

N°...../DTEH/2022

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université M'Hamed Bougara-Boumerdes

Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie



Département Transport et Equipements des Hydrocarbures

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme de

Master

Domaine : Science et technologies

Filière : Hydrocarbure

Option : Génie mécanique-Mécanique des Chantiers Pétroliers

Présenté par :

BENALLOU Mohamed Zakaria

BENCHIKH Madani

THEME

État de L'art, Prédiction et Optimisation d'Intégrité de Surface et leur Influence sur la Fatigue des Composants utilisent Réseau de neurone et l'Algorithme Génétique.

Devant le jury:

	Nom et Prénom	Grade	Université/Affiliation
Examineur	GACEB Mohamed	PROF	UMBB
Examineur	BLOUL Benatia	MCA	UMBB
Examineur	HALIMI Jamel	MCA	UMBB
Encadreur	HARHOUT Riad	MAA	UMBB
Co-Encadreur	BOUHADJA Khadidja	AR	CDTA

Boumerdes 2022

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce modeste travail.

Nous tenons à remercier en premier degré notre encadrant **Mme BOUHADJA Khadidja**, pour l'orientation, la confiance, la patience qui ont constitué un apport considérable sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené au bon port. Qu'elle trouve dans ce travail un hommage vivant à sa haute personnalité, Nous tenons à lui exprimer notre gratitude pour son soutien qui nous a été précieux pour mener à bien notre travail.

Nous tenons également à remercier **Mr HARHOUT Riad** pour son immense aide, la qualité de son suivi ainsi que pour tous les conseils et informations qu'il nous a donnés avec une certaine patience.

Que les membres de jury trouvent, ici, l'expression de nos sincères remerciements pour l'honneur qu'ils nous font en prenant le temps de lire et d'évaluer ce travail.

Nos remerciements s'étendent également à tous nos enseignants durant les années d'études.

Pour finir, nous tenons à remercier tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail.

Dédicaces

Je dédie ce travail à mes parents à ma famille à mes amis.

Zakaria

Abstract

The surface roughness is a crucial index that is commonly used in the machining processes to evaluate the final product quality and is influenced by the cutting parameters. This research investigates the effect of different machining parameters on the surface roughness. An artificial intelligence approach consisting of artificial_neural_network (ANN) and another hybrid one (ANN) whose weights are tuned by genetic algorithm (GA) are introduced to compare the estimation of surface roughness. To construct a database for the ANN, the experimental tests have been adopted from research paper that study the average surface roughness R_a (value) for Aluminum after ball end milling operation which the value has been measured 84 experiments have been conducted varying cutter axis inclination angle (ϕ degree), spindle speed (N rpm), feed rate (V_f mm/min), radial depth of cut (feed V_x mm), axial depth of cut (A_p mm) in order to find a desired surface roughness R_a . The influence of the machining parameters such as depth of cut, feed rate, and spindle_speed on surface roughness have been reviewed in the literature and examined by using the Pearson's correlation. The analyses reveal the feed rate V_f and V_x are the most effective factors in the surface roughness's components.

The proposed ANN model provides a good prediction with a mean_square_error (MSE) specifying the accuracy and adequacy of the network were found equal to 0.1985 indicating that the estimated and the measured surface_roughness_values are remarkably close to each other in comparison with the hybrid ANN&GA model with MSE equal to 0.3930. It is also determined by the optimization using the genetic algorithm that the cutting parameters which they give the optimum surface roughness $R_a=0.41\mu\text{m}$ in our case are the following: $\phi =0^\circ$, $S=584(\text{rpm})$, $F_y=22$ (mm/min), $F_x=0.4$ (mm), $t=0.4653$ (mm).

Keywords: Surface integrity, Surface roughness, Ball end milling, artificial neural network (ANN) and Genetic Algorithm (GA).

Résumé

La rugosité de surface est un indice crucial qui est couramment utilisé dans le processus d'usinage pour évaluer la qualité ou l'intégrité de surface du produit et composants final et qui est influencé par les paramètres de coupe. Cette recherche étudie l'effet de différents paramètres d'usinage sur la rugosité de surface ; une approche d'intelligence artificielle consistant en un réseau neuronal artificiel (ANN) et un autre hybride (ANN) dont les poids sont réglés par un algorithme génétique (GA) sont introduits pour comparer l'estimation de la rugosité de surface. Pour construire une base de données pour l'ANN, les tests expérimentaux ont été adoptés à partir d'un article de recherche qui étudie la rugosité de surface moyenne Ra (valeur) pour l'aluminium après l'opération de fraisage en bout de bille dont la valeur de cette rugosité a été mesurée 84 cas en faisant varier l'angle d'inclinaison de l'axe de la fraise (ϕ degré), la vitesse de la broche (N tr/min), la vitesse d'avance (V_y mm/min), la profondeur de coupe radiale (avance V_x mm), la profondeur de coupe axiale (t mm). L'influence des paramètres de coupe tels que la profondeur de coupe, la vitesse d'avance et la vitesse de la broche sur la rugosité de surface a été étudiée dans la littérature et examinée en utilisant la corrélation de Pearson. Les analyses révèlent que la vitesse d'avance f_y et f_x sont les facteurs les plus influents sur la rugosité de surface.

Le modèle ANN proposé fournit une bonne prédiction, l'erreur moyenne carrée (MSE) spécifiant la précision et l'adéquation du réseau a été trouvée égale à 0,1985 indiquant que les valeurs de rugosité de surface estimées et mesurées sont remarquablement proches les unes des autres, ce dernier modèle est plus précis en comparaison avec le modèle hybride ANN&GA avec un MSE égale à 0,3630. L'optimisation en utilisant l'algorithme génétique montre que les paramètres de coupe qui donnent la rugosité de surface optimale $R_a=0.41\mu\text{m}$ dans notre cas sont les suivants : $\phi =0^\circ$, $S=584(\text{tr}/\text{min})$ $F_y=22$ (mm/min), $F_x=0.4$ (mm), $t=0.4653$ (mm).

Mots-clés : Intégrité de surface, Rugosité de surface, Fraise en bout, réseau neuronal artificiel (ANN) et Algorithme génétique (GA).

ملخص

خشونة السطح هي مؤشر حاسم يستخدم عادة في عملية المعالجة لتقييم جودة المنتج النهائي ويتأثر بمعلمات القطع يدرس هذا البحث تأثير معلمات المعالجة المختلفة على خشونة السطح. نهج الذكاء الاصطناعي الذي يتكون من شبكة عصبية اصطناعية وشبكة اصطناعية هجينة أخرى يتم تنظيم أوزانها بواسطة خوارزمية جينية لمقارنة تقدير خشونة السطح. لبناء قاعدة بيانات للشبكة الاصطناعية ، تم اعتماد الاختبارات التجريبية من ورقة بحثية تدرس متوسط خشونة سطح الخشونة (القيمة) للألومنيوم بعد عملية طحن طرف الكرة التي تم قياس قيمتها. أجريت 84 تجربة عن طريق تغيير زاوية ميل محور درجة القاطع ، وسرعة المغزل (دورة في الدقيقة) ، وسرعة التقدم (مم / دقيقة) ، وعمق القطع الشعاعي (مم متقدم) ، وعمق القطع المحوري (مم) من أجل العثور على الخشونة. تمت دراسة تأثير معلمات القطع مثل عمق القطع وسرعة التقدم وسرعة المغزل على خشونة السطح في البحث وفحصها باستخدام ارتباط بيرسون. وتكشف التحليلات أن سرعتي التقدم هما العاملان الأكثر تأثيراً على خشونة سطح الألومنيوم يوفر نموذج الشبكة الاصطناعية المقترح تنبؤاً جيداً ، حيث يحدد متوسط الخطأ المربع دقة وملاءمة الشبكة التي تم العثور عليها على أنها تساوي 0.1985 مما يشير إلى أن قيم خشونة السطح المقدر والمقاسة قريبة بشكل ملحوظ من بعضها البعض مقارنة بنموذج الشبكة الاصطناعية الهجينة والخوارزمية الجينية مع متوسط خطأ مربع يساوي 0.3630. يتم تحديده أيضاً من خلال التحسين باستخدام الخوارزمية الجينية أن معلمات القطع التي يعطونها خشونة $V_x = 22$ (مم / دقيقة) ، $V_y = 22$ (دورة / دقيقة) ، $N = 584$ ، $\phi = 0^\circ$ ، في حالتنا هي كما يلي $Ra = 0.41\mu m$ السطح المثلى $A_p = 0.4653$ (مم) ، $A_p = 0.4$ (مم).

الكلمات المفتاحية: سلامة السطح، خشونة السطح، عملية الطحن، الشبكة العصبية الاصطناعية و الخوارزمية الجينية

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE

1

Chapitre I Généralité sur l'Intégrité de surface et les opérations d'usinage

I.1.	Intégrité de surface (IS).....	5
I.1.1.	Problèmes liés aux notions existantes de l'IS.....	6
I.2.	Surfaces réelles des solides	8
I.2.1.	Caractérisation de l'état de surface	9
I.2.2.	Défauts de la surface usinée.....	10
I.2.2.1.	Écailles.....	10
I.2.2.2.	Cavités	11
I.2.2.3.	Micro stries	11
I.2.2.4.	Microfissures.....	11
I.3.	Les procédés d'usinage	12
I.3.1.	Opérations d'usinage	13
I.3.2.	Outils de coupe.....	14
I.3.3.	Tournage	15
I.3.3.1.	Les paramètres de coupe en tournage.....	16
I.3.3.2.	Efforts et puissance de coupe.....	17
I.3.3.3.	Les différents outils en tournage	18
I.3.4.	Fraisage.....	19
I.3.4.1.	Paramètres de coupe en fraisage	20
I.3.4.2.	Influence de sens de rotation.....	21
I.3.4.3.	Les opérations de fraisage.....	22
I.4.	Généralité sur les techniques d'amélioration des états de surface.....	24
I.4.1.	Rectification	24
I.4.2.	Influence de l'enlèvement de matière par abrasion sur l'intégrité de surface	24
I.4.3.	Galetage	25
I.4.3.1.	Outils de galetage	26
I.4.3.2.	Types de procédé de galetage	27
I.5.	Duré de vie en fatigue	27
I.5.1.	Courbe de Wöhler	29
I.6.	Effets de l'intégrité de surface sur la durée de vie	30
I.6.1.	Effet de la rugosité	31
I.6.2.	Effet des contraintes résiduelles.....	32
I.6.3.	Effet de microstructure	34

I.7. Conclusion.....	35
----------------------	----

Chapitre II L'état de l'art sur les approches de l'IA utilisées dans l'usinage

II.1. Introduction	37
II.2. Influence des paramètres de coupe sur la rugosité de surface Ra.....	39
II.3. Introduction à Machine Learning ML.....	46
II.3.1. Réseau de neurone.....	46
II.3.1.1. Le neurone comme élément de calcul simple	48
II.3.1.2. Réseaux neurone multicouches	50
II.3.1.3. Réseau neurone à rétro propagation (back-propagation)	52
II.3.2. Algorithme génétique (GA)	57
II.3.2.1. Sélection par roulette	60
II.3.2.2. Opérateur de croisement (Cross over)	61
II.3.2.3. La mutation.....	62
II.3.3. Réseaux de neurone évolutifs	63
II.3.4. Conclusion	66

Chapitre III La prédiction de la rugosité de surface et l'optimisation des paramètres de coupe

III.1. Méthodologie.....	68
III.2. Implémentation d'ANN &GA pour la prédiction de la rugosité	69
III.2.1. Modèle 01 : ANN version de Bayésien Regularization	69
III.2.1.1. Les propriétés de réseau	71
III.2.1.2. Les étapes d'implémentation du réseau à l'aide de toolbox.....	73
III.2.1.3. Corrélation de Pearson.....	75
III.2.2. Modèle02 : Réseau de neurone hybridé avec l'algorithme génétique (ANN&GA)	76
III.3. Résultats et discussion	78
III.4. Optimisation des paramètres de coupe par l'algorithme génétique	82
III.5. Conclusion.....	84

Conclusion générale et perspective **85**

References **87**

Listes des Figures

Figure I-1. Application industrielle.....	3
Figure I-2. IS et mécanismes de formation leurs influences sur les performances fonctionnelles.....	3
Figure I-3. Représentation schématique d'une surface métallique.....	8
Figure I-4. Les défauts géométriques.....	9
Figure I-5. Les opérations d'usinage.....	14
Figure I-6. Outil mono-point (gauche) et multipoints (droite).....	15
Figure I-7. Coupe en tournage.....	15
Figure I-8. Directions d'efforts de coupe en tournage.....	18
Figure I-9. Les différents outils en tournage.....	19
Figure I-10. Paramètres de coupe en fraisage.....	20
Figure I-11. Épaisseur de coupe maximale.....	21
Figure I-12. Sens de rotation.....	22
Figure I-13. Fraisage en surfaçage.....	22
Figure I-14. Réalisation d'un épaulement.....	23
Figure I-15. Réalisation de profil : ligne droite et lignes courbes.....	23
Figure I-16. Réalisation de profil particulier.....	25
Figure I-17. (a)Rectification plane, (b) rectification cylindrique extérieure, (c)rectification cylindrique intérieure.....	25

Figure I-18. Principe de galetage.....	26
Figure I-19. Définition d'une sollicitation cyclique quelconque.....	29
Figure I-20. Courbe de Wöhler et les différents domaines de fatigue.....	30
Figure I-21. Profil de contraintes résiduelles pour une surface avec couche blanche, et surface sans couche blanche.....	35
Figure II-22. Paramètres qui affectent la rugosité de surface.....	38
Figure II -23. La variation de la rugosité en fonction de la vitesse de la broche, la vitesse d'avance, la profondeur de coupe radiale, et la profondeur de coupe axiale, Angle radial de la crémaillère.....	41
Figure II-24. Comparaison entre le modèle ANN, la régression et la logique floue.....	44
Figure II-25. Réseau neuronal biologique.....	46
Figure II-26. Architecture d'un réseau de neurones artificiels typique.....	48
Figure II-27. Diagramme d'un neurone.....	49
Figure II-28. Fonctions d'activation d'un neurone.....	50
Figure II-29. Perceptron multicouche avec deux couches cachées.....	51
Figure II-30. Réseau neuronal à rétro propagation (Back-propagation) à trois couches.....	53
Figure II-31. Chaîne binaire de 16 bits d'un chromosome artificiel.....	58
Figure II-32. Un algorithme génétique de base.....	60
Figure II-33. Sélection de la roue de la roulette.....	61
Figure II-34. Le cycle GA.....	63
Figure II-35. Encodage d'un ensemble de poids dans le chromosome.....	64
Figure II-36. Opérations génétiques dans l'optimisation du poids des réseaux neuronaux(a)croisement ;(b) mutations.....	66
Figure III-37. Dispositif expérimental.....	69

Figure III-38. Fonctionnement de la Fraiseuse à boulets.....	69
Figure III-39. Fonction de transfert Sigmoidé.....	72
Figure III-40. Création de réseau de neurone 5-20-20-1 multicouches à rétro-propagation...	73
Figure III-41. Structure du réseau de neurone.....	73
Figure III-42. Modèle final ANN développé avec MATLAB 2016 a (9.0.0.341360) pour la prédiction de la rugosité de surface.....	74
Figure III-43. La carte thermique des coefficients de Pearson.....	75
Figure III-44. Déclaration de la fonction objective	76
Figure III-45. Organigramme de l'optimisation de la rugosité de la surface par l'algorithme génétique.....	77
Figure III-46. Comparaison entre la valeur mesurée de la rugosité et la valeur prédite à l'aide ANN version Bayésien Regularization.....	81
Figure III-47. Comparaison entre la valeur mesurée de la rugosité et la valeur prédite à l'aide ANN couplée avec l'algorithme génétique (GA).....	81
Figure III-48. Organigramme de l'algorithme hybride ANN-GA pour l'optimisation des poids du réseau.....	82
Figure III-49. Fonction fitness en fonction du nombre de génération.....	83

Liste des tableaux

Tableau I-1 . Limite de fatigue pour des niveaux de rugosités différents.....	32
Tableau II-2 . Application de l'ANN dans la modélisation liée à la prédiction de Ra.....	43
Tableau III-3 . Résumé du modèle ANN pour 5-20-20-1 Architecture ANN pour Ra Prédiction intelligence artificiel IA.....	70
Tableau III-4 . Les valeurs utilisées dans le réseau de neurone avec la rugosité prédite par ANN version (BaR) et ANN&GA.....	78
Tableau III-5 . Les conditions de coupe optimale qui correspondent à la rugosité souhaitée...	83

Nomenclature

SYMBOLE	UNITE	SIGNIFICATION
VC	mm/min	Vitesse de coupe (Tournage)
D	mm	Diamètre de la pièce
N	tr /min	Fréquence de rotation
VY	mm × min ⁻¹	vitesse d'avance le long de l'axe y
VX	mm	vitesse d'avance le long de l'axe x
AP	mm	Profondeur de passe
PU	KW	La puissance nécessaire à la coupe
KC	N/mm ²	effort spécifique de coup
FC	N/mm ²	effort de coupe tangentiel
FF	N/mm ²	effort d'avance
FA	N/mm ²	effort radial
AP	mm	profondeur de passe axiale
AE	mm	L'engagement radial de l'outil
N	tr /min ⁻¹	La vitesse de rotation
FZ	mm × dent ⁻¹	L'avance par dent
Q	cm ³ /min ⁻¹	Le débit de coupe
HMAX	mm	l'épaisseur maximale du copeau
RA	µm	la rugosité
φ	φ degré	L'angle d'inclinaison

INTRODUCTION GENERALE

L'extension de la durée de vie des pièces mécaniques conditionnée par des facteurs environnementaux intrinsèques et extrinsèque liés à son fonctionnement est primordiale. En effet, dans les domaines de l'aéronautique, l'automobile et encore les hydrocarbures spécialement les équipements de forage des puits pétroliers (voir Figure 1), il est nécessaire de réaliser des surfaces fonctionnelles d'une grande précision avec des propriétés mécaniques et physico-chimiques particulières afin d'assurer une excellente tenue à la fatigue et à l'usure.

Pour la réalisation des surfaces fonctionnelles on utilise l'usinage qui génère les géométries finales des composants en exploitant une gamme d'effets physiques, qui peuvent être décrits de manière générique comme des charges mécaniques, thermiques et chimiques, ainsi que diverses combinaisons de ces mécanismes. En raison de la nature des mécanismes d'enlèvement de matière dans ces processus d'usinage, les dommages de surface sont inévitables à des échelles macro et micro. Ces altérations de la surface, qui comprennent des modifications de la topographie de la surface (par exemple, la rugosité et l'ondulation), l'état métallurgique (par exemple, la microstructure et les micros défauts), les caractéristiques mécaniques (par exemple, la micro dureté et les contraintes résiduelles) et l'état chimique, sur la surface usinée et dans la couche sous superficielle sont considérés sous le terme générique d'intégrité de surface.

Il est bien connu qu'une mauvaise intégrité de surface est préjudiciable aux caractéristiques de performance fonctionnelle (par exemple, la fatigue, le fluage, la corrosion) des composants fabriqués ceci est particulièrement l'usinage de métaux à haute performance tels que les superalliages et les aciers trempés, car ils sont largement utilisés pour les composants de haute valeur et de haute performance dans des industries telles que l'aérospatiale, le biomédical et l'aéronautique, d'où la nécessité de comprendre l'intégrité de la surface dans ce cas.

En général, l'étendue et la magnitude de l'intégrité de surface dépendent des conditions d'usinage, par exemple des paramètres d'usinage, de l'usure de l'outil et de l'application du fluide de coupe. Dans la majorité des cas l'application de conditions d'usinage adéquates permettent de générer une intégrité de surface plus élevée. Cependant, cela entraîne une augmentation dans

les coûts d'usinage (par exemple, l'outillage et les ressources humaines) et une baisse de la productivité due à des taux d'enlèvement de matière plus faibles. Bien que, dans certaines situations, la diminution ou l'augmentation de certains paramètres du processus peut également avoir un effet néfaste sur l'intégrité de la surface.

Dans les applications industrielles, les entreprises ont généralement leurs propres normes pour quantifier les anomalies de surface afin d'optimiser les coûts de fabrication et de maximiser les performances des composants. Cependant, la mise en place de normes d'intégrité de surface sur l'ensemble des conditions et des opérations d'usinage nécessite une importante ressource. Néanmoins, si des conditions de coupe agressives sont appliquées pour maximiser les taux d'enlèvement de matière, différentes techniques de post-traitement sont également appliquées pour réduire ou éliminer les anomalies de surface, ce qui réduit les coûts d'usinage supplémentaires et améliore les performances des composants.

Dans ce contexte, l'objectif de notre projet de fin d'étude est la prédiction et l'optimisation des paramètres de coupe afin d'améliorer la finition des surface usinée et réduire le temps d'usinage, l'énergie consommée, la quantité des copeaux et augmenter la durabilité, la résistance à la fatigue et à l'usure.....etc. Pour cela nous avons utilisé l'outil de l'intelligence artificielle Machine Learning **ML** le réseau de neurone **ANN** et l'algorithme génétique **GA** afin d'optimiser de l'état de surface pour qu'elle convienne à nos besoins au niveau de la production industriel.

Ce mémoire est divisé en trois chapitres : le premier porte des généralités sur l'intégrité de surface et son influence sur la durée de vie des pièces mécaniques et un aperçu sur les opérations d'usinage, un deuxième chapitre consacré sur l'étude de l'état de l'art dans laquelle nous avons précisé des approches utilisées dans l'usinage avec l'introduction au Machine Learning (ML) suivez par détails sur l'implantation des réseaux de neurone (back-propagation) et les étapes principales de l'algorithme génétique. Le dernier chapitre présente l'implémentation du réseau neurone en utilisant Matlab 9.0 et l'algorithme génétique afin de prédire la rugosité de surface avec deux méthodes ANN version Bayésien Regularization et la méthode hybride entre ANN & GA dans le but d'optimiser les paramètres de coupe et l'amélioration de la finition de surface.

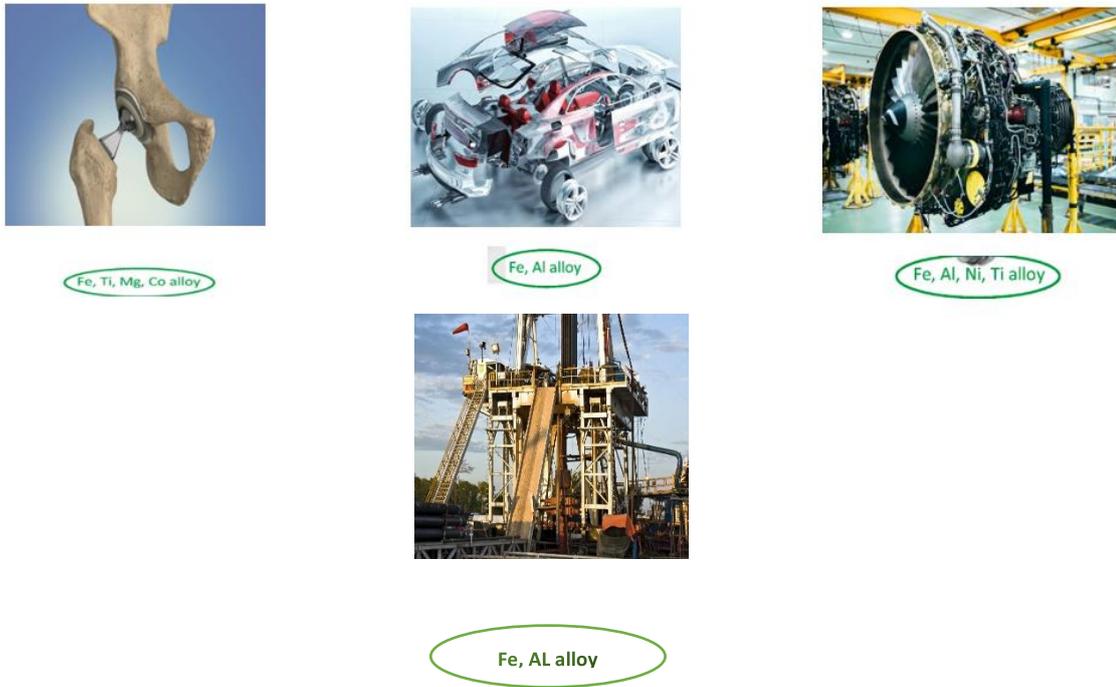
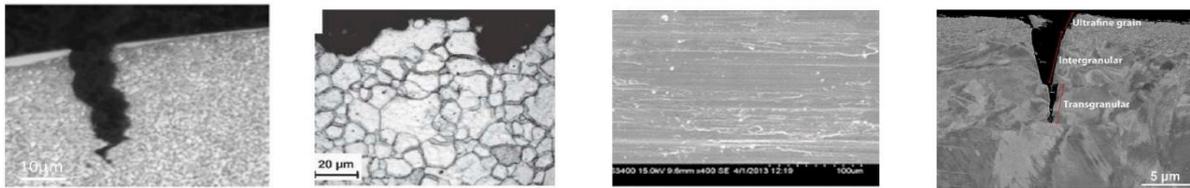


Figure I.1. Application industriel



Performance à la fatigue Résistance à la corrosion Comportement à l'usure Fissuration par corrosion

Figure I.2. IS et mécanismes de formation leurs influences sur les performances fonctionnelles [1]

Chapitre I

Généralité sur l'Intégrité de surface et les opérations d'usinage

I. Généralité sur l'Intégrité de surface et les opérations d'usinage

I.1. Intégrité de surface (IS)

L'intégrité de la surface est communément définie comme "l'état topographique, mécanique, chimique et métallurgique d'une surface usinée et sa relation avec les performances fonctionnelles"[3]. Les caractéristiques de performance qui sont généralement sensibles à l'intégrité de la surface comprennent, par exemple, les éléments suivants la résistance à la fatigue, la résistance à la rupture, le taux de corrosion, le comportement tribologique frottement, l'usure et la lubrification, la précision dimensionnelle, etc.

Un excellent développement historique de la notion d'intégrité de surface (ci-après, IS), telle qu'elle est comprise dans la fabrication par [2] [4] [5]. Il est souligné que le travail de pionnier de Field et de ses collègues de Metcut (Cincinnati, OH, USA), [6], à travers une série de publications, a apporté une contribution significative au sujet, ouvrant la voie aux travaux futurs [7,8]. Ils ont été les premiers à introduire le concept de "SI" pour définir l'état inhérent ou amélioré d'une surface produite lors d'un usinage ou d'une autre opération de génération de surface [7]. L'examen complet des problèmes d'intégrité de surface rencontrés dans les composants usinés a été l'un des premiers à être publié dans la littérature publiée [9], Ce travail a mis l'accent sur la nature des altérations métallurgiques qui se produisent dans les couches de surface et de sous surface de divers alliages à partir d'alliages conventionnels et non conventionnels d'usinage. Les altérations typiques de la surface ont été appelées déformation plastique, microfissuration, transformations de phase, micro dureté, déchirures (fissures) et chevauchements liés à la formation d'arêtes rapportée, distribution des contraintes résiduelles, etc. Ils ont ensuite fourni une description détaillée des méthodes de mesure disponibles pour l'inspection SI inspection [10], et ont présenté une procédure expérimentale pour évaluer les paramètres du SI. Leur méthodologie spécifie l'utilisation de trois niveaux différents d'ensembles de données SI pour étudier et évaluer les caractéristiques des surfaces usinées. Leurs réalisations révolutionnaires sur le sujet ont contribué à une reconnaissance mondiale et à une valeur intemporelle de cette discipline, ce qui a conduit à l'établissement ultérieur d'une

norme nationale américaine sur le SI (American National Standard on SI). L'établissement d'une norme nationale américaine sur le SI [11] [4].

I.1.1. Problèmes liés aux notions existantes de l'IS

Bien qu'il soit affirmé que la préoccupation croissante dans les segments industriels de l'aérospatiale, de l'automobile et du biomédical de l'industrie manufacturière est de construire une fiabilité absolue avec un maximum de sécurité et de prévisibilité des performances de tous les composants usinés [9]. Il n'y a pas de définition précise de ce terme n'est disponible à ce jour. L'IS est une considération importante dans les opérations de fabrication car il influence les propriétés du produit telles que la résistance à la fatigue, la résistance à la corrosion et la durée de vie. Cependant, aucune source ne semble décrire comment réaliser cette considération de manière pratique. L'origine du problème réside dans l'insuffisance et le manque de systématisation de l'information sur le SI. Selon les deux points de vue les plus communs rôles de l'IS dans la conception des produits et des pièces et la formation d'un ensemble spécifique d'exigences en matière d'IS dans divers processus de fabrication.

Il existe un manque certain d'informations systémiques au niveau des manuels et des normes sur la corrélation quantitative entre l'IS et la performance des pièces, bien qu'un certain nombre d'articles de recherche aient été publiés pour tenter d'établir de telles corrélations, par exemple entre la finition des surfaces et la durée de vie en fatigue [11-12], l'IS et le comportement à la corrosion [13-14]. En conséquence, la grande majorité des dessins de pièces contiennent des informations uniquement sur la finition de la surface, rarement sur la texture de la surface et les propriétés. Sauf dans quelques cas particuliers, aucune propriété physique, mécanique, métallurgique et chimique de la couche superficielle, telle que le niveau et la profondeur de l'écaillage, le signe, la profondeur et la répartition des contraintes résiduelles superficielles et profondes de fabrication (communément, l'usinage) les contraintes résiduelles et ainsi de suite sont fournies à la fabrication.

Par conséquent, la sélection des opérations de fabrication et de leurs régimes est axée sur les points suivants sur la réalisation des exigences en matière de dimensions, de forme et de finition de surface à des coûts de fabrication minimaux. il n'existe pas de source de littérature, de catalogue de société d'outillage, de manuel d'usinage/fabrication, de manuel d'atelier, de manuel d'entreprise, de manuel de formation, de manuel d'entretien ou de manuel de formation ne

considère la sélection des composants et des paramètres d'une opération de fabrication en tenant compte des exigences du SI.

Lorsqu'il s'agit de la mise en œuvre pratique de ce concept apparemment utile, aucune recommandation n'est disponible pour intégrer les exigences du SI dans la documentation technique. Selon [4] :

- Les études disponibles sur le SI sont particulières aux conditions des tests. Il n'existe pas d'étude qui systématise de manière quantitative les informations disponibles sur l'influence de l'IS sur les performances de la pièce, fournissant ainsi au concepteur de la pièce ou de la machine des directives claires pour la spécification des paramètres d'intégrité de surface. Des lignes directrices claires pour la spécification des paramètres de l'intégrité de la surface sur le dessin et dans les manuels technologiques.
- Les cours de conception pour la fabrication (connus sous le nom de DFM [17]) proposés dans les universités et dans l'industrie ont pour objectif de permettre aux entreprises de prendre en compte l'ingénierie générale. et dans l'industrie ont pour but d'amener les entreprises à considérer l'art général de l'ingénierie qui consiste à concevoir des produits de manière à ce qu'ils soient faciles à fabriquer. Le site L'idée de base existe dans presque toutes les disciplines de l'ingénierie et se concentre sur la méthodologie et l'analyse de la conception appropriée des pièces et des machines pour faciliter la fabrication et l'inspection et ainsi réduire les coûts de production. Malheureusement, les aspects pratiques de l'IS ne sont généralement pas pris en compte dans ces cours.

Heureusement, les exigences accrues en matière de SI s'accompagnent de : De nouvelles machines-outils et unités d'assemblage capables de produire des surfaces de haute, équipées de contrôleurs avancés capables de produire des pièces et des machines d'une qualité reproductible. Grande disponibilité d'équipements de mesure peu coûteux pour évaluer les SI qui sont utilisés dans l'atelier. Il est courant aujourd'hui qu'une usine de groupes motopropulseurs de l'industrie automobile soit équipée d'un laboratoire de matériaux avancés disposant d'un équipement sophistiqué pour inspecter la métallurgie des pièces et des surfaces, ainsi que les propriétés physiques et chimiques des surfaces.

Il semble donc que le décor soit planté pour la mise en œuvre des idées du SI dans un effort continu pour améliorer la qualité du produit tout en réduisant leurs coûts de fabrication.

I.2. Surfaces réelles des solides

La physique et la chimie des solides traitent d'une surface idéalisée et sont donc rarement concernées par les imperfections de surface du monde réel. Une surface réelle peut sembler propre et polie, mais les microcouches de surface, comme le montre la figure I.3, se sont formées en raison de facteurs externes, notamment la fabrication, l'action de la température et la formation d'oxydes. En fonction du procédé de fabrication utilisé pour produire un matériau, une zone de matériau durci par le travail occupera la base de ces couches supplémentaires. Au-dessus de cette couche écrouie se trouve une couche amorphe ou microcristalline structure, appelée couche "Beilby",

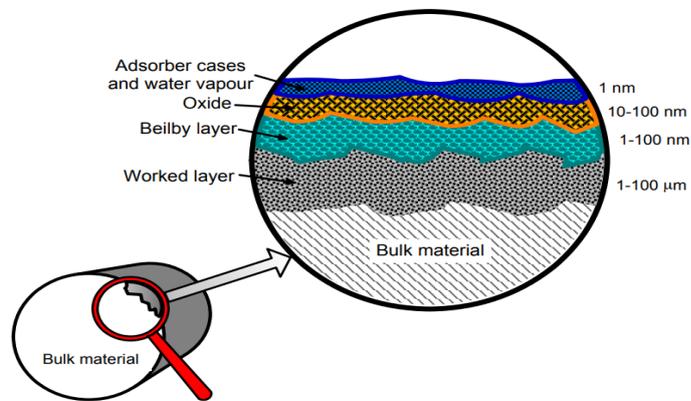


Figure I.3. Représentation schématique d'une surface métallique [4]

Qui est le résultat de la fusion et de l'écoulement superficiel pendant l'usinage des couches moléculaires [15], C'est là où apparaissent les contraintes résiduelles de compression ou de traction. Une couche d'oxyde se trouve au-dessus de la couche de Beilby, en raison de l'oxygène disponible dans l'environnement externe et des mécanismes d'oxydation de surface. Cette couche d'oxyde peut varier d'épaisseur selon le procédé de fabrication et du matériau utilisés. Selon [16]. Une couche d'adsorbants occupe la région extérieure et elle est constituée de vapeur d'eau ou d'hydrocarbures provenant de l'environnement qui ont pu se condenser et se lier physiquement ou chimiquement sur la surface [17].

I.2.1. Caractérisation de l'état de surface

L'état de surface est caractérisé par la micro géométrie de la surface,

1. Écarts (erreurs) macro géométriques : Ce sont les écarts du premier et du second ordre appelés respectivement erreurs de forme et ondulation.

2. Écarts micro géométriques : Écarts du troisième ordre et des ordres supérieurs, qui correspondent à la microforme de la surface (rugosité de la surface).

La norme NF E 05-515 distingue six ordres de défauts de surface voir Figure 4, du plus grand au plus petit : 1. Écart de forme (échelle macroscopique) : défaut de planéité, de rectitude, de circularité. 2. Ondulation (échelle macroscopique) : l'écart entre les crêtes est compris entre 0,5 et 2,5mm

3. Stries et sillons (défauts périodiques ou pseudopériodiques, échelle microscopique) l'écart entre les crêtes est inférieur ou égal à 0,5 (mm).

4. Défauts localisés (échelle microscopique) : marque d'outil, arrachement, fente, piqûre

5. Structure cristalline (échelle méso-scopique).

6. Réseau cristallin (échelle nano-scopique)

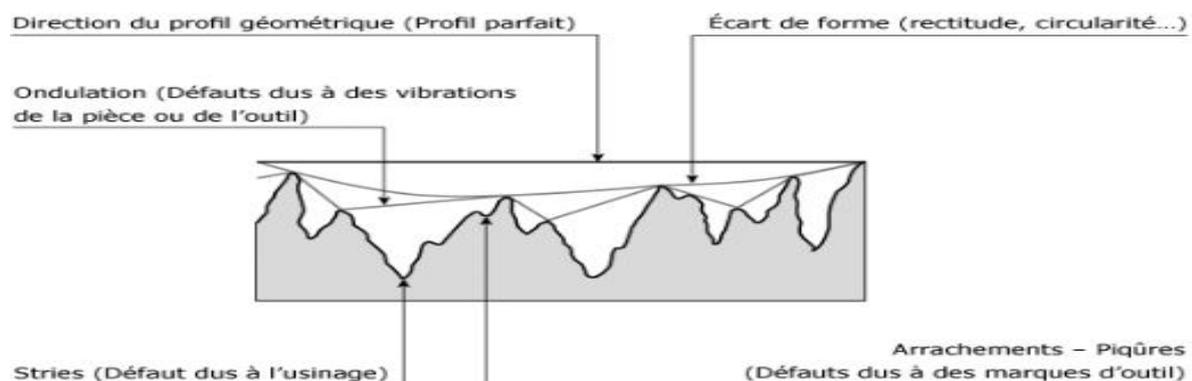


Figure I.4. Les défauts géométriques

La rugosité de surface est inévitable, car elle est causée par l'influence de l'outil de coupe pendant la procédure d'enlèvement des copeaux.

Ainsi, la rugosité est la grandeur dominante liée à l'usinabilité du matériau traité, à la forme de l'outil, les conditions d'usinage, les exigences de tolérance (forme et dimensions), les phénomènes tribologiques (frottement, usure) et, en général, le fonctionnement des surfaces technologiques. En outre, la connaissance et l'analyse spécifiques de la rugosité permettent efficacement d'aider les problèmes de simulation, d'optimisation, de contrôle adaptatif, etc., principalement dans les applications des systèmes de fabrication modernes.

Les exigences des systèmes mécaniques actuels en ce qui concerne la rugosité des surfaces d'accouplement peuvent être résumées comme suit :

-Le degré de rugosité souhaitable pour une application donnée doit être clairement spécifié afin de ne pas compromettre la fonction effective de la surface et la minimisation du temps et du coût de production.

- Il est nécessaire de connaître la rugosité qui peut être obtenue par les différents procédés d'usinage, ainsi que l'effet de la gamme pratique des conditions d'usinage employées.

- La normalisation des grandeurs de rugosité représentatives est une nécessité pour le développement d'instruments de caractérisation et d'évaluation pertinents.

Il faut également essayer de fixer une limite pour le degré minimal de rugosité, car une classe de rugosité plus élevée que nécessaire n'est pas avantageuse, exerçant un effet négatif sur le temps et le coût du processus, alors que dans le cas contraire, les surfaces dotées d'une plus grande irrégularité ne sont pas acceptables car elles présentent des différences fonctionnelles.

I.2.2. Défauts de la surface usinée

I.2.2.1. Écailles

La formation des écailles est généralement attribuée à la présence d'une arête rapportée instable [18]. Lors de la croissance d'une arête rapportée instable une fissure se forme dans la Zone secondaire et une autre sous le bec de l'outil [19]. Cette dernière se propage sous la surface dans la zone primaire de déformations. Lors de la disparition de l'arête de coupe rapportée, un débris contenant cette fissure est laissée à la surface de la pièce et forme les écailles. Selon [20] ces fissures pénètrent d'autant plus profondément que l'angle d'attaque est petit et la profondeur de coupe est grande. Le nombre et la taille d'écaille sont très sensibles à la formation de l'arête

rapportée. Dans le cas du tournage de l'alliage d'Aluminium 7075 à l'état trempé avec une avance par tour de 0,18 mm un grand nombre d'écailles de grandes tailles sont formées à cause de la grande taille de l'arête rapportée. Le tournage du même alliage mais à l'état revenu présente une diminution de la taille de l'arête rapportée et de ce fait entraîne la formation d'écailles de petite taille. La présence d'écailles de grande dimension présente des modifications locales de rugosité liées à la formation temporaire de l'arête rapportée [20].

I.2.2.2. Cavités

La formation des cavités est liée à un arrachement de matière consécutif à la propagation de fissures en dessous du niveau de la surface dans la région du bec de l'outil, en présence d'une arête rapportée. Les cavités sont moins bien définies et souvent plus grandes lors de la formation de l'arête rapportée [21]. La propagation de fissures dans la région du bec de l'outil est une des caractéristiques de la formation de l'arête rapportée instable pour les matériaux contenant des phases secondaires. L'arrachement du constituant, combiné avec déformation des écailles crée les cavités moins bien définies, ou uniquement des écailles.

I.2.2.3. Micro stries

Les défauts de petites tailles sont principalement dus aux interactions entre l'arête de coupe et la surface. Le labourage de la surface par des aspérités sur l'arête de coupe forme des stries bien définies. Les stries moins définies sont provoquées par des micros arêtes de coupe rapportées. Les plus grandes aspérités peuvent former des micro copeaux qui restent parfois attachés à la surface, au bout de la strie. Des fragments qui se détachent de l'outil ont été observés à la fin d'une strie, derrière le copeau qu'ils ont créé [21].

I.2.2.4. Microfissures

La présence de microfissures dans les surfaces usinées ont été mis en évidence par un certain nombre de chercheurs [19]. Les microfissures sont produites lorsque le matériau subit des déformations sévères et causent des concentrations de micro contraintes qui conduisent à des fractures locales. La microfissuration est le processus qui passe par deux étapes. La naissance et coalescence des microfissures voisines. Les microfissures sont produites durant l'usinage de plusieurs matériaux et avec une variété de conditions de coupe. Les microfissures ont été

observées dans les zones de déformation dans le cas de l'usinage d'un matériau à deux phases. La densité des microfissures est grande au voisinage de l'arête de coupe et diminue vers la surface libre de copeau. L'usinage en présence de l'arête rapportée produit des microfissures dans la zone secondaire de déformation entre l'arête rapportée stationnaire et le copeau. Il est possible cependant qu'un certain nombre de microfissures naissent dans la zone primaire de déformation passent en dessous de l'outil et apparaissent dans la surface usinée. Gillibrand [19] a proposé notamment que les microfissures sont associées avec les cavités dans les surfaces usinées et qu'elles se forment aux joints entre les phases dures et ductiles du matériau comme par exemple entre la ferrite et la perlite dans les aciers. Il est donc évident que les microfissures existent dans les surfaces usinées et qu'elles influencent les propriétés fonctionnelles des pièces usinées. A la preuve que plusieurs études ont traité le problème de fatigue en présence de courtes fissures [19]. Cependant les microfissures sont considérées comme un paramètre important de l'intégrité de surface et qui ont attiré beaucoup d'attention [19]. En conclusion de ce qui précède il semble que les écailles, les cavités et les microfissures sont dues à la formation d'un copeau discontinu ou d'une arête rapportée. La présence de ces défauts est directement liée au processus de formation de copeau donc aux paramètres de coupe.

I.3. Les procédés d'usinage

L'usinage occupe une place très importante dans la famille de techniques de fabrication de pièces mécaniques. Le principe de l'usinage est d'enlever de la matière de manière à donner à la pièce brute la forme voulue, à l'aide d'une machine-outil. Par cette technique, on obtient des pièces d'une grande précision.

Lors de l'usinage d'une pièce, l'enlèvement de matière est réalisé par la conjugaison de deux mouvements relatifs entre la pièce et l'outil : le mouvement de coupe (vitesse de coupe) et le mouvement d'avance (vitesse d'avance). Il existe deux manières de générer la surface recherchée : par travail de forme ou par travail d'enveloppe. Dans le cas du travail de forme, c'est la forme de l'arête tranchante de l'outil qui conditionne la surface obtenue. Dans le cas du travail d'enveloppe, c'est la conjonction des mouvements de coupe et d'avance qui définit la surface finale. De nos jours, des machines-outils à commande numérique CNC, c'est-à-dire asservies par un système informatique, permettent d'automatiser partiellement ou totalement la procédure.

Lors de la coupe, le matériau qui interfère avec le parcours de l'outil est détaché du reste de la pièce par déformation plastique et transformé en copeaux. Les propriétés de surface dépendent du couple outil-matériau, c'est-à-dire des paramètres intervenant dans le processus de coupe (vitesse de coupe, avance, profondeur de passe).

I.3.1. Opérations d'usinage

Les processus d'usinage peuvent être divisés en trois catégories principales : le tournage, le fraisage et le perçage. Le tournage est un processus d'usinage qui utilise un outil de coupe fixe pour retirer de la matière d'une pièce en rotation. Le fraisage, quant à lui, est un processus d'usinage qui utilise un outil de coupe rotatif pour retirer de la matière d'une pièce fixe. Le perçage est un processus d'usinage qui utilise un outil de coupe rotatif appelé foret pour percer un trou fileté dans une pièce. Il existe également divers processus d'usinage qui ne relèvent pas de l'une des trois catégories de processus d'usinage mentionnées voir figure I.5.

Le brunissage, par exemple, est un processus d'usinage qui repose sur un contact glissant pour déformer la surface d'une pièce. Le brunissage est généralement utilisé sur les pièces en plastique pour produire une surface plus lisse. Divers procédés d'usinage comme le brunissage sont uniques car ils ne produisent généralement pas de copeaux. Le tournage, le fraisage et le perçage produisent tous des copeaux en tant que sous-produit. Les divers processus d'usinage, cependant, ne produisent pas de copeaux.

Tournage**Fraisage****Perçage**

Figure I.5. Les opérations d'usinage

I.3.2. Outils de coupe

Un outil de coupe est un outil utilisé pour retirer du matériau de la pièce à usiner au moyen d'une déformation par cisaillement. La coupe peut être réalisée par des outils mono-points sont utilisés pour le tournage, le Façonnage, le rabotage et les opérations similaires, et enlèvent de la matière au moyen d'une de coupe. Les outils de fraisage et de **perçage** sont souvent des outils multipoints. C'est un corps ayant des dents ou des tranchants dessus. Les outils de meulage sont également des outils multipoints.

Le matériau de l'outil de coupe doit être plus dur que le matériau à couper, et l'outil doit être capable de résister la chaleur et la force générées lors du processus de coupe du métal. De plus, l'outil doit avoir une géométrie spécifique. La forme souhaitée du matériau déterminera le type d'outils dont nous aurons besoin pour le travail voire figure I.6.

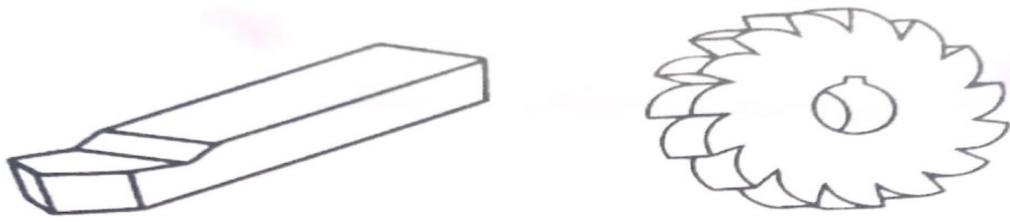


Figure I.6. Outil mono-point (gauche) et multipoints (droite)

I.3.3. Tournage

La technique du tournage consiste à faire tourner la pièce à usiner autour d'un axe défini. Cet axe est celui de la broche du tour. La pièce à usiner est solidaire de cette broche par un mandrin ou un autre principe de serrage. Le but du tournage est de réaliser des formes de révolution telles que cylindres, cônes, tores et autres formes de révolution complexes. Au cours du tournage on trouve : une pièce mobile ; un outil à dent unique ; une coupe continue. La figure I.7 montre les différents paramètres de coupe au cours d'une opération d'usinage, la pièce est solidaire d'une broche tournante et l'outil se déplace dans un plan. La génératrice de la pièce est donnée par la trajectoire de l'outil dans son plan d'évolution.

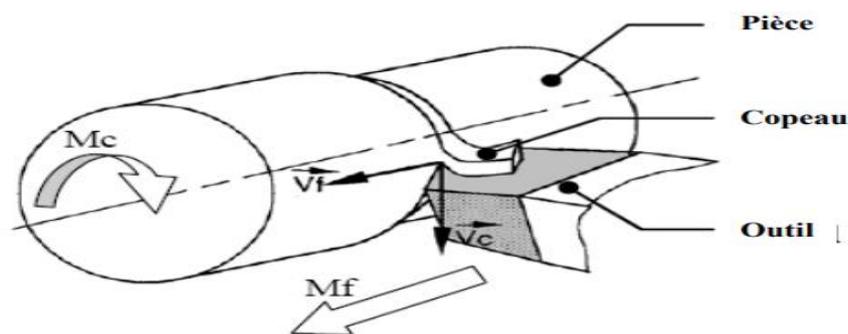


Figure I.7. Coupe en tournage

I.3.3.1. Les paramètres de coupe en tournage

La vitesse de coupe, la vitesse d'avance et la profondeur de coupe sont tous des paramètres à prendre en compte lors de l'usinage. Le matériau de la pièce, le matériau de l'outil et les dimensions influencent ces paramètres.

I.3.3.1.1. Vitesse de coupe

La vitesse de coupe fait référence à la vitesse à laquelle l'outil coupe dans le matériau de la pièce. Elle dépend de la nature de l'opération effectuée et du couple outil-matière (caractéristiques physiques et mécaniques du matériau usiné et du matériau usinant). En pratique, la vitesse de coupe est réglée par la vitesse de rotation de la pièce.

$$V_C = \frac{\pi \times D \times N}{1000} \dots\dots\dots I.1$$

V_C : Vitesse de coupe (mm /min)

D : Diamètre de la pièce (mm)

N : Fréquence de rotation (tr /min)

I.3.3.1.2. L'avance par tour

L'avance correspond au déplacement de l'outil en fonction de la rotation de la pièce pendant la formation de copeau. L'avance est notée *f* et est exprimée en mm par tour. Comme pour la vitesse de coupe, en pratique, l'avance s'exprime en vitesse d'avance *V_f*. Cette dernière représente la vitesse à laquelle l'outil se déplace par rapport au bâti de la machine selon les axes longitudinal et transversal et en fonction du nombre de tours effectués par la pièce. Elle est donnée par l'équation suivante :

$$V_f = f \times N \dots\dots\dots I.2$$

Avec : V_f vitesse d'avance exprimée en $\text{mm} \times \text{min}^{-1}$

I.3.3.1.3. La profondeur de passe

La profondeur de passe représente la différence des rayons avant et après usinage (profondeur de la matière à enlever). Elle est notée A_p et exprimée en (mm). En coupe orthogonale, ce paramètre disparaît car il est confondu avec l'avance.

I.3.3.2. Efforts et puissance de coupe

La puissance de coupe est un paramètre important surtout pour les opérations d'ébauche car elle permet de choisir ou d'investir dans une machine de puissance adaptée à l'opération à réaliser ; de rechercher les conditions de coupe permettant d'utiliser au mieux la puissance de la machine pour assurer le meilleur débit de copeaux en tenant compte des capacités de l'outil utilisé. La puissance nécessaire à la coupe P_u (kW) peut être estimée par la formule suivante :

$$P_u = \frac{K_c \times a_p \times f \times V_c}{60000} \dots\dots\dots I.3$$

Avec :

- **a_p** Profondeur de passe au rayon (mm) ;
- **f** Avance par tour (mm) ;
- **V_c** Vitesse de coupe (m/min) ;
- **K_c** effort spécifique de coup (N/mm^2) ;

L'effort spécifique de coupe K_c est fonction principalement :

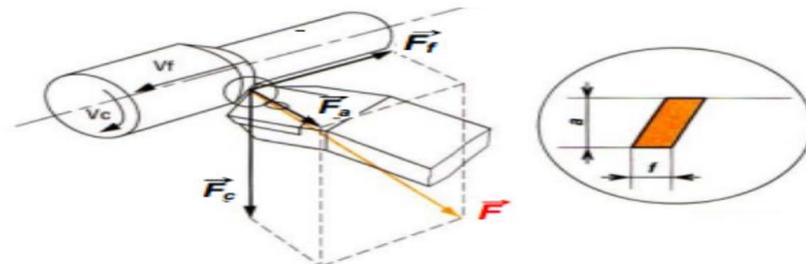
- Du matériau usiné ;
- De l'avance ;
- De la géométrie de coupe ;
- De l'usure de l'outil (augmentation de 30 à 40 %).

L'action de l'outil sur la pièce peut être décomposée en trois efforts simples :

- L'effort de coupe tangentiel F_c ,
- L'effort d'avance F_f ,
- L'effort de radial ou de pénétration F_a .

$$F_c = K_c \times a_p \times f \dots \dots \dots I.4$$

D'une manière générale : $F_f \approx (0,5 \text{ à } 0,66) F_c$ et $F_a \approx 0,3 F_c$ La figure 8 montre les différents efforts exercés par la pièce sur l'outil au cours d'opération de tournage.



F = effort de coupe exercé par la pièce sur l'outil.
 F_c = composante tangentielle de l'effort de coupe.
 F_a = composante radiale de l'effort de coupe.

Figure I.8. Directions d'efforts de coupe en tournage

I.3.3.3. Les différents outils en tournage

On distingue deux classes distinctes d'opérations de tournage :

- les opérations de tournage extérieur,
- les opérations de tournage intérieur.

1	Outil à saigner
2	Outil à charioter droit
3	Outil à retoucher
4	Outil pelle
5	Outil à retoucher
6	Outil à fileter (extérieur)
7	Outil à charioter coudé
8	Outil couteau
9	Outil à dresser d'angle
10	Outil à dresser les faces
11	Outil à chambrer
12	Outil à aléser
13	Outil à fileter (intérieur)
14	Outil à aléser et dresser

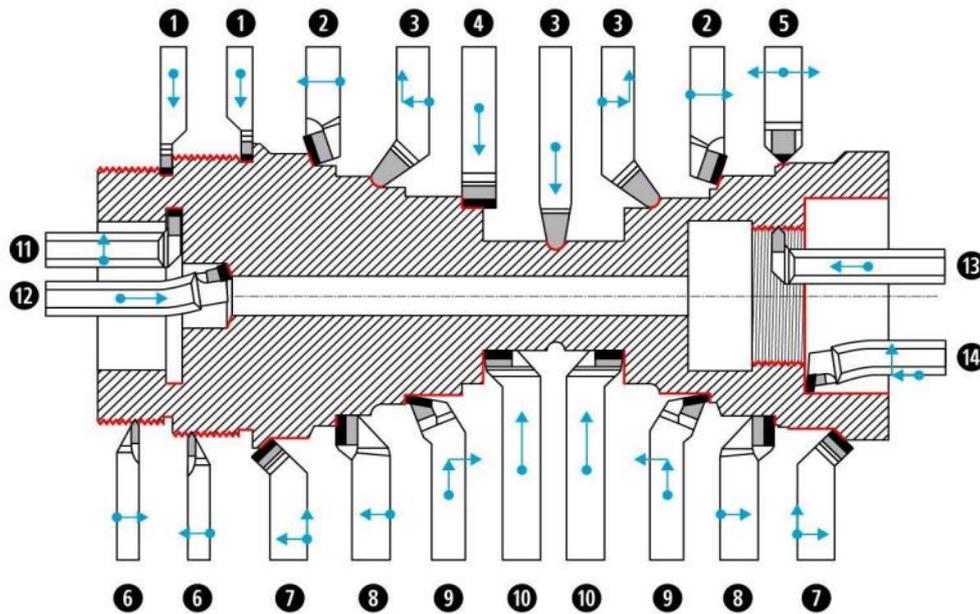


Figure I.9.les différents outils en tournage

I.3.4. Fraisage

Le fraisage est l'un des procédés de mise en forme le plus répandu dans l'industrie. Il permet de réaliser une variété importante de formes. C'est une opération de mise en forme par enlèvement de matière réalisée à l'aide d'un outil coupant appelé fraise. Celui-ci comporte plusieurs arêtes tranchantes disposées autour de son axe de rotation, il est animé d'un mouvement de rotation et d'avance. Cette opération est réalisée sur une machine appelée

fraiseuse. Compte tenu du choix de méthodes qui s'offrent en fraisage, il est important, au préalable, d'établir une distinction entre les différentes directions d'avance par rapport à l'axe de rotation de l'outil (voir figure I.10) Le surfaçage est une opération de coupe combinée avec plusieurs arêtes, essentiellement celles situées à la périphérie et, dans une certaine mesure, seulement dans la partie centrale de l'outil. La fraise au contact de la pièce tourne perpendiculairement à la direction de l'avance radiale. Le fraisage trois tailles utilise les arêtes de coupe situées à la périphérie de l'outil. La fraise tourne ici autour d'un axe parallèle à l'avance tangentielle. Ces deux méthodes peuvent également être différenciées par la profondeur de coupe adoptée. En surfaçage, la profondeur de coupe dans la direction axiale est déterminée par la profondeur de pénétration des arêtes périphériques. Les arêtes centrales de l'outil génèrent pour leur part la surface finale de la pièce.

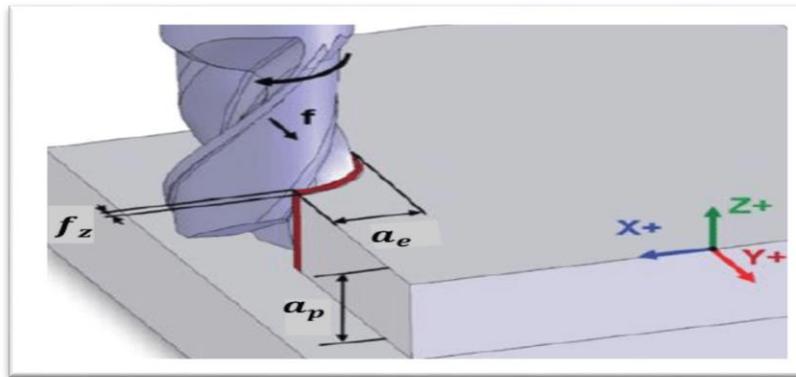


Figure I.10. Paramètres de coupe en fraisage

I.3.4.1. Paramètres de coupe en fraisage

Une opération de fraisage est caractérisée par les paramètres suivants (voir figure I.10) :

- a_p : L'engagement axial de l'outil, aussi appelé profondeur de passe axiale en mm ;
- a_e : L'engagement radial de l'outil en mm ;
- n : La vitesse de rotation en tr min^{-1} ;
- V_c : La vitesse de coupe en m min^{-1} ;
- f_z : L'avance par dent en mm dent^{-1} ;
- V_f : La vitesse d'avance en mm min^{-1} ;

- Q : Le débit de coupe en $\text{cm}^3\text{min}^{-1}$;

$$N = \frac{1000 \times v_c}{\pi \times d} \dots\dots\dots \text{I.5}$$

$$V_c = \frac{\pi \times d \times N}{1000} \dots\dots\dots \text{I.6}$$

$$Q = \frac{a_e \times a_p \times v_f}{1000} \dots\dots\dots \text{I.7}$$

Il est important de tenir compte de l'épaisseur maximale du copeau (h_{\max}). En effet elle peut être inférieure à l'avance par dent (f_z) et conduire à une épaisseur de copeau trop faible (copeau minimal) qui se traduit.

$$H_{\max} = 2 \times f_z \times \sqrt{\frac{a_e}{d}} \times \left(1 - \frac{a_e}{d}\right) \dots\dots\dots \text{I.8}$$

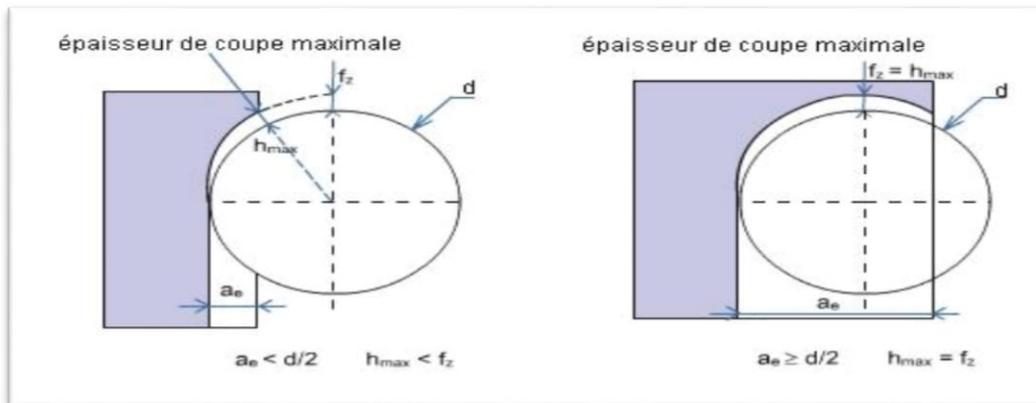


Figure I.11. Épaisseur de coupe maximale

L'épaisseur du copeau minimal acceptable ne peut être définie de façon générale. Elle est fonction du matériau usiné, du type de fraise, de la qualité de l'affûtage, de la géométrie de l'outil.

I.3.4.2. Influence de sens de rotation

Le mode de travail de la fraise est prépondérant sur la qualité de l'usinage. On distingue deux modes :

– Le fraisage en avalant : Chaque dent attaque par une épaisseur maximale de copeau. Les efforts de coupe générés ont tendance à " éloigner " la fraise de la matière usinée. Ce mode de travail permet d'éviter le retour de copeau sur la surface précédemment usinée.

– Le fraisage en opposition : Chaque dent attaque par une épaisseur de copeau nulle. Les efforts de coupe générés ont tendance à tirer la pièce du montage. Ce mode de travail peut conduire au retour du copeau précédemment formé sur la surface déjà usinée.

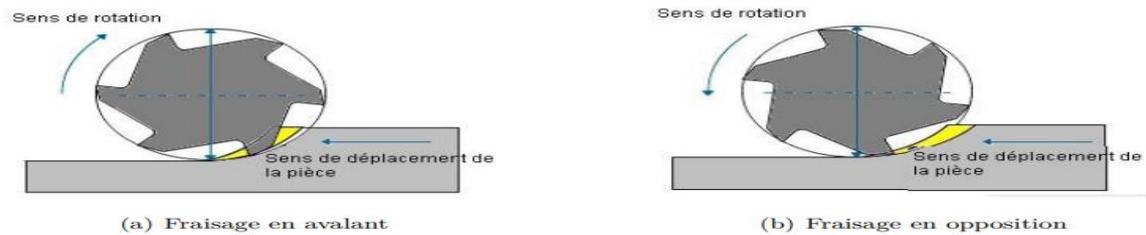


Figure I.12. Sens de rotation

I.3.4.3. Les opérations de fraisage

I.3.4.3.1. Le surfaçage :

C'est l'opération qui consiste à usiner une surface plane

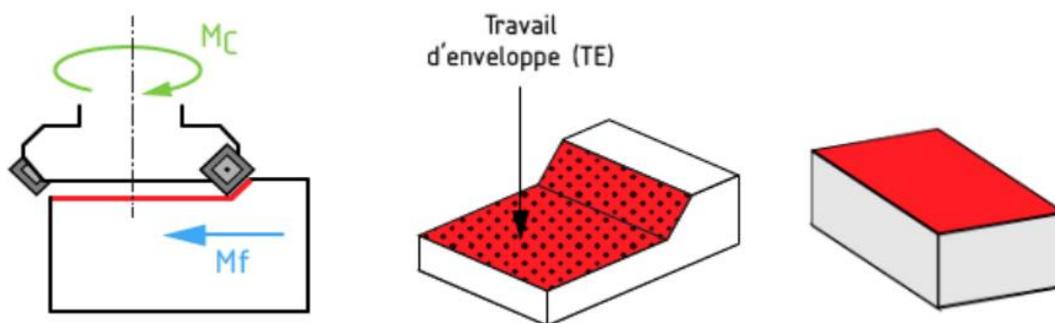


Figure I.13. Fraisage en surfaçage

I.3.4.3.2. L'épaulement :

C'est une opération qui consiste à usiner deux surfaces planes perpendiculaires associées.

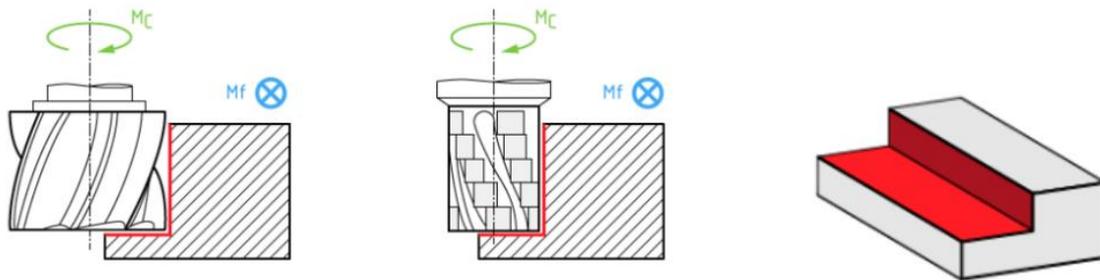


Figure I.14. Réalisation d'un épaulement

I.3.4.3.3. Le profilage :

Concerne l'ensemble des travaux de fraisage dit de profil pour lesquels la surface réalisée est obtenue par le travail de forme de la denture latérale de la fraise. Suivant leur forme, on distingue :

- Profil composé de lignes droites,
- Profil composé de lignes courbes,
- Profil particuliers (fraises spéciales).

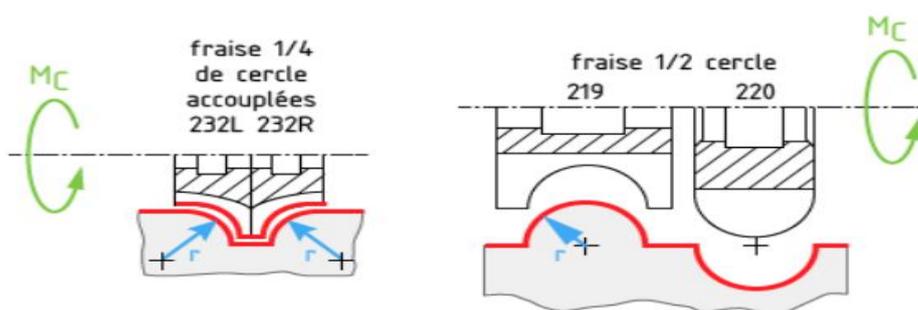


Figure I.15. Réalisation de profil : ligne droite et lignes courbes

I.4. Généralité sur les techniques d'amélioration des états de surface

I.4.1. Rectification

La rectification est un procédé thermomécanique d'enlèvement de matière par abrasion visant à réaliser de très bons états de surface, soit une rugosité inférieure à $0.1 \mu\text{m}$ et des tolérances dimensionnelles de l'ordre du micron. Le procédé de rectification se fait à l'aide d'une meule composée de plusieurs grains abrasifs. Celle-ci à une forme de révolution, tourne autour de son axe et retire par abrasion de fine particule lorsqu'elle entre en contact avec une pièce. Il existe plusieurs types du procédé de rectification Figure I.16 : rectification plane, rectification cylindrique extérieure et rectification cylindrique intérieure.

Contrairement à l'usinage traditionnel (enlèvement de copeaux par outils coupant), la rectification permet des usinages de précision dimensionnelle élevée grâce au principe de l'usinage par abrasion. Dans la plupart des cas de rectification, les rectifieuses ont besoin d'utiliser un liquide refroidissement et d'arrosage pour arroser la meule et les pièces afin ne pas faire des brûlures sur les pièces produites ce liquide refroidi les pièces pour ne pas avoir un mauvais état de surface.

I.4.2. Influence de l'enlèvement de matière par abrasion sur l'intégrité de surface

Comme tout procédé d'usinage, la rectification est un procédé thermomécanique. L'énergie thermique générée se dissipe en partie dans la pièce rectifiée et affecte l'intégrité de surface. L'étude des effets induits par le procédé de rectification revient à étudier les transformations Thermomécaniques, chimiques et métallurgiques que subit la pièce.

Après rectification, la rugosité de la surface est nettement améliorée mais l'état de rugosité

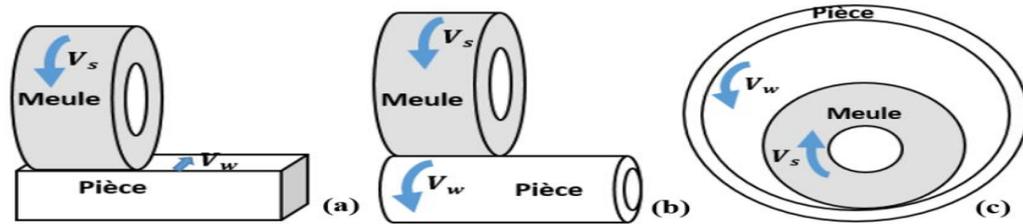


Figure I.16. (a) Rectification plane, (b) rectification cylindrique extérieure, (c) rectification cylindrique intérieure.

Obtenu dépend du type de meule et du matériau de la pièce utilisés mais dépend aussi des paramètres de rectifications : profondeur de coupe, vitesse périphérique de la meule, vitesse de la pièce, etc.

I.4.3. Galetage

Le galetage est un procédé purement mécanique de finition et de renforcement sans enlèvement de matière. Il met en œuvre des déformations plastiques localisées suite à l'application d'une pression sur une bille (Figure I.17(a)), sur un galet ou sur un rouleau (Figure I.17(b)), placés sur une surface métallique moins dure. Cette technique remédie aux détériorations de la pièce en améliorant la finition de surface, la dureté et augmente la résistance à l'usure et à la fatigue grâce aux contraintes résiduelles de compression introduites.

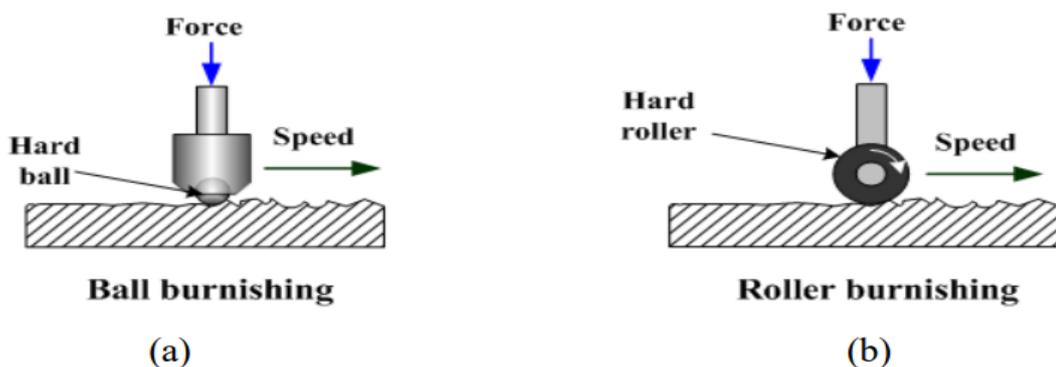


Figure I.17. (a) Procédé de galetage à bille, (b) Procédé de galetage à rouleau (2).

Contrairement à l'abrasion duquel résulte un arrachement de matière, le galetage travaille plutôt par déplacement de matière. Le principe de galetage consiste à repousser dans les vallées, les pics microscopiques laissés par l'outil de coupe créant ainsi une surface plus régulière et plus résistante à l'usure (Figure I.18).

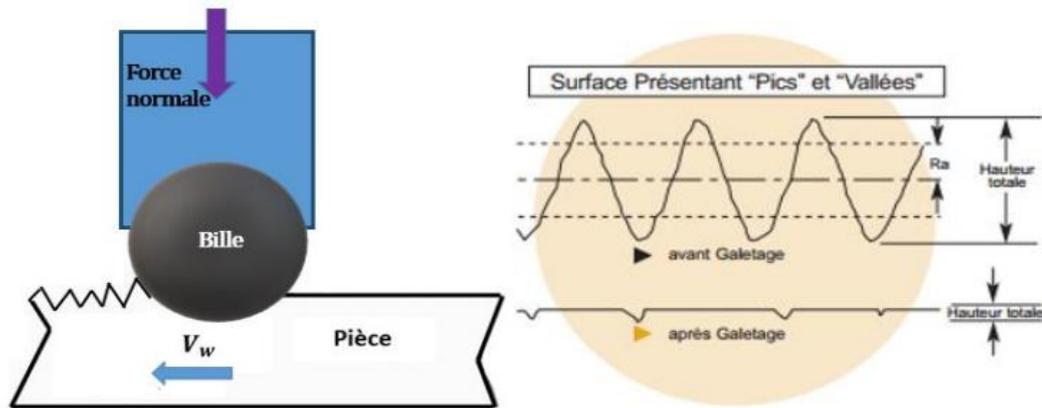


Figure I.18.Principe de galetage

Le procédé consiste à un ou plusieurs éléments roulants pressés contre la pièce. L'effort de galetage généré par ces éléments roulants va créer une contrainte de contact desquels résulte une déformation. Si cette contrainte dépasse la limite d'élasticité, le matériau subira des déformations plastiques.

I.4.3.1. Outils de galetage

Les outils de galetage peuvent être classés en plusieurs catégories selon leurs utilités.

Outils de galetage pour surfaces intérieures :

- Galetage d'alésage débouchant ;
- Galetage d'alésage borgne ;
- Galetage de micro- alésage débouchant ou borgne.

Outils de galetage pour surfaces extérieures :

- Galetage d'arbre ;
- Outil de Tour : Galetage de surface hyperplan ;
- Outil de Tour : Galetage de surface complexe ;
- Outil à chariotier : Galetage de Matériaux très durs.

I.4.3.2. Types de procédé de galetage

Selon l'objectif désiré, il existe trois types d'opérations de galetage :

- **Galetage de précision de surface** : Appelé aussi galetage de super finition, brunissage ou lissage utilisé dans le but d'améliorer l'état de surface de la pièce sans pour autant modifier la forme.
- **Galetage de précision dimensionnelle** : C'est un galetage de forme qui permet le calibrage géométrique, modifier la forme initiale de la pièce ou même effectuer des corrections à la pièce usinée.
- **Galetage de renforcement** : Le galetage de renforcement est utilisé pour améliorer les caractéristiques mécaniques de la pièce en augmentant la résistance à la fatigue des pièces soumises à des contraintes élevées.

I.5. Duré de vie en fatigue

L'objectif des essais de fatigue est d'étudier le comportement des pièces soumis à une sollicitation périodique. Généralement, les sollicitations imposées lors d'un essai de fatigue sont de forme sinusoïdale. Il est possible d'effectuer les essais à la déformation imposée aussi bien qu'à contrainte imposée.

Lorsqu'elles sont soumises à une pression périodique, les pièces peuvent se rompre, même si pour des niveaux de contraintes inférieurs à la limite élastique du matériau. Ce phénomène est appelé rupture par fatigue. Dans le cas des matériaux métalliques, cette rupture est généralement soudaine, et il y a deux zones différentes de l'interruption : la zone lisse, Cela correspond à la propagation de la fissure de fatigue elle-même, et une zone La matière semble se déchirer, correspondant à la rupture finale.

Le phénomène de fatigue intervient pour différents niveaux de contraintes qui mènent principalement à deux types de fatigue :

- La fatigue à grand nombre de cycles (FGNC).
- La fatigue à faible nombre de cycles (oligocyclique).

La fatigue avec un grand nombre de cycles est presque élastique, correspondant à un nombre de cycles supérieur à 50000 cycles. De plus, nous considérons une limite d'endurance limitée liées à un nombre de cycle à rupture. A partir de 10⁶ ou 10⁷ cycles suivant le domaine d'application précédent, on dit que l'endurance est illimitée et que la durée de vie -Si la charge est inférieure à la limite considérée- est indéfinie. D'autre part, La fatigue oligocyclique correspond par définition au domaine à très courte durée de vie.

Ou le nombre de cycles inférieur à 50000. La contrainte appliquée est donc supérieure à la limite élastique et se déforme Plastiquement. Elle englobe la «fatigue plastique », cependant il existe par exemple des alliages à haute résistance pour lesquels la fatigue oligocyclique n'implique pas nécessairement de déformation plastique.

La loi caractérisant la durée de vie en fatigue plastique :

$$\frac{\Delta \varepsilon_p}{2} = \varepsilon'_f (2N_f)^c \dots\dots\dots \text{I.9}$$

Avec :

ε'_f = coefficient de ductilité

N_f = nombre de cycle avant rupture

c = paramètre compris entre -0.8 et -0.5

Ces différents types de fatigue sont généralement représentés par des courbes Décrire le nombre de cycles jusqu'à rupture en fonction de la contrainte appliquée. La figure 22 suivante

schématise l'évolution d'une contrainte sinusoïdale quelconque au cours du temps lors d'un essai de fatigue, et les grandeurs permettant de définir ce cycle.

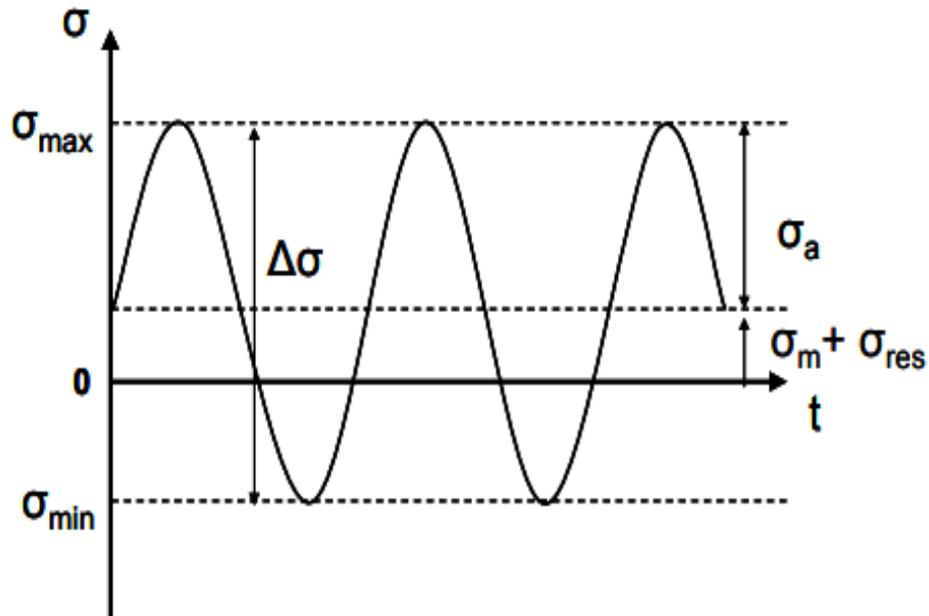


Figure I.19. Définition d'une sollicitation cyclique quelconque

I.5.1. Courbe de Wöhler

La courbe de Wöhler, appelée également courbe contrainte-nombre de cycles permet de rendre compte du nombre de cycles au bout duquel la rupture se produit pour un niveau d'amplitude de contrainte donné. Elle est obtenue à partir d'essais cycliques à rupture sur un lot d'éprouvettes (50 en général afin d'obtenir une bonne incertitude sur les résultats). Trois domaines apparaissent sur cette courbe :

- le domaine plastique oligocyclique où, pour les niveaux de contrainte élevés, la rupture se produit pour de faibles nombres de cycles après déformation plastique ;
- le domaine d'endurance limitée, où la rupture survient après un nombre fini de cycles, qui augmente lorsque la contrainte diminue ;

- le domaine d'endurance illimitée dans laquelle la rupture de la pièce ne survient pas, ou tout du moins, pas avant une durée largement supérieure à la durée de vie prévue de la pièce.

Les représentations des courbes de Wöhler font en général apparaître une asymptote horizontale correspondant à la limite de fatigue. Dans le cas des aciers, cette asymptote est généralement bien marquée. Déterminer la limite d'endurance σ_D d'un matériau pour un nombre de cycles à rupture N_r donné est donc de première importance pour dimensionner les composants et garantir leur tenue en service.

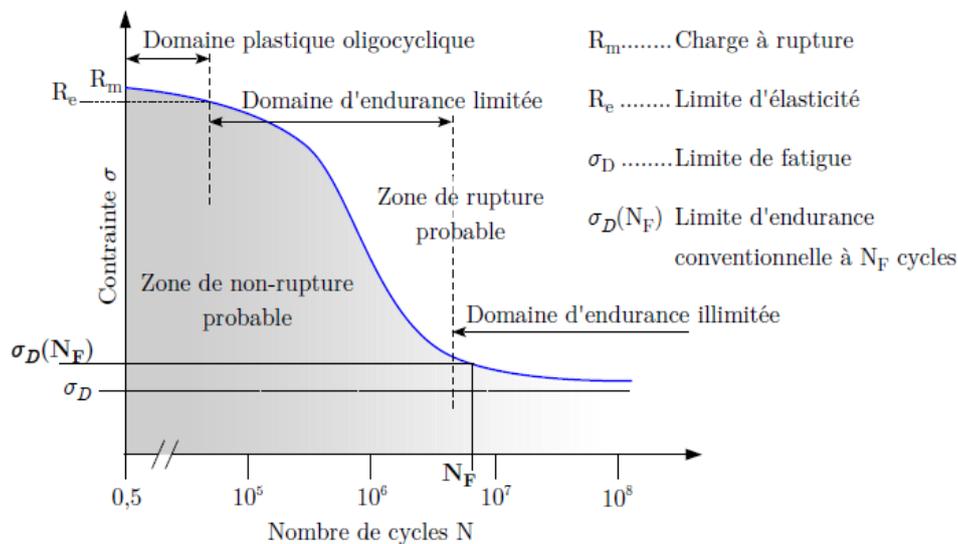


Figure I.20. Courbe de Wöhler et les différents domaines de fatigue

I.6. Effets de l'intégrité de surface sur la durée de vie

Afin d'optimiser la norme de dimension de pièce, il est important de savoir mieux prolonger la durée de vie des pièces et comprendre les facteurs qui l'affectent, Tenant compte de l'intégrité de la surface lors de l'analyse des résultats. Des recherches connues des effets de la rugosité, des contraintes résiduelles et de la microstructure Aideront à déterminer les facteurs d'influence possibles. Dans la littérature, les travaux réalisés ne prennent souvent en compte qu'un seul paramètre d'intégrité de surface, en s'affranchissant de l'influence des autres par diverses méthodes, voire même en l'occultant.

I.6.1. Effet de la rugosité

Dans de nombreux premiers modèles de fatigue, l'effet de la topographie de surface sur la résistance à la fatigue était pris en compte par l'amplitude des paramètres de rugosité de surface, en particulier la rugosité arithmétique moyenne R_a . « Siebel et Gaier » [22] par exemple, ont comparé la résistance à la fatigue avec la profondeur maximale des irrégularités de surface, mesurée par un balayage de rugosité de surface, et ont trouvé une profondeur critique en dessous de laquelle il n'y avait pas de changement dans la résistance à la fatigue et au-dessus de laquelle il y avait une chute linéaire de la résistance à la fatigue.

De nombreux chercheurs ont proposé les paramètres de rugosité de surface comme facteur approprié pour corriger la limite d'endurance. En revanche, « Syren » [23] a rapporté que les paramètres de rugosité de surface standard constituent un moyen simple et utile pour quantifier les distributions de hauteur de profil, qui sont importantes pour estimer la résistance à la fatigue, sont cependant relativement insensible aux caractéristiques spécifiques de la distribution de la hauteur de surface. Il a montré que non seulement la profondeur maximale de l'irrégularité de surface, mais aussi toute la topographie de surface influe la résistance à la fatigue. Cela signifie que les paramètres de la rugosité ne doivent pas être utilisés sur une base individuelle pour évaluer l'effet de l'état de surface sur la résistance à la fatigue.

Une étude intéressante faite par « Taylor et Clancy » [24] sur l'impact de la rugosité sur l'endurance d'un acier AISI 4140. Les auteurs de cette étude ont obtenu différentes rugosités à l'aide de divers procédés tels que le fraisage, le meulage ou bien le polissage. Pour s'affranchir de l'influence des contraintes résiduelles, des traitements de relaxation des contraintes ont été effectués. Les résultats obtenus sont reportés dans le tableau suivant où la limite d'endurance du matériau semble bien varier avec la rugosité, avec une chute de la limite d'endurance lorsque la rugosité augmente.

Tableau I-1. Limite de fatigue pour des niveaux de rugosités différents.

Mode d'obtention	Ra [μm]	² Rt [μm]	δa [μm]
Polissage	0.1-0.3	3	775
Meulage	0.5-1.4	7-14	690
Fraisage (fin)	1.0-2.2	11-15	775
Fraisage (grossier)	1.1-1.8	26-34	733
Forgeage (fin)	27-33	210-280	620
Forgeage (grossier)	35-44	360-390	520

I.6.2. Effet des contraintes résiduelles

Lorsqu'une pièce est soumise à un chargement cyclique, même inférieur à la limite d'élasticité du matériau, les contraintes engendrées peuvent créer un endommagement du matériau qui souvent, aboutit à la formation d'une fissure dans la direction perpendiculaire au chargement principal de tension. Si le chargement se poursuit, la fissure se propage sous l'effet des contraintes et la pièce peut éventuellement rompre lorsque la fissure atteint une taille critique. Il s'agit alors d'un bris typique de fatigue. Si l'application de contraintes alternées de tension peut engendrer ce type de bris, les contraintes de compression peuvent, en revanche, contribuer à contrer ce phénomène. En effet, les contraintes de compression ont tendance à refermer les fissures et défauts, freinant ainsi leur propagation, ce qui contribue à augmenter la longévité de la vie de l'assemblage.

Lorsqu'une pièce ayant un niveau de contraintes résiduelles non nul est soumise à un chargement, les contraintes générées s'ajoutent aux contraintes déjà présentes. Ainsi, si les contraintes résiduelles sont très élevées, comme dans le cas d'une soudure, un assemblage qui

ne devait en principe qu'être soumis à un faible chargement peut voir la contrainte locale atteindre des niveaux qui approchent, voire dépassent, la limite d'élasticité du matériau.

Les auteurs ont remarqué une forte dégradation de la résistance à 2×10^6 cycles sous l'effet des contraintes résiduelles, passant de 240 MPa pour les éprouvettes libres de contraintes résiduelles, à 150 MPa pour les éprouvettes contraintes. Ils ont également noté que l'effet des contraintes résiduelles est plus grand lorsque la contrainte alternée externe est plus faible.

Des résultats similaires ont été obtenus par Harizadeh Samali et Saleh (2013) par le biais de simulations sur des joints soudés bout à bout. Des déformations initiales ont été ajoutées aux modèles afin de simuler un champ contraintes résiduelles. Un chargement alterné a ensuite été simulé afin que les contraintes générées par ce chargement se combinent aux contraintes résiduelles. La vie en fatigue résultante a ensuite été calculée selon l'équation de « Smith, Watson et Topper (1970) ». Cette équation utilise les propriétés du matériau pour établir un lien entre le nombre de cycles à la rupture et le niveau des contraintes présentes dans l'échantillon. «Gharizadeh, Samali et Saleh (2013) » ont trouvé en premier lieu que les contraintes résiduelles ne peuvent être additionnées linéairement aux contraintes appliquées lorsque la somme des deux dépasse la limite d'écoulement du matériau. De ce fait, les contraintes résiduelles ont un effet plus marqué sur la contrainte maximale lorsque la contrainte appliquée est faible. En second lieu, à chargement appliqué égal, la résistance en fatigue des joints soudés diminue à mesure que les contraintes résiduelles de tension augmentent. Cet effet est toutefois plus marqué lorsque le chargement appliqué est faible [25].

On constate donc que les contraintes résiduelles de tension ont un effet négatif sur la vie en fatigue des assemblages soudés. Inversement, des contraintes résiduelles de compressions peuvent permettre d'augmenter la limite d'endurance des aciers. Cela a entre autres été constaté par « Iswanto, Nishida et Hattori (2002) » lors d'une expérience portant sur l'effet des contraintes résiduelles et du durcissement de surface de l'acier inoxydable SUS304 traité par laminage. Ils ont remarqué que la présence de contraintes de compression de l'ordre de $0,75 S_y$ (limite d'écoulement) ont permis de faire passer la limite d'endurance d'un échantillon de 225 à 425 MPa, soit une augmentation de 188 %. Il est cependant difficile d'attribuer cette amélioration uniquement aux contraintes résiduelles puisque la pièce subit également un fort écrouissage [26].

Des travaux par « Mattson et Roberts (1959) » ont justement tenté de démontrer que les contraintes résiduelles ont plus d'influence sur la vie en fatigue d'une pièce que le traitement d'écrouissage de surface qui leur est appliqué. Pour ce faire, ils ont grenailé plusieurs pièces de la même manière, mais en imposant une déformation différente à chacune des pièces au moment du grenailage. Ainsi, le niveau d'écrouissage est similaire dans tous les cas, mais le niveau de contraintes résiduelles créé varie. L'idée est que si les pièces obtiennent toutes une vie en fatigue similaire, ce serait signe que c'est l'écrouissage créé par le grenailage qui dicte la vie en fatigue de la pièce, et non les contraintes résiduelles. Inversement, si les vies en fatigue varient, et d'autant plus si elles varient proportionnellement à la contrainte résiduelle en surface, ce serait signe que c'est ce critère qui influence le plus la vie en fatigue.

I.6.3. Effet de microstructure

Les observations microstructurales réalisées montrent que les surfaces usinées présentent, en plus de gradients de propriétés mécaniques et de rugosité, des gradients de microstructures. Ces gradients se caractérisent bien souvent par la présence d'une couche de quelques micromètres d'épaisseur appelée « couche blanche ». La littérature sur le sujet tend à affirmer que la présence d'une « couche blanche » conduit à une diminution importante de la durée de vie en fatigue de roulement. Ces études peuvent être sujettes à controverses car l'influence des contraintes résiduelles est assez peu prise en compte dans l'analyse du résultat. Par exemple, les travaux de « Guo & al. » concluent que la « couche blanche induite par l'usinage peut réduire la durée de vie d'un facteur 8 dans le cas de la fatigue de roulement. Cependant, l'analyse des profils de contraintes résiduelles d'une surface avec une couche blanche et une autre sans couche blanche présente des différences importantes qui doivent être prises en compte, puisque ces deux surfaces n'ont pas été obtenues avec les mêmes conditions de tournage [27].

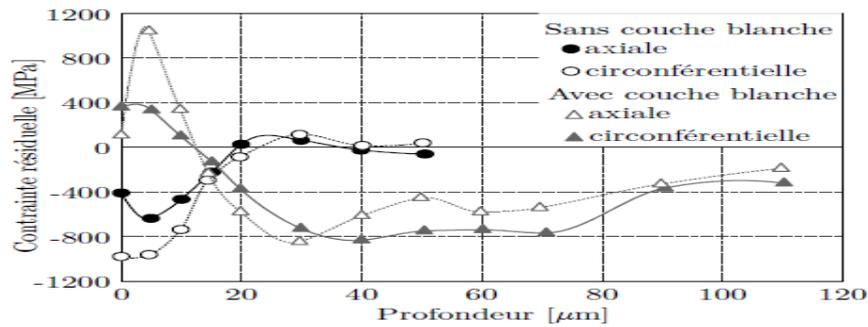


Figure I.21. Profil de contraintes résiduelles pour une surface avec couche blanche, et une Surface sans couche blanche

I.7. Conclusion

L'étude de la bibliographie sur les conséquences des paramètres d'intégrité de surface comme la rugosité, les contraintes résiduelles et la microstructure nous a permis de synthétiser les influences de chacun de ces paramètres. La limite en fatigue décroît lorsque la rugosité augmente puisque cette dernière joue un rôle de concentrateur de contraintes. Les contraintes résiduelles de compression permettent de retarder significativement la propagation des fissures de fatigue. La valeur de la contrainte en surface ne semble pas être suffisante pour décrire le comportement en fatigue. Il est donc important de tenir compte de la forme du profil de contraintes résiduelles sous la surface. Enfin, il est difficile de quantifier l'impact de la microstructure en surface sur la tenue en fatigue puisque cette dernière est intimement liée aux contraintes résiduelles et à la dureté du matériau. Après l'étude de l'intégrité de surface et son importance sur les performances fonctionnelles des pièces mécaniques, La prédiction et l'optimisation d'état de surface (rugosité Ra) est sensiblement nécessaire pour l'amélioration de la durée de vie des machines.

Chapitre II

**L'état de l'art sur les approches de l'intelligence artificielle (IA)
utilisées dans les opérations d'usinage**

II. L'état de l'art sur les approches de l'IA utilisées dans l'usinage

II.1. Introduction

L'objectif principal des industries modernes est de fabriquer des produits de haute qualité à faible coût et en peu de temps. La sélection des paramètres de coupe optimaux est une question très importante pour chaque processus d'usinage afin d'améliorer la qualité des produits usinés et de réduire les coûts d'usinage, On s'attend à ce que les machines-outils de la prochaine décennie soient des machines intelligentes dotées de diverses capacités telles que la prédiction des paramètres nécessaires à l'autoréglage pour atteindre les meilleures qualités de finition de surface. Généralement, le contrôle de la surface est effectué en inspectant manuellement les surfaces usinées et en utilisant des profils mètres de surface avec un stylet de contact. Comme il s'agit d'une opération de post-traitement, elle prend du temps et nécessite une main-d'œuvre importante. En outre, un certain nombre de pièces défectueuses peuvent être trouvées pendant la période d'inspection de surface, ce qui entraîne un coût de production supplémentaire.

La rugosité de la surface est l'une des caractéristiques les plus courantes utilisées pour évaluer la qualité des composants usinés. Elle a des effets sur différentes caractéristiques des pièces usinées, comme le frottement, l'usure et la conduction thermique, et elle influence également des aspects tels que la durée de vie en fatigue, la corrosion, l'étanchéité, le collage et l'optique Xabier Lazkanoa et al [28].

La valeur de la rugosité de surface (R_a) est influencée par de nombreux facteurs tels que les paramètres d'usinage, les phénomènes de coupe, les propriétés de la pièce et celles de l'outil de coupe (voir figure II.22).

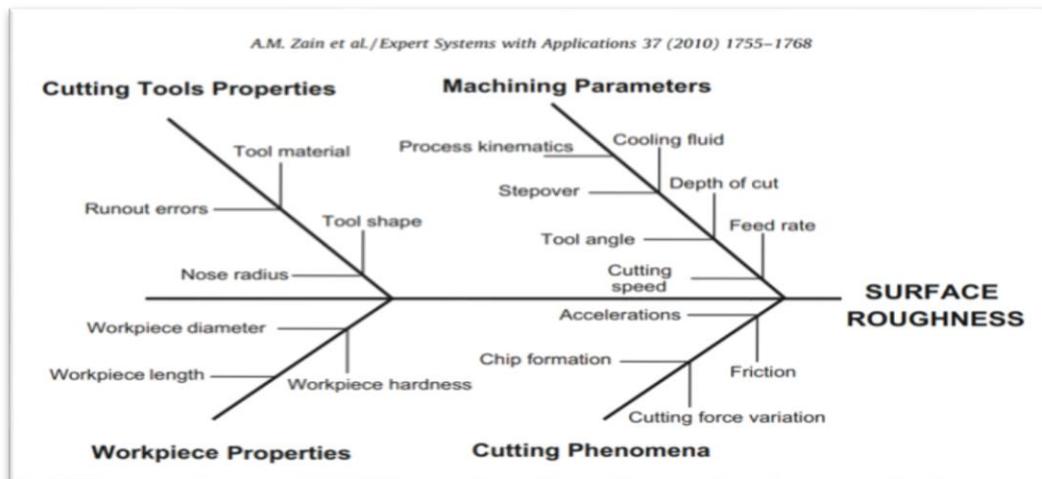


Figure II.22 Paramètres qui affectent la rugosité de surface (Zain AM et al) [29].

Il existe plusieurs façons de contrôler la rugosité de surface et la plus utilisée dans le secteur de la fabrication industrielle est l'usinage, en raison de sa rapidité et de son coût comparativement plus faible. Parmi ces opérations d'usinage (fraisage en bout), ce sont les plus utilisées pour contrôler la rugosité de surface. Cependant, l'obtention des valeurs de rugosité requises dans ce procédé présente un degré de complexité plus élevé que dans les autres opérations. Alors qu'en tournage, la rugosité de la surface dépend principalement du rayon du nez et de l'avance par tour, en fraisage en bout, la surface est générée par plusieurs arêtes dont les traces ne sont pas constantes sur la surface. En conséquence, des valeurs de rugosité très variables sont obtenues sur la largeur de coupe Xabier Lazkanoa et al [28]. Ce fait se complique encore lorsque certaines applications exigent qu'un range de rugosité spécifique soit fonctionnelle. En raison de la variabilité de la rugosité obtenue par fraisage frontal, en fonction de la position relative entre l'outil et la pièce à usiner, il est généralement complexe de respecter les limites de le range.

En outre, la variabilité de la rugosité peut conduire à une idée erronée de la rugosité réelle de la surface. Par conséquent, les conditions de coupe peuvent être définies de manière inexacte et les outils de coupe peuvent être désignés de manière incorrecte.

Compte tenu de ces difficultés, de nombreux auteurs ont étudié le procédé de fraisage en bout de champ dans le but de réduire cet impact économique et d'améliorer l'efficacité.

II.2. Influence des paramètres de coupe sur la rugosité de surface Ra

En ce qui concerne les conditions de coupe, les résultats obtenus par Kovac, P et al, I. Korkut et M. A. Donertas, M. Alauddin et al [30] [31] [32] révèlent que l'augmentation de la vitesse de coupe réduit la rugosité de surface, tandis que l'augmentation de l'avance augmente la rugosité de surface. La profondeur de coupe qui influence le moins sur la rugosité de surface. Dans une autre étude, Reddy et Rao [33] ont déterminé que la vitesse d'avance est l'effet le plus dominant pour une géométrie d'outil donnée, et la vitesse de coupe le moins important. Les résultats de Zahaf M [34] dans des conditions de fraisage à sec ont également montré que la vitesse d'avance était le facteur dominant par rapport aux autres paramètres d'usinage (outil de coupe et vitesse de coupe) affectant la rugosité de surface. Une autre étude de Zahaf et al [35] sur l'optimisation de la rugosité de surface pendant le fraisage de l'acier à roulement AISI 52100 avec des outils en carbure revêtus de TiAlN a montré l'effet des paramètres de coupe tels que la vitesse de coupe, l'avance par dent, la profondeur de coupe axiale et la profondeur de coupe radiale sur la rugosité de surface. Après les expériences, ils ont déclaré que les paramètres les plus efficaces sur la rugosité de la surface fraisée étaient la vitesse de coupe et l'avance par dent. Liu N et al [36] ont mené une série d'expériences sur l'acier AISI 304 dans différentes conditions de coupe pour évaluer la qualité de la surface et la vibration de l'outil. Ils ont ainsi démontré une réduction de la rugosité de surface et des vibrations dans des conditions de lubrification par refroidissement en quantité minimale. Ils ont déclaré que le paramètre qui affecte de manière significative la rugosité de surface, la vibration axiale et la vibration radiale est la vitesse d'avance. En outre, ils ont constaté que si la vibration et la rugosité de surface diminuaient avec l'augmentation de la vitesse de coupe, la profondeur de coupe n'avait pas d'incidence significative sur la rugosité de surface.

En revanche, lors du fraisage en bout du titane Ti-6Al-4V, Sun et al [37] ont observé que la rugosité augmente dans la direction de la coupe à une vitesse de coupe comprise entre 50 et 80 m/min, et diminue au-dessus de 80 m/min. Les mêmes auteurs ont constaté que la rugosité de surface augmente presque linéairement avec la vitesse d'avance, mais cette constatation a été contestée par Baek et al [38], qui ont conclu qu'elle n'était pas linéaire en raison des effets du faux-rond. En ce qui concerne la profondeur de coupe axiale, Lopez de la Calle et al [39] ont rapporté qu'elle n'avait aucune influence sur la rugosité de surface, alors que Alauddin et al [32] ont conclu le contraire. G. Mahesh et al [40] ont conclu que la valeur de la rugosité de surface

diminue avec une vitesse de coupe élevée et une vitesse d'avance très faible ; la rugosité de surface augmente avec une augmentation de la profondeur de coupe. La vitesse d'avance a la plus grande influence sur la rugosité de surface dans le processus de fraisage, L'effet des conditions de coupe comme la vitesse d'avance, la vitesse de la broche, la profondeur de coupe axiale-radiale, et l'angle de coupe radial sur la rugosité de surface a été discuté Les paramètres et leurs gammes, la vitesse de la broche, la vitesse d'avance, la profondeur de coupe radiale, et la profondeur de coupe axiale sont sélectionnés La vitesse d'avance a la plus grande influence sur la rugosité de surface. Une augmentation de l'avance ou de la profondeur axiale de coupe augmente la rugosité de surface, tandis qu'une augmentation de la vitesse de la broche la diminue. L'angle de coupe radial, aussi bien élevé que faible, produit une rugosité de surface maximale (voir figure II.23 ci-dessous).

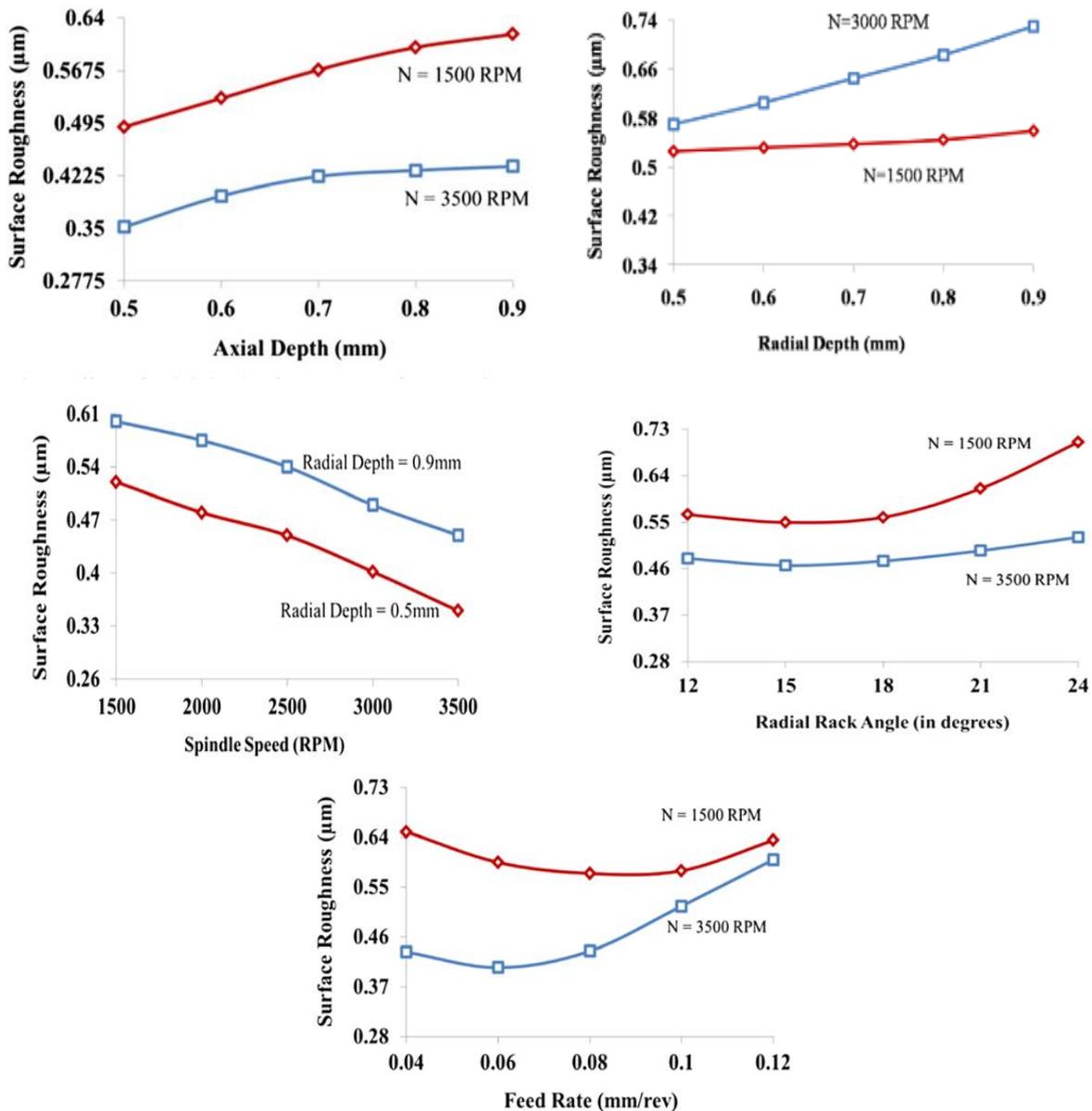


Figure II.23. La variation de la rugosité en fonction de la profondeur de coupe axiale, et la profondeur de coupe radiale, la vitesse de la broche, la vitesse d'avance, Angle radial [40]

Des études ont également été réalisées pour le micro-fraisage, comme Lu et al [40] ont conclu que l'ordre des paramètres affectant la rugosité est la vitesse d'avance, la vitesse de la broche, le rayon de la boule de fraisage et la profondeur axiale de coupe Xabier Lazkanoa et al [28].

En ce qui concerne les paramètres géométriques de l'outil, Reddy et Rao [33] ont rapporté que l'angle de coupe radial augmente la rugosité en raison d'une modification de l'acuité de l'arête de coupe, ce qui entraîne une modification de la longueur de contact de l'arête de coupe.

Les mêmes auteurs ont également constaté que le rayon du nez influence la rugosité de surface. De plus, Wang et Chang [41] ont observé que la rugosité augmente en augmentant l'angle de dépouille axial et l'angle de concavité, lorsque l'angle de concavité est supérieur à $2,5^\circ$. Baptista et Simoes [42] ont constaté que la rugosité est réduite en inclinant l'outil dans la direction de l'avance. Wang et Chang [41] ont obtenu une réduction similaire en appliquant un liquide de refroidissement, car les fluides de coupe réduisent les frictions entre l'outil et le copeau/la pièce. Cependant, Ezugwu et al. [43] ont déterminé que la pression du liquide de refroidissement n'affecte pas les valeurs de rugosité. Xabier Lazkanoa et al [28] ont conclu qu'il existe une incertitude considérable dans l'identification appropriée du comportement de la rugosité sur les surfaces fraisées.

En outre, plusieurs auteurs ont appliqué ces connaissances pour développer des modèles de prédiction de la rugosité de surface permettant de définir une planification efficace et précise du processus (trajectoire de l'outil et conditions de coupe) et des géométries d'outil. En considérant plusieurs approches, le réseau de neurones artificiels (ANN) est le plus couramment utilisé par les chercheurs. Il consiste à entraîner un ANN avec les résultats de rugosité mesurés à partir d'essais expérimentaux. Les paramètres géométriques de l'outil, les conditions de coupe et les propriétés des matériaux de la pièce sont utilisés comme données d'entrée, et les résultats de rugosité expérimentale comme données de sortie.

En ce qui concerne l'approche ANN, Salah Al-Zubaidi et al [44] ont déclaré que les méthodes traditionnelles comme la régression statistique et la méthodologie de la surface de réponse ont été utilisées par certains chercheurs pour modéliser le processus de fraisage. Mais ces méthodes ne peuvent pas surmonter la non-linéarité des relations entre les conditions de coupe et la réponse de sortie. L'ANN est considérée comme l'une des méthodes importantes de l'intelligence artificielle dans la modélisation de problèmes non linéaires comme les processus d'usinage. Les réseaux de neurones artificiels montrent une bonne capacité de prédiction et d'optimisation des processus d'usinage par rapport aux méthodes traditionnelles. Zain et al [29] ont également conclu que le modèle de rugosité de surface dans le processus de fraisage pourrait être amélioré en modifiant le nombre de couches et de nœuds dans les couches cachées de la structure du réseau ANN, en particulier pour prédire la valeur de la mesure de performance de la rugosité de surface et ils ont souligné que cela pourrait augmenter le coût et le temps du

processus de modélisation. Ils ont également résumé l'application des ANN dans la prédiction Ra (voir tableau 1).

Tableau II-2. Application de l'ANN dans la modélisation liée à la prédiction de Ra

Application of ANN in modelling related to R_a prediction.

	Author, Year	Process	Cutting conditions	Remarks
1	Abeesh et al. (2008)	Turning	Feed rate, particle size, tool nose radius	The predicted responses of the ANN model are in very good agreement with the experimental data
2	Erzurumlu and Oktem (2007)	Milling	Feed rate, cutting speed, axial-radial depth of cut, machining tolerance	The ANN model leads to a slightly more accurate surface roughness prediction than a conventional model
3	Davim et al. (2008)	Turning	Feed rate, cutting speed, depth of cut	ANN can capture any degree of non-linearity that exists between the process response and input parameters, and exhibits good generalization
4	Nalbant et al. (2009)	Turning	Coating tools, feed rate, cutting speed	ANN is very close to the experiment-based results with an acceptable accuracy
5	Al-Ahmari (2007)	Turning	Cutting speed, feed rate, depth of cut, tool nose radius	The ANN model is better than linear regression analysis techniques and RSM for predicting tool life and cutting force models
6	Sanjay and Jyothi (2006)	Drilling	Drill diameter, cutting speed, feed rate, machining time	ANN has shown that it is capable of generalization and is effective in surface roughness analysis
7	Cus and Zuperl (2006)	Turning	Cutting speed, feed rate, depth of cut	ANN provides a sufficient approximation to the true optimal solution
8	Kohli and Dixit (2005)	Turning	Cutting speed, feed rate, depth of cut, radial vibration	ANN is able to make an accurate prediction of surface roughness by utilizing a small-sized training and testing dataset
9	Ezugwu et al. (2005)	Turning	Cutting speed, feed rate, depth of cut, cutting time, coolant pressure	ANN gives a very good agreement between predicted and experimentally measured process parameters
10	Grzesick and Brol (2003)	Turning	Feed rate, spindle speed, depth of cut, cutting time, cutting force	ANN gives a close agreement between the real data and predicted values of surface finish within $\pm 10\%$ of the experimental values
11	Zuperl and Cus (2003)	Turning	Cutting speed, feed rate, depth of cut	ANN provides a sufficient approximation to the true optimal solution
12	Tansel et al. (2006)	Milling	Cutting speed, feed rate, radial depth of cut	The ANN model represents the data well and has a very small error for the training cases
13	Oktem et al. (2006)	Milling	Cutting speed, feed rate, axial-radial depth of cut, machining tolerance	ANN presents a very good performance for surface roughness response value

Plusieurs techniques d'optimisation telles que l'algorithme génétique(GA), Simulated Annealing (SA), Tabu Search (TS), Ant Colony Algorithm (ACO) and Particle Swarm (PSO), qui peuvent être classées dans l'approche de l'intelligence artificielle, ont été recommandées comme outils d'optimisation car elles ont le potentiel d'être appliquées aux problèmes d'optimisation des paramètres de coupe. D'autres auteurs ont utilisé les ANNs avec d'autres types de solutions pour prédire la rugosité. Wu et Lei [45] ont analysé l'utilité d'utiliser les caractéristiques du signal dans les mesures de vibration pendant le processus de fraisage et les paramètres de coupe pour prédire la rugosité de surface. Palani et Natarajan [46] ont intégré un ANN dans un système de vision artificielle afin de prédire la rugosité d'une opération de fraisage. De plus, Kant et Sang wang [47] ont combiné l'ANN avec l'algorithme génétique (GA) en utilisant la vitesse de coupe (v), l'avance par dent (f), la profondeur de coupe (a) et l'usure du flanc (VB) comme paramètres d'usinage. Ils ont également fait une comparaison entre l'ANN, la logique floue (FL) et la régression et ils ont conclu que l'ANN surpasse la régression et les modèles de logique floue comme le montre la Figure II.27. L'erreur relative moyenne trouvée dans l'étude de cas pour la régression et le modèle de logique floue sont de 10,91% et

7,41%, ANN avec 4,11% Le modèle ANN couplé avec GA conduit à une valeur de rugosité de surface minimale.

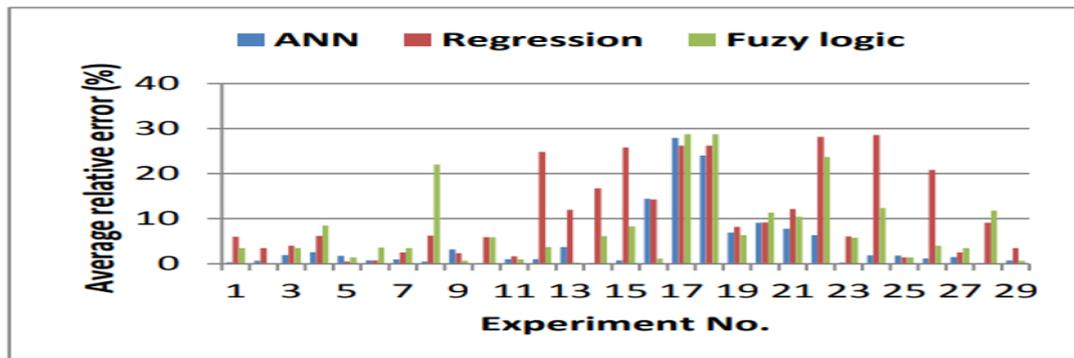


Figure II.24. Comparaison entre le modèle ANN, la régression et la logique floue

Mahesh et al. [48] ont combiné la méthode de la surface de réponse (RSM) pour la prédiction et l'GA pour l'optimisation et Yeganefar et al. [49] la machine à vecteurs de soutien (SVM), l'ANN et l'analyse de régression. Enfin, Kadirgama et al. [50] ont comparé la RSM, la SVM et la machine à vecteurs de soutien potentielle (PSVM), concluant que les résultats les plus précis sont obtenus avec la dernière.

De nombreuses recherches se sont concentrées sur l'analyse et l'optimisation des paramètres d'usinage affectant la rugosité de surface et l'estimation de la rugosité de surface en utilisant ces paramètres. Karabulut et Karakoç [51] ont proposé l'optimisation des paramètres d'usinage d'un composite en mousse de carbure de silicium (SiC) à cellules ouvertes à base d'alliage d'aluminium 7075 (Al7075) pour obtenir une qualité de surface acceptable. Le tableau orthogonal L27 de Taguchi a été appliqué pour l'optimisation des paramètres de fraisage tandis que les méthodes ANN et de régression ont été utilisées pour la prédiction de la rugosité de surface. La vitesse d'avance s'est avérée être le facteur principal influençant la rugosité de surface qui a été prédite avec une erreur quadratique moyenne égale à 1,6 et 0,24%. Moghri et al [52] ont affirmé une approche intégrée ANN-algorithme génétique (GA) pour modéliser et optimiser la rugosité de surface des nanocomposites polyamide-6/nano-argile (PA-6/NC). Un modèle prédictif de la rugosité de surface a été développé en considérant les paramètres de fraisage (vitesse de broche et vitesse d'avance) et la teneur en nanoargile (NC). On en a déduit

que la rugosité de surface minimale pouvait être atteinte au niveau le plus bas de la vitesse d'avance et au niveau intermédiaire de la vitesse de la broche. . Laot et al. [53] ont réalisé une optimisation des paramètres dans le processus de fraisage en bout d'un matériau en polymère renforcé de fibres de carbone (PRFC) en utilisant la rétro propagation ANN et GA pour prédire la force de coupe et la rugosité de surface. . Liu et al. [54] ont mené une série d'expériences sur de l'acier AISI 304 dans différentes conditions de coupe pour évaluer la qualité de surface et la vibration de l'outil. Ils ont ainsi démontré une réduction de la rugosité de surface et de la vibration dans des conditions de lubrification par refroidissement en quantité minimale. Ils ont déclaré que le paramètre qui affecte de manière significative la rugosité de surface, la vibration axiale et la vibration radiale est la vitesse d'avance. En outre, ils ont constaté que si les vibrations et la rugosité de surface diminuent avec l'augmentation de la vitesse de coupe, la profondeur de coupe n'a pas d'incidence significative sur la rugosité de surface. Cem et Tahsin [55] ont étudié l'effet de divers paramètres de fraisage sur la rugosité de surface d'une plaque composite en fibre de carbone avec une profondeur et ils ont développé un algorithme de prédiction hybride basé sur ANN-GA en utilisant des données expérimentales. Le taux d'apprentissage, la fonction d'apprentissage et le nombre de neurones utilisés dans les couches cachées de l'ANN ont été optimisés avec GA pour augmenter la performance de prédiction. Pour minimiser l'erreur de prédiction de l'algorithme proposé, l'AG est mis en œuvre avec une taille de population et un nombre d'itérations plus élevés. L'ANOVA a été appliquée pour déterminer les facteurs de coupe les plus importants sur la base de la méthode Taguchi L32. Enfin, ils ont conclu que l'AG a permis une réduction significative du temps et de l'effort dans la sélection des paramètres optimaux et la structure de l'ANN par rapport à l'approche par essais et erreurs. À la suite de l'optimisation avec l'AG, la régularisation bayésienne s'est avérée être un algorithme de formation plus approprié pour les ANN multicouches afin d'obtenir de meilleures performances de prédiction. L'algorithme hybride ANN-GA proposé fournit une relation supérieure entre les valeurs estimées et mesurées de la rugosité de surface.

II.3. Introduction à Machine Learning ML

En général, Machine Learning implique des mécanismes adaptatifs qui permettent aux ordinateurs d'apprendre à partir de l'expérience, d'apprendre par l'exemple et d'apprendre par analogie. Les capacités d'apprentissage peuvent améliorer les performances d'un système intelligent au fil du temps. Les mécanismes de Machine Learning constituent la base des systèmes adaptatifs. Les approches les plus populaires de Machine Learning dans l'usinage sont les réseaux neuronaux artificiels et les algorithmes génétiques.

II.3.1. Réseau de neurone

Un réseau neuronal peut être défini comme un modèle de raisonnement basé sur le cerveau humain. Le cerveau est constitué d'un ensemble de cellules nerveuses, ou unités de traitement de l'information de base, appelées neurones, densément interconnectées. 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 les plus rapides qui existent aujourd'hui. Bien que chaque neurone ait une structure très simple, une armée de tels éléments constitue une formidable puissance de traitement. Un neurone se compose d'un corps cellulaire, le soma, d'un certain nombre de fibres appelées dendrites et d'une longue fibre unique appelée axone. Alors que les dendrites se ramifient en un réseau autour du soma, l'axone s'étend vers les dendrites et les somas d'autres neurones. La figure II.25 est un schéma d'un réseau neuronal.

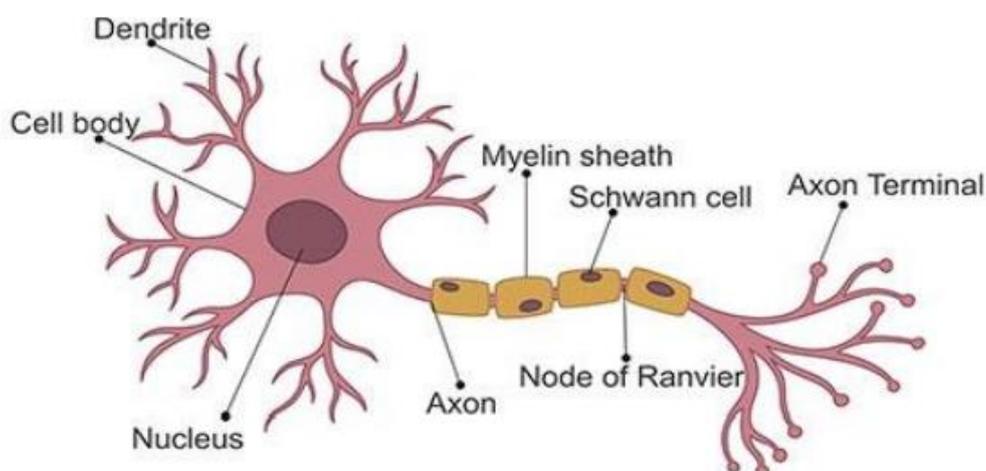


Figure II.25. Réseau neuronal biologique

Les signaux sont propagés d'un neurone à l'autre par des réactions électrochimiques complexes. Les substances chimiques libérées par les synapses provoquent une modification du potentiel électrique du corps cellulaire. Lorsque le potentiel atteint son seuil, une impulsion électrique, le potentiel d'action, se produit et est envoyé vers le bas par l'axone. L'impulsion se propage et finit par atteindre les synapses. L'augmentation ou la diminution de leur potentiel. Cependant, la découverte la plus intéressante est que le réseau neuronal présente une plasticité. En réponse au modèle de stimulation, les neurones démontrent des changements à long terme dans la force de leurs connexions. Les neurones peuvent également former de nouvelles connexions avec d'autres neurones. Même des collections entières de neurones peuvent parfois migrer d'un endroit à un autre. Ces mécanismes constituent la base de l'apprentissage dans le cerveau.

Notre cerveau peut être considéré comme un système de traitement de l'information hautement complexe, non linéaire et parallèle. Les informations sont stockées et traitées dans un réseau neuronal simultanément dans l'ensemble du réseau, plutôt qu'à des endroits spécifiques. En d'autres termes, dans les réseaux neuronaux, les données et leur traitement sont globaux plutôt que locaux.

En raison de la plasticité, les connexions entre les neurones menant à la "bonne réponse" sont renforcées tandis que celles menant à la "mauvaise réponse" s'affaiblissent. Par conséquent, les réseaux neuronaux ont la capacité d'apprendre par l'expérience. L'apprentissage est une caractéristique fondamentale et essentielle des réseaux neuronaux biologiques. La facilité et le naturel avec lesquels ils peuvent apprendre ont conduit à des tentatives d'émulation d'un réseau neuronal biologique dans un ordinateur.

Bien qu'un réseau neuronal artificiel (ANN) actuel ressemble au cerveau humain comme un avion en papier ressemble à un jet supersonique. Les ANN sont capables d'apprendre, c'est-à-dire qu'ils utilisent l'expérience pour améliorer leurs performances. Lorsqu'ils sont exposés à un nombre suffisant d'échantillons, les ANN peuvent généraliser à d'autres qu'ils n'ont pas encore rencontrés. Ils peuvent reconnaître des caractères manuscrits, identifier des mots dans la parole humaine et détecter des explosifs dans les aéroports. En outre, les ANN peuvent observer des modèles que les experts humains ne peuvent pas voir.

Les neurones sont connectés par des liens, et chaque lien est associé à un poids numérique. Les poids sont le moyen de base de la mémoire à long terme dans les ANNs. Ils expriment la force,

ou en d'autres termes l'importance, de l'entrée de chaque neurone. Un réseau neuronal "apprend" par des ajustements répétés de ces poids.

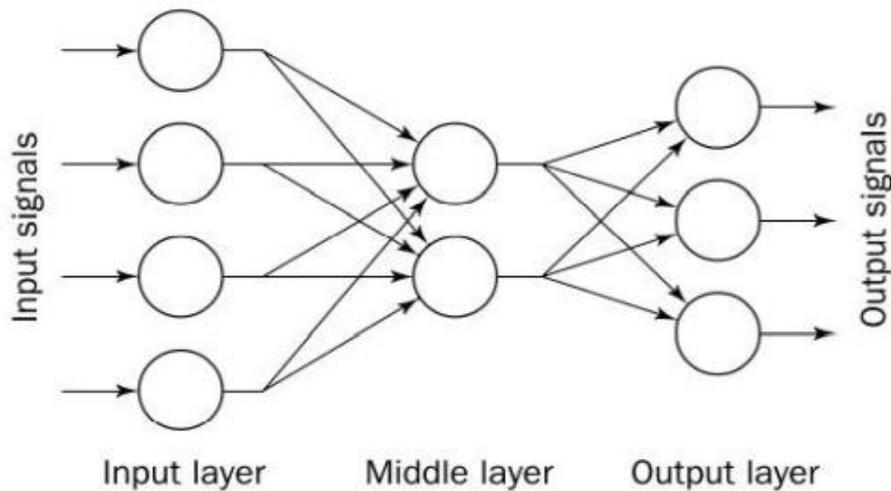


Figure II.26. Architecture d'un réseau de neurones artificiels typique

Comme la montre la figure II.26 un réseau ANN typique est constitué d'une hiérarchie de couches, et les neurones des réseaux sont disposés le long de ces couches.

Réseaux sont disposés le long de ces couches. Les neurones connectés à l'environnement externe forment les couches d'entrée et de sortie. Les poids sont modifiés pour que le comportement d'entrée/sortie du réseau en fonction de celui de l'environnement. Chaque neurone est une unité élémentaire de traitement de l'information. Il dispose d'un moyen de calculer son niveau d'activation compte tenu des entrées et des poids numériques. Pour construire un ANN, il faut d'abord décider du nombre de neurones à utiliser et de la manière dont les neurones seront utilisés et comment les neurones doivent être connectés pour former un réseau. En d'autres termes, nous devons d'abord choisir l'architecture du réseau. Ensuite, nous décidons de l'algorithme d'apprentissage à utiliser. Et enfin nous formons le réseau neuronal, c'est-à-dire que nous initialisons les poids du réseau et les mettons à jour à partir d'un ensemble d'exemples de formation.

II.3.1.1. Le neurone comme élément de calcul simple

Un neurone reçoit plusieurs signaux de ses liens d'entrée, calcule un nouveau niveau d'activation et l'envoie comme signal de sortie par les liens de sortie. Le signal d'entrée peut

être des données brutes ou des sorties d'autres neurones. Le signal de sortie peut être une solution finale au problème ou une entrée pour d'autres neurones. La figure II.27 montre un neuro.

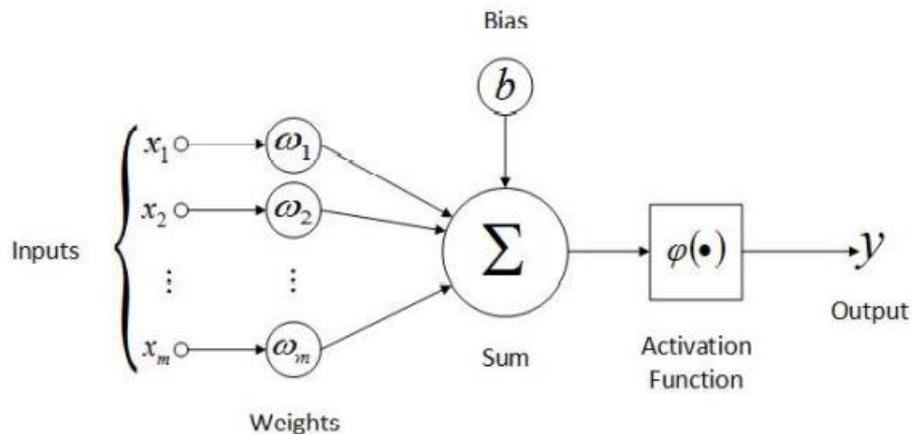


Figure II.27. Diagramme d'un neurone

En 1943, **Warren McCulloch** et **Walter Pitts** ont proposé une idée très simple qui reste la base de la plupart des ANN. Le neurone calcule la somme pondérée des signaux d'entrée et compare le résultat à une valeur seuil, θ . Si l'entrée nette est inférieure au seuil, la sortie du neurone est de -1. Mais si l'entrée nette est supérieure ou égale au seuil, le neurone s'active et sa sortie atteint la valeur 1.

En d'autres termes, le neurone utilise la fonction de transfert ou d'activation suivante :

$$X = \sum_{i=1}^n x_i w_i$$

$$Y = \begin{cases} +1 & \text{if } X \geq \theta \\ -1 & \text{if } X < \theta \end{cases} \dots\dots\dots \text{II.1}$$

Où X est l'entrée nette pondérée du neurone, x_i est la valeur de l'entrée i, w_i est le poids de l'entrée i, n est le nombre d'entrées du neurone et Y est la sortie du neurone. Ce type de fonction d'activation est appelé fonction de signe. Ainsi, la sortie réelle du neurone avec une fonction d'activation de signe peuvent être représentée :

$$Y = \text{sign}[\sum_{i=1}^n x_i w_i - \theta] \dots\dots\dots \text{II.2}$$

De nombreuses fonctions d'activation ont été testées, mais seules quelques-unes ont trouvé des applications pratiques. Quatre choix courants - les fonctions pas, signe, linéaire et sigmoïde - sont illustrés à la Figure II.28.

Les fonctions d'activation de pas et de signe, aussi appelées fonctions de limite dure, sont souvent utilisées dans les neurones de décision pour la classification et la reconnaissance des formes.

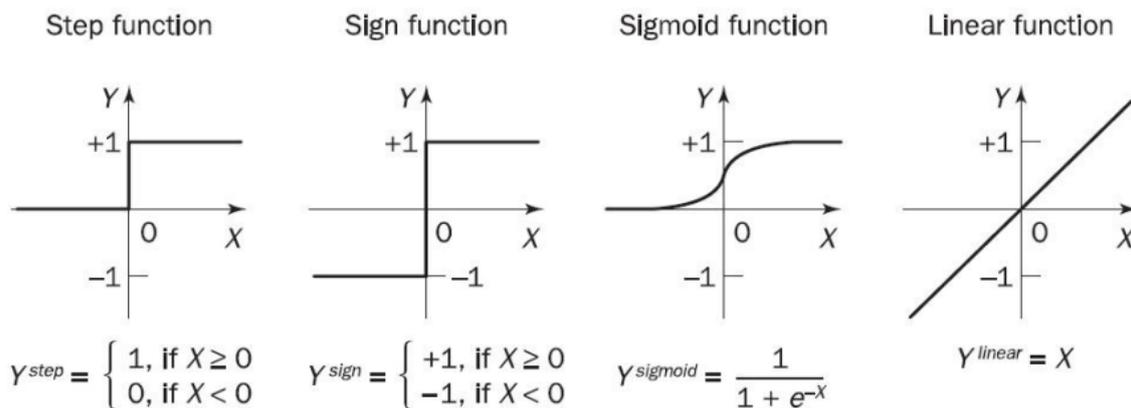


Figure II.28. Fonctions d'activation d'un neurone

La fonction sigmoïde transforme l'entrée, qui peut avoir n'importe quelle valeur entre plus et moins l'infini, en une valeur raisonnable comprise entre 0 et 1. Les neurones dotés de cette fonction sont utilisés dans les réseaux de rétro propagation.

La fonction d'activation linéaire fournit une sortie égale à l'entrée pondérée du neurone. Les neurones dotés de la fonction linéaire sont souvent utilisés pour l'approximation linéaire.

II.3.1.2. Réseaux neurone multicouches

Un perceptron multicouche est un réseau neuronal à anticipation comportant une ou plusieurs couches cachées. En général, le réseau se compose d'une couche d'entrée de neurones sources, d'au moins une couche intermédiaire ou cachée de neurones de calcul et d'une couche de sortie de neurones de calcul. Les signaux d'entrée sont propagés dans le sens direct couche par couche. Un perceptron multicouche avec deux couches cachées est illustré à la figure II.29.

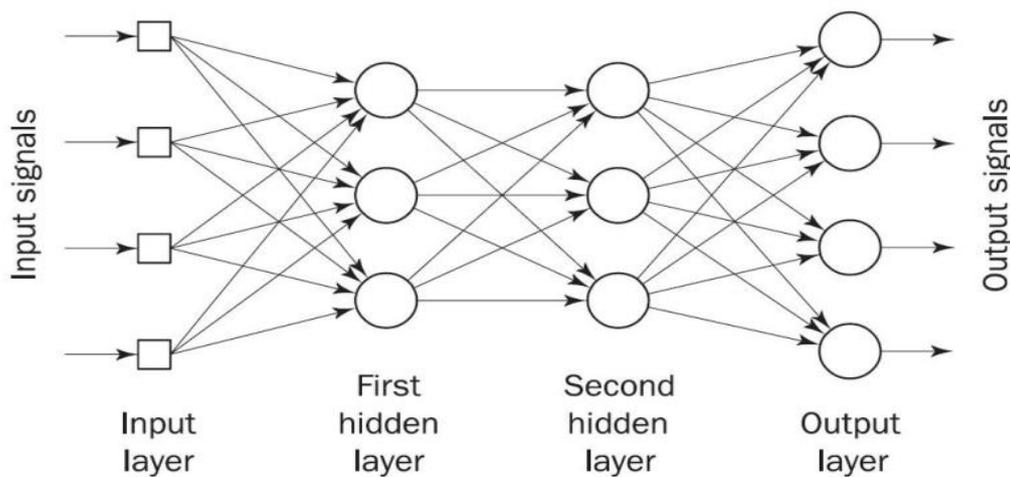


Figure II.29. Perceptron multicouche avec deux couches cachées

Chaque couche d'un réseau neuronal multicouche a sa propre fonction spécifique. La couche d'entrée accepte les signaux d'entrée du monde extérieur et les redistribue à tous les neurones de la couche cachée. En réalité, la couche d'entrée comprend rarement des neurones de calcul, et ne traite donc pas les modèles d'entrée. La couche de sortie accepte les signaux de sortie, ou en d'autres termes un modèle de stimulus, de la couche cachée et établit le modèle de sortie de réseau.

Les neurones de la couche cachée détectent les caractéristiques ; les poids des neurones représentent les caractéristiques cachées dans les modèles d'entrée. Ces caractéristiques sont ensuite utilisées par la couche de sortie pour déterminer le modèle de sortie.

Avec une couche cachée, nous pouvons représenter toute fonction continue des signaux d'entrée, et avec deux couches cachées, même les fonctions discontinues peuvent être représentées.

Les ANN commerciaux comportent trois et parfois quatre couches, dont une ou deux couches cachées. Chaque couche peut contenir de 10 à 1000 neurones. Les réseaux neuronaux expérimentaux peuvent avoir cinq ou même six couches, dont trois ou quatre couches cachées, et utiliser des millions de neurones, mais la plupart des applications pratiques n'utilisent que trois couches, car chaque couche supplémentaire augmente la charge de calcul de manière exponentielle.

II.3.1.3. Réseau neurone à rétro propagation (back-propagation)

Il existe plus de 100 algorithmes d'apprentissage différents, mais la méthode la plus populaire est la suivante la rétro propagation. Cette méthode a été proposée pour la première fois en 1969, mais a été ignorée en raison de ses calculs exigeants. Ce n'est qu'au milieu des années 80 que l'algorithme d'apprentissage par rétro propagation a été redécouvert.

L'apprentissage dans un réseau multicouche se déroule de la même manière que pour un perceptron. Un ensemble d'apprentissage de modèles d'entrée est présenté au réseau. Le réseau calcule son modèle de sortie, et s'il y a une erreur - ou en d'autres termes, une différence entre les modèles de sortie réels et souhaités -, les poids sont ajustés pour réduire cette erreur.

Dans un perceptron, il n'y a qu'un seul poids pour chaque entrée et qu'une seule sortie. Mais dans le réseau multicouche, il existe de nombreux poids, chacun d'entre eux contribuant à plus d'une sortie.

Dans un réseau neuronal à rétro propagation (Back-propagation), l'algorithme d'apprentissage comporte deux phases. Tout d'abord, un d'entrée de formation est présenté à la couche d'entrée du réseau. Le réseau propage ensuite d'entrée de couche en couche jusqu'à ce que le modèle de sortie soit généré par la couche de sortie. Si c'est différent de la sortie souhaitée, une erreur est calculée puis propagée en arrière dans le réseau, de la couche de sortie à la couche de sortie. En arrière dans le réseau, de la couche de sortie à la couche d'entrée. Les poids sont modifiés au fur et à mesure de la propagation de l'erreur.

Comme tout autre réseau neuronal, un réseau de rétro propagation est déterminé par les connexions entre les neurones (l'architecture du réseau), la fonction d'activation utilisée par le réseau et le nombre de neurones et l'algorithme d'apprentissage (ou la loi d'apprentissage) qui spécifie la procédure d'ajustement des poids.

En général, un réseau de rétro propagation est un réseau multicouche qui comporte trois ou quatre couches. Les couches sont entièrement connectées, c'est-à-dire que chaque neurone de chaque couche est connecté à chaque autre neurone de la couche avant adjacente.

Un neurone détermine sa sortie d'une manière similaire au perceptron de **Rosenblatt**.

Tout d'abord, il calcule l'entrée nette pondérée comme précédemment :

$$X = \sum_{i=1}^n x_i w_i - \theta \dots \dots \dots \text{II.3}$$

Où n est le nombre d'entrées, et est le seuil appliqué au neurone.

Ensuite, cette valeur d'entrée est transmise à la fonction d'activation. Cependant, contrairement à un perceptron, les neurones du réseau de rétro propagation utilisent une fonction d'activation **sigmoïde**.

$$Y^{\text{sigmoid}} = \frac{1}{1+e^{-X}} \dots \dots \dots \text{II.4}$$

La dérivée de cette fonction est facile à calculer. Elle garantit également que la sortie du neurone est bornée entre 0 et 1.

II.3.1.3.1. Loi d'apprentissage par rétro propagation (Back-propagation)

Pour dériver la loi d'apprentissage par rétro propagation, considérons le réseau à trois couches représenté sur la figure II.30. Les indices i, j et k désignent ici les neurones des couches d'entrée, cachée et de sortie, respectivement. Les signaux d'entrée, **x1 ; x2 ; ... ; xn**, sont propagés dans le réseau de gauche à droite, et les signaux d'erreur, **e1 ; e2 ; ... ; en**, sont propagés dans le réseau de gauche à droite et les signaux d'erreur, **e1 ; e2 ; ... ; el**, de droite à gauche. Le symbole **wij** représente le poids de la connexion entre le neurone i de la couche d'entrée et le neurone j de la couche cachée, et le symbole **wjk** le poids entre les neurones de la couche cachée le poids entre le neurone j de la couche cachée et le neurone k de la couche d'entrée.

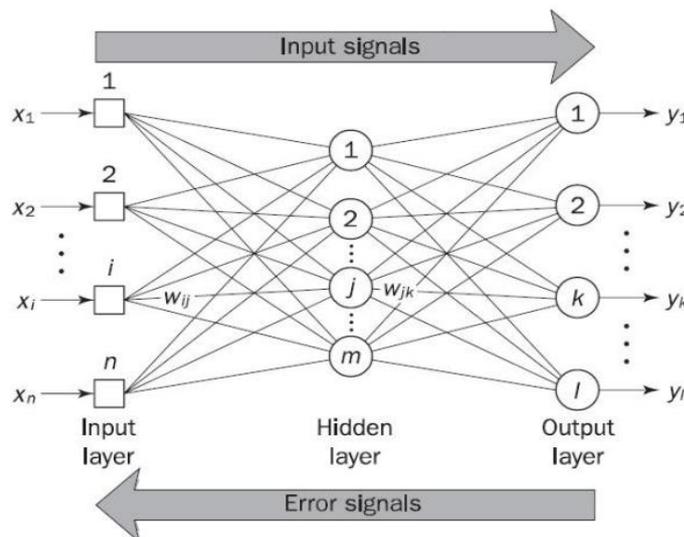


Figure II.30. Réseau neuronal à rétro propagation (Back-propagation) à trois couches

Pour propager les signaux d'erreur, on commence par la couche de sortie et on remonte vers la couche cachée. Le signal d'erreur à la sortie du neurone k à l'itération p est défini par :

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p) \dots\dots\dots\text{II.5}$$

Où $y_{d,k}$ est la sortie souhaitée du neurone k à l'itération p .

Le neurone k , qui est situé dans la couche de sortie, reçoit une sortie désirée qui lui est propre. Par conséquent, nous pouvons utiliser une procédure simple pour mettre à jour le poids w_{jk} . En fait, la règle pour mise à jour des poids de la couche de sortie est similaire à la règle d'apprentissage du perceptron :

$$w_{jk}(p + 1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \dots\dots\dots\text{II.6}$$

Où $\Delta w_{jk}(p)$ est la correction de poids.

Lorsque nous avons déterminé la correction de poids pour le perceptron, nous avons utilisé le signal d'entrée x_i . Mais dans le réseau multicouche, les entrées des neurones de la couche de sortie sont différentes des entrées des neurones de la couche de sortie.

Nous utilisons la sortie du neurone j de la couche cachée, y_j , au lieu de l'entrée x_i . La correction du poids dans le réseau multicouche est calculée comme suit :

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \times y_j(p) \times \delta_k(p) \dots\dots\dots\text{II.7}$$

Où $\delta_k(p)$ est le gradient d'erreur au neurone k de la couche de sortie à l'itération p .

II.3.1.3.2. Le gradient d'erreur

Le gradient d'erreur est déterminé comme la dérivée de la fonction d'activation multipliée par l'erreur à la sortie du neurone. Ainsi, pour le neurone k de la couche de sortie, nous avons :

$$\delta_k(p) = \frac{\partial y_k(p)}{\partial X_k(p)} \times e_k(p) \dots\dots\dots\text{II.8}$$

Où $y_k(p)$ est la sortie du neurone k à l'itération p , et X_k est l'entrée nette pondérée du neurone k à la même itération.

Pour une fonction d'activation sigmoïde, on peut la représenter comme suit :

$$\delta_k(p) = \frac{\partial \left\{ \frac{1}{1 + \exp[-X_k(p)]} \right\}}{\partial X_k(p)} \times e_k(p) = \frac{\exp[-X_k(p)]}{\{1 + \exp[-X_k(p)]\}^2} \times e_k(p) \dots\dots\dots \text{II.9}$$

Ainsi, nous obtenons :

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p)$$

Où

$$y_k(p) = \frac{1}{1 + \exp[-X_k(p)]} \dots\dots\dots \text{II.10}$$

II.3.1.3.3. La correction du poids pour un neurone de la couche cachée

Pour calculer la correction du poids de la couche cachée, on peut appliquer la même équation que pour la couche de sortie :

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \times x_i(p) \times \delta_j(p) \dots\dots\dots \text{II.11}$$

Où $\delta_j(p)$ représente le gradient d'erreur au niveau du neurone j dans la couche cachée :

$$\delta_j(p) = y_j(p) \times [1 - y_j(p)] \times \sum_{k=1}^l \delta_k(p) w_{jk}(p) \dots\dots\dots \text{II.12}$$

Où l est le nombre de neurones dans la couche de sortie

$$y_j(p) = \frac{1}{1 + e^{-X_j(p)}} \dots\dots\dots \text{II.13}$$

$$X_j(p) = \sum_{i=1}^n x_i(p) \times w_{ij}(p) - \theta_j \dots\dots\dots \text{II.14}$$

Et n est le nombre de neurones dans la couche d'entrée.

- **Étape 1 : Initialisation**

Définissez tous les poids et les niveaux de seuil du réseau par des nombres aléatoires uniformément distribués dans un petit intervalle :

$$\left(-\frac{2.4}{F_i}, +\frac{2.4}{F_i} \right)$$

Où F_i est le nombre total d'entrées du neurone i dans le réseau. L'initialisation des poids est effectuée neurone par neurone.

- **Étape 2 : Activation**

Activez le réseau neuronal à rétro propagation (Back-propagation) en appliquant des entrées $\mathbf{x1(p)} ; \mathbf{x2(p)} ; \dots ; \mathbf{xn(p)}$ et les sorties souhaitées $\mathbf{yd;1(p)} ; \mathbf{yd;2(p)} ; \dots ; \mathbf{yd ; n(p)}$.

(a) Calculez les sorties réelles des neurones de la couche cachée :

$$y_j(p) = \text{sigmoid}[\sum_{i=1}^n x_i(p) \times w_{ij}(p) - \theta_j] \dots \dots \dots \text{II.15}$$

Où n est le nombre d'entrées du neurone j dans la couche cachée, et sigmoïde est la fonction d'activation sigmoïde.

(b) Calculez les sorties réelles des neurones de la couche de sortie :

$$y_k(p) = \text{sigmoid}[\sum_{j=1}^m x_{jk}(p) \times w_{jk}(p) - \theta_k] \dots \dots \dots \text{II.16}$$

Où m est le nombre d'entrées du neurone k dans la couche de sortie.

- **Étape 3 : Entraînement aux poids**

Mettre à jour les poids dans le réseau de rétro propagation (Back-propagation) en propageant vers l'arrière les erreurs associées aux neurones de sortie.

(a) Calculez le gradient d'erreur pour les neurones de la couche de sortie :

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p) \dots \dots \dots \text{II.17}$$

Où

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p)$$

Calculez les corrections de poids :

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \times y_j(p) \times \delta_k(p)$$

Mettre à jour les poids des neurones de sortie :

$$w_{jk}(p + 1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p)$$

(b) Calculez le gradient d'erreur pour les neurones de la couche cachée :

$$\delta_j(p) = y_j(p) \times [1 - y_j(p)] \times \sum_{k=1}^l \delta_k(p) \times w_{jk}(p) \dots\dots\dots\text{II.18}$$

Calculez les corrections de poids :

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \times x_i(p) \times \delta_j(p) \dots\dots\dots\text{II.19}$$

Mettre à jour les poids des neurones cachés :

$$w_{ij}(p + 1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p) \dots\dots\dots\text{II.20}$$

• **Étape 4 : Itération**

Augmentez l'itération p d'une unité, revenez à l'étape 2 et répétez le processus jusqu'à ce que le critère d'erreur sélectionné soit satisfait.

II.3.2.Algorithme génétique (GA)

Au début des années 1970, John Holland, l'un des fondateurs de l'informatique évolutionniste, a présenté le concept d'algorithmes génétiques. Son objectif était de faire en sorte que les ordinateurs fassent ce que la nature fait. En tant qu'informaticien, Holland s'intéressait aux algorithmes qui manipulent des chaînes de chiffres binaires. Il considérait ces algorithmes comme une forme abstraite d'évolution naturelle. L'GA de Holland peut de Holland peut être représenté par une séquence d'étapes procédurales permettant de passer d'une population de "chromosomes" artificiels à une nouvelle population. Il utilise la sélection " naturelle " et des techniques inspirées de la génétique, connues sous le nom de cross over et de mutation. Chaque chromosome est constitué d'un certain nombre de gènes ", et chaque gène est représenté par 0 ou 1, comme le montre la figure II.31.

La nature a la capacité de s'adapter et d'apprendre sans qu'on lui dise quoi faire. En d'autres termes, la nature trouve les bons chromosomes à l'aveuglette. Les GA font de même. Deux mécanismes relient un GA au problème qu'il résout : le codage et l'évaluation.

Dans le travail de Holland, le codage est effectué en représentant les chromosomes comme des chaînes de uns et de zéros. Bien que de nombreux autres types de techniques de codage aient été inventés, il n'y en a pas un seul qui soit le plus efficace pour tous les problèmes. Nous utiliserons les chaînes de bits comme la technique la plus populaire.

Une fonction d'évaluation est utilisée pour mesurer la performance, ou fitness, du chromosome pour le problème à résoudre. Le problème à résoudre (une fonction d'évaluation dans les GA joue le même rôle que l'environnement dans l'évolution naturelle). L'AG utilise une mesure de l'aptitude des chromosomes individuels pour effectuer la reproduction. Lorsque la reproduction a lieu, l'opérateur de croisement échange des parties de deux chromosomes individuels, et l'opérateur de mutation modifie la valeur du gène à un endroit du chromosome choisi au hasard. En conséquence, après un certain nombre de reproductions successives, les chromosomes les moins adaptés disparaissent, tandis que ceux qui sont les mieux à même de survivre en viennent progressivement à dominer la population. Il s'agit d'une approche simple, mais même les mécanismes de reproduction les plus rudimentaires présentent un comportement très complexe et sont capables de résoudre des problèmes difficiles. Nous allons maintenant aborder maintenant les algorithmes génétiques de manière plus détaillée.



Figure II.31. Chaîne binaire de 16 bits d'un chromosome artificiel

Les algorithmes génétiques sont une classe d'algorithmes de recherche stochastique basés sur l'évolution biologique. Étant donné un problème clairement défini à résoudre et une représentation sous forme de chaîne binaire pour les solutions candidates, un GA de base peut être représenté comme dans la Figure II.32. Un AG applique les principales étapes suivantes :

- **Étape 1 :** Représenter le domaine variable du problème sous la forme d'un chromosome de longueur fixe. la taille de la population de chromosomes N , la probabilité de croisement P_c et la probabilité de mutation P_m .
- **Étape 2 :** Définir une fonction de fitness pour mesurer la performance, ou fitness, d'un chromosome individuel dans le domaine du problème. La fonction de fitness établit la base de la sélection des chromosomes qui seront accouplés lors de la reproduction.
- **Étape 3 :** Générer aléatoirement une population initiale de chromosomes de taille N :

$$x_1 ; x_2 ; \dots ; x_N$$

- **Étape 4 :** Calculer la fitness de chaque chromosome individuel :

$f(x1)$; $f(x2)$;

- **Etape 5 :** Sélectionner une paire de chromosomes pour l'accouplement à partir de la population actuelle. Les parents sont sélectionnés avec une probabilité liée à leur aptitude. Les chromosomes très aptes ont une probabilité plus élevée d'être sélectionnés pour l'accouplement que les chromosomes moins aptes.
- **Etape 6 :** Créez une paire de chromosomes de descendance en appliquant les opérateurs génétiques - croisement et mutation.
- **Etape 7 :** Placez les chromosomes de la descendance créée dans la nouvelle population.
- **Etape 8 :** Répétez l'étape 5 jusqu'à ce que la taille de la nouvelle population de chromosomes devienne égale à la taille de la population initiale, N
- **Etape 9 :** Remplacer la population initiale de chromosomes (parents) par la nouvelle population (progéniture).
- **Etape 10 :** Passez à l'étape 4, et répétez le processus jusqu'à ce que le critère de fin soit satisfait.

Une GA représente un processus itératif. Chaque itération est appelée une génération. Un nombre typique de générations pour une GA simple peut aller de 50 à plus de 500. L'ensemble des générations est appelé un run. À la fin d'une exécution, on s'attend à trouver un ou plusieurs chromosomes hautement adaptés.

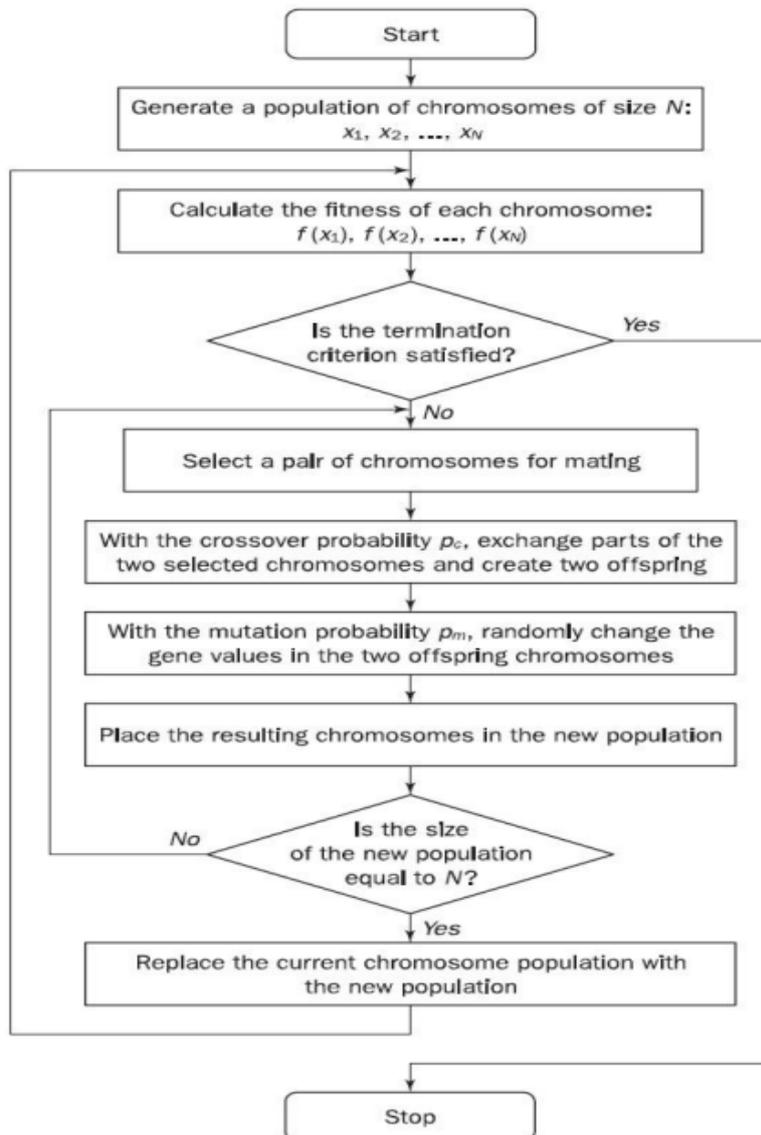


Figure II.32. Un algorithme génétique de base

II.3.2.1. Sélection par roulette

L'une des techniques de sélection des chromosomes les plus couramment utilisées est la roulette la sélection par roulette. La figure II.33 illustre la roulette, chaque chromosome recevant une tranche d'un disque circulaire la roulette.

L'aire de la tranche à l'intérieur de la roue est égale au rapport d'aptitude du chromosome. Par exemple, les chromosomes **X5** et **X6** (les chromosomes les plus adaptés) occupent les plus grandes surfaces, tandis que les chromosomes **X3** et **X4** (les moins adaptés) ont des segments beaucoup plus petits dans la roulette. Pour sélectionner un chromosome pour l'accouplement, un nombre aléatoire est généré dans l'intervalle 0,100 et le chromosome dont le segment recouvre le nombre aléatoire est sélectionné. Ce système c'est comme faire tourner une roulette où chaque chromosome a un segment sur la roue proportionnel à son aptitude. On fait tourner la roulette, et lorsque la flèche s'arrête sur l'un des segments, le chromosome correspondant est sélectionné.

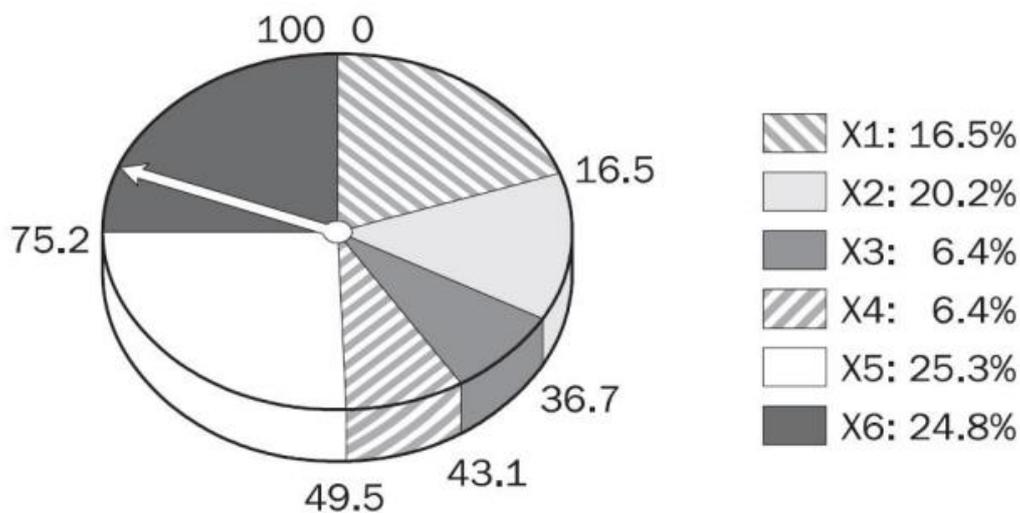


Figure II.33. Sélection de la roue de la roulette

II.3.2.2. Opérateur de croisement (Cross over)

Tout d'abord, l'opérateur de croisement choisit aléatoirement un point de croisement où deux chromosomes parentaux parents se "cassent", puis échange les parties de chromosomes après ce point. Le résultat est la création de deux nouveaux descendants. Par exemple, les chromosomes **X6** et **X2** pourraient être croisés après le deuxième gène de chacun d'eux pour produire les deux descendants, comme le montre la figure II.33. Si une paire de chromosomes ne se croise pas, le clonage des chromosomes à lieu et la progéniture est créé en tant que copies exactes. Par exemple, les chromosomes parents **X2** et **X5** ne peuvent pas se croiser. Au

contraire, ils créent une descendance qui est leur copie exacte, comme le montre la figure 33. Une valeur de 0,7 pour la probabilité de croisement donne généralement de bons résultats. Après la sélection et le croisement.

II.3.2.3. La mutation

La mutation, qui est rare dans la nature, représente un changement dans le gène. Elle peut conduire à une amélioration significative de l'aptitude, mais a le plus souvent des résultats plutôt néfastes. Alors pourquoi utiliser la mutation ? Holland a introduit la mutation comme un opérateur de fond. Son rôle est de garantir que l'algorithme de recherche n'est pas piégé sur un optimum local. La séquence d'opérations de sélection et de cross over peut stagner sur n'importe quel ensemble homogène de solutions.

Dans de telles conditions, tous les chromosomes sont identiques, et donc la fitness moyenne de la population ne peut pas être améliorée. Cependant, la solution peut sembler devenir optimale, ou plutôt localement optimale, uniquement parce que l'algorithme de recherche ne peut pas aller plus loin. La mutation est équivalente à une recherche aléatoire et nous aide à éviter la perte de diversité génétique. L'opérateur de mutation retourne un gène choisi au hasard dans un chromosome, comme le montre la figure II.33. La mutation peut se produire sur n'importe quel gène d'un chromosome avec une certaine probabilité.

La probabilité de mutation est assez faible dans la nature et est maintenue à un niveau assez bas pour les AGs, généralement dans une fourchette comprise entre 0,001 et 0,01 %.

Les AGs assurent l'amélioration continue de l'aptitude moyenne de la population, et après un certain nombre de générations (généralement plusieurs centaines) la population évolue vers une solution quasi-optimale.

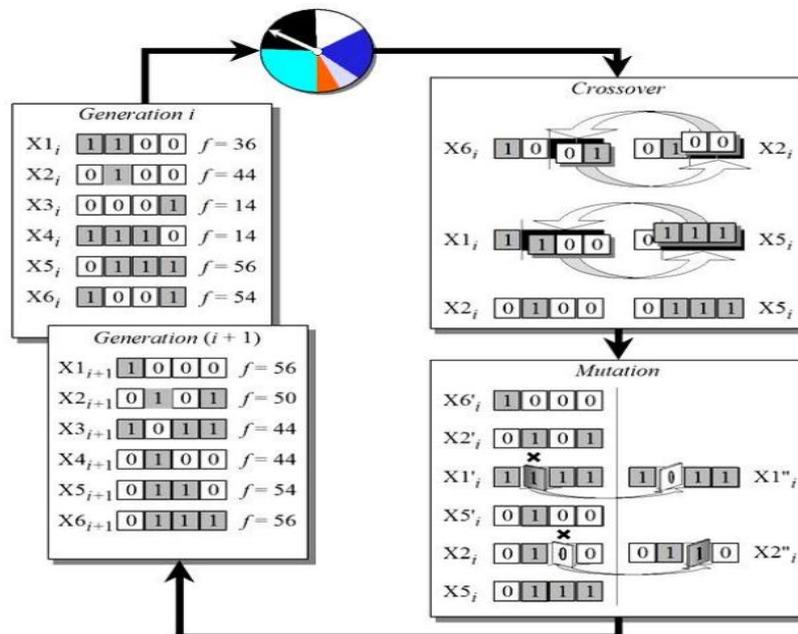


Figure II.34. Le cycle GA

II.3.3. Réseaux de neurone évolutifs

Bien que les réseaux neuronaux soient utilisés pour résoudre une variété de problèmes, ils ont encore quelques limitations. L'une des plus courantes est liée à la formation des réseaux neuronaux. Le site L'algorithme d'apprentissage par rétro propagation, souvent utilisé parce qu'il est flexible et mathématiquement traçable (étant donné que les fonctions de transfert des neurones peuvent être différenciées) présente un grave inconvénient : il ne peut garantir une solution optimale. Dans les applications du monde réel, l'algorithme de rétro propagation peut converger vers un ensemble de poids sous-optimaux dont il ne peut pas s'échapper. Par conséquent, le réseau neuronal est souvent incapable de trouver une solution souhaitable à un problème donné.

Une autre difficulté est liée à la sélection d'une topologie optimale pour le réseau neuronal. La "bonne" architecture de réseau pour un problème particulier est souvent choisie au moyen d'une heuristique, et la conception de la topologie d'un réseau neuronal relève encore plus de l'art que

de l'ingénierie. Les algorithmes génétiques sont une technique d'optimisation efficace qui peut guider à la fois l'optimisation des poids et la sélection de la topologie.

Considérons le concept de base d'une technique d'optimisation évolutive des poids. Pour utiliser algorithmes génétiques, nous devons d'abord représenter le domaine du problème sous la forme d'un chromosome. Supposons, par exemple, que nous voulions trouver un ensemble optimal de poids pour le réseau neuronal multicouche à action directe illustré à la figure II.35.

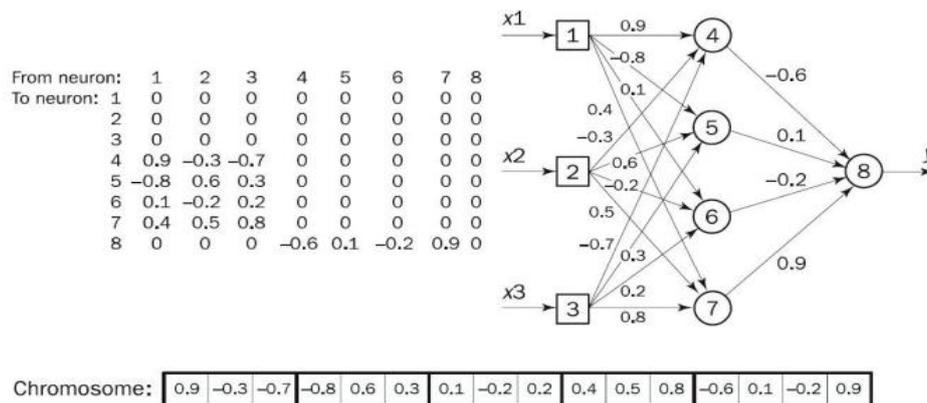


Figure II.35. Encodage d'un ensemble de poids dans le chromosome

Les poids initiaux du réseau sont choisis au hasard dans un petit intervalle, par exemple -1,1. L'ensemble des poids peut être représenté par une matrice carrée dans laquelle un nombre réel correspond à la liaison pondérée d'un neurone à l'autre, et 0 signifie qu'il n'y a pas de connexion entre deux neurones donnés. Au total, il existe 16 liens pondérés entre les neurones de la figure II.35.

Comme un chromosome est une collection de gènes, un ensemble de poids peut être représenté par une matrice de 16 gènes chromosome, où chaque gène correspond à un seul lien pondéré dans le réseau. Ainsi, si nous enchaînons les lignes de la matrice, en ignorant les zéros, nous obtenons un chromosome.

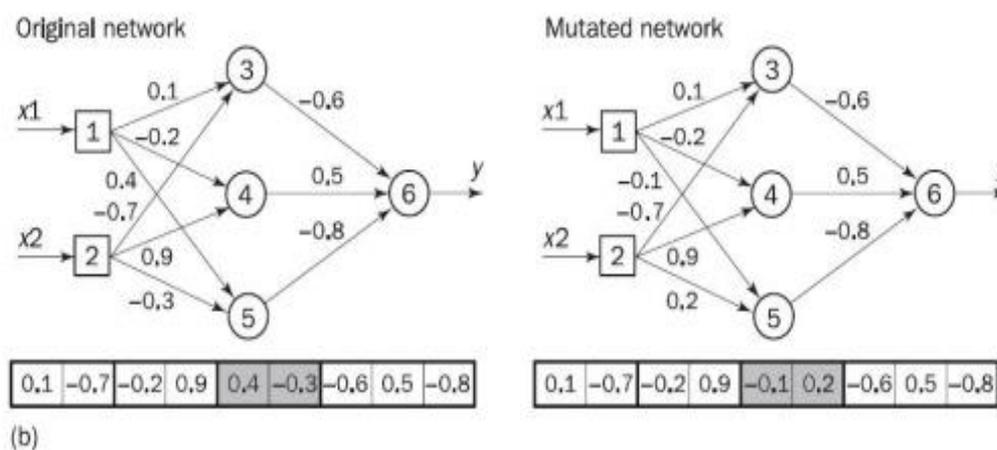
En outre, chaque ligne représente maintenant un groupe de tous les liens pondérés entrants vers un seul neurone. Ce groupe peut être considéré comme un bloc de construction fonctionnel du réseau et devrait donc être autorisé à rester ensemble en transmettant du matériel génétique

d'une génération à l'autre. Pour ce faire, il faut associer chaque gène non pas à un seul poids, mais plutôt à un groupe de tous les poids entrants, comme le montre la figure II.35.

La deuxième étape consiste à définir une fonction de fitness pour évaluer les performances du chromosome. Cette fonction doit estimer la performance d'un réseau neuronal donné. Nous pouvons appliquer ici une fonction assez simple définie par la réciproque de la somme des erreurs au carré. Pour évaluer l'aptitude d'un chromosome donné, chaque poids contenu dans le chromosome est affecté au lien respectif dans le réseau. L'ensemble d'exemples d'apprentissage est ensuite présenté au le réseau, et la somme des erreurs au carré est calculée. Plus la somme est petite, plus le chromosome est adapté. En d'autres termes, l'algorithme génétique tente de trouver un ensemble de poids qui minimise la somme des erreurs au carrée.

La troisième étape consiste à choisir les opérateurs génétiques - crossover et mutation. Un opérateur de croisement prend deux chromosomes parentaux et crée un seul enfant avec le matériel génétique des deux parents. Chaque gène du chromosome de l'enfant est représenté par le gène correspondant du parent choisi au hasard.

La figure II.36(a) montre une application de l'opérateur de croisement. Un opérateur de mutation sélectionne au hasard un gène dans un chromosome et ajoute une petite valeur aléatoire comprise entre 1 et 1 à chaque poids de ce gène. La figure II.36(b) montre un exemple de mutation.



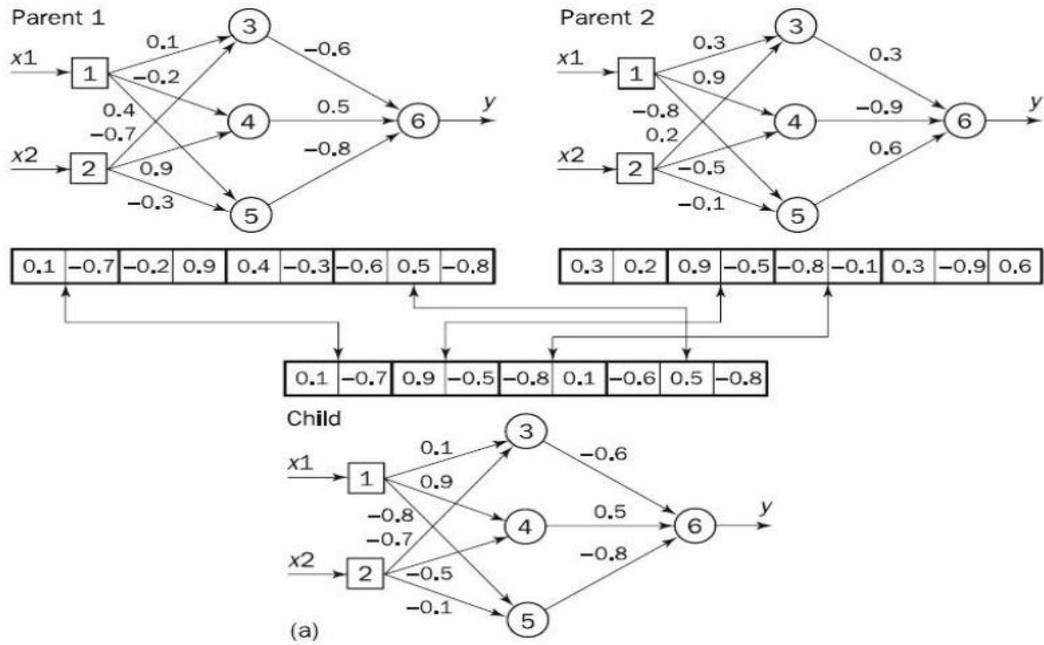


Figure II.36. Opérations génétiques dans l'optimisation du poids des réseaux neuronaux : (a) croisement ;(b) mutations

II.3.4. Conclusion

A l'optique de l'état de l'art passé en revue des travaux déjà effectué dans le sens de notre objet on a pu constater que les approches les plus populaires de Machine Learning dans l'usinage sont les réseaux neurone artificiels et les algorithmes génétiques et surtout dans la prédiction et l'optimisation de l'intégrité de surface et les conditions de coupe.

Chapitre III

La prédiction de la rugosité de surface et l'optimisation des paramètres de coupe

III. La prédiction de la rugosité de surface et l'optimisation des paramètres de coupe

Ce chapitre est consacré à l'implémentation de deux approches : (ANN version Bayésien Regularization et ANN hybridé avec AG) pour la prédiction de la rugosité de surface R_a . Nous allons aussi faire l'optimisation des paramètres de coupe qui donne une rugosité optimale en fonction des paramètres suivants : (l'angle d'inclinaison de l'axe de la fraise (θ), la vitesse de la broche N tr/min, la vitesse d'avance le long de l'axe y V_y mm/min, l'avance le long de l'axe x ou la profondeur radiale de coupe V_x mm et la profondeur axiale de coupe A_p) par l'algorithme génétique.

III.1. Méthodologie

L'expérience a été adoptée depuis Md. Shahriar Jahan Hossain et Dr. Nafis Ahmad [56], ils ont réalisé l'opération de fraisage à l'aide d'une fraiseuse verticale présentée dans la figure III.37. La pièce testée est une plaque d'aluminium de $9\text{ cm} \times 1\text{ cm} \times 4\text{ cm}$. Une fraise boule en carbure à deux cannelures de 8 mm de diamètre a été choisie comme outil de coupe. Les directions du mouvement de la fraise sont illustrées à la figure III.38. Un total de 84 expériences a été planifié et réalisées.

Afin de détecter la valeur moyenne de la rugosité de surface (R_a), des expériences ont été réalisées en faisant varier l'angle d'inclinaison de l'axe de la fraise (θ), la vitesse de la broche N (tr/min), la vitesse d'avance le long de l'axe y (V_y mm/min), l'avance le long de l'axe x (V_x mm) et la profondeur axiale de coupe (A_p mm).



Figure III.37. Dispositif expérimental

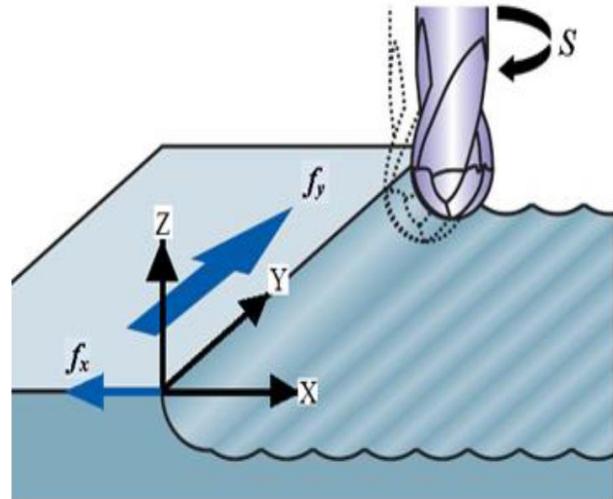


Figure III.38. Fonctionnement du Fraiseuse à boulets

III.2. Implémentation d'ANN & GA pour la prédiction de la rugosité

III.2.1. Modèle 01 : ANN version de Bayésien Regularization

Afin de trouver la meilleure architecture de réseau neurone, différents réseaux avec un nombre différent de couches et de neurones dans la couche cachée ont été conçus et testés ; Les fonctions de transfert dans la couche cachée et la couche de sortie ont été modifiées pour chaque test et finalement le réseau optimal a été sélectionné.

Tableau III-3. Résumé du modèle ANN pour 5-20-20-1 Architecture ANN pour Ra

Prédiction intelligence artificiel IA

Architecture	Réseaux neuronaux multicouches à rétro-propagation		
	Neurones d'entrée : Angle d'inclinaison de l'axe de la fraise (φ degré), vitesse de la broche (N tr/min).....		
	Neurones de sortie : rugosité moyenne de la surface Ra		
	Couche cachée : 2		
	Neurones cachés : 20 (première couche) et 20 (deuxième couche)		
	Algorithme d'apprentissage : Optimisation de Bayésien regularization		
	Schéma d'apprentissage : Apprentissage supervisé		
	Règle d'apprentissage : Règle de gradient descente		
	Fonction de transfert :	Couche d'entrée	tangent sigmoïde (tansig)
		Couche de sortie	tangent sigmoïde (tansig)
	Vecteur d'échantillons : 71 (pour l'entraînement), 13 (pour les tests)		
Toutes les données d'entrée sont normalisées entre -1 et +1			
Calcul/ Résiliation	Objectif de performance/objectif d'erreur : $7,08 \times 10^{-8}$		
	Nombre maximal d'epochs (cycles) défini : 1,000		
	Nombre d'epochs nécessaires : 293		

Pour obtenir l'architecture optimale du réseau, la fonction de transfert sigmoïde tangente "tansig" a été utilisée dans les couches cachées et dans la couche de sortie.

Pour cette étude, le nombre de neurones cachés choisi était de 20, 20. La performance du réseau a été évaluée par la somme moyenne des erreurs au carré (MSE) entre les valeurs mesurées et prédites pour chaque nœud de sortie en ce qui concerne l'entraînement du réseau. Le retour de ce traitement est appelé "erreur moyenne" ou "performance". Une fois que l'erreur moyenne est inférieure à l'objectif requis ou qu'elle atteint l'objectif requis, le réseau neuronal cesse de s'entraîner et est donc prêt à être vérifié.

MATLAB 2016 a (9.0.0.341360) 64 bits (Win64) a été utilisé pour la formation de l'architecture du réseau, l'algorithme utilisé pour l'apprentissage du réseau neuronal est "l'algorithme de rétro-propagation" avec la version Bayésien Regularization "trainbr".

III.2.1.1. Les propriétés de réseau

III.2.1.1.1. Type de réseau : Feedforward neural network

Les réseaux feedforward sont constitués d'une série de couches. La première couche est connectée à l'entrée du réseau. Chaque couche suivante est connectée à la couche précédente. La dernière couche produit la sortie du réseau, nous pouvons utiliser les réseaux feedforward pour n'importe quel type de mappage entrée-sortie. Un réseau feedforward doté d'une couche cachée et d'un nombre suffisant de neurones dans les couches cachées peut répondre à tout problème de mappage entrée-sortie fini.

III.2.1.1.2. Fonction d'apprentissage : trainbr : Bayesian Regularization

Trainbr est une fonction d'apprentissage du réseau qui met à jour les valeurs de poids et de biais selon l'optimisation de Levenberg-Marquardt.

III.2.1.1.3. Levenberg-Marquardt

La méthode Levenberg-marquardt est une combinaison de la méthode de gradient descente et de la méthode de Newton-Raphson.

III.2.1.1.4. Méthode de gradient descente

$$x_{n+1} = x_n - \lambda \nabla f(x_n) \dots \dots \dots \text{III.1}$$

III.2.1.1.5. Méthode Newton-Raphson

$$x_{n+1} = x_n - (\nabla^2 f(x_n))^{-1} \nabla f(x_n) \dots \dots \dots \text{III.2}$$

III.2.1.1.6. Méthode de Levenberg

$$\mathbf{x}_{n+1} = \mathbf{x}_n - (\nabla^2 f(\mathbf{x}_n) + \lambda I)^{-1} \nabla f(\mathbf{x}_n) \dots \dots \dots \text{III.3}$$

$$\mathbf{H} = \nabla^2 f(\mathbf{x}_n) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{bmatrix} \dots \dots \dots \text{III.4}$$

Lorsque $\lambda \rightarrow 0$ la méthode LM se rapproche de la méthode Newton-Raphson.

Lorsqu' elle $\lambda \rightarrow \infty$ se rapproche de la méthode de gradient descente avec une petite taille de pas. Si, à chaque étape de la mise à jour, la fonction de coût diminue, nous acceptons l'étape et nous réduisons λ (généralement par un facteur de 10) pour réduire l'influence de la descente de gradient. D'autre part, si la fonction de coût augmente, nous rétractons l'étape et augmentons λ par un facteur de 10 ou tous autres facteurs significatifs.

III.2.1.1.7. Fonction de transfert (TANSIG)

Prend chaque élément du vecteur d'entrée et l'écrase de l'intervalle $[-\infty ; \infty]$ à l'intervalle $[-1 \ 1]$ voire la figure III.39.

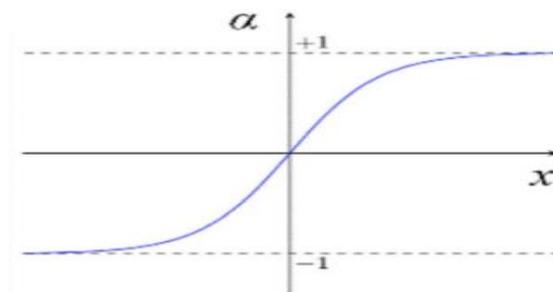


Figure III.39. Fonction de transfert Sigmoidé

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \dots \dots \dots \text{III.5}$$

III.2.1.2. Les étapes d'implémentation du réseau à l'aide de toolbox

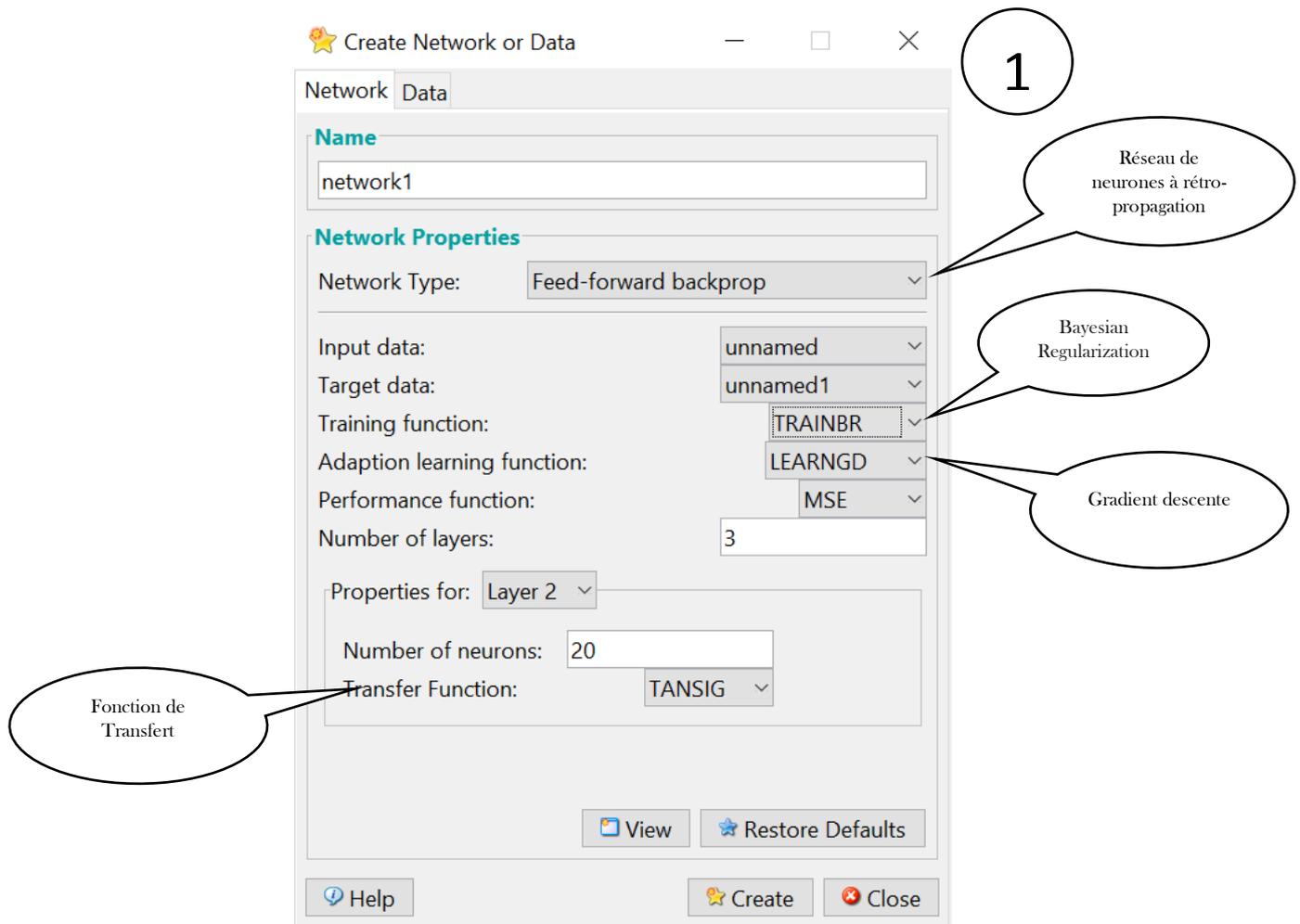


Figure III.40. Création de réseau de neurone 5-20-20-1 multicouches à rétro-propagation

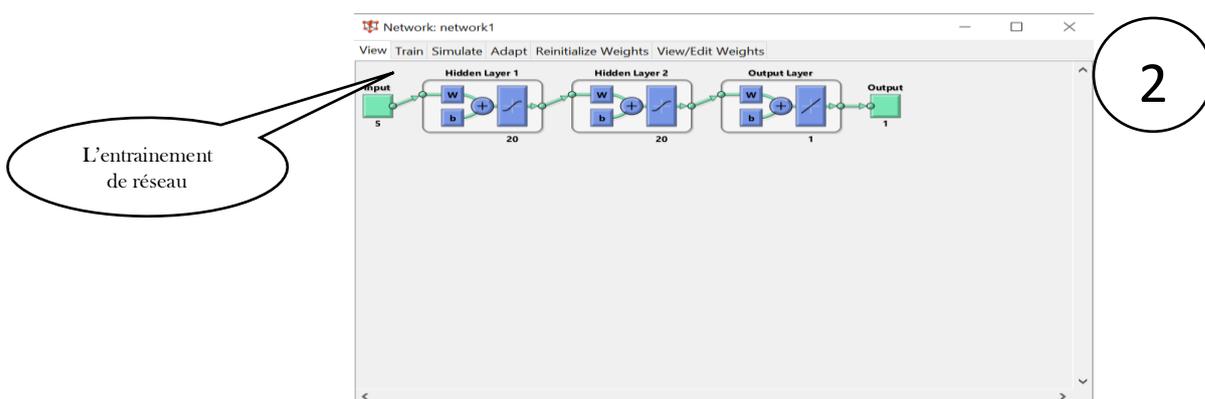
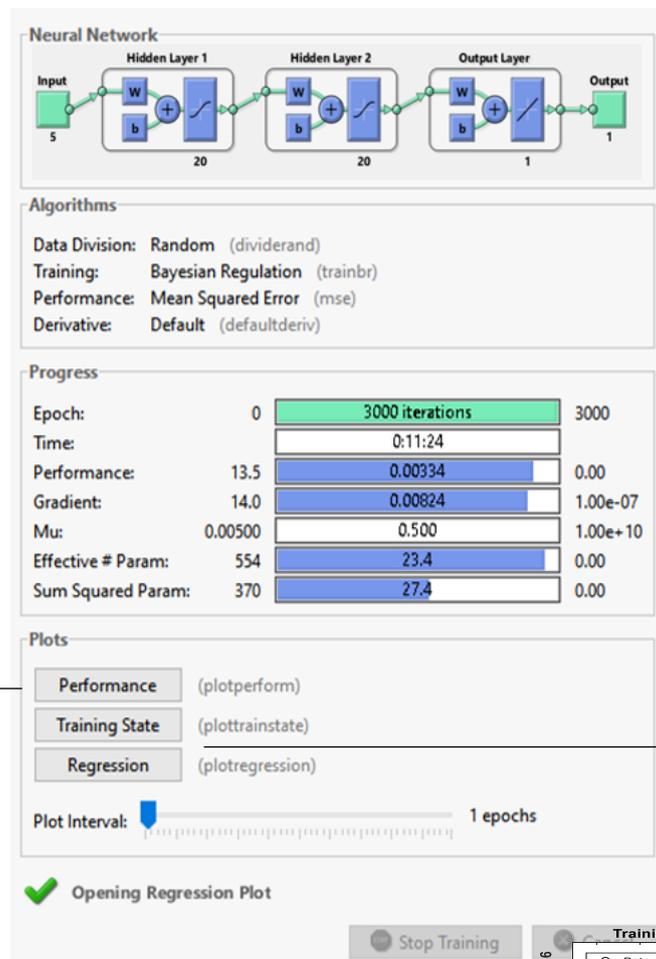
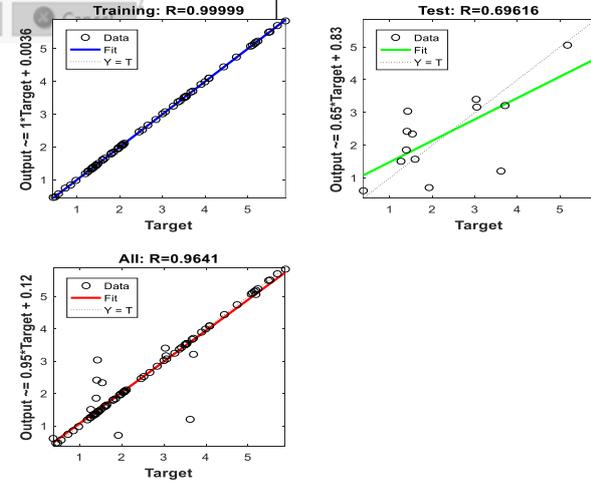
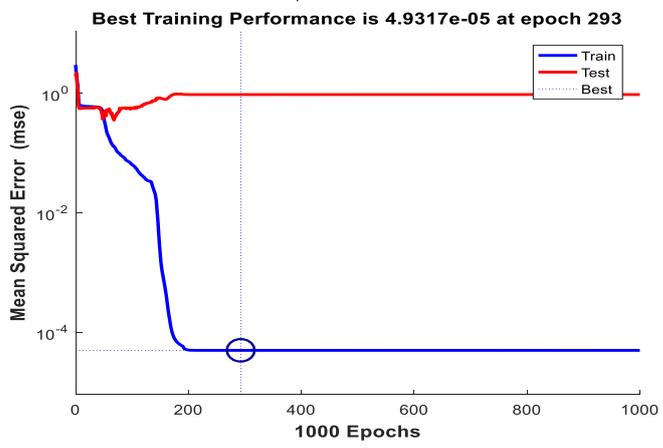


Figure III.41. Structure du réseau de neurone



3



(a)

(b)

Figure III.42. Modèle final ANN développé avec MATLAB pour la prédiction de la rugosité de surface (a) Performance de l'entraînement du réseau en fonction du nombre de l'epochs (b) Régression entre les valeurs expérimentales et prédites

(a) représente l'évolution de l'erreur MSE en fonction du nombre d'itération, on constat bien que la meilleure performance d'entraînement du réseau a été atteinte à l'itération 293. La figure III.42 (b) représente la corrélation des valeurs de la rugosité Ra prédites par rapport aux valeurs mesurées (R= 0.96). Cette valeur de corrélation montre une très bonne adéquation des résultats prédits.

III.2.1.3. Corrélation de Pearson

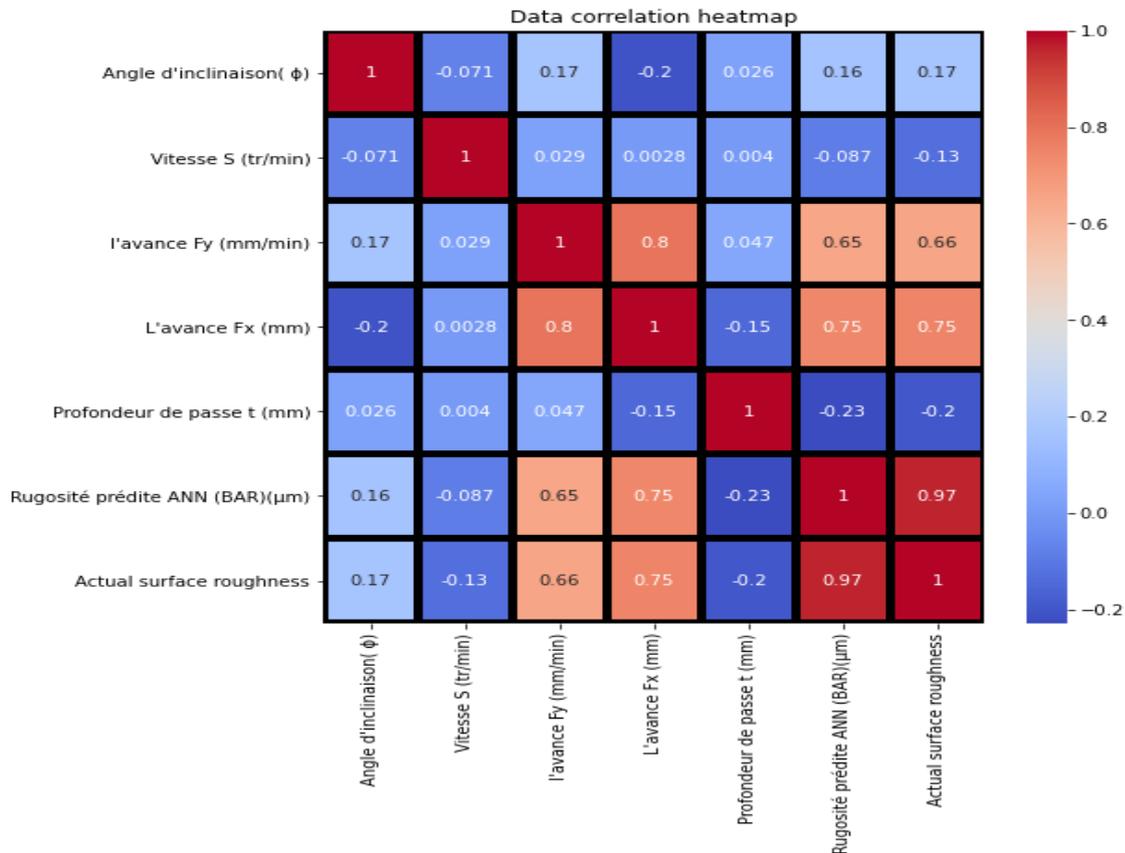


Figure III.43. La carte thermique des coefficients de Pearson

La figure III.43 présente le résumé du test de corrélation et contribution différents paramètres d'entrée pour l'ensemble des données de formation sur Ra expérimental et prédite. Elle montre que la vitesse d'avance V_x (mm) et l'avance V_y (mm/min) ont une grande contribution sur Ra expérimental et prédite et la profondeur de passe A_p (mm) a une faible influence avec Ra.

III.2.2. Modèle02 : Réseau de neurone hybridé avec l'algorithme génétique (ANN&GA)

On a utilisé l'algorithme génétique comme un algorithme d'apprentissage à l'aide de «optimisation toolbox» de MATLAB, avec un nombre de population de 350, one point cross over, sélection de roulette, avec nombre de variable de 43 (poids), La fonction objective est déclarée comme elle est montré sur la figure III.44 :

```
function nmse_calc = nmse(swb)

net = feedforwardnet(4);

net = configure(net, inputs, targets);

net = setwb(net,wb');

y = net(inputs)

nmse_calc = sum((y-targets).^2)/length(y);

end
```

Figure III .44.Déclaration de la fonction objective

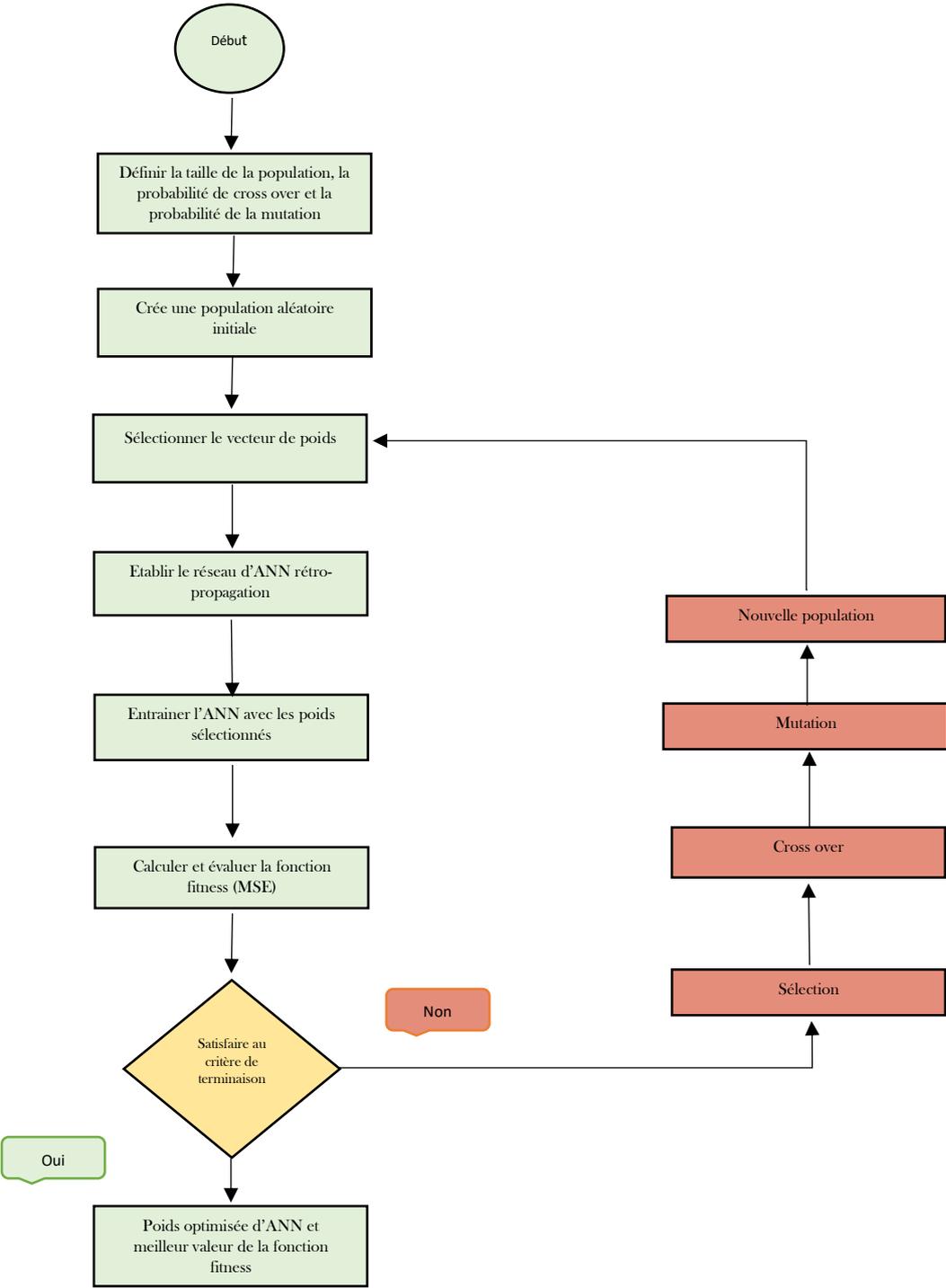


Figure III.45. Organigramme de l'algorithme hybride ANN-GA pour l'optimisation des poids du réseau

III.3. Résultats et discussion

Tableau III-4. Les valeurs utilisées dans le réseau de neurone avec la rugosité prédite par ANN version (BaR) et ANN&GA

NE	Angle d'inclinaison (ϕ)	Vitesse N (tr/min)	L'avance Vy (mm/min)	L'avance Vx (mm)	Profondeur de passe Ap (mm)	Moyenne Ra (Expiremental)	Rugosité prédite ANN (BaR) (μm)	Rugosité prédite ANN&GA (μm)
1	0	380	22	0,4	0,2	1,36	1,362014114	1,573253866
2	0	380	34	0,6	0,2	2,11	2,442356822	2,995118217
3	0	380	22	0,4	0,4	1,95	1,945683745	1,299245903
4	0	380	34	0,6	0,4	3,55	3,546756985	2,562542294
5	0	380	22	0,4	0,6	0,56	0,547630079	1,006231333
6	0	380	34	0,6	0,6	1,33	1,33645759	2,009688181
7	0	520	34	0,5	0,3	2,46	2,457379809	1,673306268
8	0	520	44	0,6	0,3	2,84	3,333676428	2,483849487
9	0	520	68	0,7	0,3	3,9	3,902265198	3,276081204
10	0	520	44	0,6	0,5	0,73	0,691746281	1,998033777
11	0	520	68	0,7	0,5	1,36	1,492619795	2,773105479
12	0	520	34	0,5	0,6	1,43	1,431658749	1,161234274
13	0	520	44	0,6	0,6	2,66	2,654692898	1,805802788
14	0	520	68	0,7	0,6	3,62	3,618852924	2,575531587
15	0	715	34	0,4	0,4	0,49	0,467649102	0,439712826
16	0	715	68	0,8	0,4	3,01	3,008481656	2,62452721
17	0	715	34	0,4	0,5	0,44	0,504400558	0,496686324
18	0	715	44	0,6	0,5	0,85	0,814022153	1,095943868
19	0	715	68	0,8	0,5	1,98	1,982341393	2,453953901
20	0	715	34	0,4	0,6	1,33	1,319903197	0,558364551
21	0	715	44	0,6	0,6	1,59	1,599189442	1,024659529
22	0	715	22	0,4	0,6	0,98	0,978160979	0,662400113
23	0	715	34	0,8	0,4	3,07	3,073796667	3,471372018

24	15	380	34	0,4	0,3	1,35	1,35877314	0,674912157
25	15	380	68	0,8	0,3	5,11	5,107308039	5,057995446
26	15	380	34	0,4	0,5	1,65	1,644059458	1,377298531
27	15	380	44	0,6	0,5	3,71	3,716630883	3,250294932
28	15	380	34	0,4	0,6	1,61	1,613462586	1,747154223
29	15	380	44	0,6	0,6	3,71	3,703587153	3,229614157
30	15	380	68	0,8	0,6	4,43	4,442874031	5,098393011
31	15	520	34	0,4	0,4	1,61	1,062423384	1,180947676
32	15	520	68	0,8	0,4	5,23	5,232574165	5,328019091
33	15	520	34	0,4	0,5	1,27	1,262474708	1,675211908
34	15	520	44	0,6	0,5	3,05	3,050244424	3,21316124
35	15	520	68	0,8	0,5	5,18	5,178771496	5,196895839
36	15	520	34	0,4	0,6	1,39	1,391670917	2,085670026
37	15	520	44	0,6	0,6	3,99	3,989223046	3,07051142
38	15	715	34	0,4	0,3	1,79	1,788408267	0,973788109
39	15	715	44	0,6	0,3	2,07	5,23668179	2,975018165
40	15	715	68	0,8	0,3	5,69	5,747105803	5,136680661
41	15	715	34	0,4	0,4	1,25	1,258724132	1,652022066
42	15	715	68	0,8	0,4	5,49	5,483444422	5,026081728
43	15	715	34	0,4	0,6	1,53	1,523427776	2,147987144
44	15	715	68	0,8	0,6	5,07	5,06669025	4,538908248
45	15	715	34	0,6	0,4	3,55	3,547291504	3,40891697
46	30	380	34	0,4	0,3	1,81	1,80216483	1,736661693
47	30	380	44	0,6	0,3	3,37	3,369272032	3,26934006
48	30	380	68	0,8	0,3	5,19	5,189895823	5,087908162
49	30	380	34	0,4	0,5	1,45	1,448974726	1,542418893
50	30	380	44	0,5	0,5	1,5	1,517844724	2,099095093
51	30	380	34	0,3	0,6	1,37	1,374593518	1,490842735
52	30	380	44	0,5	0,6	2,06	2,050228171	2,009125332
53	30	380	68	0,6	0,6	3,67	3,668713473	2,801274614
54	30	520	34	0,4	0,4	1,61	1,616922815	1,555215205
55	30	520	68	0,8	0,4	4,74	4,744592177	4,922696601

56	30	520	34	0,4	0,5	1,85	2,199034149	1,490313288
57	30	520	68	0,7	0,5	2,53	2,539679204	3,535594785
58	30	520	34	0,3	0,6	1,39	1,380932162	1,448259918
59	30	520	44	0,5	0,6	1,42	1,45309438	1,880754923
60	30	520	68	0,6	0,6	3,41	3,400371651	2,773754115
61	30	715	34	0,4	0,3	1,41	1,977641884	1,553735419
62	30	715	68	0,8	0,3	5,88	5,736571965	5,772507122
63	30	715	34	0,4	0,4	1,46	2,598969831	1,477224154
64	30	715	44	0,5	0,4	1,92	1,914303404	1,871833761
65	30	715	68	0,7	0,4	1,96	1,972386238	3,663718155
66	30	715	34	0,3	0,6	1,44	1,441373498	1,395091834
67	30	715	44	0,5	0,6	1,26	1,256604119	1,726824128
68	30	715	68	0,6	0,8	3,51	3,509195038	3,377806281
69	30	520	44	0,6	0,4	3,53	2,124563874	2,822373987
70	30	380	68	0,7	0,5	4,09	4,086329271	3,668334326
71	15	520	44	0,6	0,4	3,25	3,245352382	3,174481509
72	30	380	68	0,4	0,6	1,19	1,19933782	2,586909735
73	15	715	44	0,6	0,6	1,97	1,976714426	2,76592642
74	0	380	44	0,8	0,6	2,06	2,058160501	3,331283574
75	0	380	44	0,8	0,4	4,09	4,092061855	3,479868567
76	0	715	44	0,6	0,4	1,37	1,372143882	1,209763258
77	30	715	44	0,6	0,3	3,5	3,505015294	3,039536616
78	0	380	44	0,8	0,2	3,03	3,301883894	3,622553134
79	0	715	68	0,8	0,6	2,08	3,268675621	2,278159063
80	15	380	68	0,8	0,5	5,15	5,133558976	5,286824036
81	0	520	34	0,5	0,5	0,38	0,498090621	1,285485425
82	15	520	68	0,8	0,6	5,52	5,50916268	4,955734575
83	30	520	44	0,5	0,5	2,03	2,012178436	1,953604594
84	15	380	44	0,6	0,3	2,05	2,902861193	2,452495012

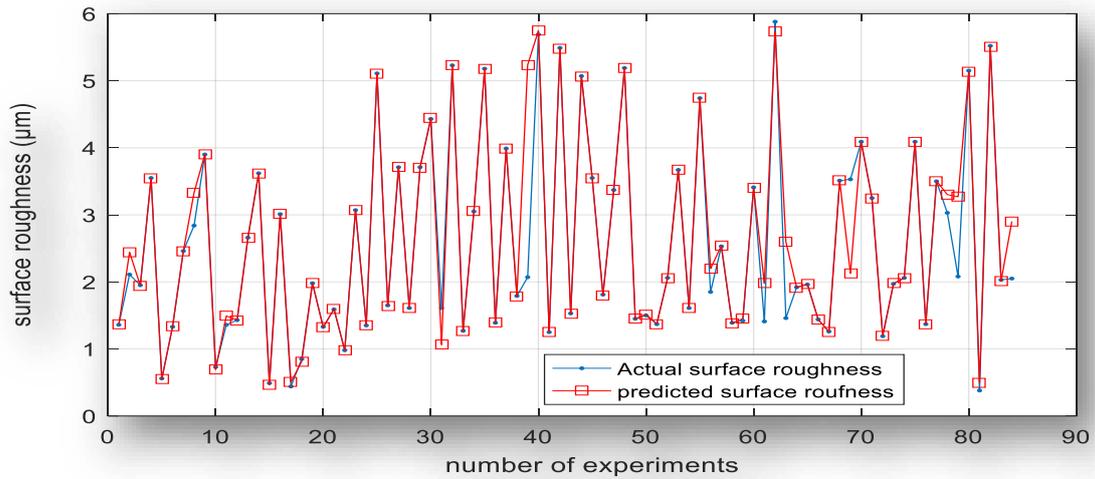


Figure III.46. Comparaison entre la valeur mesurée de la rugosité et la valeur prédite à l'aide ANN version Bayesian Regularization

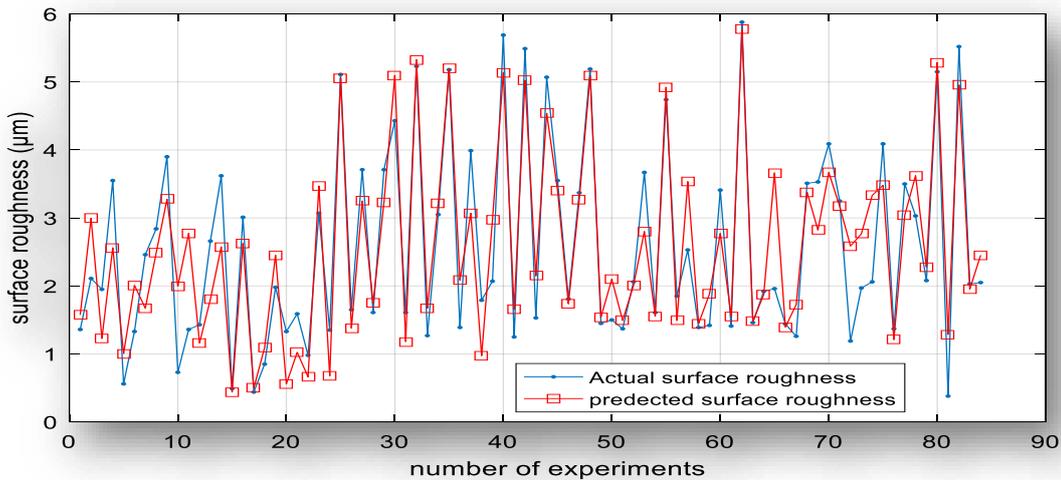


Figure III.47. Comparaison entre la valeur mesurée de la rugosité et la valeur prédite à l'aide ANN couplée avec l'algorithme génétique (GA)

Grace aux résultats indiqués dans le tableau, on a trouvé que l'erreur carré moyen (MSE) du premier modèle (le cas dans Bayesian Regularization est l'algorithme d'apprentissage) est de 0.1985 et dans le deuxième modèle (l'algorithme génétique comme un algorithme d'apprentissage) MSE= 0.3630. À partir des figures III.49 et III.50 on constate bien que le modèle 1 (ANN BAR) est le plus proche aux données mesurées par rapport au modèle 2 (ANN & GA)

III.4. Optimisation des paramètres de coupe par l'algorithme génétique

Dans ce niveau on va utiliser l'algorithme génétique avec le premier modèle de réseau de neurone pour optimiser les paramètres de coupe qui donne une rugosité optimale.

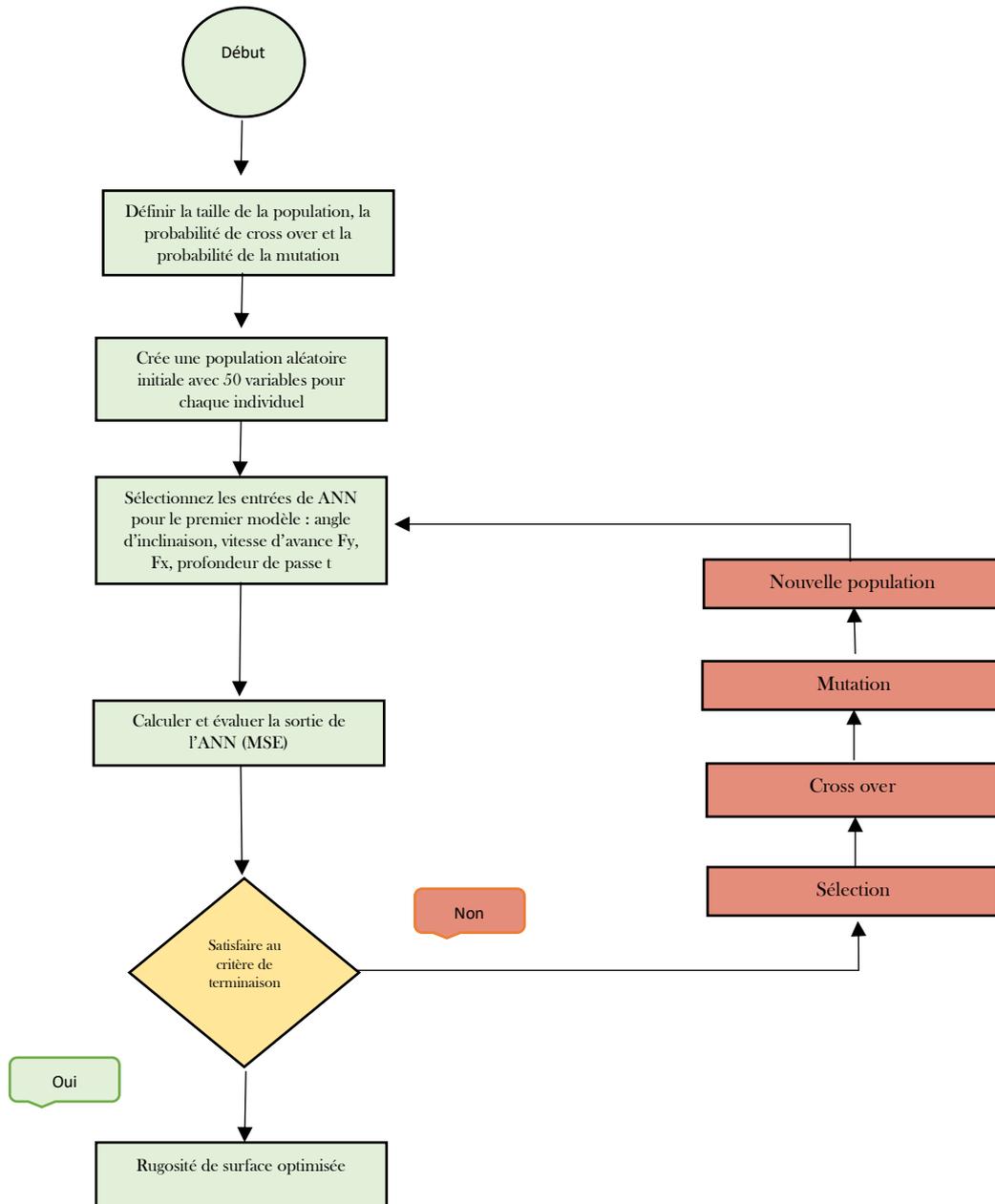


Figure III.48. Organigramme de l'optimisation de la rugosité de la surface par l'algorithme génétique

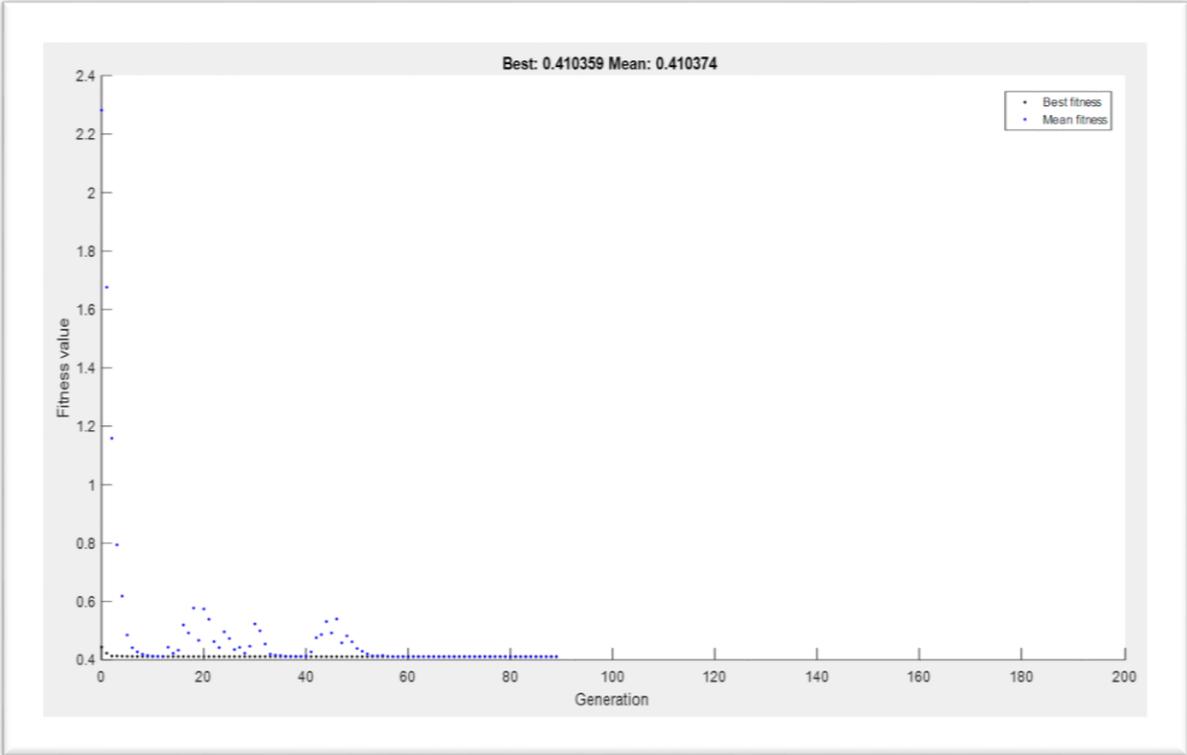


Figure III.49.Fonction fitness en fonction du nombre de génération

Tableau III-5. Les conditions de coupe optimale qui correspondent à la rugosité souhaitée

La rugosité optimale Ra	0.41 μm
l'angle d'inclinaison (ϕ)	0°
la vitesse de la broche N	584 tr/min
la vitesse d'avance le long de l'axe y Vy	22 mm/min
la vitesse d'avance le long de l'axe x Vx	0.4 mm/min
profondeur axiale de coupe Ap	0.4653 mm

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre, les réseaux de neurones artificiels version régularisation Bayésien et ANN&GA ont été appliqués pour prédire la rugosité de surface et l'algorithme génétique GA pour trouver les paramètres de coupe optimaux pendant l'opération de fraisage en bout de boule (hémisphérique). Les paramètres d'usinage ont été utilisés comme entrées pour le ANN sont : (Angle d'inclinaison ϕ ; Vitesse de broche N ; Vitesse d'avance Vy ; Vitesse d'avance Vx ; Profondeur de coupe Ap).

La prédiction par le modèle ANN (Bayésien Regularization) a donné des résultats plus précis de la rugosité de surface pour l'ensemble des données avec une MSE (Mean Square Error) très performante de 0,1985 par rapport au modèle ANN&GA avec une MSE de 0,3630.

Ensuite nous avons utilisé l'algorithme génétique pour trouver les paramètres d'usinage optimaux et nous avons trouvé que dans notre cas les paramètres qui correspondent à la rugosité de surface optimale de 0.41 μm sont les suivants : $\phi = 0^\circ$, $N=584(\text{tr}/\text{min})$, $V_y=22 (\text{mm}/\text{min})$, $V_x=0.4 (\text{mm})$, $A_p=0.4653 (\text{mm})$.

Conclusion générale et perspective

Dans cette recherche, nous avons eu une vision claire de la mise en œuvre de l'intelligence artificielle dans la prédiction et l'optimisation de l'intégrité de surface dans les opérations d'usinage, afin de réaliser des surfaces fonctionnelles d'une grande précision avec des propriétés mécaniques et physico-chimiques particulières qui assure une excellente tenue à la fatigue et à l'usure...etc., l'un de ces opérations est le fraisage qui est considéré comme l'un des problèmes non linéaires les plus compliqués à résoudre lorsqu'il s'agit de prédire la rugosité de surface, C'est la raison principale qui a conduit de nombreux chercheurs à faire plusieurs recherches visant à améliorer la qualité des surfaces usinées pendant les opérations de fraisage en utilisant plusieurs méthodes telles que le réseau de neurones artificiels (ANN), la machine à vecteur de support (SVM), la méthodologie de surface de réponse (RSM), le système d'interférence floue numérique adopté (ANFIS), pour prédire la rugosité de surface et optimiser les paramètres d'usinage.

Dans notre cas, nous avons utilisé la version de Bayésien Regularization de l'ANN et les réseaux de neurone couplés avec l'algorithme génétique (ANN&GA) pour prédire la rugosité de surface. Comme entrées pour l'ANN nous avons utilisé l'angle d'inclinaison ϕ , la vitesse d'avance F_y , la vitesse d'avance F_x , la profondeur de coupe (AP), la vitesse de broche (N). Il est apparu que la vitesse d'avance V_y et V_x sont les paramètres qui ont le plus d'influence sur les valeurs prédites de la rugosité de surface basées sur la corrélation de Pearson, ce qui a été approuvé dans la littérature dans l'état de l'art que nous avons fait dans le chapitre II au sujet de l'influence des paramètres de coupe sur la rugosité de surface R_a .

En ce qui concerne l'évaluation de la performance des méthodes utilisées, l'erreur carrée moyenne (MSE) obtenue est de 0,1985 pour le modèle ANN (BaR) et de 0,3630 pour le modèle hybride ANN&GA, ce qui montre clairement que les résultats du premier modèle correspondent bien à la rugosité de surface réelle (expérimental) par rapport au deuxième modèle. Il y a lieu également une forte chance d'améliorer les performances du deuxième modèle, l'ANN&GA hybride, en augmentant le nombre de populations dans le cas où nous utilisons l'algorithme génétique comme outil d'optimisation pour les poids du réseau.

Nous avons également utilisé l'algorithme génétique pour optimiser les paramètres de coupe afin d'obtenir une valeur de rugosité de surface optimale $Ra=0.41\mu\text{m}$ correspond à les paramètres suivant : $\phi =0^\circ$, $N=584(\text{tr}/\text{min})$, $V_y=22 (\text{mm}/\text{min})$, $V_x=0.4 (\text{mm})$, $AP=0.4653 (\text{mm})$.

D'après la littérature nous pouvons conclure que ce dernier paramètre d'intégrité de surface (Ra) à un impact énorme sur la durée de vie en fatigue des composants.

Comme perspective et recommandation sur notre travail, cette étude peut être menée en faisant des essais expérimentaux avec un plus grand nombre de cas, car il s'agit d'un facteur extrêmement important pour une prédiction plus précise, il y a également une forte chance d'améliorer les performances du deuxième modèle, l'ANN&GA hybride, en augmentant le nombre de populations dans le cas où nous utilisons l'algorithme génétique comme outil d'optimisation pour les poids du réseau, d'autre part, l'utilisation de l'AG pour optimiser l'architecture du réseau (le nombre de neurones, le nombre de couches cachées, la fonction de transfert, etc.) serait une excellente méthode pour obtenir des résultats prédits améliorés pour la rugosité de surface Ra .

References

- [1] Z. Liao, A. Abdelhafeez, H. Li, Y. Yang, O.G. Diaz, D. Axinte, State-of-the-art of surface integrity in machining of metal matrix composites, *Int. J. Mach. Tool Manufact.* 143 (2019) 63–91.
- [2] R. M'Saoubi, J.C. Outeiro, H. Chandrasekaran, O.W. Dillon Jr., I.S. Jawahir, A review of surface integrity in machining and its impact on functional performance and life of machined products, *Int. J. Sustain. Manuf.* 1 (2008) 203–236.
- [3] Prof. J. Paulo Davim University of Aveiro Department of Mechanical Engineering. Campus Universitário de Santiago
- [4] Viktor P. Astakhov', *Int. J. Machining and Machinability of Materials*,
- [5] Guo YB, Li W, Jawahir IS (2009) Surface integrity characterization and prediction in machining of hardened and difficult-to-machine alloys: a state-of-art research review and analysis
- [6] Bellows.G and Dean.N.T, 1970
- [7] Field, M., Kahles, J.F. (1964) The surface integrity of machined and ground high strength steels. *DMIC Report 210: 54–77*
- [8] Kalpakjian, S. and S.R. Schmid (2001) *Manufacturing Engineering and Technology*. 4th edition ed, New Jersey: Prentice-Hall
- [9] Field, M., Kahles, J.F. (1971) Review of surface integrity of machined components. *Annals of the CIRP* 20(2): 153–162. [23] Field, M., Kahles, J.F., Cammett, J.T. (1972) Review of measuring methods for surface integrity. *Annals of the CIRP* 21: 219–238.
- [10] U. Zupanc, J. Grum, Effect of pitting corrosion on fatigue performance of shotpeened aluminium alloy 7075-T651, *J. Mater. Process. Technol.* 210 (2010) 1197–1202.
- [11] (ANSI B211.1, 1986)

- [12] Javidi, A., Ieger, U., Eichlseder, W. (2008) The effect of machining on the surface integrity and fatigue life. *International Journal of Fatigue* 30(10-11): 2050–20
- [13] Bayoumi, M.R., Abdellatif, A.K. (1995) Effect of surface finish on fatigue strength. *Engineering Fracture Mechanics* 51(5): 861–870.
- [14] Asquith, D.T., Yerokhin, A.L., Yates, J.R., Matthews, A. (2007) The effect of combined shot-peening and PEO treatment on the corrosion performance of 2024 Al alloy. *Thin Solid Films* 516(2–4): 417–421.
- [15] Finch, G.I., Quarrell, A. G., Roebuck, J. S. (1934) The Beilby Layer. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A* 145(855): 676–681.
- [16] Brinksmeier, Lucca and Walter, 2004
- [17] Rech, Hamdi and Valette, 2008
- [18] ST. ENACHE ‘‘La qualité des surfaces usinées’’ édition DUNOD 1972, 340 p
- [19]] M. GACEB ‘‘An investigation of micro crack formation on machined surfaces’’ A PH-D Thesis, Department of Mechanical and Production engineering, Sheffield City polytechnic, July 1985
- [20] F. DUPONT ‘‘Aspects microstructural et mécanique des surfaces usinées en alliages d'Aluminium 2024 et 7075’’, Thèse de doctorat, Dept. des Matériaux, Ecole Polytechnique Federale De Lausanne, 1988.
- [21] G. BELLOWS, D. N. TISHLER’’ Introduction to surface integrity’’ *Material & Process Technology Laboratories* Oct. 1970
- [22] E. Siebel and M. Gaier, Influence of surface roughness on the fatigue strength of steels and non-ferrous alloys, *A. Ver. Dtsch. Ing.*, 98 (1956) 1715.
- [23] B. Syren, Der Einfluss spanender Biegewechselverformungsverhalten Ck 45 Wärmebehandlungszuständen, PhD Thesis, TU Karlsruhe, 1975. Bearbeitung auf das in verschiedenen von

- [24] Taylor D., Clancy O. M. The fatigue performance of machined surfaces. *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*, vol. 14, no 2-3, 1991, p. 329-336, Blackwell Publishing Ltd.
- [25],[26] Ataollah Javidi, Influence of Machining on the Surface Integrity and Fatigue Strength of 34CrNiMo6 Steel, a thesis in partial fulfilment of the requirements for the degree of a Doctor of Montanistic Sciences, the University of Leoben; july 2008.
- [27] Vincent Chomienne. Etude de l'influence de l'intégrité de surface en tournage de l'acier 15-5PH sur la tenue en fatigue en flexion rotative. *Matériaux*. INSA de Lyon, 2014.
- [28] Xabier Lazkano , Patxi X. Aristimuno , Oihan Aizpuru , Pedro J. Arrazola , ~ Roughness maps to determine the optimum process window parameters in face milling, *International Journal of Mechanical Sciences* (2022), doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijmecsci.2022.107191>
- [29] Zain AM, Haron H, Sharif S. Prediction of surface roughness in the end milling machining using Artificial Neural Network. *Expert Syst Appl* 2010;37:1755–68.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.07.033>.
- [30] Kovac, P., Rodic, D., Pucovsky, V. *et al.* Application of fuzzy logic and regression analysis for modeling surface roughness in face milliing. *J Intell Manuf* **24**, 755–762 (2013).
<https://doi.org/10.1007/s10845-012-0623-z>
- [31] I. Korkut and M. A. Donertas, “The influence of feed rate and cutting speed on the cutting forces, surface roughness and tool – chip contact length during face milling,” *Materials & design*, vol. 28, no. 1, pp. 308-312, 2007.
- [32] M. Alauddin, M. A. El Baradie and M. S. J. Hashmi, “Computer-aided analysis of a surface-roughness model for end milling,” *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 55, no. 2, pp. 123-127, 1995.
- [33] N. S. K. Reddy and P. V. Rao, “Experimental investigation to study the effect of solid lubricants on cutting forces and surface quality in end milling,” *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 46, no. 2, pp. 189-198, 2006.
-
-

- [34] Zahaf M . Optimization of surface roughness and flank wear using the Taguchi method in milling of Hadfield steel with PVD and CVD coated inserts. *Measurement*. 2014;50:19–28. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2013.12.017>.
- [35] Zahaf MZ, Benghersallah M. Surface roughness and vibration analysis in end milling of annealed and hardened bearing steel. *Measurement: Sensors* 2021;13: 100035. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2020.100035>.
- [36] Liu N, Liu B, Jiang H, Wu S, Yang C, Chen Y. Study on vibration and surface roughness in MQCL turning of stainless steel. *J Manuf Process* 2021;65:343–53. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2021.03.041>.
- [37] J. Sun and Y. B. Guo, “A comprehensive experimental study on surface integrity by end milling Ti-6Al-4V,” *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 209, no. 8, pp. 4036-4042, 2009.
- [38] D. K. Baek, T. J. Ko and H. S. Kim, “Optimization of feedrate in a face milling operation using a surface roughness model,” *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 41, no. 3, pp. 451-462, 2001.
- [39] L. N. Lopez de la Calle, J. Perez, J. I. Llorente and J. A. Sanchez, “Advanced cutting conditions for the milling of aeronautical alloys,” *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 100, pp. 1-11, 2000.
- [40] X. Lu, X. Wang, J. Sun, H. Zhang and Y. Feng, “The influence factors and prediction of curve surface roughness in micro-milling nickel-based superalloy,” *International Manufacturing Science and Engineering Conference*, pp. 1-6, 2018.
- [41] M. Y. Wang and H. Y. Chang, “Experimental study of surface roughness in slot end milling AL2014-T6,” *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 44, no. 1, pp. 51-57, 2004.
- [42] R. Baptista and J. A. Simoes, “Three and five axes milling of sculptured surfaces,” *Journal of materials processing technology*, vol. 103, no. 3, pp. 398-403, 2000.
- [43] E. O. Ezugwu, J. Bonney, R. B. Da Silva and O. Cakir, “Surface integrity of finished turned Ti-6Al-4V alloy with PCD tools using conventional and high pressure coolant

supplies,” *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 47, no. 6, pp. 884-891, 2007.

[44] Salah Al-Zubaidi,¹ Jaharah A. Ghani,¹ and Che Hassan Che Haron Application of ANN in Milling Process: A Review 2011

[45] T. Y. Wu and K. W. Lei, “Prediction of surface roughness in milling process using vibration signal analysis and artificial neural network,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 102, no. 1, pp. 305-314, 2019.

[46] S. Palani and U. Natarajan, “Prediction of surface roughness in CNC end milling by machine vision system using artificial neural network based on 2D Fourier transform,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 54, no. 9, pp. 1033-1042, 2011.

[47] G. Kant and K. S. Sangwan, “Predictive modelling and optimization of machining parameters to minimize surface roughness using artificial neural network coupled with genetic algorithm,” *Procedia CIRP*, vol. 31, pp. 453-458, 2015.

[48] G. Mahesh, S. Muthu and S. R. Devadasan, “Prediction of surface roughness of end milling operation using genetic algorithm,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 77, no. 1, pp. 369-381, 2015.

[49] A. Yeganefar, S. A. Niknam and R. Asadi, “The use of support vector machine, neural network, and regression analysis to predict and optimize surface roughness and cutting forces in milling,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 105, no. 1, pp. 951-965, 2019.

[50] K. Kadrigama, M. M. Noor and M. M. Rahman, “Optimization of surface roughness in end milling using potential support vector machine,” *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 37, no. 8, pp. 2269-2275, 2012.

[51] Karabulut S, , Karakoç H. Investigation of surface roughness in the milling of Al7075 and open-cell SiC foam composite and optimization of machining parameters. *Neural Comput & Applic* 2017;28:313–27. <https://doi.org/10.1007/s00521-015-2058-x>.

- [52] Moghri M, Madic M, Omid M, Farahnakian M. Surface roughness optimization of polyamide-6/nanoclay nanocomposites using artificial neural network: genetic algorithm approach [Hindawi Publishing Corporation. Article ID 485205] Sci World J 2014:1–7. <https://doi.org/10.1155/2014/485205>.
- [53] Laot PAL, Suhardjono Sutikno, Sampurno. Multi-response optimization of cutting force and surface roughness in carbon fiber reinforced polymer end milling using back propagation neural network and genetic algorithm. AIP Conf Proc 2019;2114: 020001. <https://doi.org/10.1063/1.5112385>.
- [54] Liu N, Liu B, Jiang H, Wu S, Yang C, Chen Y. Study on vibration and surface roughness in MQCL turning of stainless steel. J Manuf Process 2021;65:343–53. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2021.03.041>.
- [55] Cem Boga , Tahsin Koroglu. Proper estimation of surface roughness using hybrid intelligence based on artificial neural network and genetic algorithm Journal of Manufacturing Processes 70 (2021) 560–569 <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2021.08.062>
- [56] Md. Shahriar Jahan Hossain, Dr. Nafis Ahmad, Artificial Intelligence Based Surface Roughness Prediction Modeling for Three Dimensional End Milling International Journal of Advanced Science and Technology (2012) <https://www.researchgate.net/publication/280311081>