.16	0.4	1.39	1.39	1.29947212e-09

En augmentant le degré du polynôme de construction de la surface de réponse MSR on a pu augmenter la précision du model 5% le graphe de la rugosité expérimentale est superposé à la rugosité prédite.

Rugosité prédite avec une surface issue d'un polynôme de degré 10

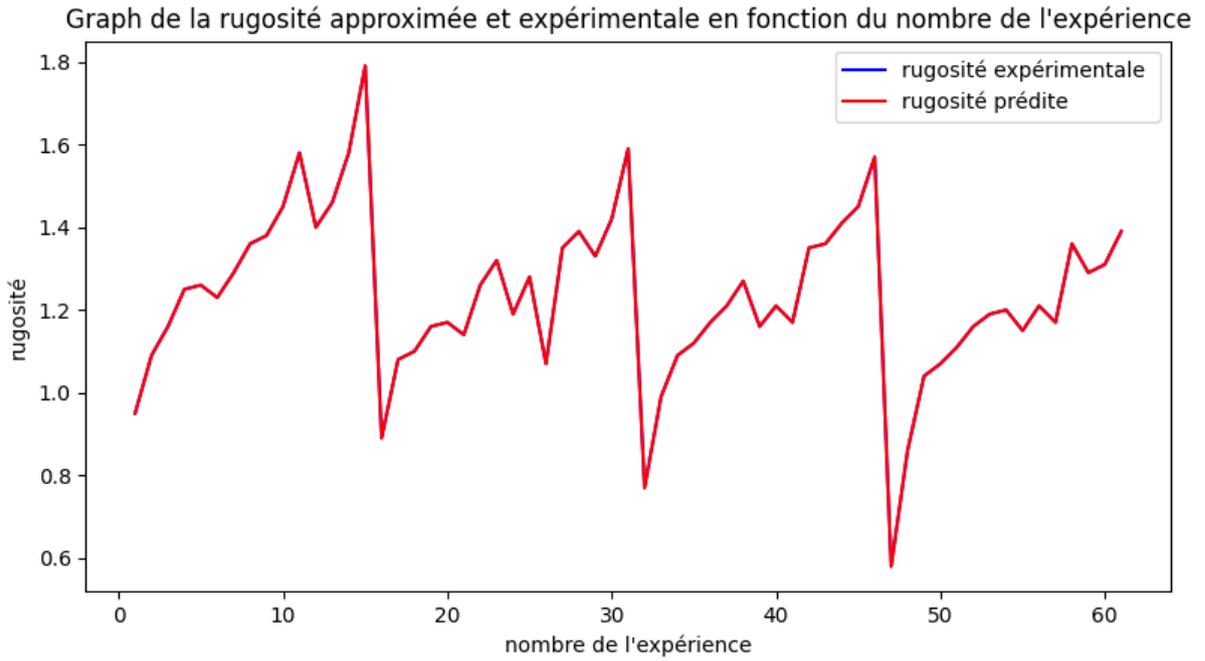


Figure 3.7 Rugosité approximée par une surface de réponse issue d'un polynôme de degré 10.

Tableau 3.11 des résultats de calcul.

	Vc	f	ap	Ra	Ra prédite	Erreur%
Point à prédire	200	0.14	0.3	1.31	1.29887782	-0.84902131
Point à prédire	400	0.16	0.3	1.35	1.33531144	-1.08804181
Nœud de calcul	400	0.16	0.4	1.39	1.39	5.92172195e-11

Rugosité prédite issue d'un réseau de neurones artificiels :

Graph de la rugosité approximée et expérimentale en fonction du nombre de l'expérience

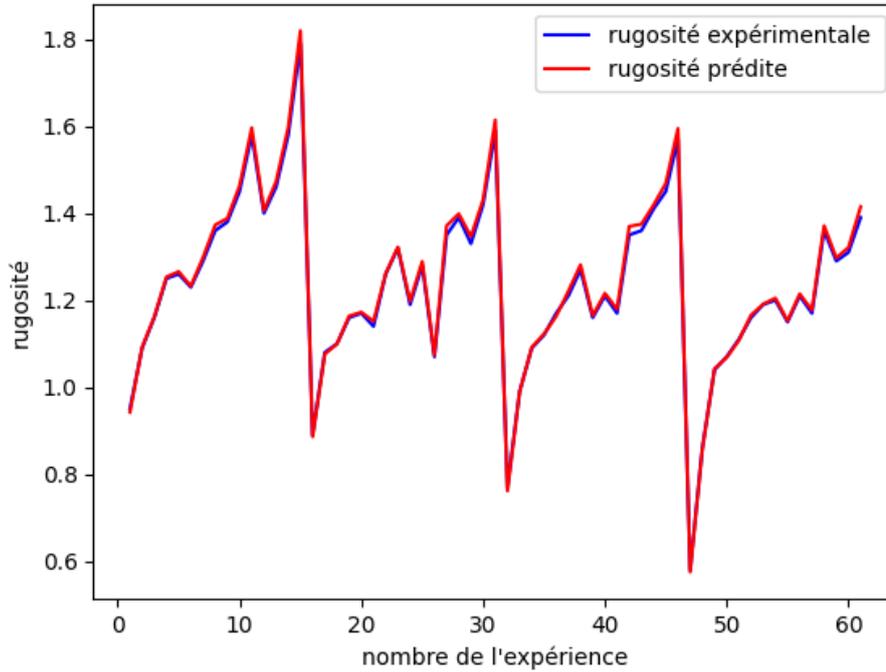


Figure 3.8 Ra prédite par un réseau de neurones.

Tableau 3.12 des résultats de calcul par la méthode ANN.

	Vc	f	ap	Ra	Ra prédite	Erreur %
Point à prédire	200	0.14	0.3	1.31	1.3276675	1.34866219
Point à prédire	400	0.16	0.3	1.35	1.3175611	-2.40287781
Nœud de calcul	400	0.14	0.2	1.21	1.2145531	0.37629072

On remarque que la méthode ANN prédit mieux les résultats de la rugosité qu'une surface de réponse de degré 8 même si l'erreur au nœud de calcul est grande dans les ANN qu'aux surfaces de réponse.

Si par exemple nous voulons traiter le problème inversement, c'est-à-dire les entrées sont des rugosités expérimentales et les sorties sont les paramètres de rugosités, on peut établir un nouveau code ANN sur python avec les rugosités comme entrées et les paramètres comme sorties car comme précisé dans le chapitre 2 les réseaux ANN traitent des bases de données, cependant il est très difficile de trouver la fonction inverse du polynôme résultant de la méthode RSM, c'est ce qui constitue le plus grand avantage des réseaux de neurones artificiels dans de tels problèmes.

Par exemple en inversant les inputs et outputs du programme et en modifiant le calcul de la moyenne des erreurs pour une rugosité de 1.31 les données expérimentales sont [200, 0.14, 0.3] le programme nous donne : [2.35127192e+02 1.21379557e-01 2.52082968e-01] une erreur moyenne de 17% ce qui est élevé mais on reconnaît bien les niveaux 200, 0.14, 0.3 parmi les autres niveaux (au même temps nous avons utilisé le même code avec des petites modifications de calcul de 3 outputs issue d'un input que d'un outputs issue de 3 inputs).

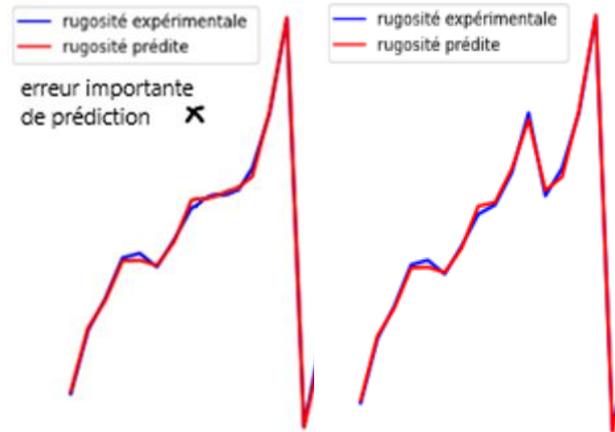


Figure 3.9 Erreurs de prédiction lors d'un manque d'expérience.

Le nombre choisis d'expérience lors de la construction du plan orthogonale de Taguchi est aussi important pour prédire les résultats réels, Les algorithmes développés pour analyser ces plans sont généralement fiables lorsqu'ils sont exécutés correctement sur des nœuds de calcul. Cependant, il est important de noter qu'un manque d'informations ou peut causer un écart entre les valeurs mesurées et les prédictions obtenues par les algorithmes développées. C'est illustré dans la figure 3.9.

3.3 Méthode des réseaux de neurones

Etat de l'art

Papier 1: International Journal of Science and Research (IJSR).

Cutting Parameters Effects on Surface Roughness During End Milling of Aluminium 6061 Alloy Under Dry Machining Operation, july 2015 Okokpuije Imhade. P1, Okonkwo Ugochukwu. C2. And Okwudibe Chinenye. D.3. Department of Mechanical Engineering Nnamdi Azikiwe University, Awka, Anambra state, Nigeria Information Communication Technology Centre, Niger Delta University Wilberforce Island Bayelsa, Nigeria

Implémentation des données dans notre code :

Les résultats de calcul sont exposés ci-dessous : On a introduit une erreur de calcul petite pour que le model soit le plus précit possible.

Tableau 3.13 comparaison entre les résultats du papier et les résultats obtenus par notre programme ANN.

	spindle speed	feed rate	axial depth of cut	radial depth of cut	surface roughness	predicted surface roughness by ANN method	Predicted values by the paper	Pourcentage of deviation by the ANN method	Pourcentage of deviation of the paper
1	1500.0	150.0	25.0	2.0	1.12	1.1200001239776611	1.09	-1.1069434020199204e-05	2.82
2	2500.0	150.0	25.0	2.0	0.95	0.9500000476837158	0.91	-5.019338512075939e-06	4.61
3	2500.0	300.0	25.0	1.0	1.17	1.1699997186660767	1.07	2.4045634467417905e-05	8.47
4	1500.0	300.0	15.0	2.0	1.27	1.27000093460083	1.4591	-7.359061654018593e-05	-13.91
5	1500.0	150.0	15.0	2.0	1.1	1.10000023841858	1.113	-2.1674416201216733e-06	-0.93
6	2000.0	200.0	20.0	2.5	1.21	1.2099995613098145	1.14	3.62553872323428e-05	5.74
7	1500.0	150.0	15.0	1.0	1.08	1.079999237060547	1.01	7.064254202180951e-06	6.77
8	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.2	1.1700000762939453	1.06	2.4999936421712206	11.56
9	1500.0	150.0	25.0	1.0	1.04	1.039999618530273	0.99	3.6679781434401093e-06	5.09
10	3000.0	200.0	20.0	1.5	0.61	0.6099995470047	0.92	7.426152461635115e-06	-50.44
11	2000.0	500.0	20.0	1.5	1.31	1.30999942779541	1.51	4.367973973240893e-06	-14.96
12	2500.0	300.0	25.0	2.0	1.26	1.2600009441375732	1.18	-7.493155343121473e-05	6.28
13	2000.0	100.0	20.0	1.5	0.58	0.580000102519989	0.81	-1.7675860181662054e-05	-40.43
14	2500.0	300.0	15.0	1.0	1.13	1.130000114440918	1.09	-1.0127514873923134e-05	3.32
15	2000.0	200.0	30.0	1.5	1.16	1.1599998474121094	1.04	1.3154128495264133e-05	9.94
16	2000.0	200.0	20.0	0.5	0.92	0.9200000762939453	0.91	-8.292820138318692e-06	1.18
17	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.17	1.1700000762939453	1.06	-6.520850032782417e-06	9.29
18	2500.0	150.0	15.0	2.0	1.05	1.0499995946884155	0.92	3.8601103287339536e-05	11.96
19	2500.0	150.0	15.0	1.0	0.84	0.839999737739563	0.84	3.122148055962575e-06	0.19
20	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.18	1.1700000762939453	1.06	0.8474511615300531	10.06
21	1000.0	200.0	20.0	1.5	1.28	1.2800002098083496	1.36	-1.6391277311150754e-05	-6.31
22	2500.0	300.0	15.0	2.0	1.22	1.21999990940094	1.2	7.426152461635115e-06	0.27
23	1500.0	300.0	25.0	2.0	1.29	1.2899987697601318	1.42	9.536743164337904e-05	-9.94
24	2000.0	200.0	10.0	1.5	1.12	1.1200001239776611	1.09	-1.1069434020199204e-05	2.65
25	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.19	1.1700000762939453	1.06	1.68066585765165	10.81
26	1500.0	300.0	15.0	1.0	1.26	1.2599984407424927	1.31	0.000123750595982008733	-4.13
27	1500.0	300.0	25.0	1.0	1.24	1.2400007247924805	1.29	-5.845100649013159e-05	-3.73
28	2500.0	150.0	25.0	1.0	0.75	0.75	0.82	0.0	-9.58
29	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.13	1.1700000762939453	1.06	-3.5398297605261435	6.08
30	2000.0	200.0	20.0	1.5	1.15	1.1700000762939453	1.06	-1.7391370690387307	7.71

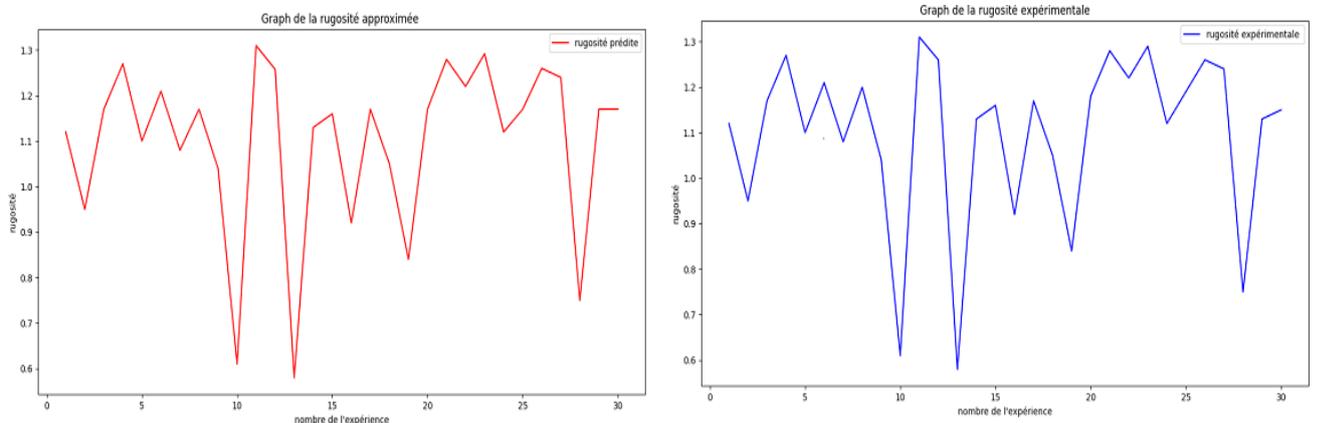


Figure 3.10 a) Graphe de la rugosité expérimentale. b) Graphe de la rugosité prédite.

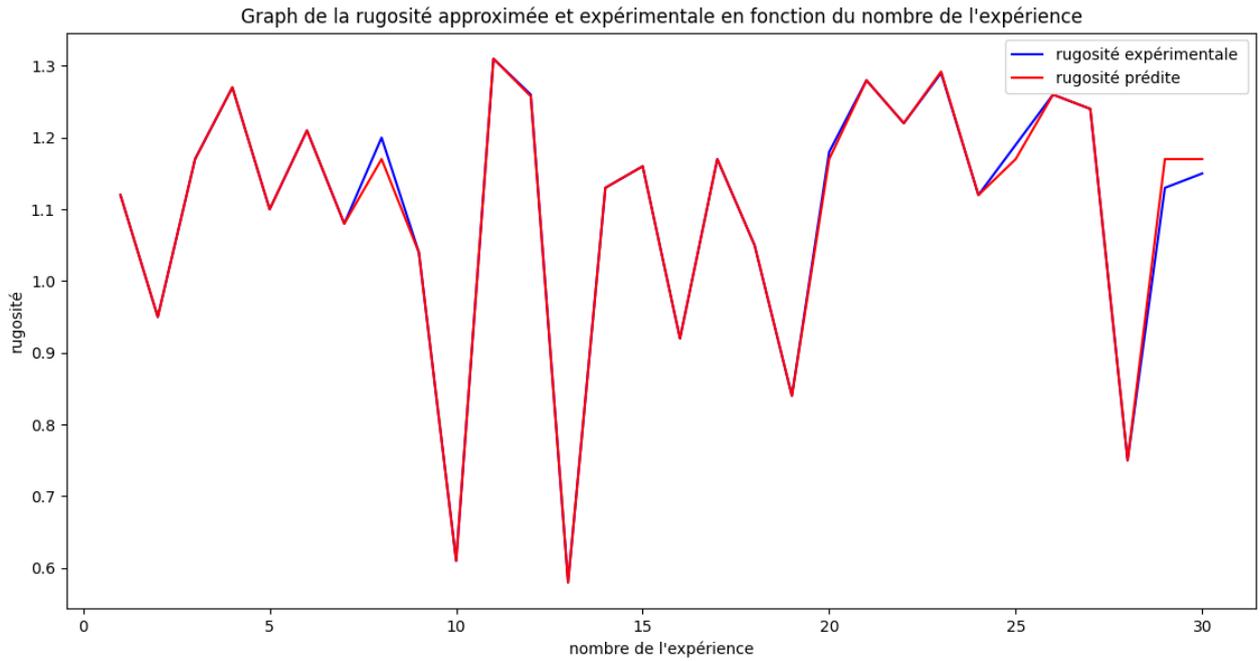


Figure 3.11 Graphe des rugosités prédite et expérimentale en superposition.

On remarque que sur plusieurs nœuds de calculs les résultats de calculs par la méthode ANN sont identiques aux résultats réels sauf pour les points qui ont les mêmes rugosités de surfaces et des facteurs d'usinages avec des valeurs différentes, ceci est dû à l'ajustement des poids pour minimiser l'erreur lors de l'apprentissage, le calcul aura ainsi un seul résultat.

Tableau 3.14 ANOVA pour le calcul ANN.

	(DF)	(SS)	(MS)	F-Stat	P-Value
Regression	1.0	1.0397790808849152	1.0397790808849152	8166.675524851022	1.1102230246251565e-16
Residual error	28.0	0.0035649529819306407	0.00012731974935466573	nan	nan
Total	29.0	1.0437866666666666	nan	nan	nan

La valeur de P-value est de 1.11×10^{-16} 0.05 et $100\% - 1.11 \times 10^{-14}\% \approx 100\%$ de fiabilité donc les prédictions par le modèle ANN sont nettement meilleures que la minimisation par moindre carré d'un modèle exponentielle étant donné l'écart significatif entre les erreurs relatives dans chaque nœud de calcul.

Papier 2: Ashok kumar Sahoo and Bidyadhar Sahoo International Journal of Industrial Engineering Computations, homepage: www.GrowingScience.com/ijiec Surface roughness model and parametric optimization in finish turning using coated carbide Response surface methodology and Taguchi approach (2011).

Ce document présente une étude expérimentale et un développement d'un modèle mathématique de la rugosité de surface lors du l'usinage de l'acier D2 en utilisant un insert en carbure revêtu de TiN. La conception des paramètres de Taguchi et la méthodologie de surface de réponse ont été utilisées pour établir le model. Le plan expérimental et l'analyse sont basés sur un tableau orthogonal Taguchi L27 dont 3 facteurs et 3 niveaux, en prenant la vitesse de coupe (v), l'avance (f) et la profondeur de passe (d) comme paramètres de coupe importants. L'influence des conditions d'usinage sur la finition de surface a également été étudiée et les conditions de coupe optimales pour minimiser la rugosité de surface ont été évaluées. Les résultats de l'ANOVA montrent que la vitesse d'avance est le paramètre de coupe le plus significatif pour la rugosité de surface [63].

Implémentation des paramètres de coupe du papier dans notre programme :

On établit un réseau de neurones artificiels à partir des données expérimentales pour calculer les sorties à savoir les rugosités prédites et les pourcentages de déviations. Les résultats ont une déviation moyenne de 0.014% donc très précis.

Ce modèle construit depuis la base de données expérimentales du papier on introduit de nouveaux paramètres qui ne font pas partie des données expérimentales et on essaie de prédire leurs rugosités respectives les résultats sont affichés dans le tableau ci-dessous.

Tableau 3.15 Rugosité prédite et pourcentage de déviations.

	v	f	d	average Ra in microns	predicted Ra with ANN	pourcentage of deviation %
1	50.0	0.07	0.1	0.33	0.32995915	-0.01237754
2	50.0	0.07	0.2	0.398	0.3979984	-0.00040387
3	50.0	0.07	0.4	0.299	0.2992139	0.07153387
4	50.0	0.14	0.1	1.09	1.0899234	-0.00702919
5	50.0	0.14	0.2	0.993	0.9930286	0.00287826
6	50.0	0.14	0.4	1.03	1.0300757	0.00734653
7	50.0	0.21	0.1	5.44	5.4397964	-0.00374177
8	50.0	0.21	0.2	5.33	5.32984	-0.00299844
9	50.0	0.21	0.4	5.22	5.220059	0.0011287
10	125.0	0.07	0.1	0.423	0.4229509	-0.01160907
11	125.0	0.07	0.2	0.351	0.35080957	-0.05425239
12	125.0	0.07	0.4	0.4	0.40004668	0.0116691
13	125.0	0.14	0.1	1.04	1.0398624	-0.01323131
14	125.0	0.14	0.2	1.07	1.069984	-0.00149914
15	125.0	0.14	0.4	1.05	1.0496981	-0.02875101
16	125.0	0.21	0.1	5.56	5.5597157	-0.00511245
17	125.0	0.21	0.2	5.44	5.439719	-0.00516176
18	125.0	0.21	0.4	5.21	5.2097893	-0.0040446
19	200.0	0.07	0.1	0.417	0.41660926	-0.09370325
20	200.0	0.07	0.2	0.277	0.27675194	-0.08955398
21	200.0	0.07	0.4	0.33	0.32994822	-0.01569192
22	200.0	0.14	0.1	1.05	1.0500478	0.00454812
23	200.0	0.14	0.2	1.05	1.0489569	-0.09934562
24	200.0	0.14	0.4	1.03	1.0299232	-0.00745625
25	200.0	0.21	0.1	5.42	5.4193134	-0.01266733
26	200.0	0.21	0.2	5.41	5.4093366	-0.01226309
27	200.0	0.21	0.4	5.29	5.289498	-0.00949239

Tableau 3.16 Résultats de rugosités prédites pour des données qui ne font pas partie de la base de données.

	v	f	d	average Ra in microns	predicted Ra with ANN	pourcentage of deviation	predicted Ra of the publication	pourcentage of deviation
1	50.0	0.14	0.2	0.993	0.9930286	0.00287826208	1.026	-3.32
2	125.0	0.07	0.4	0.4	0.40004668	0.0116690993	0.386	3.5
3	200.0	0.21	0.1	5.42	5.4193134	-0.0126673287	5.463	-0.79
4	100.0	0.2	0.3	4.61	4.763255	3.32440606	4.39	4.77

Pour un tableau orthogonal L27, on évalue la précision du modèle par d'autres expériences qui ne figurent pas dans la base de données du modèle selon le papier les 3 premiers sont réalisés dans les mêmes niveaux de coupe, la dernière est dans de différents niveaux.

On remarque que le model approche très bien les données expérimentales dans les mêmes niveaux de l'expérience cependant l'approximation est moins bien dans la dernière mais cela reste acceptable (moins de 5% d'erreur) ceci est le but principal de cette étude mais plus de données expérimentales donnent de meilleurs résultats.

Pour déterminer le facteur qui a le plus d'influence sur la rugosité il faut tracer les différents graphes d'influence représentés ci-dessous.

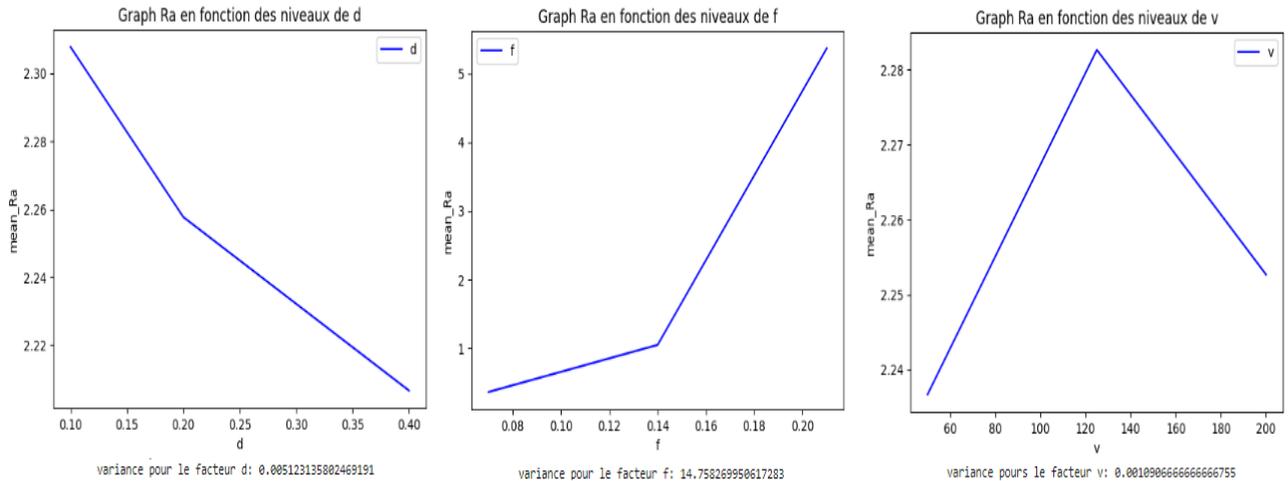


Figure 3.12 Graphe des effets pour les différentes factures.

Il est clair que la variation de la valeur de la vitesse d'avance ou du feed rate entraîne une différence de 5 unités dans la rugosité moyenne entre le premier et le troisième niveau. Cette variation est plus significative que les autres facteurs d'usinage étudiés. Cette influence peut différer selon le matériau, la plage des valeurs mesurés et le procédé d'usinage utilisés.

3.4 Comparaison

Approche mathématique utilisée pour construire le modèle :

Les surfaces de réponse sont des modèles mathématiques qui décrivent la relation entre plusieurs variables d'entrée et une variable de sortie, ces surfaces sont généralement construites à l'aide de fonctions mathématiques, telles que des polynômes, des splines ou une fonction exponentielle. Les réseaux de neurones sont des modèles d'apprentissage basés sur des neurones artificiels interconnectés formant plusieurs couches avec des poids ajustables pour approximer des relations complexes des inputs du problème. L'apprentissage est réalisé à partir des inputs sans spécifier explicitement une relation les reliant.

Calcul et entraînement :

Les réseaux de neurones nécessitent un processus d'apprentissage supervisé c'est-à-dire un processus d'apprentissage où on entraîne un modèle à partir des données d'entrées pour prédire des sorties attendues, les poids des connexions sont ajustés en utilisant des algorithmes d'optimisation,

tels que la rétropropagation du gradient. Les réseaux de neurones peuvent apprendre à partir de grandes quantités de données d'entraînement et de généraliser les modèles appris pour prédire de nouvelles données. La construction des surfaces de réponse ne nécessite pas de processus d'apprentissage supervisé. Les coefficients des fonctions mathématiques sont généralement estimés en utilisant des techniques de régression pour ajuster les constantes de la fonction à partir des nœuds de calculs soigneusement sélectionnés.

Flexibilité du modèle :

Les réseaux de neurones peuvent modéliser des relations complexes généralement non linéaires entre les variables. Ils peuvent s'adapter à différents types de problèmes, tels que la classification, la régression, la génération de texte, etc. On peut augmenter la flexibilité en les rendant plus profonds, c'est-à-dire comporter plus de couches, permettant ainsi une représentation hiérarchique des données. Les surfaces de réponse sont généralement plus limitées en termes de flexibilité, car elles dépendent du choix de la fonction mathématique utilisée pour les modéliser. L'ajustement de surfaces de réponse à des modèles plus complexes peut nécessiter des fonctions mathématiques plus avancées et des degrés plus élevés.

Quelques problèmes liés aux réseaux de neurones :

Lors de l'apprentissage des réseaux neuronaux on peut rencontrer plusieurs problèmes :

Le sur-apprentissage ou overfitting est un des problèmes les plus fréquents, lorsque le réseau apprend à partir des données d'entraînement de manière excessive, il mémorise ces données au lieu de généraliser les modèles. Le résultat est une mauvaise performance lors de la prédiction de nouvelles données. Il existe différentes techniques pour atténuer ce problème, notamment l'utilisation de régularisation, de validation croisée et de jeux de données d'entraînement plus vastes, on peut rencontrer ce problème lorsqu'on utilise un algorithme complexe pour un problème relativement simple.

À l'inverse du sur-apprentissage on a aussi le sous-apprentissage qui se produit lorsque le réseau de neurones ne parvient pas à apprendre efficacement les modèles présents dans les données d'entraînement. Cela se traduit par une faible précision lors de la prédiction. Le sous-apprentissage peut être causé par un modèle trop simple ou une base de données d'entraînement insuffisante. L'utilisation de modèles plus complexes, d'une meilleure architecture de réseau ou l'augmentation des données d'entraînement peuvent aider à résoudre ce problème.

Les réseaux de neurones sont optimisés avec des algorithmes d'optimisation qui ajustent les poids des connexions. Cependant, ces poids peuvent devenir instables, ce qui entraîne une mauvaise convergence de l'algorithme. Pour remédier ce problème on utilise des taux d'apprentissage, l'utilisation de taux d'apprentissage adaptatifs et d'initialisation appropriée des poids peut aider à stabiliser les poids.

Lors de l'entraînement de réseaux de neurones profonds, il peut y avoir des problèmes avec la propagation du gradient. Le gradient peut devenir extrêmement petit (vanishing gradient) ou extrêmement grand (exploding gradient) à mesure de sa propagation de couche en couche. Cela peut entraîner des problèmes de convergence de l'apprentissage. Des techniques comme l'initialisation appropriée des poids, l'utilisation de fonctions d'activation non saturantes les méthodes de normalisation peuvent aider à atténuer ces problèmes et alterner des fonctions d'activation linéaire (Relu) et exponentielles (sigmoïde) pour plus de flexibilité.

Il n'existe pas de règle universelle pour choisir l'architecture optimale, car cela dépend des caractéristiques spécifiques du problème et des données. Il est souvent nécessaire de procéder à une exploration et à une expérimentation approfondie pour trouver la meilleure architecture [64][65].

La construction d'une surface de réponse peut présenter certains problèmes :

Insuffisance de données : la construction d'une MSR précise doit avoir un nombre suffisant de données d'entrée et de sortie. Une quantité de données limitée, peut conduire à une surface de réponse peu fiable qui ne retranscrit pas la vraie relation entre les variables.

Lorsque les variables d'entrée présentent une corrélation élevée entre elles, cela peut entraîner des problèmes lors de la construction de la surface de réponse, car certaines variables peuvent fournir des informations redondantes. Dans de tels cas, il peut être nécessaire de réduire la dimensionnalité des variables en utilisant des techniques telles que la sélection de variables. L'extrapolation est la prédiction de valeurs en dehors de la plage des données d'entrée observées. Lorsque l'on construit une surface de réponse, il est important de faire preuve de prudence lors de l'extrapolation, car les modèles peuvent ne pas être fiables en dehors de la plage des données observées.

Une extrapolation incorrecte peut conduire à des prédictions peu fiables et trompeuses, un degré élevé dans la construction de la surface de réponse peut avoir une divergence rapide en dehors de la plage des données observées mais une bonne prédiction des données qui se situent dans l'intervalle fournie. D'autre part, un degré faible, peut ne pas être en mesure de bien interpoler les valeurs à prédire, en particulier si la relation entre les variables est complexe (une sous-approximation des données et à une mauvaise représentation de la véritable relation entre les variables). Dans les réseaux de neurones artificiels (ANN), il est possible d'inverser les données d'entrée et de sortie, ce qui permet de prédire la rugosité en fonction des paramètres d'usinage ou de prédire les paramètres d'usinage en fonction de la rugosité souhaitée. En revanche, avec la méthode des surfaces de réponse (RSM), il est plus difficile d'établir une fonction inverse qui peut fournir ce type de résultat.

3.5 Conclusion

Nous avons exposé dans ce chapitre notre démarche de résolution pour l'optimisation de la qualité de surface en fonction des paramètres de coupe par l'utilisation des approches expérimentales et de l'IA afin de prédire cette dernière.

La prédiction dans l'optimisation permet d'évaluer les performances attendues, d'explorer efficacement l'espace des paramètres, de réduire les essais coûteux et de guider le processus d'optimisation vers les objectifs souhaités. Elle constitue un outil précieux pour prendre des décisions éclairées et optimiser les systèmes, les processus et les performances.

La démarche proposée a été implémentée et les résultats obtenus sont discutés, analysés et comparés avec d'autres travaux dans les mêmes conditions afin de valider notre démarche de résolution. Nos résultats sont approuvables.

Conclusion générale

Conclusion générale

Lorsqu'il s'agit d'optimiser les conditions d'usinage, la prédiction des facteurs de coupe permet de guider le processus d'optimisation en fournissant des informations précieuses sur la qualité de surface, la productivité, la durée de vie de l'outil. Ces informations peuvent être utilisées pour identifier les combinaisons optimales de paramètres de coupe qui répondent aux exigences spécifiques du fabriquant.

Dans ce projet, nous nous sommes concentrés sur l'optimisation du fraisage pour améliorer la qualité de surface. Nous avons exploré deux approches communément utilisées, la méthode Taguchi-RSM et les réseaux de neurones artificiels (ANN), pour prédire la rugosité de surface en fonction des paramètres de coupe, l'analyse de la variance (ANOVA) a été utilisée pour évaluer l'erreur de prédiction et de déterminer l'influence des différents facteurs sur le phénomène d'usinage. Nous avons conclu que ces méthodes sont prometteuses dans la prédiction de la rugosité de surface. La méthode ANOVA nous a aussi permis de déterminer l'ordre d'influence des paramètres de coupe. Cependant, ces modèles nécessitent des bases de données plus importantes pour générer efficacement un modèle capable d'approcher l'expérimentation.

En conclusion, notre étude a montré que l'utilisation combinée de l'approche Taguchi-RSM et des réseaux de neurones artificiels peut être bénéfique pour l'optimisation des paramètres de coupe et l'amélioration de la qualité des surfaces usinées.

Des perspectives peuvent inclure l'exploration d'autres techniques d'optimisation et l'utilisation de modèles d'intelligence artificielle plus avancés ainsi que l'étude de l'influence d'autres paramètres de coupe, nous avons étudié les paramètres mesurables capables d'influencer la qualité de surfaces, mais il reste aussi d'autres paramètres non ou difficilement mesurables (liquide de refroidissement, géométrie des outils de coupe, etc.) une analyse plus approfondie est nécessaire. Ce travail contribue ainsi à la recherche dans le domaine de la production mécanique avancée et à l'amélioration des processus d'usinage pour répondre aux exigences de qualité des secteurs économiques clés.

Références

Références

- [1] Murray G. T, Marcel, Dekker, "Handbook of Materials Selection for Engineering Applications Mechanical Engineering", CRC Press, 1997, <https://automaterials.files.wordpress.com/2018/09/selecting-material-for-engineering-applications.pdf>, consulté en Avril 2023.
- [2] Brahim Youssouf, "Maximisation de la productivité et minimisation de la rugosité de surface lors de l'usinage du Polyamide PA6", Mémoire, Guelma, https://dspace.univ-guelma.dz/xmlui/bitstream/handle/123456789/10282/BRAHMIA_youssouf_.pdf?sequence=1&isAllowed=y, Consulté Avril 2023.
- [3] Gilles Prod'Homme, "Commande Numérique des Machines-Outils", Technique de l'Ingénieur, Traité Génie Mécanique, B 7130, pp.3, 1997, consulté en Avril 2023.
- [4] Lakhdari Fouad, "Étude de l'endommagement des surfaces optiques par des particules abrasives", Doctorat, Soutenu le 07 Mars 2010, <http://dspace.univ-setif.dz:8888/jspui/bitstream/123456789/1032/1/lakhthari%20fouad.pdf.zip>, consulté en avril 2023.
- [5] Shaw Milton C, "Metal Cutting Principles", Oxford University Press, 2005, <https://pdfcoffee.com/shaw-milton-c-metal-cutting-principles-pdf-free.html>, consulté en Avril 2023.
- [6] Wikiversité, https://fr.wikiversity.org/wiki/Fraisage/Effort_de_coupe, consulté en Avril 2023.
- [7] Richard P. Pohanish Christopher J. Mccauley, "Machinery's Handbook Pocket Companion", senior staff editor Muhammed Iqbal Hussain, associate project editor INDUSTRIAL PRESS, INC, 1 Mar. 2016, ISBN 978-0-8311-3095-4, consulté en Avril 2023.
- [8] Michael Fitzpatrick, "Machining and Cnc Technology", 3rd Revised ed, McGraw-Hill Higher Education, February 1, 2013, <https://pdfkeys.com/download/2619283-Manual-Cnc-Router.pdf>, consulté en Mai 2023.
- [9] David Spittle "Fundamentals of Tool Design", Fifth Edition Society of manufacturing engineers, Central Michigan University.
- [10] Dr Lakhdar BOUZID, "Optimisation des conditions de coupe et analyse de leur effet sur les paramètres technologiques d'usinage -Application à l'usinage de l'acier inoxydable X20Cr13", thèse doctorat, soutenu à Guelma, 2015, <https://dspace.univ-guelma.dz/jspui/bitstream/123456789/325/1/Th%c3%a8se%20Doctorat%20BOUZID%2023-05-2015.pdf>, consulté en Mai 2023.
- [11] Serope Kalpakjian, Steven R. Schmid, "Manufacturing Engineering and Technology" edition 7, Pearson Education South Asia, 2013, <https://studylib.net/doc/25257242/manufacturing-engineering-and-technology-6th-edition-sero>, consulté Avril 2023.
- [12] <https://www.erm-fabtest.com/blog/impression-3d-metal-de-porte-outil-de-fraisage-n29>, consulté Avril 2023.
- [13] Hamdi Billel, " Etude des revêtements durs et applications sur les outils de coupe" Mémoire Magistère en mécanique, Constantine, soutenu le 01/01/2017, <http://archives.umc.edu.dz/bitstream/handle/123456789/6701/HAM5789.pdf?sequence=1>, consulté juin 2023.
- [14] "Société SANDVIK-COROMANT, Procédés d'Usinage, Travail des Matériaux – Assemblage", Techniques de l'Ingénieur, consulté juin 2023.
- [15] Ingersoll Cutting Tools Marketing & Technology France Ingersoll France 22, rue Albert Einstein F-77420 CHAMPS-sur-MARNE, Téléphone: +33 164684536 Fax: +33 164684524 E-Mail: info@ingersoll-imc.fr Site web: www.ingersoll-imc.fr, consulté Mai 2023.

- [16] Brigitte REMACLE, "Formation ifpm Usinage tournage, fraisage, BldReyers 80, 1030", Bruxelles Édition, septembre 2014, consulté Mai 2023.
- [17] https://analyse-fabrication.univ-lille.fr/co/chapitre_2_4_2_2.html, Consulté Mai 2023.
- [18] https://www.comptoirdespros.com/media/fraisage_de_rainures_ins_r_es, Consulté Mai 2023.
- [19] <https://www.ferrotall.com/fr/quelle-est-limportance-du-cnc/>, Consulté Mai 2023.
- [20] WU Xuefeng*, FENG Gaocheng, and LIU Xianli "Design and Implementation of a System for Laser Assisted Milling of Advanced Materials" School of Mechanical and Power Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China Received July 29, 2015; revised February 16; accepted March 3, 2016, Consulté Juin 2023.
- [21] Jean-Jacques Boy, "Cours UltraSonic Machining (USM) (Non traditional machining process)", Femto-ST sciences et technologies, Consulté Juin 2023.
- [22] Pr Brahim Benmohammed, "USINAGE PAR ULTRASON (USM)", M1 – FMP, consulté Mai 2023.
- [23] <https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00003226/document>, Consulté Mai 2023.
- [24] <https://www.berieau.fr/blog/usinage-cnc-par-secteur>, Consulté Mai 2023.
- [25] <https://top-seiko.com/fr/technology/>, Consulté Mai 2023.
- [26] Bernard RAPHET, "États de surface Caractérisation (R1230, R1231)", Technique d'Ingénieur, Consulté Mai 2023.
- [27] Mr. Fateh MAKHLOUFI, "Cours de Métrologie", Institut des Sciences et des Techniques Appliquées Université des Frères Mentouri Constantine 1, Consulté Juin 2023.
- [28] Marie-Line Zani, "La mesure de rugosité, Quelques normes...et plusieurs dizaines de paramètres", octobre 2003, consulté Mai 2023.
- [29] Patrick BOUCHAREINE, "Technique d'ingénieur Métrologie des surfaces (R1390)..", consulté Mai 2023.
- [30] Olivier Choquet, "Concervatoire National Des arts et métiers centre de Paris", Rapport Probatoire, instrumentation de meusure techniques de contrôle d'aspects de surfaces, soutenu le 30 Mai 2002, <http://mapage.noos.fr/sitepro/documents/techniques%20de%20controle%20d'aspect%20de%20surface.PDF>,
- [31] www.google.fr //états de surface// instruments de mesure, Consulté Mai 2023.
- [32] Abderrazzaq BENATMANE, "Développement de la microscopie interférométrique pour unemeilleure analyse morphologique", Instrumentation et Microélectronique Université Louis Pasteur – Strasbourg, 2002, <https://theses.hal.science/tel-00002418/document>, Consulté Juin 2023.
- [33] https://www.researchgate.net/figure/Microscope-a-effet-tunnel-ou-Scanning-Tunneling-Microscope-STM_fig9_323542812, Consulté Mai 2023.
- [34] https://iramis.cea.fr/Images/astlmg/225_4.jpg, Consulté Mai 2023.
- [35] <https://www.precision-hardware-factory.com/info/factors-affecting-the-surface-quality-of-metal-29051766.html>, Consulté Mai 2023.
- [36] <http://www.univbejaia.dz/dspace/bitstream/handle/123456789/112/Memoire%20final.pdf?sequence=1&isAllowed=y>, Consulté Mai 2023.
- [37] B. Khadidja, "Contribution à l'étude de la topographie 3D des surfaces gauches usinées sur des machines 5 axes" Ecole Nationale Polytechnique , Alger, 2023.

- [38] <https://eduscol.education.fr/sti/sites/eduscol.education.fr.sti/files/ressources/techniques/3870/3870-introtaguchi-cned.pdf>, consulté Mai 2023.
- [39] <https://ellistat.com/Les-plans-d-experiences-par-la-methode-Taguchi.pdf>, consulté Mai 2023.
- [40] <http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/plans-experiences/methode-taguchi.php>, consulté Juin 2023.
- [41] [https://3dc.asso-web.com/29+genichi-taguchi.html#:~:text=%C2%AB%20Tout%20%C3%A9cart%20par%20rapport%20%C3%A0,k\(y%2Dy0\)2](https://3dc.asso-web.com/29+genichi-taguchi.html#:~:text=%C2%AB%20Tout%20%C3%A9cart%20par%20rapport%20%C3%A0,k(y%2Dy0)2), consulté Mai 2023.
- [42] Mustapha Rguig "Méthodologie des surfaces de réponse pour l'analyse en fiabilité des plates-formes pétrolières offshore fissurées", Doctorat Génie Civil présentée et soutenue le 15 juin 2005, <https://core.ac.uk/download/pdf/46804954.pdf>, consulté juin 2023.
- [43] François Husson, "Plans pour surfaces de réponses" UP de mathématiques appliquées Agrocampus Ouest, https://husson.github.io/MOOC_plan/transp_plan_con.pdf, consulté Mai 2023.
- [44] DOUALI Taous, OUNAS Hafsa "La méthode SVD et la résolution de problèmes inverses", Doctorat, Bejaia 03/10/2021, <http://www.univ-bejaia.dz/xmlui/handle/123456789/18989>, consulté Juin 2023.
- [45] <https://www.netapp.com/fr/artificial-intelligence/what-is-artificial-intelligence/>, consulté Juin 2023.
- [46] Claude Touzet, "Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme cours exercices et TP EC2". Collection de l'EERIE. N. Giambiasi. hal 01338010. 1992.
- [47] <https://maloxxx8.wixsite.com/malonaturo/post/les-poisons-overtoniens>, consulté Mai 2023.
- [48] AGGARWAL, Charu C. Neural Networks and Deep Learning : A Textbook. 1st ed, Springer, 2018, https://www.academia.edu/42981452/Neural_Networks_and_Deep_Learning_Charu_C_Aggarwal, consulté Mai 2023.
- [49] <https://www.nomidl.com/deep-learning/what-is-the-difference-between-sigmoid-and-softmax-activation-function/>, consulté Juin 2023.
- [50] https://www.researchgate.net/publication/328996656_Approche_Adaptative_d%27une_Commande_Neuronale_sans_capteur_d%27un_Moteur_Asynchrone_associee_a_un_Observateur_par_Mode_Glissant/figures?lo=1, consulté Juin 2023.
- [51] I. Meddour, "Prédiction de la rugosité de surface, des efforts de coupe et des vibrations de l'outil en tournage dur par les méthodes RSM et ANN - application au couple : AL₂O₃+TiC/ 100Cr6", doctorat de Génie mécanique et Productique, Guelma, 2015.
- [52] <https://www.lemagit.fr/conseil/Apprentissage-supervise-et-non-supervise-les-differencier-et-les-combiner>, consulté Juin 2023.
- [53] <https://analytics.fr/definitions/data-mining/>, consulté Juin 2023.
- [54] <https://towardsdatascience.com/neural-net-from-scratch-using-numpy-71a31f6e3675>, consulté Juin 2023.
- [55] Keras, Tutorials Point Simply Easy Learning, <https://89pq2j5.invatursport38.ru/>, consulté Mai 2023.
- [56] <https://www.simplypsychology.org/anova.html#How-to-run-an-ANOVA>, consulté Juin 2023.
- [57] Jacques Goupy, Lee Creighton "SÉRIE: CONCEPTION INTRODUCTION AUX PLANS D'EXPÉRIENCES" 3e édition, <https://docplayer.fr/57857147-Serie-conception-jacques-goupy-lee-creighton-introduction-3-e-edition-aux-plans-d-experiences.html>, consulté Mai 2023.

- [58] John Neter, "applied linear regression models", <https://www.ime.unicamp.br/~dias/John%20Neter%20Applied%20linear%20regression%20models.pdf>, consulté Mai 2023.
- [59] Douglas C. Montgomery, "Design and Analysis of Experiments", Wiley, 2012, <https://www.ime.unicamp.br/~dias/John%20Neter%20Applied%20linear%20regression%20models.pdf>, consulté Mai 2023.
- [60] Mme. BOUDJEN "Etude par simulation numériques de la réactivité dans la réaction d'acylation enzymatique de substrat osidique" Faculté des sciences Département de chimie, mémoire Pour l'obtention du diplôme de Magister Option: Chimie Organique.
- [61] Konkwo Ugochukwu, Okokpujie Imhade and Okwudibe Chinenye, "Cutting Parameters Effects on Surface Roughness During End Milling of Aluminium 6061 Alloy Under Dry Machining Operation", International Journal of Science and research (IJSR). O Department of Mecha Niger Delta University Wilberforce Island Bayelsa, Nigeria, Juillet 2015, https://www.researchgate.net/publication/316828971_Cutting_Parameters_Effects_on_Surface_Roughness_During_End_Milling_of_Aluminium_6061_Alloy_Under_Dry_Machining_Operation, consulté Juin 2023.
- [62] Lakhdar Bouzid, "Optimisation des conditions de coupe et analyse de leur effet sur les paramètres", Thèse présentée pour l'obtention du grade de docteur de L'université de 08 Mai 1945 Guelma Spécialité : Génie Mécanique Option : Mécanique Appliquée, 23/05/2015, <https://dspace.univ-guelma.dz/jspui/bitstream/123456789/325/1/Th%C3%A8se%20Doctorat%20BOUZID%202023-05-2015.pdf>, consulté Juin 2023.
- [63] Ashok kumar Sahoo and Bidyadhar Sahoo Surface roughness model and parametric optimization in finish turning using coated carbide insert: Response surface methodology and Taguchi approach International Journal of Industrial Engineering Computations homepage: www.GrowingScience.com/ijiec
- [64] <https://www.tomorrow.bio/fr/poste/n%C5%93uds-qui-savent-comment-l'architecture-des-r%C3%A9seaux-neuronaux-apprend-2023-06-4669541450-ai>, consulté Juin 2023.
- [65] <https://www.tomorrow.bio/fr/poste/weight-for-It-comment-les-r%C3%A9seaux-neuronaux-deviennent-plus-forts-2023-06-4669545292-ai>, consulté Juin 2023.