

REPUBLIQUE DU CAMEROUN

Paix – Travail – Patrie

UNIVERSITE DE YAOUNDE I
ECOLE NORMALE SUPERIEUR
D'ENSEIGNEMENT TECHNIQUE
D'EBOLOWA
DEPARTEMENT DE GENIE
MECANIQUE



REPUBLIC OF CAMEROUN

Peace – Work – Fatherland

UNIVERSITY OF YAOUNDE I
HIGHER TECHNICAL TEACHER
TRAINING COLLEGE OF
EBOLOWA
DEPARTMENT OF
MECHANICAL
ENGINEERING

Filière
CONSTRUCTION MECANIQUE

**MESURE INTELLIGENTE DE LA
RUGOSITÉ DES SURFACES FRAISÉES**

Mémoire de fin d'étude
En vue de l'obtention du Diplôme de Professeur d'Enseignement
Technique et
Professionnel de 2e grade (DIPET II)

Par : NLEND BISSECK Ruben Hervé

Sous la direction de
M. NGONGANG Ludovic
Enseignant, PLET
Pr. KANAA Thomas
Maitre de conférences

Année Académique : 2019 - 2020



Dédicace

À

La famille NLEND BISSECK par Manganga

Remerciements

La réalisation de ce travail a nécessité le concours d'un certain nombre d'intervenants. De ce fait, nous ne saurions le clôturer sans remercier tous ceux qui, de près ou de loin y ont contribué.

Je tiens tout d'abord à remercier mon équipe d'encadrement : le superviseur, le Professeur KANA'A Thomas, pour avoir accepté la supervision de nos travaux et pour son suivi permanent. Mon encadreur, Monsieur NGONGANG Ludovic, pour ses conseils et son assistance durant ces longs mois de travail.

J'exprime aussi toute ma gratitude à Madame le Directeur de L'ENSET d'Ebolowa, le Professeur SALOME NDJAKOMO Essiane pour le cadre convivial de notre formation et son engagement ; ainsi qu'au personnel enseignant et administratif de l'ENSET d'Ebolowa pour leur accompagnement.

Je tiens à remercier messieurs les membres du jury pour leur collaboration durant l'examen de ce travail et leur participation à la soutenance.

À mes parents, M. NLEND et Mme NGO ONANA Marie Louise ; je ne saurais trouver les mots justes pour vous exprimer toute la gratitude que je ressens pour la présence et le sacrifice permanent dont vous faites preuve. Grâce à vous je me sens vraiment spécial.

Je ne saurais oublier mes frères : BISSECK Yves et NLEND BISSECK Jeremy ; mes sœurs : NGO NLEND Victorine, NGO NLEND Marie Louise et NGO NLEND Claire pour leur accompagnement et leur soutien moral et financier.

Je remercie tous mes camarades de classe et tous ceux qui ont contribué, d'une manière ou d'une autre, au parachèvement de ce travail.

Résumé

Les techniques d'apprentissage automatique prennent de plus en plus de place dans les domaines scientifiques et industriels ; le génie mécanique n'en fait pas exception. Ce travail porte sur la mise sur pied d'une technique intelligente de détermination de la rugosité des pièces fraisées. Un modèle mathématique basé sur le réseau de neurones artificiel (ANN) a été mis sur pied. 32 expérimentations ont été menées dans le but de recueillir des valeurs réelles des rugosités moyennes R_a des surfaces fraisées grâce au rugosimètre SRT 6210 et les images correspondantes de ces surfaces grâce au microscope MV-900. Chaque surface a été obtenue avec des paramètres différents de vitesse d'avance, profondeur de passe et lubrification qui ont également été utilisés comme variables d'entrée du réseau de neurones. L'algorithme a été déployé sous MATLAB dans sa version R2017b. Un système de réseau de neurones à trois variables d'entrée, une couche cachée de 10 neurones, la fonction Levenberg-Marquardt à rétropropagation utilisée comme fonction d'activation, l'erreur quadratique moyenne utilisée pour évaluer la performance et une valeur de sortie a été adoptée. L'algorithme a été déployé en utilisant 28 mesures d'expérimentation ; dont 50% pour la phase d'entraînement, 30% pour la phase de test et 20% pour la phase de validation. Les 4 mesures restantes ont été utilisées pour apprécier son comportement avec des valeurs d'entrée aléatoires. La performance de l'algorithme est satisfaisante avec un R^2 de 0,99942 pour l'entraînement, 0,87305 pour les tests et 0,9475 pour la validation. La performance globale quant à elle se traduit par un R^2 de 0,87793. La précision de l'algorithme a été estimée à 90,652%.

Mots clés : rugosité de surface, fraisage, réseau de neurones artificiel (ANN).

Abstract

Machine learning techniques are continuously taking more place in scientific and industrial domains, and that is also the case in mechanical engineering. This work deals with the setting up of a smart technique of finding the roughness of grinding pieces. A mathematical model based on the Artificial Neural Network (ANN) has been put in place. 32 experiments have been carried out, aiming at collecting the real value of the average arithmetic roughness (R_a) of the surfaces with the aid of the roughness tester SRT 6210, and the corresponding images of those surfaces with the microscope MV-900. Every surface was obtained with different feed rate, depth of cut and lubrication which were also used as input parameters in the neural network. The algorithm has been deployed in MATLAB R2017b. A neural system with 3 inputs, one hidden layer of size 10, the Levenberg-Marquardt backpropagation as activation function, the Mean square error as performance measurement and one output has been adopted. The algorithm was set using 28 experimental measurements where 50% were used for the training phase, 30% for the test phase and 20% for validation. The remaining 4 have been used to assess its behaviour with random entry data. The performance of the algorithm is satisfactory with an R^2 of 0.99892 for the training, 0.94252 for testing and 0.92305 for validation. The overall performance is expressed by an R^2 of 0.87221. The accuracy of the algorithm is estimated at 90,652%.

Keywords: Surface roughness, milling, Artificial Neural Network (ANN).

Table des matières

Dédicace	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Abstract.....	iv
Table des matières	v
Liste des Tableaux.....	viii
Liste des Figures.....	ix
Liste des Symboles et Abréviations	xi
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
1. CONTEXTE DE L'ÉTUDE.....	1
2. PROBLÈME DE LA RECHERCHE	2
3. OBJECTIF DE L'ÉTUDE.....	2
4. PLAN DU MÉMOIRE	3
Chapitre 1 : GÉNÉRALITÉS SUR LES SURFACES	4
I.1. L'ÉTAT DE SURFACE	5
I.1.1 Définition générale de l'état de surface.....	5
I.1.2 Les différents écarts géométriques de l'état de surface.....	6
I.1.3 Représentation normalisée d'un état de surface des pièces usinées	8
I.2. LES PARAMÈTRES DE RUGOSITÉ	9
I.2.1 Description	9
I.2.2 Les éléments du profil	10
I.2.3 Les paramètres d'amplitude saillie et creux.....	11
I.2.4 Les paramètres d'amplitude (moyenne des ordonnées).....	13
I.2.5 Le paramètre d'espacement : largeur moyenne des éléments du profil (Rsm)...	15
I.2.6 Les paramètres hybrides : pente quadratique moyenne du profil évalué (RΔq)	15
I.2.7 Les courbes et paramètres associés	16

I.3.	OBTENTION DES SURFACES PAR FRAISAGE	17
I.3.1	Le fraisage	18
I.3.2	Les types de fraisage	19
I.3.3	Les surfaces obtenues par fraisage	20
I.3.4	Les conditions de coupe en fraisage.....	20
I.4.	MÉTHODES INTELLIGENTES DE MESURE DE LA RUGOSITÉ .	22
I.4.1	Le réseau de neurones artificiel.....	22
I.4.2	La régression à support de vecteur	24
I.4.3	La logique floue	25
I.4.4	La programmation génétique.....	26
I.5.	CONCLUSION.....	28
Chapitre 2 : ÉTAT DE L’ART SUR LES MESURES INTELLIGENTES		
DE LA RUGOSITÉ.....		29
II.1.	LE RÉSEAU DE NEURONES ARTIFICIEL	30
II.1.1	Marek Vrabel et al. (2012) [19]	30
II.1.2	Rajesh M. et Dr. R Manu (2014) [20]	31
II.1.3	Wan-Ju Lin et al. (2019) [21].....	32
II.2.	LA RÉGRESSION A SUPPORT DE VECTEUR.....	34
II.2.1	Ulas Çaydas et Sami Ekici (2010) [12]	34
II.2.2	JuanLu et al.(2019) [22]	35
II.3.	LA LOGIQUE FLOUE	37
II.3.1	Abhinav Sharma, Deepanshu Shrivastava, Harsh Pandey (2015) [15].....	37
II.3.2	Biswajit Das, S. Roy, R.N. Rai et S.C. Saha (2016) [23]	38
II.3.3	Ngongang Ludovic (2017) [24].....	39
II.4.	MÉTHODES HYBRIDES	41
II.4.1	Shahriar Jahan Hossain et Nafis Ahmad (2012) [24].....	41
II.4.2	Kuldip Singh Sangwana, Sachin Saxenaa, Girish Kanta (2015) [25]	42
II.4.3	S. Kurra, N. H. Rahman, S. P. Regalla, A. K. Gupta (2015) [18].....	44
II.5.	SYNTHÈSE.....	48
II.6.	CONCLUSION.....	53
Chapitre 3 : MATÉRIELS ET MÉTHODE.....		54
III.1.	ÉCHANTILLONS	55

III.1.1.	Spécimens	55
III.1.2.	Matériels	56
III.1.3.	Préparation des échantillons	57
III.2.	MESURE CONVENTIONNELLE DE LA RUGOSITÉ	57
III.2.1.	Matériels	58
III.2.2.	Protocole de mesure.....	58
III.3.	MESURE INTELLIGENTE DE LA RUGOSITÉ.....	60
III.3.1.	Matériels	60
III.3.2.	Identification des paramètres.....	61
III.3.3.	Méthode de traitement.....	62
III.4.	CONCLUSION.....	67
Chapitre 4 : RÉSULTATS ET DISCUSSION		68
IV.1.	RÉSULTATS.....	69
IV.1.1.	Résultats graphiques	69
IV.1.2.	Rugosités prédites versus rugosités mesurées	71
IV.2.	MISE SUR PIED D'UNE APPLICATION	74
IV.2.1.	Interface visuelle.....	74
IV.2.2.	Utilisation	75
IV.3.	CONCLUSION.....	76
CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES.....		77
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		78
ANNEXES.....		I
ANNEXE 1 : SPECTROMÉTRIE DU MATÉRIAU UTILISÉ		II
ANNEXE 2 : CAHIER DE CHARGE		III

Liste des Tableaux

Tableau 1 : Choix des vitesses de coupe (V_c) et avance par dent (f_z) [6]	21
Tableau 2 : Temps d'exécution et erreurs moyennes issues du SVM et de l'ANN	35
Tableau 3 : Paramètres machines et leurs plages de valeur (adapté par nos soins)	36
Tableau 4 : Caractéristiques expérimentales de la machine	37
Tableau 5 : Paramètre machine de l'expérimentation	38
Tableau 6 : Conditions d'usinage en fraisage et tournage des pièces C10, C15, C25 et C35..	40
Tableau 7 : Variables utilisées et leur niveau de variation	45
Tableau 8 : Paramètres de contrôle du réseau de neurones	46
Tableau 9: Paramètres de contrôle du SVR	46
Tableau 10 : Paramètres de contrôle de la programmation génétique	46
Tableau 11 : Paramètres optimales pour l'obtention d'une rugosité R_a et R_z minimum.....	47
Tableau 12 : Quelques travaux sur la mesure intelligente de la rugosité.	48
Tableau 13 : Composition chimique complète du matériau étudié	55
Tableau 14: ordinateur portable utilisée pour l'enregistrement d'images	60
Tableau 15 : Plages de valeurs des paramètres de contrôle	62
Tableau 16: Paramètres du programme ANN	62
Tableau 17: Valeurs des rugosités après expérimentation ; Vitesses d'avance (V_f) niveaux 1 et 2.....	65
Tableau 18: Valeurs des rugosités après expérimentation ; Vitesses d'avance (V_f) niveaux 3 et 4.....	66
Tableau 19: Pourcentage d'erreur des données prédites par ANN.	72
Tableau 20: Prédiction de la rugosité pour de nouvelles données	74

Liste des Figures

Figure 1-1 : Différentes couches d'une surface [1]	5
Figure 1-2 : Obtention du profil d'une surface [2]	6
Figure 1-3 : Différents écarts géométriques de l'état de surface [1]	7
Figure 1-4 : Paramètres de désignation d'un état de surface [4].....	9
Figure 1-5 : Spectre des longueurs d'onde du profil [4]	9
Figure 1-6 : Éléments du profil [2].....	10
Figure 1-7 : Illustration des paramètres R_p , R_v et R_t [3]	11
Figure 1-8 : Hauteur maximale du profil [2].....	12
Figure 1-9 : Hauteur maximale des éléments du profil [2]	13
Figure 1-10 : Le paramètre de rugosité moyenne R_a [3]	13
Figure 1-11 : Représentation du paramètre R_{sk} [2]	14
Figure 1-12 : Largeurs des éléments du profil [2].....	15
Figure 1-13 : Taux de longueur portance pris dans [2] et modifié par nos soins.....	16
Figure 1-14 : Courbe de distribution d'amplitude [2].....	17
Figure 1-15 : Utilisation des différents types de procédés d'usinage dans l'industrie [1]	17
Figure 1-16 : Principe du fraisage [6]	18
Figure 1-17 : Fraisage en bout (frb) [6].....	19
Figure 1-18 : Fraisage en roulant (frr) [6]	19
Figure 1-19 : Le fraisage combiné effectué par trois différentes fraises [6]	19
Figure 1-20 : Forme de surfaces obtenues par le fraisage en bout (a) et le fraisage en roulant (b) [6].....	20
Figure 1-21 : Représentation d'un réseau de neurones [9]	22
Figure 1-22 : Opérations au niveau de chaque neurone [9]	23
Figure 1-23 : Régression par le Support Vecteur Machine pris dans [11].....	24
Figure 1-24 : Logique Booléenne versus logique floue [14]	25
Figure 1-25 : Diagramme de la logique floue pris dans [13]	25
Figure 1-26 : Schéma de principe de la programmation génétique [16] modifié par nos soins.	26
Figure 1-27 : Logigramme de la programmation génétique [17].....	27
Figure 2-1 : Système proposé de prédiction de la rugosité	30
Figure 2-2 : Schéma du dispositif expérimental.....	31

Figure 2-3 : Dispositif expérimental	32
Figure 2-4 : Trame de recherche	33
Figure 2-5 : Dispositif expérimental	39
Figure 2-6 : Schéma du modèle flou	40
Figure 2-7: rugosité des surfaces usinées. (a) tournage en ARS ; (b) tournage en WC ; (c) Fraisage en ARS ; (d) Fraisage en WC	41
Figure 2-8 : Dispositif expérimental	42
Figure 2-9 : Architecture du réseau de neurones.....	43
Figure 2-10 : Comparaison entre rugosité mesurée et rugosité lue.....	44
Figure 2-11 : Dispositif expérimental ; (a) fraiseuse utilisée ; (b) dispositif de mesure de la rugosité de la pièce formée.....	45
Figure 3-1 : Spécimens étudiés	56
Figure 3-2: Fraiseuse universelle	56
Figure 3-3: Fraises utilisées.....	57
Figure 3-4 : Rugosimètre SRT 6210	58
Figure 3-5: Règlomètre de mesure de la rugosité	58
Figure 3-6: Processus de mesure de la rugosité sur site.....	59
Figure 3-7 : Processus de mesure de la rugosité	59
Figure 3-8: Microscope MV-900	60
Figure 3-9: Mode opératoire.....	63
Figure 3-10: Architecture du réseau de neurone utilisée.....	64
Figure 3-11: Quelques images des surfaces étudiées (a) : (avance : 45mm/tr ; passe : 0,4 ; lubrification -1). (b) : (avance : 45mm/tr ; passe : 0,6 ; lubrification -1). (c) :(avance : 69mm/tr ; passe : 0,2 ; lubrification 1). (d) : (avance : 110mm/tr ; passe : 0,4 ; lubrification -1)	67
Figure 4-1 : Distribution des erreurs d'approximation	69
Figure 4-2 : Performance du réseau de neurones implémenté	70
Figure 4-3 : Courbes de régression obtenues	71
Figure 4-4 : Comparaison des valeurs prédite par ANN aux valeurs expérimentales	72
Figure 4-5: Interface utilisateur du RugoApp. (1) variables d'entrée ; (2) actionneurs ; (3) élément de sortie.....	75

Liste des Symboles et Abréviations

SYMBOLES		
Pp ou p	Profondeur de passe	mm
V _c	Vitesse de coupe	mm/min
f _z	Avance par dent	mm/tr/dent
z	Nombre de dents de la fraise	/
V _f	Vitesse d'avance	mm/min
N ou Vr	Vitesse de rotation	tr/min
R ²	Corrélation statistique	/
R _a ,	Rugosité arithmétique moyenne	µm
R _z ,	Rugosité maximale du profil	µm
R _t	Rugosité totale	µm
R _q	Rugosité quadratique moyenne	µm
φ	Diamètre de l'outil	mm
ABRÉVIATIONS		
Sigle	Définition	
ANN	Artificial Neural Network	
SVM	Support Vector Machine	
SVR	Support Vector Regression	
RMS	Root Mean Square	
RMSE	Root Mean Square Error	
MSE	Mean Square Error	
MAPE	Mean Absolute Percentage Error	
SVM-KM	SVM based on clustering by k-means	
g/l.so	Gramme par litre de solution	
ABC-SVM	Artificial Bee Colony- Support Vector Machine	
DE-SVM	Differential Evolution- Support Vector Machine	
GA-SVM	Genetic Algorithm- Support Vector Machine	

PSO-SVM	Particle Swarm Optimization- Support Vector Machine
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
RBF kernel	Noyau de fonction de base radiale
SSE	Sum of Squared Errors
ENSET	Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technique

INTRODUCTION GÉNÉRALE

1. CONTEXTE DE L'ÉTUDE

La rugosité des surfaces est un aspect hautement important dans le fonctionnement des mécanismes, de même que dans le contrôle des performances des systèmes et paramètres de fabrication. Six groupes de paramètres se sont révélés avoir une influence sur les valeurs des rugosités : les propriétés de l'outil, les propriétés de la pièce, les propriétés de la machine-outil, les propriétés dynamiques, les propriétés thermiques et les propriétés de coupe [1]. La détermination de la rugosité des pièces est très souvent fastidieuse et conduit souvent à un endommagement de la pièce ; ce qui affecte principalement les pièces à très faible valeur de rugosité. L'apprentissage automatique est une notion de plus en plus répandue, il est utilisé dans le génie mécanique pour alléger le poids de certains processus et notamment la détermination des rugosités des pièces mécaniques.

Plusieurs études effectuées utilisent une variété de techniques d'apprentissage automatique pour prédire les valeurs de différents paramètres de rugosité. Les variables considérées dépendent du processus d'obtention des surfaces mais les plus rencontrées sont : la vitesse de rotation de la broche, la vitesse d'avance, la profondeur de passe, les vibrations machine, le type de lubrifiant, les images entre autres. Marek Vrabel et al. [19] utilisent les techniques d'apprentissage automatique dans le but de déterminer un paramètre variable de l'outil de coupe qu'est l'usure ; à laquelle ils associent la force de poussée de perçage et la vitesse de coupe. Rajesh M. et Dr. R Manu [20] quant à eux introduisent une nouvelle variable qu'est le pas latéral.

L'une des techniques de prédiction les plus utilisées est le réseau de neurones artificiel, qui est parfois combiné à d'autres techniques. Marek Vrabel et al. [19] l'utilisent en série pour au préalable déterminer la valeur d'une variable d'entrée et ensuite prédire la rugosité. Wan-Ju Lin et al. (2019) [21] comparent quant à eux trois versions différentes du réseau de neurones approfondi. Pour Shahriar Jahan Hossain et Nafis Ahmad (2012) [24] une association réseau de neurones et logique floue au travers du système ANFIS est plus efficace dans la prédiction de la rugosité. Le réseau de neurones est parfois utilisé pour la détermination des paramètres machine optimales pour l'obtention des meilleures valeurs de rugosité ; de ce fait il est souvent associé à l'algorithme génétique [18 ;25].

2. PROBLÈME DE LA RECHERCHE

La connaissance des paramètres de rugosité étant critique, il est nécessaire de pouvoir les mesurer sans endommager la pièce. Plusieurs études ont été menées dans ce sens mais elles ont en commun le fait qu'elles ne considèrent pas des paramètres différents de celles utilisées lors de l'expérimentation. La performance y est donc jugée uniquement sur les données même qui ont permises de générer l'algorithme ce qui ne donne pas assez d'information sur des données inconnues de l'algorithme.

Nous nous proposons donc de répondre à la question de savoir comment mettre sur pied une méthode pouvant être utilisée pour des données quelconques des paramètres machines ?

3. OBJECTIF DE L'ÉTUDE

Ce document présente une méthode de prédiction de la rugosité des pièces fraisées, en considérant comme variables : la vitesse d'avance, la profondeur de passe, la présence ou non de lubrification au cours de l'usinage. Une méthode utilisant le réseau de neurones artificiel y est considérée et sa performance contre 32 valeurs de rugosité obtenues de manière expérimentale y est comparée. Les paramètres de rugosité, R_a , R_z , R_t et R_q , de même que les images des surfaces usinées sont enregistrés. Toutefois, seule la rugosité arithmétique moyenne (R_a) est étudiée.

L'objectif de ce travail est la mise sur pied d'un modèle de prédiction de la rugosité R_a des pièces fraisées, connaissant les variables susmentionnées. Pour ce faire, n'ayant qu'un nombre limité de données expérimentales, nous déployons l'algorithme avec ; non seulement une partie des données (28 sur 32) mais aussi avec un pourcentage limité de données d'entraînement (50%) contrairement à la littérature qui considère un pourcentage de données d'entraînement au-delà de 70% et déploie l'algorithme sur toutes les mesures expérimentales. Notre but étant de prédire la rugosité pour des variables d'entrée quelconques mais obéissant aux exigences ; nous faisons cela dans le but d'éviter le phénomène de surajustement et obtenir une approximation plus réaliste pour des données inconnues par l'algorithme

4. PLAN DU MÉMOIRE

Ce document se subdivise en 4 chapitres que sont :

Chapitre 1 : Généralités sur les surfaces : nous y présentons la notion de surface en mécanique, les paramètres de surface, les différentes formes de surfaces pouvant être obtenues par fraisage et les paramètres machines pouvant influencer sa qualité.

Chapitre 2 : État de l'art sur les mesures intelligentes de la rugosité : l'étude d'un ensemble d'articles ayant trait à l'utilisation des techniques d'apprentissage automatique dans la mesure de la rugosité y est effectuée. Les efficacités des techniques utilisées sont présentées puis comparées dans un tableau de synthèse.

Chapitre 3 Matériels et méthode : nous présentons ici les spécimens étudiés lors de l'expérimentation ainsi le matériel utilisé et le protocole adopté. Nous y présentons aussi l'architecture du réseau de neurones et les paramètres d'implémentation Nous déterminons par la suite les paramètres variables choisis, ainsi que leurs plages de variation et présentons les mesures effectuées lors des expérimentations. Nous présentons enfin sommairement le logiciel utilisé et le protocole d'implémentation.

Chapitre 4 : Résultats et discussions : c'est ici que se fait le déploiement de l'algorithme sous Matlab R2017b et la présentation des courbes de résultats obtenues. Nous comparons les données obtenues de manière expérimentale aux données prédites par l'algorithme et concevons une interface visuelle de détermination de la rugosité. La performance globale obtenue est traduite par un facteur de corrélation de 0,87793 et la précision de l'algorithme a été estimée à 90,652%.

Chapitre 1 : GÉNÉRALITÉS SUR LES SURFACES

La notion de surface est parcourue dans ce chapitre, avec un accent mis sur les paramètres de rugosité, les procédés d'obtention des surfaces par fraisage et les méthodes de mesure intelligente de la rugosité. Nous nous intéressons ainsi aux différentes formes de surfaces pouvant être obtenues par fraisage et aux paramètres pouvant influencer la rugosité, compte tenu du fait qu'elles orienteront notre travail.

L'objectif ici est de présenter les paramètres de surface qui feront l'objet de notre étude, ainsi que les méthodes prédictives de détermination de la rugosité ; notamment celles ayant trait à l'apprentissage automatique.

I.1. L'ÉTAT DE SURFACE	5
I.1.1 Définition générale de l'état de surface.....	5
I.1.2 Les différents écarts géométriques de l'état de surface.....	6
I.1.3 Représentation normalisée d'un état de surface des pièces usinées	8
I.2. LES PARAMÈTRES DE RUGOSITÉ	9
I.2.1 Description	9
I.2.2 Les éléments du profil	10
I.2.3 Les paramètres d'amplitude saillie et creux.....	11
I.2.4 Les paramètres d'amplitude (moyenne des ordonnées).....	13
I.2.5 Le paramètre d'espacement : largeur moyenne des éléments du profil (Rsm)...	15
I.2.6 Les paramètres hybrides : pente quadratique moyenne du profil évalué (RΔq)	15
I.2.7 Les courbes et paramètres associés	16
I.3. OBTENTION DES SURFACES PAR FRAISAGE	17
I.3.1 Le fraisage	18
I.3.2 Les types de fraisage	19
I.3.3 Les surfaces obtenues par fraisage	20
I.3.4 Les conditions de coupe en fraisage.....	20
I.4. MÉTHODES INTELLIGENTES DE MESURE DE LA RUGOSITÉ .	22
I.4.1 Le réseau de neurones artificiel.....	22
I.4.2 La régression à support de vecteur	24
I.4.3 La logique floue	25
I.4.4 La programmation génétique.....	26
I.5. CONCLUSION.....	28

I.1. L'ÉTAT DE SURFACE

I.1.1 Définition générale de l'état de surface

Les surfaces des pièces mécaniques jouent un rôle prépondérant dans la conception des systèmes. Que ce soit du point de vue de l'aspect du système, du fonctionnement (on peut noter les cas des surfaces en contact par frottement, les formes des surfaces, l'étanchéité des systèmes, ...) et même de la résistance aux efforts mécaniques. Les surfaces mécaniques représentent par conséquent une variable critique en construction mécanique. Il est ainsi normal que leur étude soit de plus en plus poussée.

REMLI Fethi considère dans [1] deux définitions de la notion de surface :

- **la surface réelle de la pièce** qui est définie comme étant la surface qui sépare la pièce de l'environnement et
- **la couche de surface** qui est la partie de la surface de la pièce qui présente des propriétés physiques et chimiques différentes de celles du cœur de la pièce.

Il en ressort ainsi que la surface se compose de plusieurs couches qui sont illustrées sur la figure 1-1

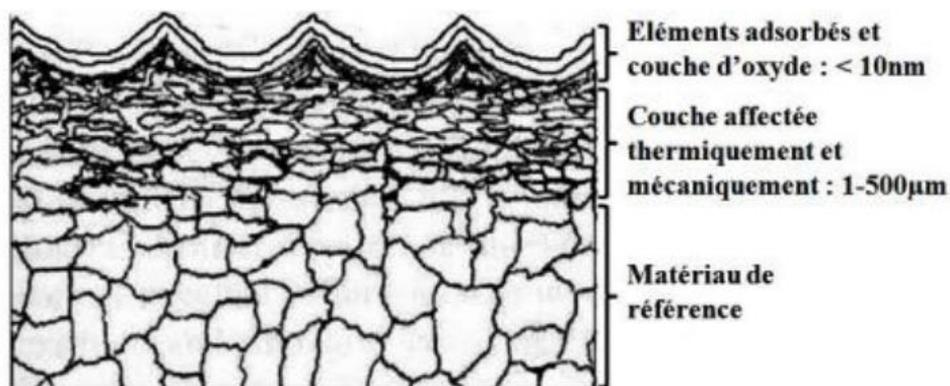


Figure 1-1 : Différentes couches d'une surface [1]

Du fait de leur importance en mécanique, la formation des surfaces et le maintien de leur intégrité fait partie des tâches les plus importantes dans la conception-fabrication et mise en œuvre des pièces et systèmes mécaniques. Toutefois, l'usinage même des surfaces peut sous certaines conditions affecter la qualité d'une surface. Certaines altérations associées à l'usinage et pouvant affecter l'intégrité des surfaces sont [1] :

- la déformation plastique,
- les phénomènes de recristallisation,

- la modification de la dureté en surface,
- des transformations de phase,
- l'apparition de microfissures,
- un état des contraintes résiduelles en surface non adapté au fonctionnement de la pièce,
- la fragilisation par absorption chimique d'éléments tel l'hydrogène.

Elles sont provoquées principalement par les hautes températures et les forts gradients de température engendrés dans la couche de surface ; ainsi que par l'intense déformation plastique et les éventuelles réactions chimiques ayant lieu sur la surface en cours de formation [1].

I.1.2 Les différents écarts géométriques de l'état de surface

a) Profil de surface :

Le profil d'une surface est le profil résultant de l'intersection de la surface réelle et d'un plan spécifié ; comme le montre la figure 1-2. En pratique, il est courant de choisir un plan dont une normale est théoriquement parallèle à la surface réelle et de direction appropriée.

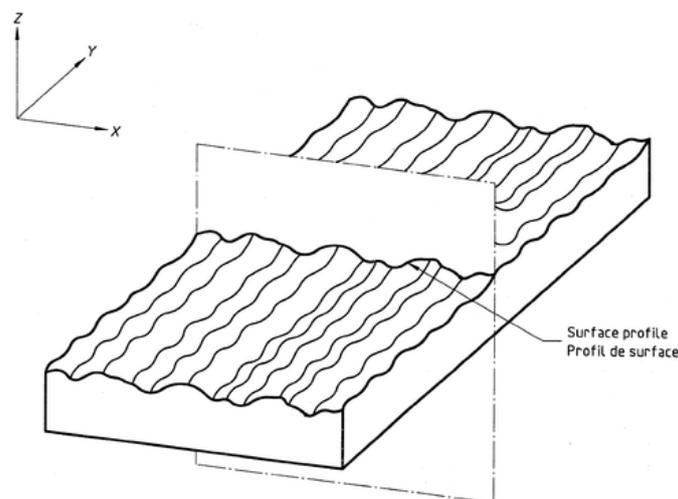


Figure 1-2 : Obtention du profil d'une surface [2]

Le profil d'état de surface est très souvent décomposé en écarts géométriques de 4 ordres représentés sur la figure 1-3. Plus l'ordre augmente, plus les défauts étudiés sont petits. On distingue ainsi l'écart de :

- 1^{er} ordre : l'écart de forme ou de position (échelle macroscopique)
- 2^{ième} ordre : l'ondulation (échelle macroscopique) ;
- 3^{ième} ordre : les stries et sillons (défauts périodiques ou pseudopériodiques, échelle microscopique) ;

4^{ème} ordre : les défauts localisés (échelle microscopique)

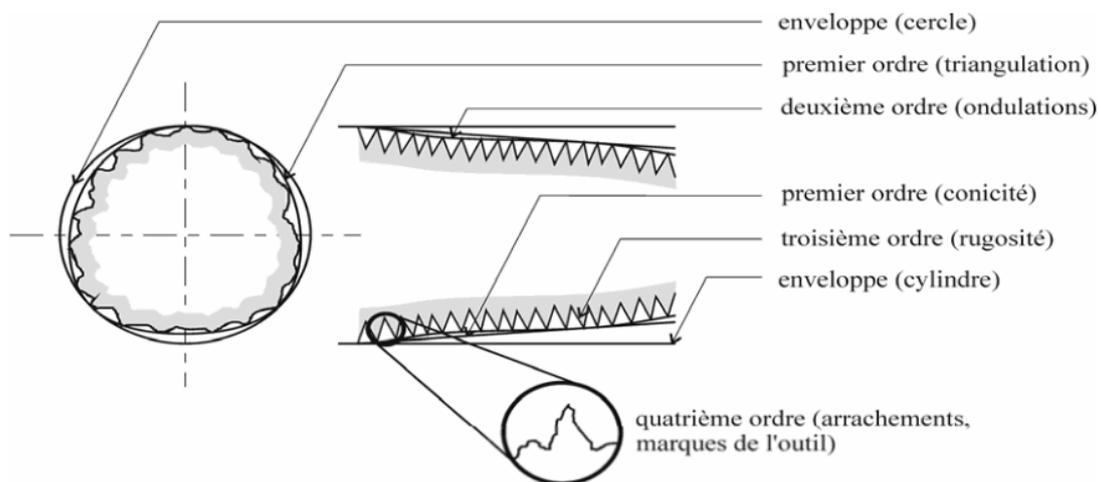


Figure 1-3 : Différents écarts géométriques de l'état de surface [1]

b) Écarts de 1^{er} ordre : écart de forme ou de position [3]

Ce sont des défauts macroscopiques qui ne nécessitent pas d'appareil pour détecter leur présence et sont principalement causés par :

- la déformation de la pièce avant usinage dans son système de blocage,
- la déformation de la pièce au cours de l'usinage due à l'effort exercé par l'outil sur la pièce ou à la mauvaise inclinaison de l'outil,
- la déformation de la pièce après démontage (contraintes internes, ex : température)
- la déformation de l'outil machine due à l'action de la pièce sur l'outil,
- les défauts au niveau des guidages.

Les principaux types de défauts observés ici sont :

- les défauts de planéité,
- les défauts de rectitude,
- les défauts de circularité.

Leur influence dans le fonctionnement optimal des mécanismes est principalement notée au niveau de :

- l'étanchéité : statique et dynamique,
- les frottements,
- la durée de vie des organes.

c) Écarts de 2^{ème} ordre : ondulations périodiques [3]

Même s'ils sont moins prononcés, ils impactent tout autant le fonctionnement des mécanismes d'un point de vue macroscopique au même titre que les écarts de 1^{er} ordre. Les causes d'apparition de ces écarts sur les surfaces usinées sont très souvent les phénomènes vibratoires basse fréquence ; phénomènes se traduisant par un manque de rigidité au niveau de :

- la pièce, dû à un mauvais équilibrage du montage sur le porte pièce,
- l'outil, dû à une dent cassée au niveau de la fraise par exemple,
- la machine.

d) Écarts de 3^{ème} ordre : Stries ou sillons [3]

Ils caractérisent les paramètres de rugosité de surface et sont principalement causés par :

- les phénomènes vibratoires à haute fréquence,
- les stries ou sillons dus au passage de l'outil.

Ils influencent le fonctionnement des systèmes mécaniques au niveau de :

- l'étanchéité : statique et dynamique,
- les frottements fluides,
- les problèmes de revêtement (peinture...).

e) Écart d'ordre 4^{ème} (Arrachements, fentes, piqûres) [3]

Ce sont les écarts de dimensions les plus faibles et ayant une influence de même nature que les écarts d'ordre 3 s'agissant du fonctionnement des systèmes. Ils sont très souvent causés par :

- le mauvais affûtage de l'outil,
- les chocs de l'outil sur la pièce (au montage par exemple),
- l'empreinte du système de serrage.

I.1.3 Représentation normalisée d'un état de surface des pièces usinées

La figure 1-4 donne l'ensemble des paramètres nécessaires pour une désignation complète d'un état de surface. Toutefois, tous les paramètres y indiqués ne sont pas souvent représentés, puisqu'un minimum d'entre eux est suffisant pour valablement décrire les caractéristiques de l'état d'une surface.

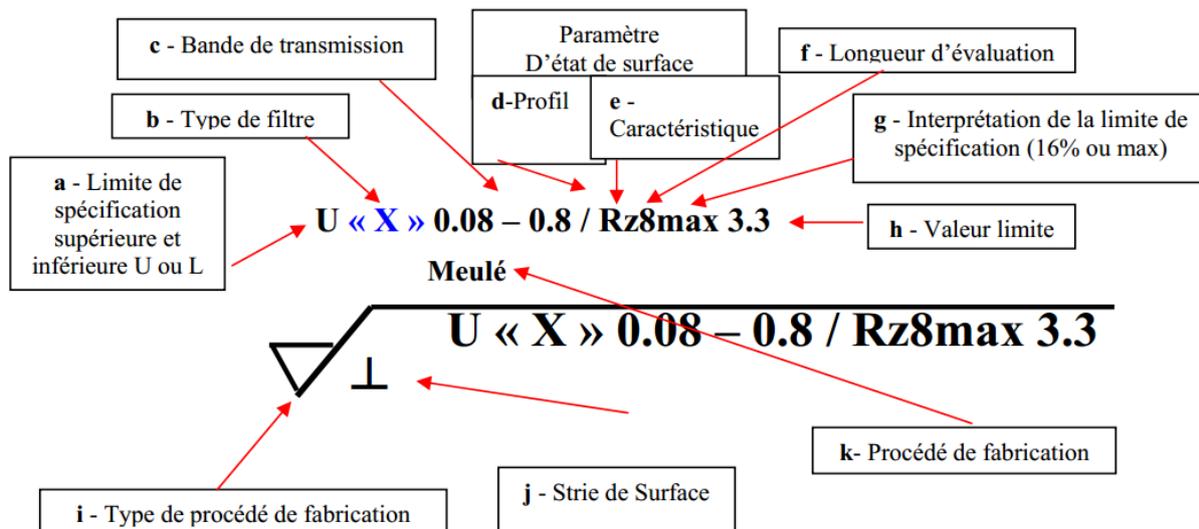


Figure 1-4 : Paramètres de désignation d'un état de surface [4]

I.2. LES PARAMÈTRES DE RUGOSITÉ

I.2.1 Description

Sans faire fi de la différence géométrique des écarts de niveaux 1, 2, 3 et 4, on définit la différence spectrale des écarts géométriques en fonction de la longueur d'onde correspondante ; qui se caractérise par la distance horizontale pic à pic. La figure 1-5 représente le spectre des longueurs d'onde du profil [4] :

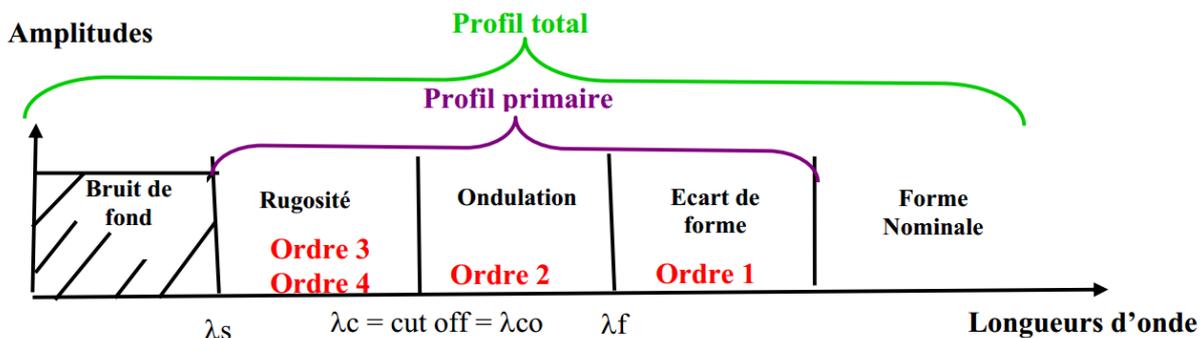


Figure 1-5 : Spectre des longueurs d'onde du profil [4]

λ_s est le filtre de profil définissant l'intersection entre la rugosité et les composantes d'onde les plus courtes telles que les microfissures.

λ_c est le filtre de profil définissant l'intersection entre le profil de rugosité et le profil d'ondulation.

λ_f est le filtre de profil définissant l'intersection entre le profil d'ondulation et les longueurs d'ondes les plus longues telle que l'écart de forme.

Toutefois, la norme ISO 1302 [5] considère trois grands groupes comme paramètres d'état des surfaces. Ce sont :

- **les paramètres de structure ou de profil primaire ou *profil P*** : souvent appelés microrugosités, ils correspondent aux longueurs d'ondes trop basses, il s'agit des informations issues des bruits de fond et qui ne caractérisent pas toujours l'état de surface.
- **les paramètres de rugosité ou *profil R*** : ils sont obtenus à partir du profil primaire en éliminant les longueurs d'onde les plus courtes grâce à un filtre Gaussien. Les paramètres de rugosité sont calculés sur chaque longueur de base du profil de rugosité, obtenu par filtrage du profil primaire dans une bande passante composé d'un filtre passe haut λ_c (afin de supprimer des composantes de grande longueur d'onde) et d'un filtre passe bas λ_s (afin de supprimer des composantes de très basse longueur d'onde),
- **les paramètres d'ondulation ou *profil W*** : l'ondulation encore appelée ligne moyenne du profil représente les détails de longueur d'onde encore plus grande.

Ces trois groupes correspondent aux écarts géométriques de l'état de surface d'ordre respectifs 4, 3 et 2.

1.2.2 Les éléments du profil

Les éléments du profil sont la saillie du profil et le creux adjacent (voir figure 1-6) :

- **la saillie du profil** : c'est la partie du profil évalué, dirigée vers l'extérieur (de la matière vers le milieu environnant), et reliant 2 intersections consécutives du profil avec la ligne moyenne ;
- **le creux du profil** : c'est la partie du profil évalué, dirigée vers l'intérieur (du milieu environnant vers la matière), et reliant 2 intersections consécutives du profil avec la ligne moyenne.

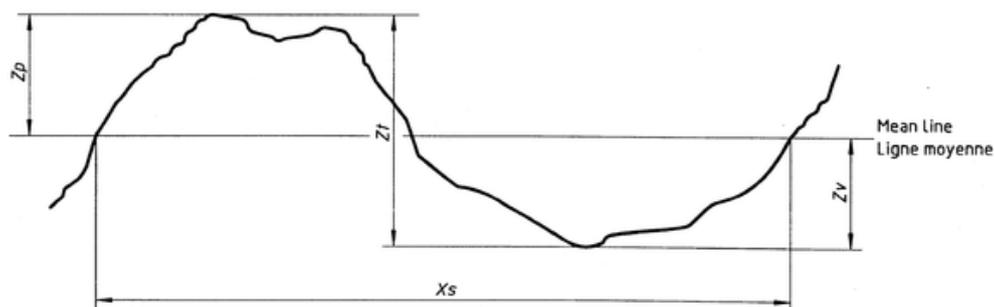


Figure 1-6 : Éléments du profil [2]

- $Z(x)$ est la hauteur du profil évalué en une position quelconque x . Elle a une valeur négative si l'ordonnée est située au-dessous de l'axe des x , et une valeur positive dans le cas contraire.
- Z_p est la hauteur de la saillie, Z_v celle du creux et Z_t la hauteur totale saillie-creux.

Dans la suite, nous nous focaliserons uniquement sur les paramètres de rugosité liés à la ligne moyenne. Il faut noter que ces définitions s'appliquent aux trois profils (P, R et W). C'est pour cette raison que nous nous attarderons uniquement sur le profil de rugosité qui est cela dit le point focal de notre étude.

1.2.3 Les paramètres d'amplitude saillie et creux

Ces paramètres sont tirés de la lecture géométrique des éléments du profil, la norme ISO 4287 en distingue cinq (5).

a) Hauteur maximale des saillies du profil (R_p)

Il s'agit de la plus grande des hauteurs de saillie du profil, à l'intérieur d'une longueur de base. Elle est illustrée par la figure 1-7

b) Profondeur maximale du creux du profil (R_v)

C'est la plus grande des profondeurs de creux du profil, à l'intérieur d'une longueur de base.

c) Hauteur totale du profil (R_t)

C'est la somme de la plus grande des hauteurs de saillie du profil, et de la plus grande des profondeurs de creux du profil, à l'intérieur d'une longueur d'évaluation.

La figure 1-7 indique les paramètres R_p , R_v et R_t .

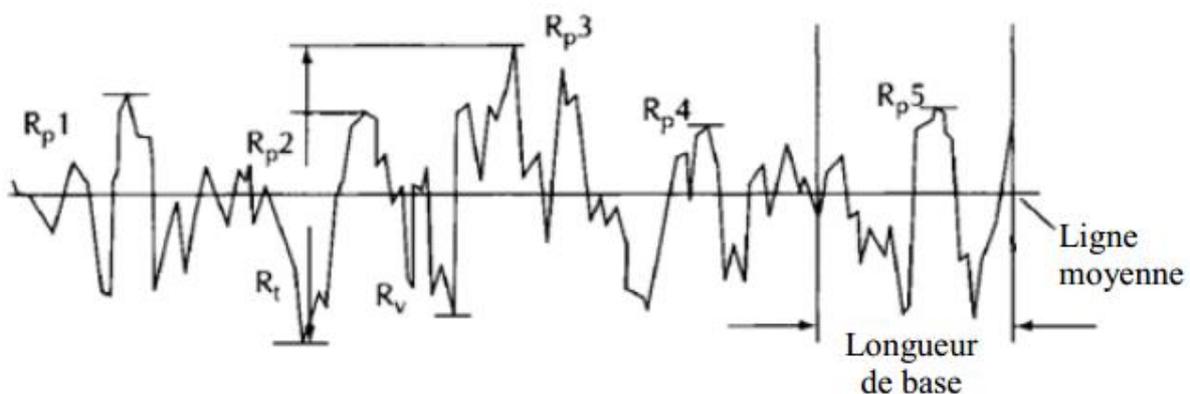


Figure 1-7 : Illustration des paramètres R_p , R_v et R_t [3]

d) Hauteur maximale du profil (R_z)

C'est la somme de la plus grande des hauteurs de saillie du profil, et de la plus grande des profondeurs de creux du profil, à l'intérieur d'une longueur de base. Elle est représentée sur la figure 1-8.

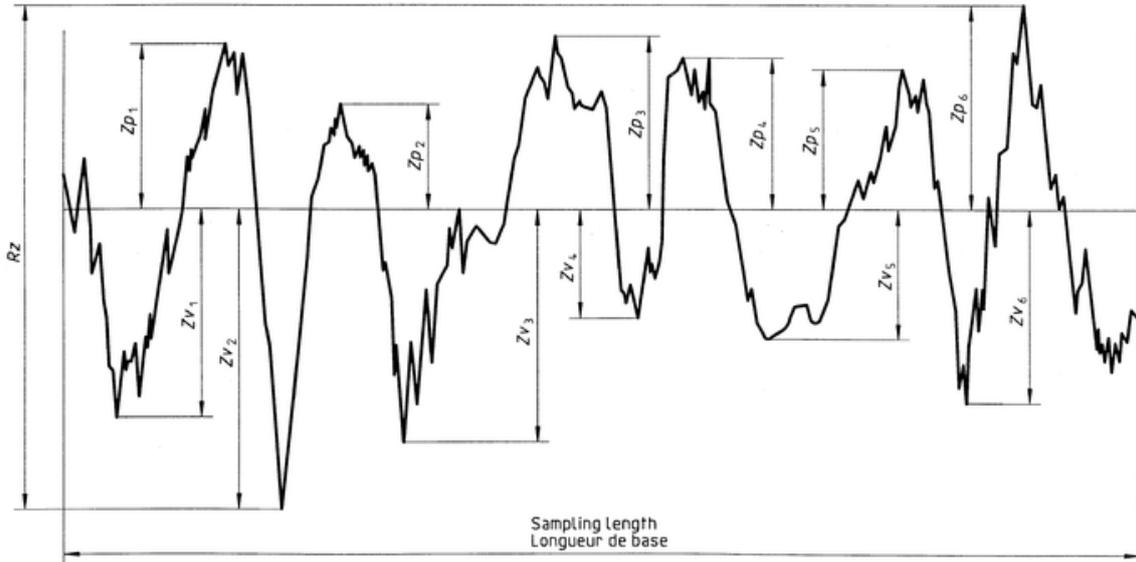


Figure 1-8 : Hauteur maximale du profil [2]

R_t étant définis sur la longueur d'évaluation et non sur une longueur de base, la relation I.1 sera toujours respectée pour tout profil :

$$R_t > R_z \quad (I.1)$$

e) Hauteur moyenne des éléments du profil (R_c)

C'est la valeur moyenne des hauteurs des éléments du profil Z_t à l'intérieur d'une longueur de base. Ce paramètre est déterminé par la figure 1-9 et est donné par la relation I.2 :

$$R_c = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_{t_i} \quad (I.2)$$

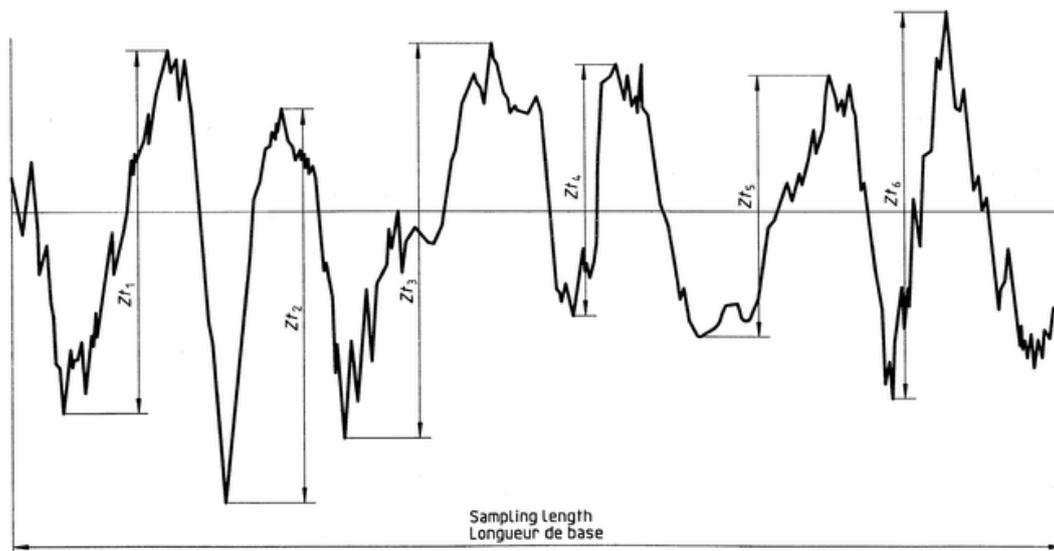


Figure 1-9 : Hauteur maximale des éléments du profil [2]

I.2.4 Les paramètres d'amplitude (moyenne des ordonnées)

Elles sont au nombre de quatre d'après la norme ISO 4287 [2] et sont des valeurs « moyennes » calculée à partir des paramètres des saillies et creux

a) Écart moyen arithmétique du profil évalué (R_a)

C'est le paramètre de rugosité le plus utilisé. Il représente la moyenne arithmétique des valeurs absolues des ordonnées $Z(x)$ à l'intérieure d'une longueur de base (figure 1-10). En d'autres termes, il caractérise la moyenne des distances par rapport à la ligne moyenne des saillies et creux situés dans une longueur de base.

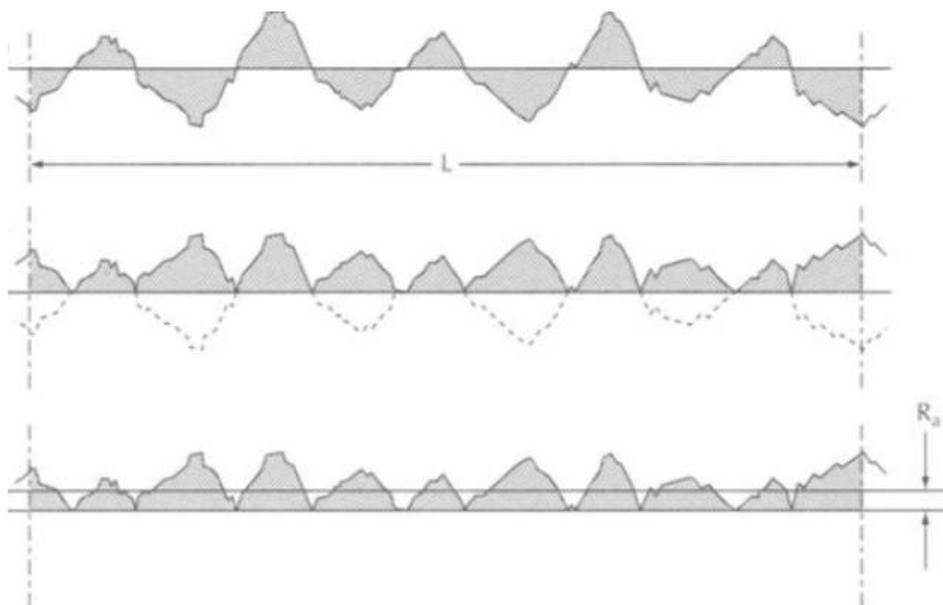


Figure 1-10 : Le paramètre de rugosité moyenne R_a [3]

Il est donné par la relation I.3 [2]

$$Ra = \frac{1}{l_r} \int_0^{l_r} |Z(x)| dx \quad (I.3)$$

l_r étant la longueur de base du profil de rugosité.

b) Ecart moyen quadratique du profil évalué (Rq)

Rq est le paramètre rms (root mean square). C'est la moyenne quadratique des valeurs des ordonnées Z(x), à l'intérieur d'une longueur de base. Elle est donnée par la relation I.4 :

$$Rq = \sqrt{\frac{1}{l_r} \int_0^{l_r} Z(x)^2 dx} \quad (I.4)$$

c) Facteur d'asymétrie du profil évalué (Rsk)

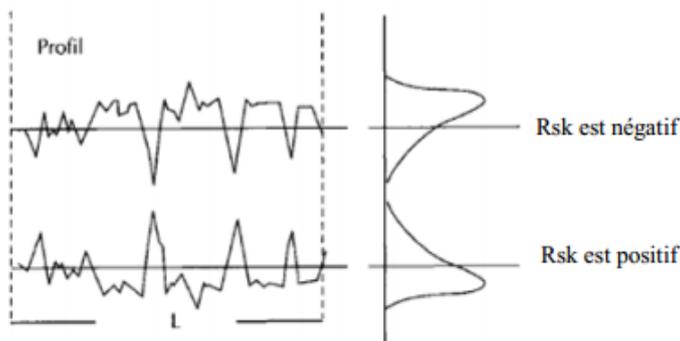


Figure 1-11 : Représentation du paramètre Rsk [2]

Il est décrit comme étant le quotient de la moyenne des cubes des valeurs des ordonnées Z(x) par le cube du paramètre Rq, à l'intérieur de la longueur de base. Il représente une mesure de l'asymétrie de la courbe de distribution d'amplitude et est fortement

influencé par des saillies isolées ou des creux isolés. Il est donné par la relation I.5 et donne des informations quant à la distribution des saillies et creux par rapport à la ligne moyenne, comme l'indique la figure 1-11 [2].

$$Rsk = \frac{1}{R_q^3} \left[\frac{1}{l_r} \int_0^{l_r} Z^3(x) dx \right] \quad (I.5)$$

d) Facteur d'aplatissement du profil évalué (Rku)

Il s'agit du quotient de la moyenne des valeurs à la puissance 4 des ordonnées Z(x) par la valeur à la puissance 4 du paramètre Pq, Rq ou Wq selon le cas, à l'intérieur d'une longueur de base. Rku représente une mesure de l'aplatissement de la courbe de distribution d'amplitude et est aussi très influencé par des saillies isolées ou des creux isolés. Son expression est donnée par la relation I.6 [2] :

$$Rku = \frac{1}{R_q^4} \left[\frac{1}{l_r} \int_0^{l_r} Z^4(x) dx \right] \quad (I.6)$$

I.2.5 Le paramètre d'espacement : largeur moyenne des éléments du profil (Rsm)

C'est la valeur moyenne des largeurs des éléments du profil (X_s), représentées sur la figure 1-12, à l'intérieur d'une longueur de base [2]. Il est donné par la relation I.7.

$$Rsm = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_{si} \quad (I.7)$$

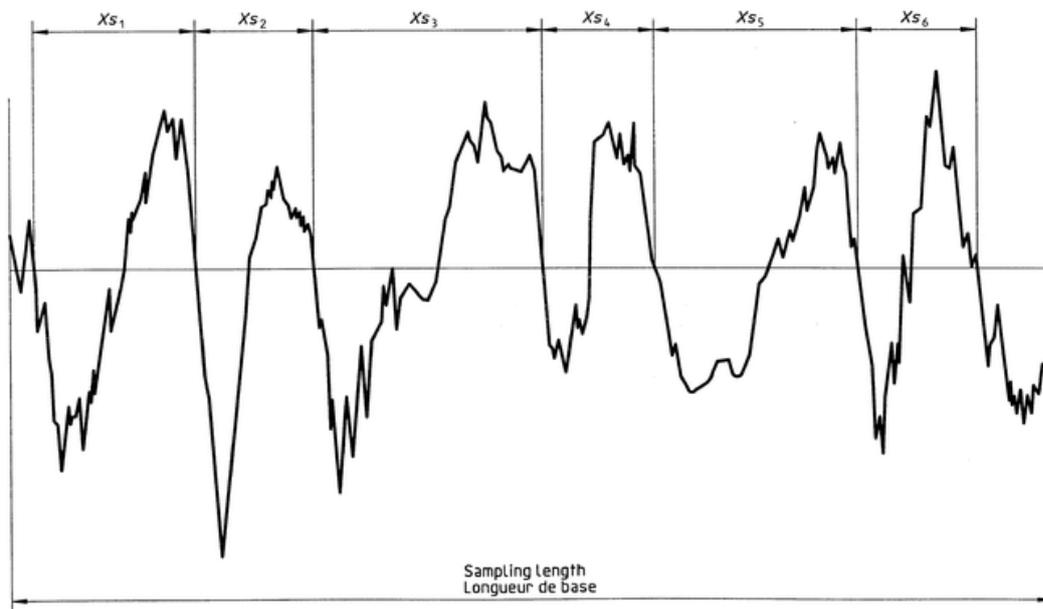


Figure 1-12 : Largeurs des éléments du profil [2]

La détermination du paramètre Rsm nécessite une discrimination de hauteur et d'espacement. Sauf spécification contraire, la discrimination de hauteur par défaut doit être de 10 % de Rz, et la discrimination d'espacement par défaut doit être de 1 % de la longueur de base.

I.2.6 Les paramètres hybrides : pente quadratique moyenne du profil évalué (RΔq)

C'est la valeur quadratique moyenne des pentes locales $\frac{dz}{dx}$, à l'intérieur de la longueur de base.

I.2.7 Les courbes et paramètres associés

La norme ISO 4287 préconise que toutes les courbes et les paramètres qui y sont associés soient définis sur la longueur d'évaluation plutôt que sur la longueur de base, afin d'obtenir des courbes et des paramètres associés ayant une plus grande stabilité.

a) Taux de longueur portante ($Rmr(c)$)

C'est le rapport de la longueur portante du profil à un niveau donné c , $MI(c)$, à la longueur d'évaluation l_n . Il est donné par la relation 1.8 et représenté sur la figure 1-13.

$$Rmr(c) = \frac{100}{l_n} \sum_{i=1}^m MI(c)_i(\%) \quad (I.8)$$

b) Courbe du taux de longueur portante du profil

Encore appelée Courbe d'Abbott Firestone, elle représente le taux de longueur portante du profil en fonction du niveau et peut être interprétée comme la fonction de distribution cumulée des ordonnées $Z(x)$ à l'intérieur de la longueur d'évaluation. Elle est représentée sur la figure 1-13.

On a ici $L_i = MI(c)_i$

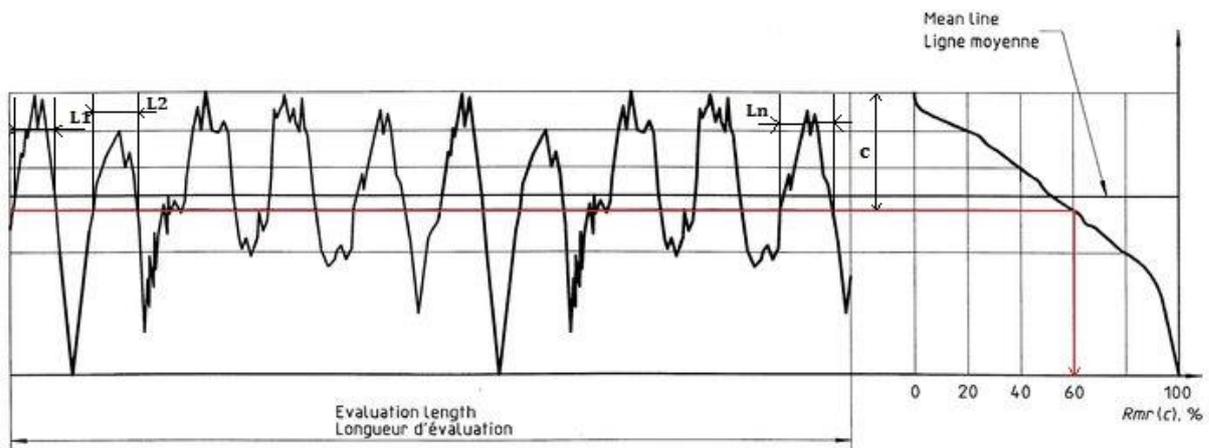


Figure 1-13 : Taux de longueur portante pris dans [2] et modifié par nos soins

c) Différence de hauteur de coupe du profil ($R\delta c$)

Elle représente la distance verticale entre deux niveaux de coupe d'une courbe du taux de longueur portante. Elle est donnée par la relation I.9 :

$$R\delta c = c(Rmr1) - c(Rmr2); (Rmr1 < Rmr2) \quad (I.9)$$

d) Courbe de distribution d'amplitude

Elle est la courbe de la fonction représentant la distribution des ordonnées $Z(x)$ à l'intérieur de la longueur d'évaluation et est illustrée par la figure 1-14 :

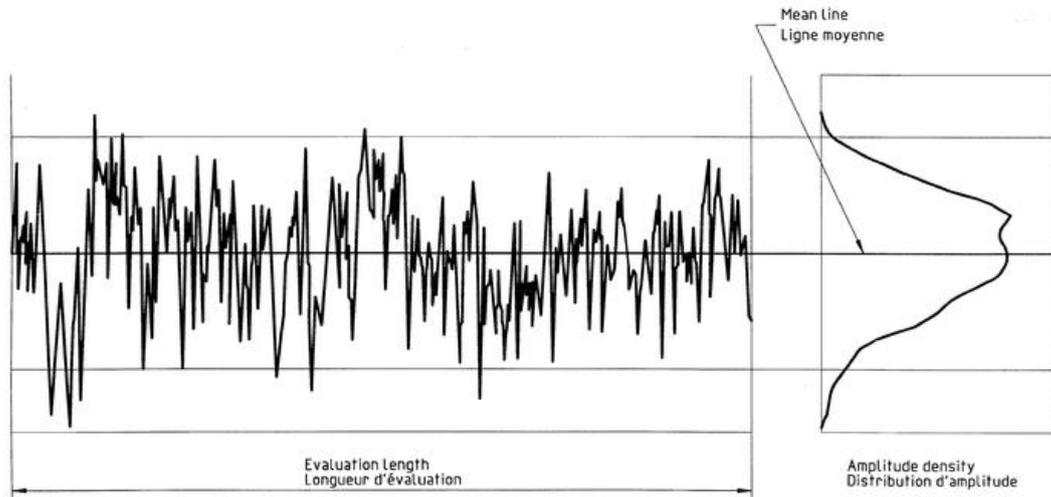


Figure 1-14 : Courbe de distribution d'amplitude [2]

I.3. OBTENTION DES SURFACES PAR FRAISAGE

L'usinage par enlèvement matière est l'une des techniques de mise en forme les plus utilisées dans l'industrie. Parmi les procédés d'usinage les plus utilisés, on peut citer entre autres, le fraisage, le perçage, le tournage, le découpage, etc. La figure 1-15 illustre la propension d'utilisation des différentes méthodes d'usinage en 1998. Il en ressort que tournage et le fraisage représentent se taillent la part belle parmi les procédés d'usinage [1] :

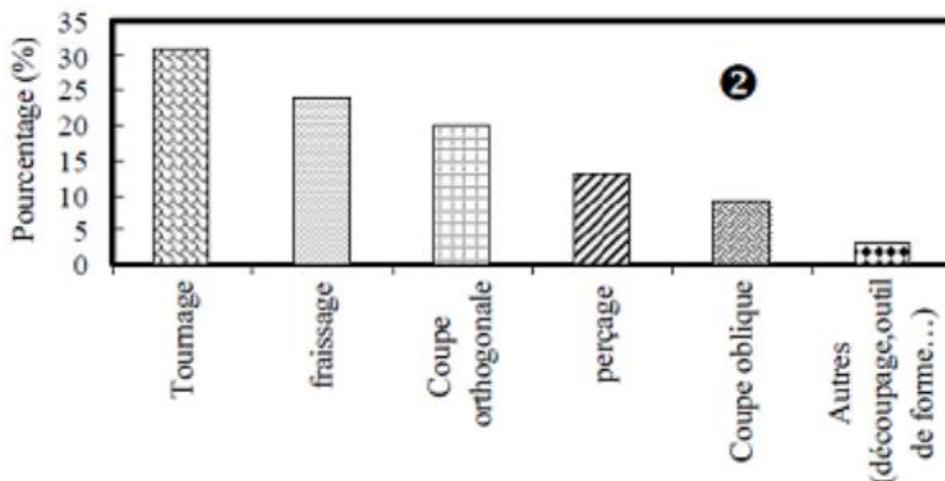


Figure 1-15 : Utilisation des différents types de procédés d'usinage dans l'industrie [1]

I.3.1 Le fraisage

a) Définition

Le fraisage est réalisé sur des machines-outils appelées fraiseuses. Il reste l'une des opérations d'usinage les plus polyvalentes puisqu'en plus d'assurer l'usinage de surfaces planes très précises, il permet aussi la réalisation des pièces prismatiques ou de révolution et des profils spéciaux tel que les hélices, cames, engrenages... Certaines opérations de fraisage (faites par des fraiseuses à commande numérique) vont jusqu'à incorporer l'utilisation d'un bras de robot sur lequel est monté l'outil, pour l'usinage des pièces. [1, 6, 7].

b) Principe

- L'outil appelé fraise est monté sur un porte-fraise, lui-même fixé sur la broche

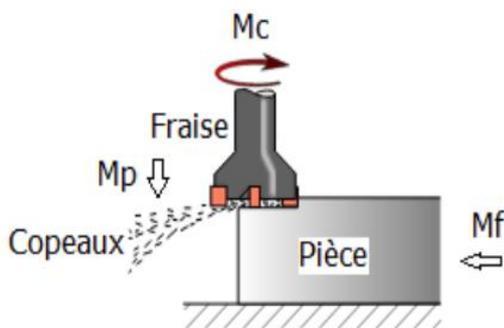


Figure 1-16 : Principe du fraisage [6]

de la machine puis entraîné en rotation par la broche.

- Un ensemble de chariots se déplaçant suivant les centres de fraisage, permet d'animer la pièce d'un mouvement d'avance dans l'espace M_a (mouvement d'avance) noté encore M_f .

- Un mouvement de pénétration (M_p) donné à la pièce (et dans certaines machines particulières à l'outil) est indispensable pour régler la surépaisseur à enlever à chaque passe [6].

- La figure 1-16 présente le principe de fraisage.

c) Outillage

Les outils de fraisage se caractérisent par [6] :

- **leur taille** : suivant le nombre d'arêtes tranchantes par dent, il existe : des fraises une taille, deux tailles et trois tailles ;
- **leur forme** : suivant le profil des génératrices par rapport à l'axe de l'outil, il existe : des fraises cylindriques, coniques et des fraises de forme ;
- **leur denture** : suivant le sens d'inclinaison des arêtes tranchantes par rapport à l'axe de la fraise, il existe : des dentures hélicoïdales à droites ou à gauche, des dentures à double hélice alternées, des dentures droite (l'arête tranchante est parallèle à l'axe de la fraise) ;
- **leur nombre de dents** ;

- **leurs dimensions** : pour une fraise deux tailles : diamètre et hauteur taillée ; pour une fraise trois tailles : diamètre de l'outil, épaisseur, diamètre de l'alésage ; pour une fraise conique pour queue d'aronde : l'angle, le diamètre de l'outil et l'épaisseur ;
- **Leur mode de fixation** : à trou lisse ou taraudé, à queue cylindrique ou conique.

I.3.2 Les types de fraisage

Selon l'état de surface souhaité, l'état de la machine, la qualité de l'outil, les dimensions des surfaces à usiner, la position des surfaces sur la machine, les dimensions de la fraise et le débit souhaités ; il existe deux principaux types de fraisage qui peuvent parfois être combinés comme l'indique la figure 1-19.

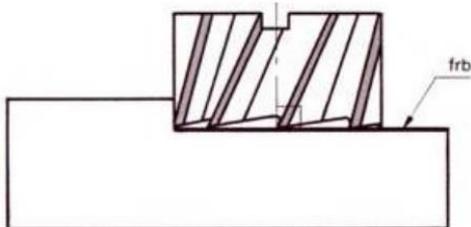


Figure 1-17 : Fraisage en bout (frb) [6]

❖ **Le fraisage en bout** : l'axe de la fraise est placé perpendiculairement à la surface à usiner (Figure 1-17). La fraise coupe avec son diamètre, mais aussi avec sa partie frontale.

La capacité de coupe est

optimale et la qualité de l'état de surface est meilleure [1].

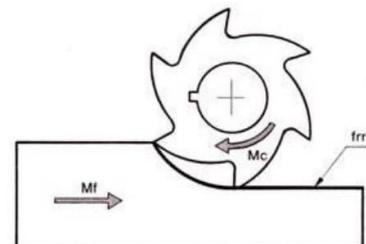


Figure 1-18 : Fraisage en roulant (frr) [6]

- ❖ **Le fraisage en roulant** : l'axe de la fraise est placé parallèlement à la surface à usiner et la fraise coupe avec son diamètre (Figure 1-18).

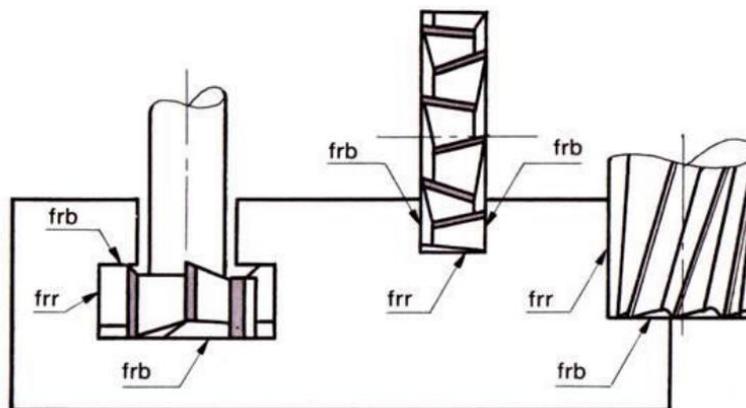


Figure 1-19 : Le fraisage combiné effectué par trois différentes fraises [6]

I.3.3 Les surfaces obtenues par fraisage

- **Les surfaces simples** [8] : les surfaces simples usinables par fraisage sont obtenues entre autres grâce à des opérations de :
 - ✓ surfaçage : usinage d'un plan avec une fraise ;
 - ✓ épaulement : association de deux plans perpendiculaires.
 - ✓ rainurage : association de 3 plans, le plan du fond étant perpendiculaire aux deux autres ;
 - ✓ poche : une forme creuse dans la pièce, délimitée par des surfaces verticales quelconques (cylindriques et planes) ;
 - ✓ perçage, Lamage, Alésage, taraudage : qui sont des trous débouchants ou non ;
 - ✓ surfaçage incliné,
 - ✓ rainurage en vé,
 - ✓ rainurage en Té,
 - ✓ fraisage en queue d'aronde
 - ✓ tronçonnage etc.
- **L'aspect de la surface usinée** : l'aspect de la surface usinée dépend du type de fraisage utilisé. On distingue alors les aspects des surfaces obtenues par le fraisage en bout de celles obtenues par le fraisage en roulant comme l'indique la figure 1-20.

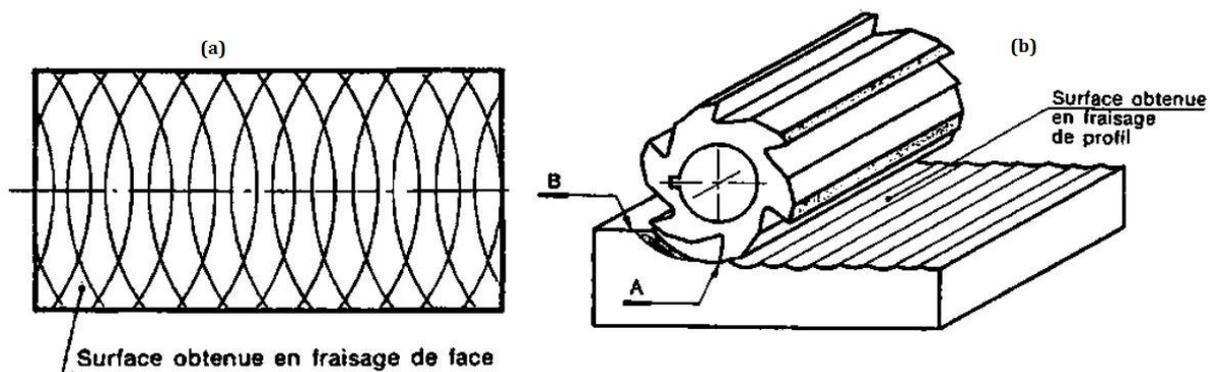


Figure 1-20 : Forme de surfaces obtenues par le fraisage en bout (a) et le fraisage en roulant (b) [6]

I.3.4 Les conditions de coupe en fraisage

Elles sont principalement caractérisées par les paramètres de coupe et les paramètres machine [6].

a) Les paramètres de coupe [6]

Ce sont :

- la profondeur de passe en mm : p,
- la vitesse de coupe en m/min : V_c et
- l'avance par dent en mm/tr/dent : f_z . Elle varie suivant le diamètre de la fraise, le matériau de la pièce et de la fraise et de l'opération de fraisage.

V_c et f_z sont déterminées à partir des tableaux (Tableau 1).

Quand les impératifs d'établissement des conditions de coupe ne sont pas respectés, on utilise des facteurs de correction des valeurs des avances et vitesses de coupe en fonction de la nature du travail effectué [6].

Tableau 1 : Choix des vitesses de coupe (V_c) et avance par dent (f_z) [6]

Nuance ISO	Matériaux à usiner Avance f en mm/dent/tour	Fraisage				Fraisage filetage
		Acier Rapide		Carbure		Carbure
		0.03 à 0.1	0.1 à 0.2	0.05 à 0.2	0.2 à 0.3	f = pas du filet
P	Acier Non Allié	50	40	140	120	150
	Acier Faiblement Allié	30	25	100	80	130
	Acier Fortement Allié	20	15	80	70	100
	Acier Moulé Faiblement Allié	25	20	90	80	120
M	Acier inoxydable	20	15	100	90	150
K	Fonte lamellaire (EN-GJL...)	35	30	100	90	120
	Fonte Modulaire (EN-GJM...)	30	25	80	70	100
	Fonte Sphéroïdale (EN-GJS...)	40	35	100	90	120
K-N	Alliages d'aluminium de faible dureté sans silicium (AW 2030 ...)	250	200	500	400	300
	Alliages d'aluminium durs sans silicium ou %Si moyen (AW2017, AW 6060 ...)	120	80	300	200	250
	Alliages d'aluminium à haute teneur en silicium > 12%	80	40	120	80	100
Vitesse de coupe V_c en m/min						

d) Les paramètres machine.

Ils sont réglés sur la fraiseuse dans le but d'atteindre les valeurs des paramètres de coupe choisis. Ce sont :

- la fréquence de rotation de la broche (N), équivalente à la fréquence de rotation de la fraise définie par la relation I.9 :

$$N = \frac{1000 V_c}{\pi D} \quad (I.10)$$

D étant le diamètre de la fraise ;

- la vitesse d'avance (V_f) en mm/min définie par la relation I.11

$$V_f = Nf = Nzf_z \quad (I.11)$$

où f définit l'avance par tour (mm/tr) et z le nombre de dents de la fraise.

I.4. MÉTHODES INTELLIGENTES DE MESURE DE LA RUGOSITÉ

Elles sont beaucoup plus orientées vers les méthodes d'apprentissage automatique. L'objectif global de ces méthodes est de pouvoir prédire la rugosité d'une surface en prenant en compte uniquement ses conditions d'obtention ; ceci grâce à des algorithmes dits intelligents. Les plus utilisés en mécanique sont étudiés ici.

I.4.1 Le réseau de neurones artificiel

a) Description

Il imite le fonctionnement des neurones du cerveau. Son but est de déterminer une corrélation entre un certain nombre de données d'entrée et de données de sortie ; afin de pouvoir prédire les valeurs des données de sortie pour n'importe quelles données d'entrée. Son fonctionnement est le suivant :

- un certain nombre d'information est enregistré comme données d'entrée puis transmis par un réseau neuronal ;
- à chacune de ces informations est affecté un poids ;
- ces informations sont ensuite analysées, combinées et enregistrées afin d'obtenir le résultat souhaité.

Plus le nombre d'information est élevé plus la corrélation obtenue donne des résultats proches de la réalité. Le réseau de neurones artificiel peut se représenter comme sur la figure 1-21 :

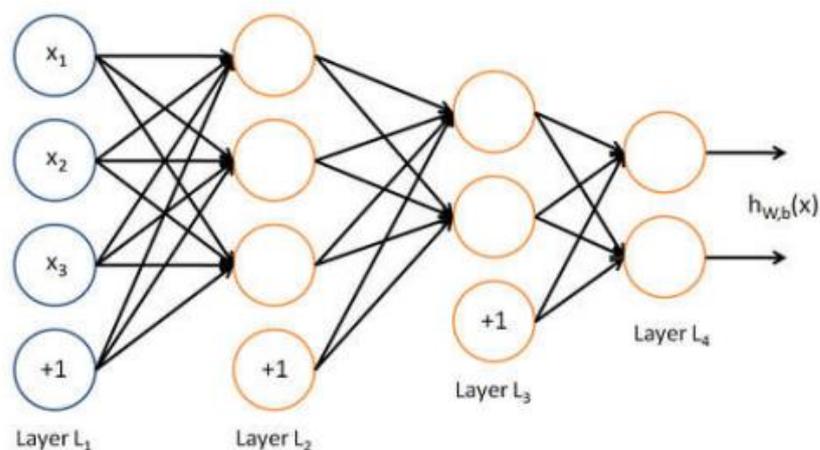


Figure 1-21 : Représentation d'un réseau de neurones [9]

- la première couche (L_1) constitue les données d'entrée ;
- les couches L_2, L_3 sont les couches intermédiaires de neurones encore appelées couches cachées (hidden layers) ; c'est à ce niveau que sont effectués tous les calculs ;
- la couche L_4 constitue les données de sorties.

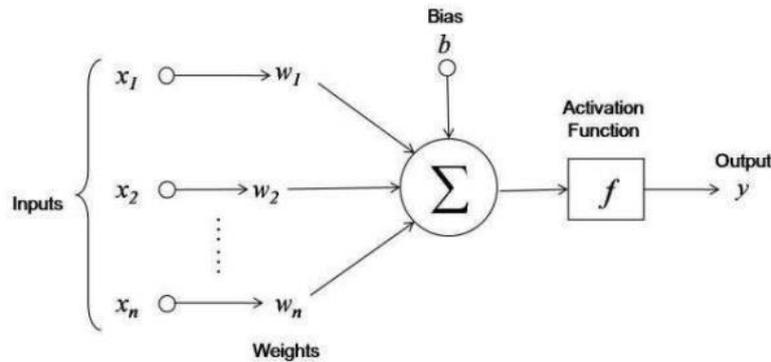


Figure 1-22 : Opérations au niveau de chaque neurone [9]

L'apprentissage par le réseau de neurones est présenté par la figure 1-22. Il nécessite l'introduction des variables d'entrée avec les valeurs de sorties correspondantes. C'est la détermination des corrélations entre ces variables d'entrées et de sorties qui permettra au réseau de neurones construit de pouvoir prédire de nouveaux résultats. Au niveau de chaque neurone des couches intermédiaires, il est additionné les valeurs précédentes affectées d'un poids dépendant des deux neurones en liaison et une constante de distorsion (bias). Une fonction d'activation est ensuite utilisée pour déterminer la valeur qui sera transmise par le neurone.

b) Le réseau de neurones et la mesure de la rugosité

Il y'a six principales catégories de paramètres influençant la rugosité de surface des surfaces fraisées : les propriétés de l'outil, les propriétés de la pièce, les propriétés de la machine-outil, les propriétés dynamiques, les propriétés thermiques et les propriétés de coupe. Toute fois au vu de la difficulté de contrôler la plupart de ces paramètres, on retrouve plus dans la littérature des travaux déterminant la rugosité en utilisant les paramètres de coupe (profondeur de passe, vitesse d'avance, vitesse de coupe, fréquence de rotation de l'outil) [10]. Ainsi ces paramètres constituent les variables d'entrée du réseau de neurones, la rugosité étant la variable de sorties. Les valeurs des rugosités doivent être mesurées pour chaque ensemble de variables d'entrée afin pouvoir mesurer la performance du réseau de neurones.

I.4.2 La régression à support de vecteur

a) Description

Considérons un ensemble de points en dimension N , le support vecteur machine (SVM) est une méthode d'apprentissage automatique qui a pour but de classer cet ensemble de points en déterminant un hyperplan de séparation entre deux ensembles distincts de ces points. Le nombre d'hyperplans de séparation étant grand, l'objectif du support vecteur machine est de déterminer l'hyperplan produisant la plus grande marge, en quelque sorte un hyperplan situé à distance maximale de chacun de ces ensembles de points tout en minimisant l'erreur [11]. La régression à support de vecteur ou SVR (Support Vector Regression) a le même principe que le SVM ; toutefois, son but est de trouver un hyperplan de régression d'un ensemble de points, suivant une certaine tolérance ; plus faible est l'erreur plus précise sera la régression. La figure 1-23 montre l'application du SVR à un ensemble de point et en fonction d'une tolérance variée.

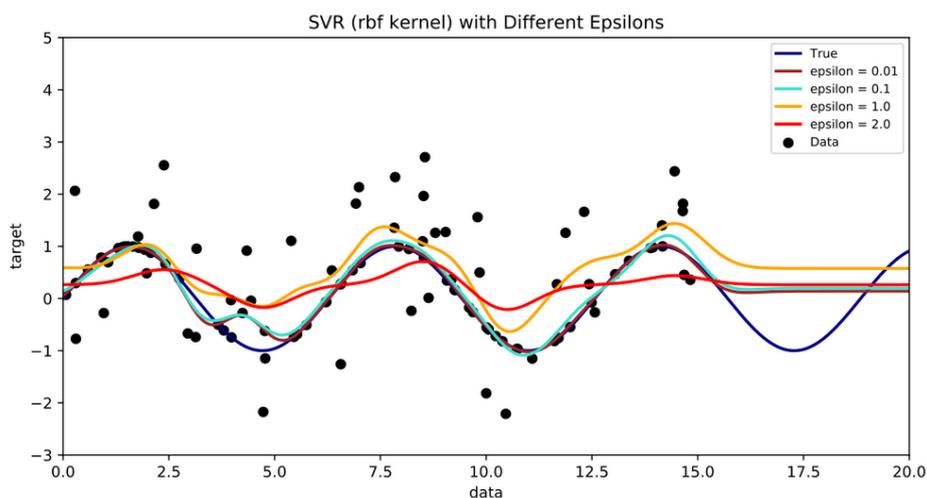


Figure 1-23 : Régression par le Support Vecteur Machine pris dans [11]

b) La régression à support de vecteur (SVR) et la mesure de la rugosité

Le SVR est l'une des méthodes d'apprentissage automatique utilisée dans la détermination de la rugosité. Dans [12], Ulas Çaydas et Sami Ekici en ont même obtenu des résultats meilleurs qu'avec le réseau neuronal en utilisant comme variables la vitesse d'avance, la vitesse de coupe et la profondeur de passe.

I.4.3 La logique floue

a) Description

La logique floue est une extension de la logique Booléenne à un ensemble continu par Lotfi Zadeh en 1965. Elle permet, lors de la vérification d'une condition de pouvoir obtenir des résultats autre que vrai ou faux (ou 0 ou 1) [13] ; on pourra alors parler de pourcentage de vérité comme indiqué par la figure 1-24.

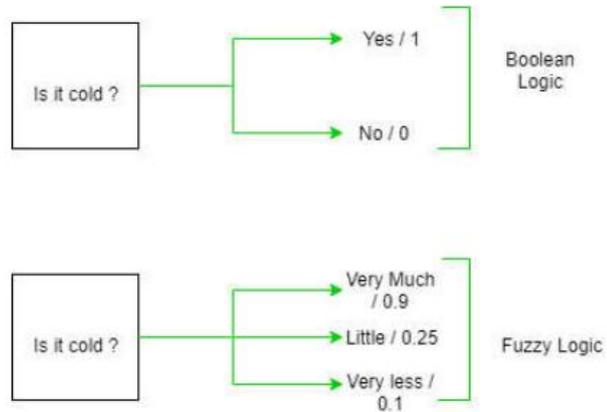


Figure 1-24 : Logique Booléenne versus logique floue [14]

Le principe consiste à appliquer aux variables une fonction d'appartenance qui associe à chaque variable une valeur numérique située entre 0 et 1, il s'agit de la « fuzzification ». Une condition « Si-Alors » est alors appliquée à chaque variable afin de pouvoir contrôler la valeur de sortie (inférence). On a ensuite la « Défuzzification » qui permet d'obtenir la valeur réelle de la variable de sortie et permettra une prise de décision comme illustré par la figure 1-25 [13].

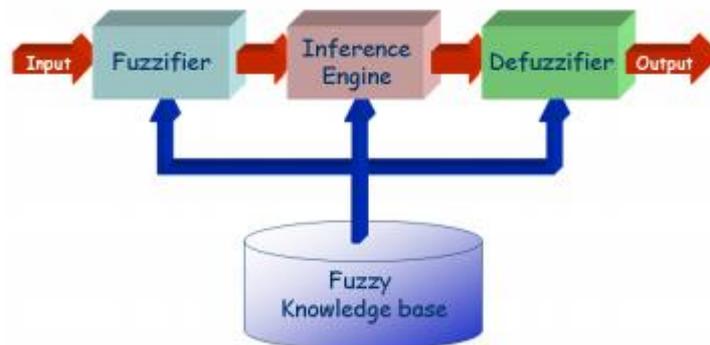


Figure 1-25 : Diagramme de la logique floue pris dans [13]

b) Logique floue et détermination de la rugosité

De par son principe, la logique floue est utilisée pour déterminer le niveau d'association entre plusieurs paramètres. Abhinav Sharma, Deepanshu Shrivastava et Harsh Pandey s'en servent dans [15] pour déterminer la rugosité d'un matériau usiné par procédé électrochimique en utilisant comme paramètres, le voltage, la vitesse d'avance et la concentration de la solution.

I.4.4 La programmation génétique

a) Description

La programmation génétique est une méthode de résolution des problèmes ne nécessitant qu'une intervention minimale de l'utilisateur. Il s'agit ici de faire résoudre automatiquement un problème par l'ordinateur en introduisant uniquement ses exigences sur le résultat final et ses tolérances. Son principe est illustré sur la figure 1-26 [16].

La programmation génétique a pour objectif de faire évoluer un programme informatique à partir de programmes aléatoires sans toutefois une garantie de résultat. Génération par génération, elle vérifie si le programme actuel est adapté au problème posé et utilise le principe Darwinien de l'évolution pour générer de nouveau programme plus adaptés. Le logigramme de cette méthode est illustré par la figure 1-27 [17].

La programmation génétique nécessite :

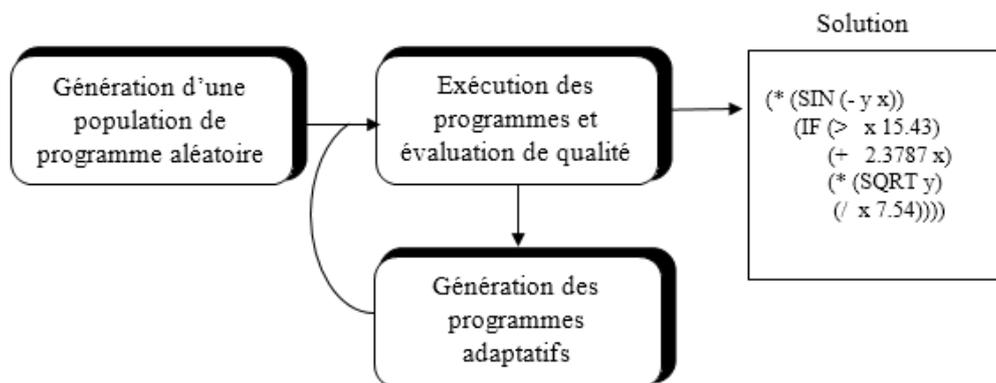


Figure 1-26 : Schéma de principe de la programmation génétique [16] modifié par nos soins.

- une génération de solutions aléatoires, ainsi que l'introduction des variables indépendants du problème et les conditions d'arrêt.
- l'exécution et la comparaison des différentes solutions permettent de déduire celles qui sont les plus proches de la solution désirée.
- une nouvelle génération de solution est alors produite à partir des solutions les plus proches, suivant le principe Darwinien de l'évolution et l'opération recommence. Ceci jusqu'à ce que l'on ait obtenu la solution la plus adaptée ou qu'on est atteint le nombre d'incrémentations limite.

b) La programmation génétique et la mesure de la rugosité

La programmation génétique a pour objectif ici de déterminer une fonction ou un programme informatique permettant de prédire au mieux la rugosité d'une pièce.

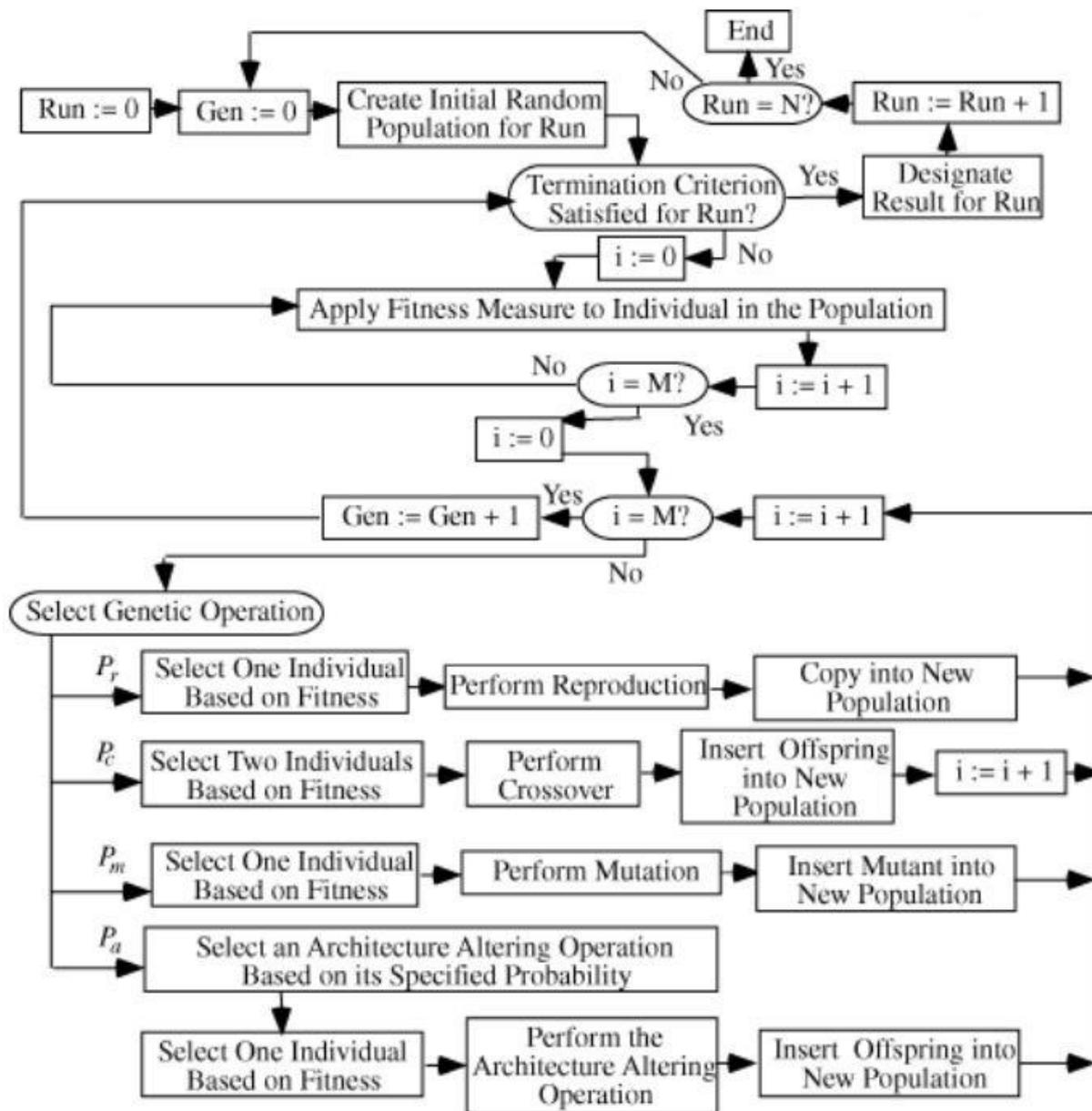


Figure 1-27 : Logigramme de la programmation génétique [17]

Dans [18], S. Kurra et al. utilisent comme variables le diamètre de l'outil, la profondeur de passe, l'angle du bord, le taux d'alimentation et le taux de lubrification et comme fonction, les opérations de base (+, -, *, /) pour pouvoir prédire la rugosité des pièces formées.

I.5. CONCLUSION

Les paramètres d'état de surface et notamment de rugosité sont légions. Se donner pour objectif de tous les étudier en une fois serait une tâche titanesque et dépendante de la méthode choisie. Cependant, grâce aux techniques d'apprentissage automatique le poids de l'étude de ces paramètres peut être allégé. Ces dernières permettent de prédire des valeurs des paramètres en fonction de certaines variables affectants les paramètres en question. En ce qu'il s'agit de la rugosité, un certain nombre de variables peut être considéré notamment : les paramètres relatifs à la machine, ceux relatifs à l'outil de coupe et ceux relatifs aux conditions de coupe.

Chapitre 2 : ÉTAT DE L'ART SUR LES MESURES INTELLIGENTES DE LA RUGOSITÉ

Dans le but de mieux appréhender les techniques intelligentes de mesure de la rugosité, nous investiguons un certain nombre d'articles scientifiques. Il est ainsi présenté dans ce chapitre, des auteurs ayant fait des recherches sur des techniques de prédiction de la rugosité. Il en ressort que des techniques les plus utilisées on retrouve le réseau de neurones artificiel, la régression à support de vecteur, le traitement d'image, la logique floue et la programmation génétique. L'algorithme génétique quant-à-elle étant plus usitée dans l'optimisation des paramètres machine pour une rugosité optimale.

II.1. LE RÉSEAU DE NEURONES ARTIFICIEL	30
II.1.1 Marek Vrabel et al. (2012) [19]	30
II.1.2 Rajesh M. et Dr. R Manu (2014) [20]	31
II.1.3 Wan-Ju Lin et al. (2019) [21]	32
II.2. LA RÉGRESSION A SUPPORT DE VECTEUR.....	34
II.2.1 Ulas Çaydas et Sami Ekici (2010) [12]	34
II.2.2 JuanLu et al.(2019) [22]	35
II.3. LA LOGIQUE FLOUE	37
II.3.1 Abhinav Sharma, Deepanshu Shrivastava, Harsh Pandey (2015) [15]	37
II.3.2 Biswajit Das, S. Roy, R.N. Rai et S.C. Saha (2016) [23]	38
II.3.3 Ngongang Ludovic (2017) [24].....	39
II.4. MÉTHODES HYBRIDES	41
II.4.1 Shahriar Jahan Hossain et Nafis Ahmad (2012) [24].....	41
II.4.2 Kuldip Singh Sangwana, Sachin Saxenaa, Girish Kanta (2015) [25]	42
II.4.3 S. Kurra, N. H. Rahman, S. P. Regalla, A. K. Gupta (2015) [18].....	44
II.5. SYNTHÈSE	48
II.6. CONCLUSION.....	53

II.1. LE RÉSEAU DE NEURONES ARTIFICIEL

Certains auteurs ayant utilisé cette méthode pour la détermination des paramètres de rugosité sont présentés dans la suite.

II.1.1 Marek Vrabel et al. (2012) [19]

Dans un article intitulé “*Surface roughness prediction using artificial neural networks when drilling Udimet 720*” ; Marek Vrabel et al. se donnent pour but de mettre sur pied une stratégie efficace de prédiction de la rugosité des surfaces usinées grâce à l'apprentissage automatique.

a) Matériels

Les éprouvettes sont en super alliage au Nickel utilisé dans les moteurs d'avion : l'UDIMET 720

b) Méthode

Les auteurs utilisent deux systèmes neuronaux en série. Le premier utilise comme variables d'entrée la vitesse d'avance, la vitesse de rotation et la force de poussée de perçage pour prédire l'usure de l'outil ; et le second utilise la charge sur l'outil en plus des variables d'entrées utilisées précédemment pour prédire la rugosité de la surface. La figure 2-1 illustre le schéma de principe de la méthode.

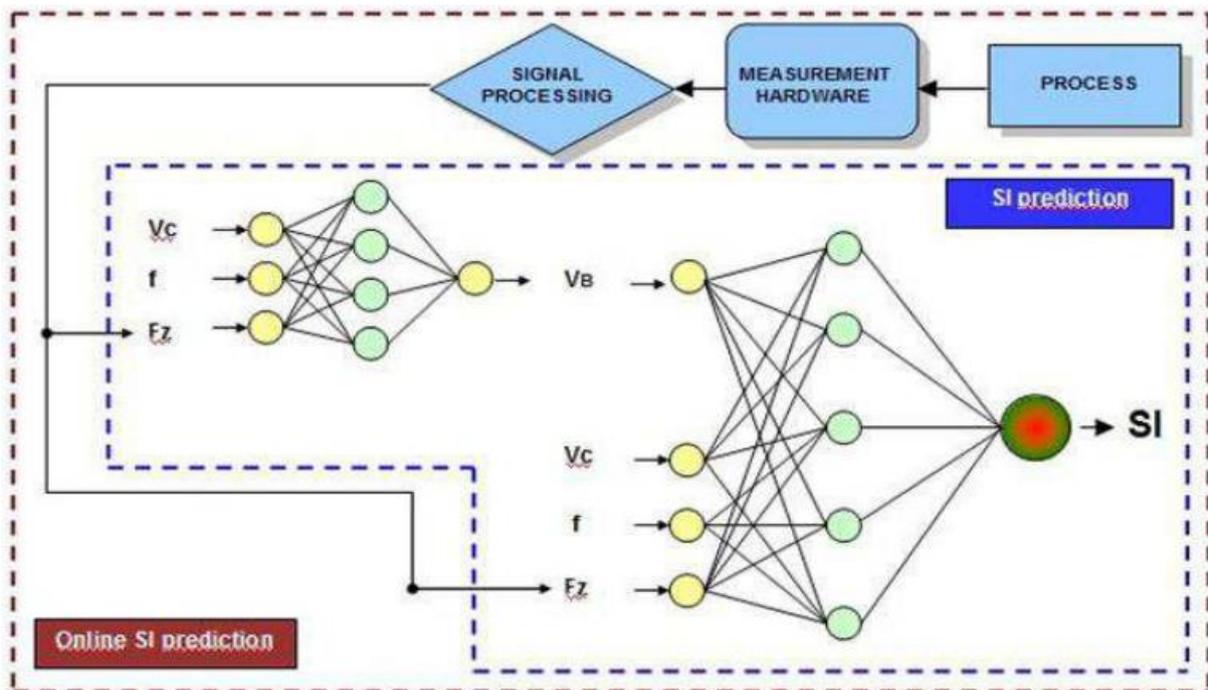


Figure 2-1 : Système proposé de prédiction de la rugosité

c) Résultats

Il en ressort de cet article que le réseau de neurones est un outil efficace dans le suivi des charges sur l'outil durant les opérations de perçage, ainsi que dans la prédiction de la rugosité. Le système de prédiction des charges sur l'outil produit des résultats appréciables avec une erreur RMS de 12,7% pour un système à trois variables d'entrée, une couche intermédiaire de 5 neurones et une variable de sortie (système 3-5-1). Le système de prédiction de la rugosité produit des résultats appréciables pour la phase d'entraînement du réseau avec une erreur RSM de 2,64% pour un système à quatre variables d'entrée, deux couches intermédiaires de 6 et 4 neurones respectivement et une variable de sortie (système 4-6-4-1). Le type de variables d'entrée affecte les résultats du réseau de neurones.

II.1.2 Rajesh M. et Dr. R Manu (2014) [20]

Dans un article intitulé « *Prediction of surface roughness of freeform surfaces using Artificial Neural Network* », Rajesh M. et Dr. R Manu se donnent pour objectif de prédire la rugosité des surfaces complexes obtenues par fraisage en considérant comme paramètres : la vitesse de coupe, la vitesse d'avance, la profondeur de passe et le pas latéral.

a) Matériels

La machine-outil est une fraiseuse à axe verticale. L'unité de contrôle utilisé est le système FANUC et le dispositif utilisé est schématisé par la figure 2-2.

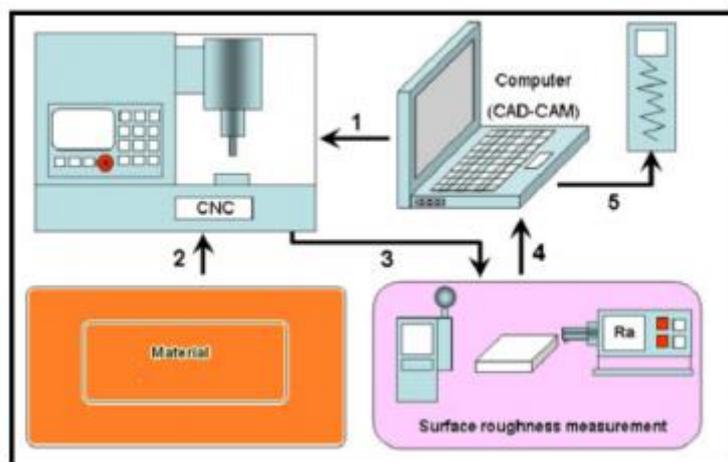


Figure 2-2 : Schéma du dispositif expérimental

b) Méthode

Les paramètres de coupe (la vitesse de coupe, la vitesse d'avance et la profondeur de passe.) sont modifiés et les rugosités moyennes et totales sont mesurées expérimentalement par les méthodes de réplcation (Response surface method (RSM)). Ces données mesurées sont ensuite utilisées pour entraîner et tester l'algorithme génétique dans MATLAB 2010.

c) Résultats

Trente-trois données sont utilisées pour l'expérimentation dont 25 pour entraîner le réseau de neurones et 7 pour le tester. Le réseau de neurones est entraîné par 10 à 16 neurones et le neurone produisant une valeur de régression proche de 1 est sélectionné pour simuler les données de sortie. Les résultats obtenus sont favorables avec une erreur maximale de 6,42% pour Ra et 3,62% pour Rt. Ceci montre une capacité du réseau de neurones à prédire la rugosité arithmétique et la rugosité totale avec une précision de 93.58% et 96.37 % respectivement.

II.1.3 Wan-Ju Lin et al. (2019) [21]

Wan-Ju Lin et al. dans « *Evaluation of Deep Learning Neural Networks for Surface Roughness Prediction Using Vibration Signal Analysis* » utilisent trois variantes différentes de réseau de neurones pour prédire la rugosité des surfaces avec comme paramètre principal les vibrations.

a) Matériels

Il s'agit principalement d'un accéléromètre servant à l'étude vibratoire et monté sur la broche porte outil comme le montre la figure 2-3. Le matériau utilisé est un acier au carbone S45C et l'outil est un outil AlTiN revêtu en carbure et ayant 2mm et 10 mmm comme profondeur de passe axiale et radial respectivement.

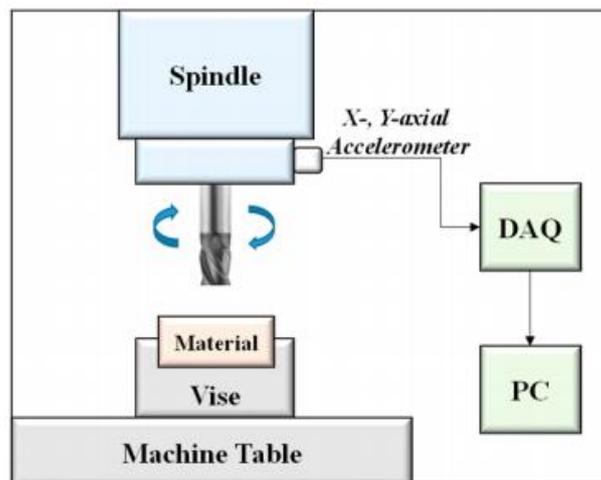


Figure 2-3 : Dispositif expérimental

b) Méthode

L'expérimentation est effectuée suivant trame représentée sur la figure 2-4.

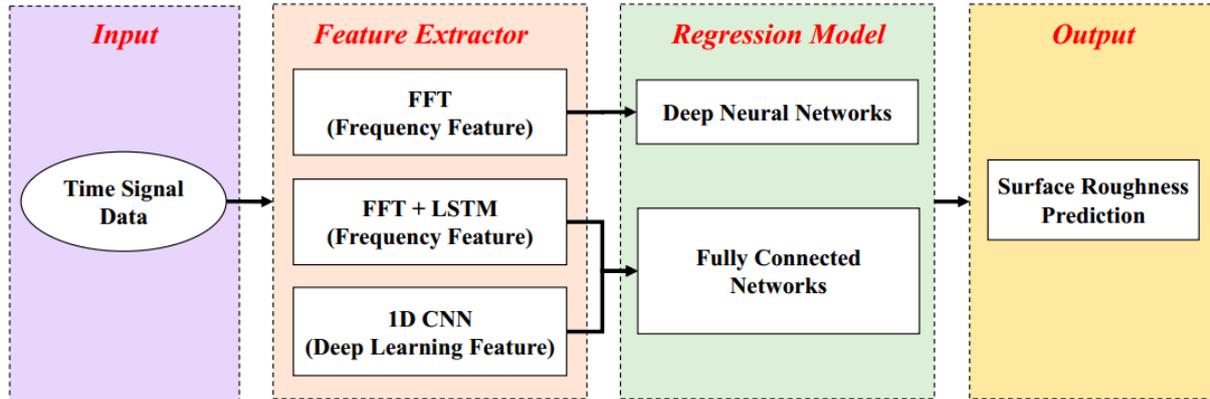


Figure 2-4 : Trame de recherche

La profondeur de finition qui est de 10 μm est utilisée pour acquérir le signal vibratoire. La vitesse de la broche est de 7000 tr/min. Les 5 secondes de mesure des données sont prises entre 63 s et 68 s ; qui correspondent à la fin du processus de fraisage. La rugosité est mesurée grâce à un rugosimètre 2-D de série SV-3200 ; La valeur Ra considérée est définie comme dans l'équation II.1, où $h(x)$ est le profil d'ondulation en surface et L est la longueur mesurée.

$$Ra = \frac{1}{L} \int_0^L |h(x)| dx \quad (II.1)$$

Les performances des trois techniques (le « Fast Fourier Transform-Deep Neural Networks (FFT-DNN) », « le Fast Fourier Transform Long Short Term Memory Network (FFT-LSTM) » et le « one-dimensional convolutional neural network (1-D CNN) ») sont évaluées par le Root Mean Square Error (RMSE) et le MAPE. Donnés par les formule II.2 et II.3.

$$RSME = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (II.2)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - x_i}{y_i} \right| * 100\% \quad (II.3)$$

c) Résultats

Il vient que le FFT-LSTM produit les meilleurs résultats dans la prédiction de la rugosité Ra. Toutefois les trois modèles ne produisent de bons résultats que pour des rugosités moyennes :

entre 0,4 et 0,7 μ m. Pour les Ra faibles, le FFT-DNN produit de moins bons résultats pour des rugosités très faibles avec une erreur MAPE de 48,75% et le 1D CNN produit les résultats les moins précis pour des Ra élevés avec une erreur MAPE de 36,67%. Le 1-D CNN produit de bons résultats pour des valeurs moyennes de rugosité avec une erreur MAPE de 9.95%, et 8.92% pour des Ra situés entre 0,1 et 0,2 et entre 0,2 et 0,3 respectivement.

Les auteurs recommandent de combiner les informations vibratoires aux modèles de réseau de neurones 1-D CNN et FFT-LSTM pour prédire la rugosité des pièces fraisées.

II.2. LA RÉGRESSION A SUPPORT DE VECTEUR

II.2.1 Ulas Çaydas et Sami Ekici (2010) [12]

Dans l'article "*Support vector machines models for surface roughness prediction in CNC turning of AISI 304 austenitic stainless steel*", les auteurs considèrent trois différents types de support vecteur machine : le Least Square SVM (LS-SVM) le Spider SVM et le SVM-KM qu'ils comparent à un réseau de neurones artificiel. Les variables utilisées ici sont la vitesse de coupe, la vitesse d'avance, et la profondeur de passe.

a) Matériels

Les usinages sont effectués sur un tour programmable JOHNFORD TC-35 utilisant comme système de contrôle, le système Fanuc 18-T. Le spécimen quant à lui est un cylindre de 40 mm de diamètre et 120 mm de long et dont le matériau est l'acier inoxydable AISI 304 souvent utilisé dans les équipements aéronautiques, composants aérospatiaux, la construction navale, arbres, vannes, vis spéciales, vaisseaux cryogéniques et composants pour environnements chimiques sévères.

b) Méthode

27 expérimentations sont effectuées et chaque expérimentation consiste en la variation de la vitesse de coupe, la vitesse d'avance, et la profondeur de passe et à la mesure de la valeur de la rugosité correspondante. La vitesse de coupe, la vitesse d'avance, et la profondeur de passe sont choisies suivant les intervalles respectifs : 30-60-90, 0.15-0.25-0.35 et 0.5-1-1, comme variables d'entrée (x_i) du support à vecteur de machine. La rugosité de la surface étant considéré comme sortie (y_i) et l'implémentation se fait par MATLAB.

c) Résultats

Le tableau 2 donne une comparaison sommaire des performances des quatre techniques de prédiction utilisées. Il en ressort que les méthodes de régression à support vecteur machine expérimentées produisent des résultats meilleurs que le réseau de neurones dans l'ordre décroissant de précision : le spider SVM avec un degré de corrélation R^2 de 0,95715 ; le SVM-KM ($R = 0.95602$), le LS-SVM ($R = 0.94496$) et le réseau de neurones ($R = 0.91451$).

Tableau 2 : Temps d'exécution et erreurs moyennes issues du SVM et de l'ANN

	LS-SVM	Spider SVM	SVM-KM	ANN
Erreur moyenne	0.2997	0.2748	0.2832	0.3275
Temps (s)	0.45	0.42	0.25	122.93

II.2.2 JuanLu et al.(2019) [22]

JuanLu et al. Dans l'article « *An Effective ABC-SVM Approach for Surface Roughness Prediction in Manufacturing Processes* » se donnent pour objectif, d'évaluer les paramètres internes du SVM nécessaires pour la prédiction de la rugosité en fraisage et en tournage ; puis de déterminer l'algorithme le plus performant dans la prédiction de la rugosité arithmétique moyenne. Ils considèrent comme paramètres : la vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de passe, le diamètre de l'outil.

a) Matériels

Les opérations de tournage s'effectuent sur de l'acier AISI 1045 et celle de fraisage sur l'alliage au titane TC18.

b) Méthode

Les plages de valeurs des paramètres utilisés sont illustrées dans le tableau 3.

Tableau 3 : Paramètres machines et leurs plages de valeur (adapté par nos soins)

Paramètres	Niveaux				
Tournage de l'acier AISI 1045					
Vitesse de coupe (v)(m/min)	120	150	180		
Vitesse d'avance (f)(mm/rev)	0.15	0.20	0.25		
Profondeur de passe (d)(mm)	0.5	1.0	1.5		
Rayon de l'outil (r)(mm)	0.4	0.8	1.2		
Fraisage de l'alliage TC18					
Vitesse de coupe (v)(m/min)	1000	1500	2000		
Vitesse d'avance (f)(mm/rev)	0.08	0.10	0.12		
Profondeur de passe radiale (rd)(mm)	1	3	5		
Profondeur de passe axiale (ad)(mm)	0.10	0.25	0.40		
Fer à graphite compacté					
Vitesse de coupe (v)(m/min)	226	452	678	904	-
Vitesse d'avance (f)(mm/min)	180	360	540	720	900

Le SVM est utilisé pour prédire les valeurs de la rugosité et quatre algorithmes (Artificial Bee Colony (ABC) ; Differential Evolution (DE), Genetic Algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO)) sont utilisés et comparés pour déterminer les paramètres internes optimums à utiliser pour le SVM.

c) Résultats

Le ABC-SVM s'avère être la méthode la plus efficace en termes de précision de la prédiction et temps de compilation.

II.3. LA LOGIQUE FLOUE

II.3.1 Abhinav Sharma, Deepanshu Shrivastava, Harsh Pandey (2015) [15]

Quoique la méthode d'obtention des surfaces soit électrochimique et non par usinage conventionnel, il est important de présenter les recherches effectuées par Abhinav Sharma, Deepanshu Shrivastava et Harsh Pandey au travers de l'article intitulé « *Predict the Surface Finish by using Fuzzy Logic Techniques in ECM Processes* » ayant pour but de prédire la rugosité d'une surface obtenue par procédé électrochimique, en utilisant comme paramètres : le voltage, la vitesse d'avance et la concentration de la solution.

a) Matériels

Les caractéristiques de la machine sont présentées dans le tableau 4.

Tableau 4 : Caractéristiques expérimentales de la machine

Paramètres de contrôle				
Paramètre	Symboles	Niveau		Unité
		Bas	Haut	
Tension	V	5	11	Volt
Avance	F	0.2	0.6	mm/min
Concentration	C	20	40	g/l.so

b) Méthode

L'expérimentation consiste en la détermination de la rugosité à partir des conditions machines. Huit (8) expérimentations sont exécutées en tenant en compte les plages de valeurs du tableau 4. Un modèle mathématique est alors généré par le logiciel *design Expert* dans le but d'exprimer le degré d'influence des principales variables de coupe dont le voltage, l'avance et la concentration. MATLAB R2013a est utilisé pour approfondir les résultats.

c) Résultats

Des expérimentations faites, il en ressort qu'en faisant varier le voltage de 5 à 11V, la rugosité augmente. Elle augmente de même avec une augmentation de l'avance de 0.2mm/min à 0.4mm/min puis décroît lorsque l'on continue à augmenter l'avance de 0.4 à 0.6mm/min. La rugosité de surface décroît lorsque l'on fait varier la concentration de 22.03 à 30.06g/l puis augmente lorsque la concentration continue à augmenter de 30.06 à 35g/l.so.

Les variables les plus significatives s'avèrent être la vitesse d'avance et la concentration et la technique utilisée permet de prédire la valeur de la rugosité avec une erreur inférieure à 7,33%.

II.3.2 Biswajit Das, S. Roy, R.N. Rai et S.C. Saha (2016) [23]

Dans un article dénommé “*Application of grey fuzzy logic for the optimization of CNC milling parameters for Al–4.5%Cu–TiC MMCs with multi-performance characteristics*”, Biswajit Das et al. se donnent pour objectif d'optimiser les paramètres d'usinage des composites à matrice métallique à base d'alliage d'aluminium Al–4.5%Cu–TiC par la logique floue.

a) Matériels

Le matériau est un composite à matrice métallique à base d'alliage d'aluminium Al–4.5%Cu – TiC. Il est composé de titane de 99.8% de pureté, de poudre de charbon activée de taille moyenne 150 µm, de l'aluminium commercial pure (99.9% de pureté) et de cuivre pur (99.8% pure). Le dispositif expérimental est constitué d'un dynamomètre monté sur la faiseuse afin d'en mesurer l'effort de coupe et d'un profilomètre 3D pour la mesure de la rugosité. La configuration de ce dispositif est présentée par la figure 2-5.

b) Méthode

Trois variables sont utilisées pour les expérimentations : la vitesse de coupe, la vitesse d'avance et la profondeur de passe ; les plages de grandeurs étudiées sont présentées par le tableau 5. L'effort de coupe est mesuré dans la direction de déplacement de l'outil de coupe à l'aide du dynamomètre. La rugosité est mesurée par un profilomètre 3D possédant un agrandissement x20 et dont la lecture se fait à 4,7 mm de distance. Chaque mesure est effectuée à cinq (5) reprises.

Tableau 5 : Paramètre machine de l'expérimentation

Paramètres	Notation	Unité	Niveau				
			1	2	3	4	5
Vitesse de coupe	N	tr/min	400	450	500	550	600
Vitesse d'avance	f	mm/min	20	25	30	35	40
Profondeur de passe	d	mm	0.15	0.20	0.25	0.30	0.35

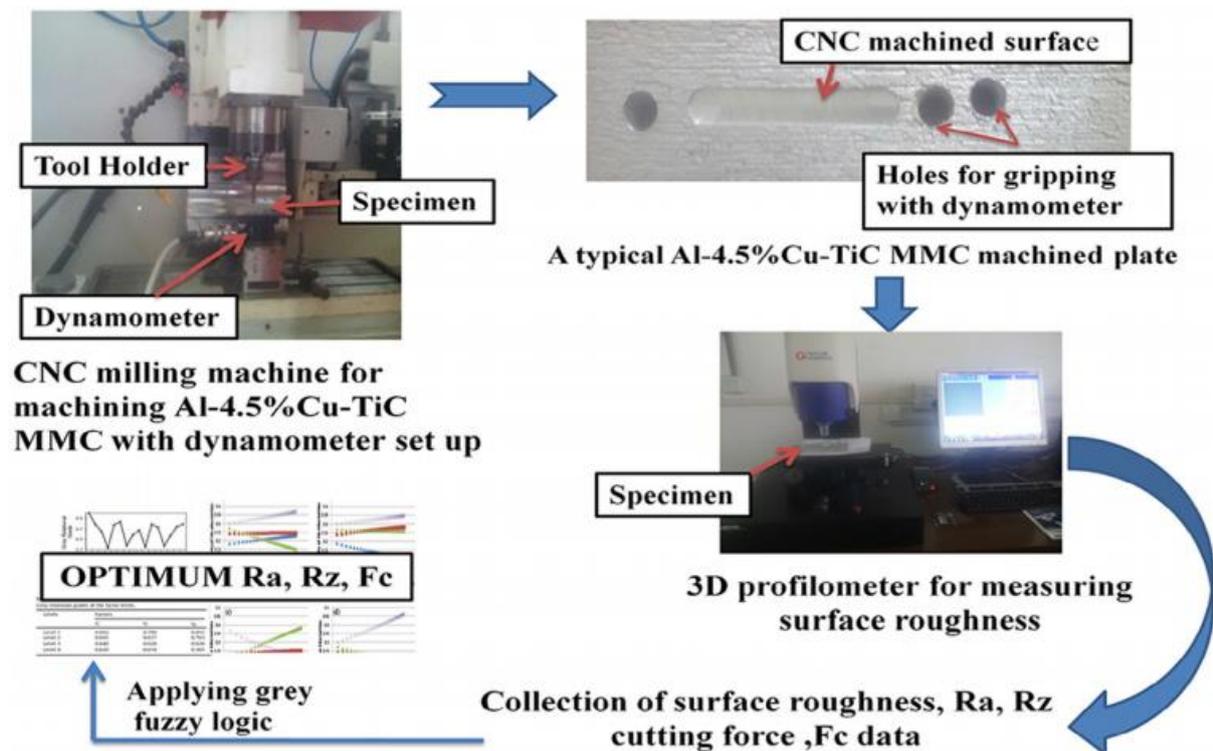


Figure 2-5 : Dispositif expérimental

c) Résultats

Cette étude avait pour but de rechercher les conditions optimales de coupe pour l'obtention de faibles rugosités de surfaces. Il y est démontré que : une vitesse de coupe de 600 tr/min associée à une vitesse d'avance de 40 mm/min et d'une profondeur de passe de 0.30 mm permettaient d'obtenir les meilleures surfaces. L'analyse statistique de la variance montre que la vitesse de coupe est le facteur influençant le plus la qualité de l'usinage.

II.3.3 Ngongang Ludovic (2017) [24]

Les travaux effectués par NGONGANG Ludovic dans le mémoire intitulé “*Mesure et prédiction des paramètres de rugosité*” ont pour objectif de prédire la rugosité des pièces fraisées et tournées connaissant le matériau et le temps d'usinage (T_c).

a) Matériel

Quatre types de matériaux sont utilisés. Il s'agit du C10, C15, C25 et du C35. Deux catégories d'outils de coupe sont choisies : l'outil de coupe au Carbure (plaquette CCGA10-03-08-PF, porte plaquette : PCBPL-20-20-GK) et celui en Acier Rapide Supérieur (X150WCoVCr 12-05-04-04 : acier super rapide à 12% de tungstène, également appelé 12-0-5-5 avec dureté Hrc =

64). L'acquisition des données images et des valeurs de la rugosité est effectuée grâce à un microscope VP eye 6, des rugotests visotactiles et un rugosimètre de type SRT-6210.

b) Méthode

Le comportement des paramètres de rugosité en fonction du type d'usinage et des outils employés est étudié et les paramètres d'usinage considérés sont donnés par le tableau 6.

Tableau 6 : Conditions d'usinage en fraissage et tournage des pièces C10, C15, C25 et C35

Nuances	Tournage							Fraisage			
	Conditions de Coupe							Conditions de Coupe			
	Outil	ϕ	Vc	Pp	a_{calc}	a_{util}	N	ϕ	Vc	f_z	Vr
C10	ARS	40	40	0,5	0,1		310	50	40	0,128	250
	WC	40	170	0,5	0,02	0,4	1500	60	140	0,15	740
C15	ARS	30	40	0,5	0,1		420	50	40	0,128	250
	WC	30	170	0,5	0,02	0,4	1800	60	140	0,15	740
C25	ARS	40	40	0,5	0,1		310	50	40	0,128	250
	WC	40	170	0,5	0,02	0,4	1500	60	140	0,15	740
C35	ARS	30	40	0,5	0,05		310	50	40	0,128	250
	WC	30	170	0,5	0,02	0,4	1800	60	140	0,15	740

ARS : Acier Rapide Supérieur ; WC : carbure de tungstène

Une étude par la logique floue est ensuite effectuée suivant le modèle de la figure 2.6.

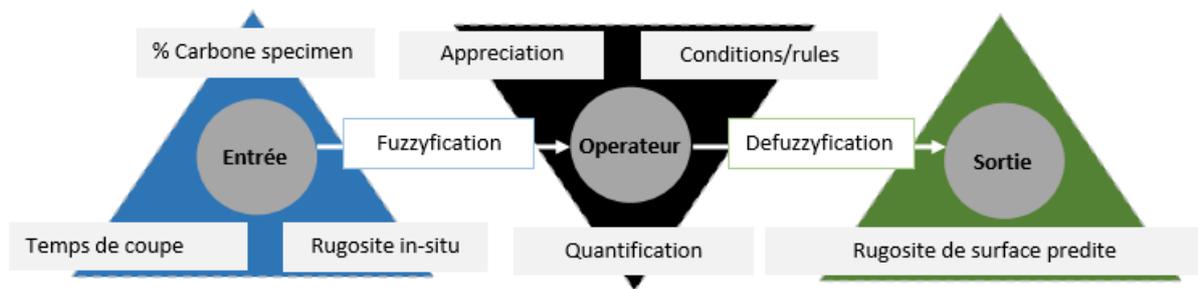


Figure 2-6 : Schéma du modèle floue

c) Résultats

La précision obtenue du modèle flou est de 98.76 et 97.06% respectivement pour l'outil ARS et carbure de tungstène au tournage et 98,46 et 98,12% pour les mêmes outils au fraissage.

La figure 2-7 présente quant à elle le comportement de la rugosité (R_a en μm) en fonction du temps de coupe (T_c en s) et du pourcentage en carbone.

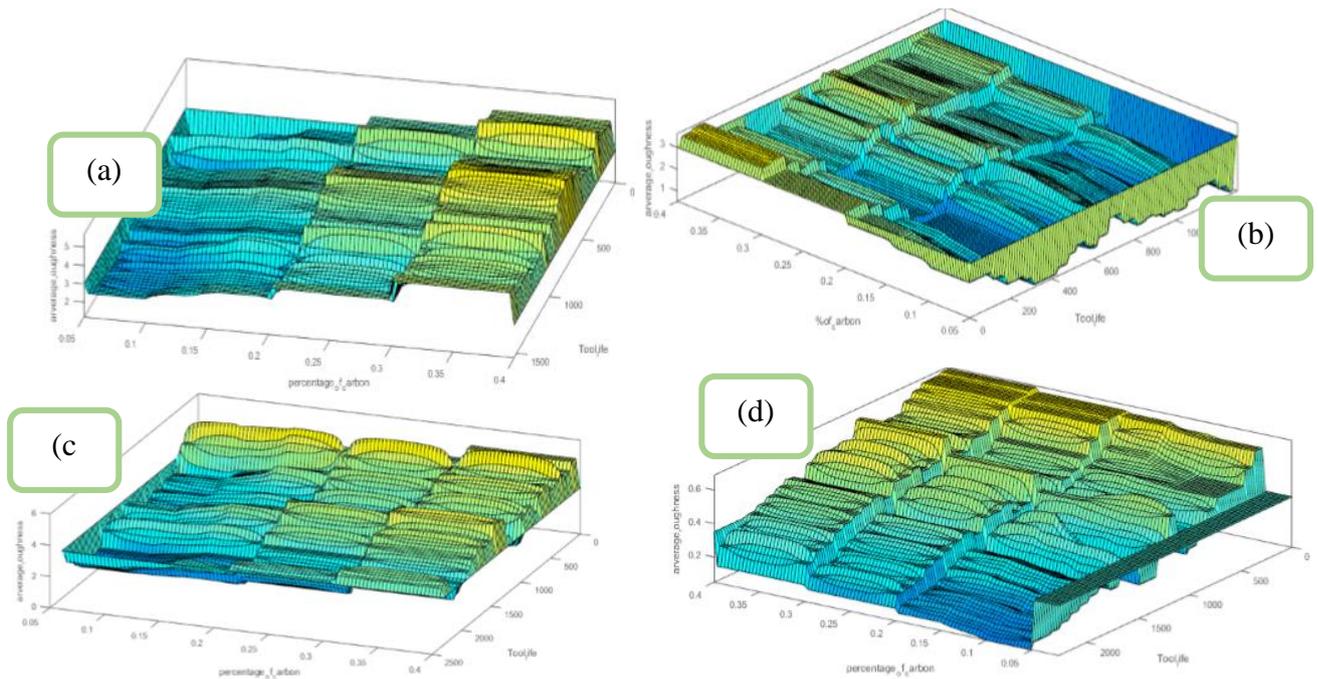


Figure 2-7: rugosité des surfaces usinées. (a) tournage en ARS ; (b) tournage en WC ; (c) Fraisage en ARS ; (d) Fraisage en WC

II.4. MÉTHODES HYBRIDES

II.4.1 Shahriar Jahan Hossain et Nafis Ahmad (2012) [24]

Le « Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) est la dénomination que l'on donne à l'association de la logique floue et du réseau de neurones adaptatif. Shahriar Jahan Hossain et Nafis Ahmad s'en servent dans « *Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based surface roughness prediction model for ball end milling operation* » pour déterminer la rugosité moyenne obtenue après fraisage des pièces en aluminium.

a) Matériels

La machine utilisée est une fraiseuse verticale illustrée à la figure 2-8. Le matériau étant une plaque d'aluminium de dimensions 9×1×4 cm. Une fraise à tête ronde, à deux filets et de 8mm de diamètre est utilisée comme outil de coupe.

b) Méthode

Le dispositif expérimental est présenté à la figure 2-8.



Figure 2-8 : Dispositif expérimental

84 expérimentations sont effectuées, faisant à chaque fois varier l'inclinaison de l'axe de la fraiseuse, la vitesse de la broche (S , tr/min), la vitesse d'avance suivant l'axe y (f_y , mm/min), l'avance suivant l'axe x (f_x , mm) et la profondeur de passe (t , mm).

c) Résultats

Le model ANFIS a été capable de prédire la rugosité avec une déviation moyenne des données entraînées de l'ordre de 0.003014%.

II.4.2 Kuldip Singh Sangwana, Sachin Saxenaa, Girish Kanta (2015) [25]

Kuldip Singh Sangwan, Sachin Saxena et Girish Kant dans l'article "*Optimization of Machining Parameters to Minimize Surface Roughness using Integrated ANN-GA Approach*", présentent une approche de détermination des paramètres machines produisant une rugosité de surface minimale et intégrant le réseau de neurones artificiel et l'algorithme génétique.

a) Matériels

Le spécimen est de forme cylindrique de 90 mm de diamètre et 120 mm de long et est en alliage de titane Ti-6Al-4V. La mesure de la rugosité se fait parallèlement et perpendiculairement à la rainure de l'outil par un rugosimètre de type Talysurf 50.

b) Méthode

Les variables utilisées sont la vitesse de coupe choisie dans un intervalle de 80 à 280 (m/min), la vitesse d'avance prise entre 0,06 et 0,21 (mm/tr) et la profondeur de passe prise entre 0,50 et 1 (mm). 27 expérimentations sont exécutées, une variable au moins est modifiée à chaque

expérimentation. La rugosité est ainsi mesurée et les valeurs obtenues sont utilisées pour entraîner et tester le réseau de neurones suivant l'architecture de la figure 2-9. Les algorithmes sont exécutés dans MATLAB.

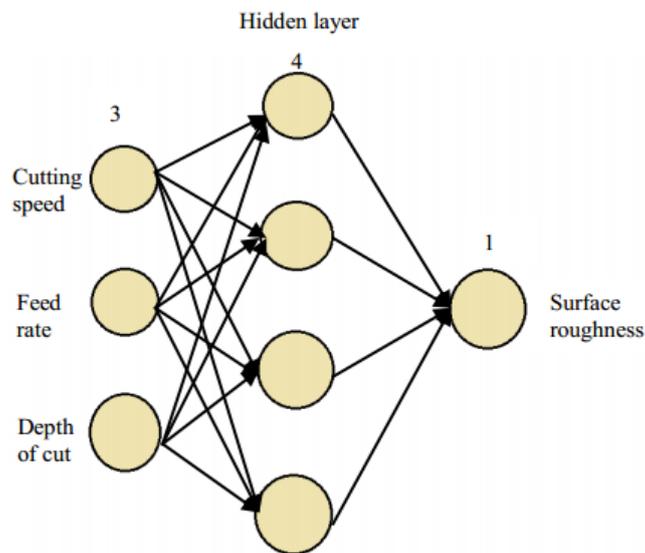


Figure 2-9 : Architecture du réseau de neurones

c) Résultats

- **Approximation par le réseau de neurones** : la figure 2-10 est le graphe obtenu comparant les valeurs des rugosités mesurées et les valeurs des rugosités prédites par le réseau de neurones. On s'aperçoit que le réseau de neurones employé dans cette étude donne de bons résultats pour des rugosités inférieures à 3 μm et l'approximation n'est pas optimale au-delà. Le pourcentage d'erreur moyenne absolue est de 1,79% ;

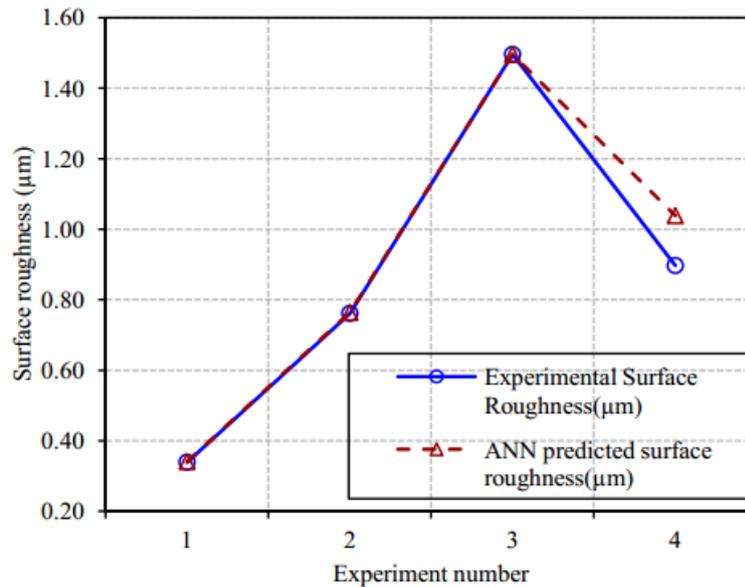


Figure 2-10 : Comparaison entre rugosité mesurée et rugosité lue

- **Optimisation des paramètres de coupe par l’algorithme génétique :** l’optimisation des paramètres se fait suivant 60 itérations. Les paramètres optimums obtenus sont : une vitesse de coupe de 80 m/min une vitesse d’avance de 0,06 mm/tr et une profondeur de passe : 1mm ; pour une rugosité de 0.3083 µm. La rugosité mesurée étant de 0.2975µm.

II.4.3 S. Kurra, N. H. Rahman, S. P. Regalla, A. K. Gupta (2015) [18]

Dans l’article “*Modeling and optimization of surface roughness in single point incremental forming process*” [18], Suresh Kurra et al. comparent le réseau de neurones, la régression à support de vecteur et la programmation génétique. Qu’ils améliorent ensuite grâce à l’algorithme génétique.

a) Matériels

La machine-outil est une fraiseuse BRIDGEPORT HARDINGE. La figure 2-11 présente la fraiseuse et le dispositif utilisé pour la mesure de la rugosité.

b) Méthode

Les variables machine utilisées sont la vitesse d’avance, le diamètre de l’outil, la profondeur de passe, l’inclinaison de la paroi et le type de lubrifiant. On considère trois niveaux de variation des variables sus-citées pour effectuer 46 expérimentations. Le tableau 7 présente les valeurs

de variables utilisées tout au long du processus. A chaque expérimentation est mesurée la rugosité.

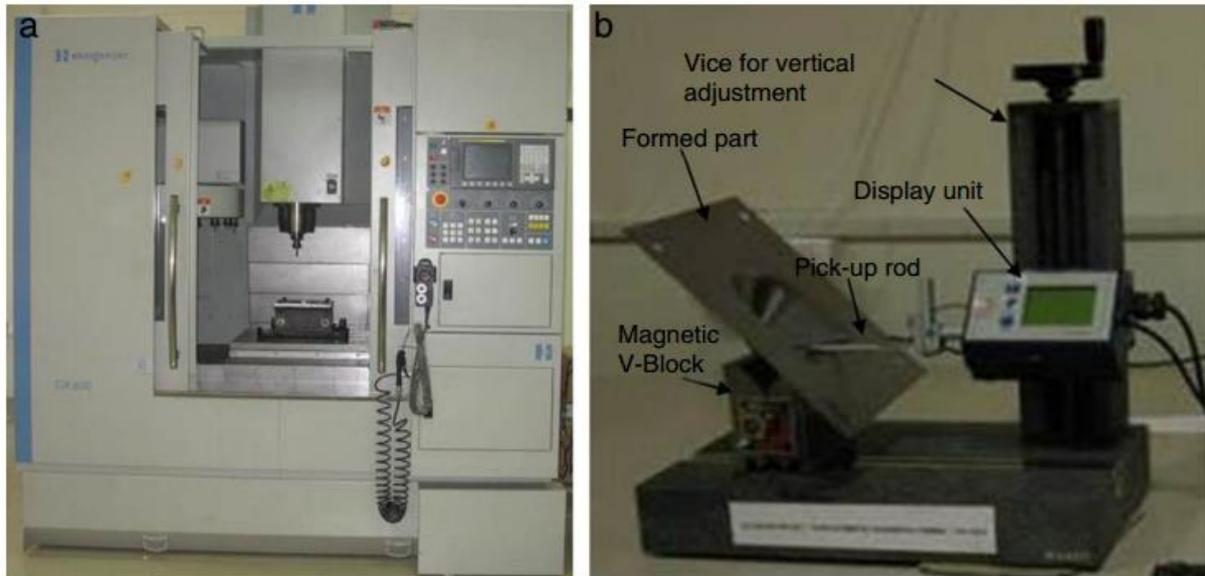


Figure 2-11 : Dispositif expérimental ; (a) fraiseuse utilisée ; (b) dispositif de mesure de la rugosité de la pièce formée

Tableau 7 : Variables utilisées et leur niveau de variation

Niveau	Diamètre de l'outil	Profondeur de passe	Inclinaison de la paroi	Vitesse d'avance	Lubrifiant
-1	6	0,15	35	700	MoS ₂ + Canola
0	10	0,3	45	900	Canola
1	14	0,45	55	1100	SAE

La base de données ainsi constituée donnant les variables expérimentales avec la rugosité correspondante est ainsi utilisée pour développer le réseau de neurones et la machine à régression de vecteur. Les tableaux 8, 9 et 10 donnent les paramètres utilisés pour déployer respectivement le réseau de neurones artificiel, le support à régression de vecteur et la programmation génétique.

Tableau 8 : Paramètres de contrôle du réseau de neurones

Paramètre pour l'ANN	
Nombre de couches cachées	1
Taille de la couche cachée	10
Fonction d'entraînement	Levenberg-Marquardt
Fonction de performance	SSE
Echantillon d'entraînement	90%
Echantillon test	5%
Echantillon de validation	5%

Tableau 9: Paramètres de contrôle du SVR

Paramètre pour le SVR	
Coût de la fonction	100
Epsilon (tolérance)	0,0001
Type de Kernel	RBF
Paramètre du Kernel	30

Tableau 10 : Paramètres de contrôle de la programmation génétique

Paramètre pour la programmation génétique	
Taille de la population	300
Nombre de génération	50
Nombre de gènes maximum	3
Profondeur maximale de l'arbre	6
Méthode de sélection	Tournoi
Probabilité de croisement	85%
Probabilité de reproduction	10%
Probabilité de mutation	5%
Fonction de justesse	R-squared
Fonctions utilisées	+, -, *, /

La détermination de l'efficacité de chaque technique est déterminée grâce au calcul du coefficient de corrélation R^2 donné par la relation II.4.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - f_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (II.4)$$

où y_i est la valeur expérimentale de la rugosité ; f_i la valeur prédite et \bar{y} la valeur moyenne.

c) Résultats

Les valeurs calculées du R^2 sont 0,954 ; 0,994 et 0,946 pour le réseau de neurones, le SVR et l'algorithme génétique respectivement. Ce qui traduit que le SVR est plus efficace dans la prédiction de la rugosité, suivi de l'algorithme génétique et enfin de la programmation génétique.

L'optimisation des paramètres machine par l'algorithme génétique donne les valeurs des paramètres machine présentées dans le tableau 11.

Tableau 11 : Paramètres optimaux pour l'obtention d'une rugosité R_a et R_z minimum

Paramètres variables	Valeurs optimales de paramètres pour un minimum	
	R_a	R_z
Diamètre de l'outil	10	10
Profondeur de passe	0,15	0,15
Inclinaison de la paroi	55	55
Vitesse d'avance	1100	700
Type de lubrifiant	-1	-1

II.5. SYNTHÈSE

Nombre de techniques ont été développées dans l'objectif de pouvoir prédire la valeur de la rugosité des pièces de manière intelligente. Le tableau 12 constitue une synthèse d'un certain nombre de travaux ayant été effectués dans ce sens et présentés dans ce document.

Tableau 12 : Quelques travaux sur la mesure intelligente de la rugosité.

Auteurs	Mesure conventionnelle utilisée	Paramètres variables considérées	Méthode(s) intelligente(s) étudiée(s)	Paramètres de rugosité mesurés	Observations
Marek Vrabel et al. (2012) [19]	Microscope	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vitesse d'avance, ▪ Vitesse de rotation force de poussée de perçage pour prédire	<ul style="list-style-type: none"> ▪ système 3-5-1 de Réseau de neurones 	Usure de l'outil	La phase d'entraînement du réseau de neurones prédit la rugosité avec une erreur RSM de 2,64%
		<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vitesse d'avance, ▪ Vitesse de rotation, 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ système 4-6-4-1 de Réseau de neurones 	R _a	

		<ul style="list-style-type: none"> ▪ Force de poussée de perçage, ▪ Usure de l'outil. ▪ 			
Rajesh M. et Dr.R Manu (2014) [20]	Surftest ; surface roughness tester	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vitesse de coupe, ▪ Vitesse d'avance, ▪ Profondeur de passe. ▪ pas latéral 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Response surface method (RSM) ; ▪ Réseau de neurones 	R _a , R _t	Prédiction de R _a et R _t avec une précision de 93.58% et 96.37 % respectivement.
Wan-Ju Lin et al. (2019) [21]	Rugosimètre 2-D de série SV-3200	Signal vibratoire	Deep neural network : <ul style="list-style-type: none"> ▪ FFT-DNN, ▪ FFT-LSTM, ▪ 1-D CNN 	R _a	Combiner des informations vibratoires aux modèles de réseau de neurones 1-D CNN et FFT-LSTM pour prédire la rugosité des pièces fraisées
Ulas Çaydas et Sami Ekici (2010) [12]		<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vitesse de coupe, 	SVM (LS-SVM), Spider SVM, SVM-	R _a	La prédiction de R _a se fait par le spider SVM avec un degré de corrélation R de 0,95715; le

		<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vitesse d'avance, la profondeur de passe 	KM, réseau de neurones artificiel		SVM-KM (R = 0.95602), le LS-SVM (R = 0.94496) et le réseau de neurones (R = 0.91451)
JuanLu et al. (2019) [22]		<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vitesse de coupe, ▪ Avance, ▪ Profondeur de passe, ▪ diamètre de l'outil 	<i>ABC-SVM</i>	Ra	Le ABC-SVM est plus performant que le DE-SVM, GA-SVM, et PSO-SVM dans la prédiction de la rugosité
Abhinav Sharma, Deepanshu Shrivastava, Harsh Pandey (2015) [15]		<ul style="list-style-type: none"> ▪ Voltage, avance et concentration 	Logique floue ; ANOVA (Analyse de la variance)	Ra	Prédiction de la rugosité avec une erreur inférieure à 7,33%
Biswajit Das, S. Roy, R.N. Rai et S.C. Saha (2016) [23]	Profilomètre 3D	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Ra, ▪ Rz, ▪ Fc (effort de coupe) 	Logique floue	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vitesse de coupe, ▪ Vitesse d'avance, ▪ Profondeur de passe 	La vitesse de coupe est le facteur influençant le plus la qualité de l'usinage.

<p>Ngongang Ludovic (2017) [24]</p>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Microscope VP eye 6, ▪ Rugotests visotactiles ▪ Rugosimètre de type SRT-6210 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Pourcentage de carbone du matériau ▪ Temps de coupe 	<p>Logique floue</p>	<p>Ra</p>	<p>La précision obtenue du modèle flou est de 98.76 et 97.06% respectivement pour l'outil ARS et carbure de tungstène au tournage et 98,46 et 98,12% pour les mêmes outils au fraisage.</p>
<p>Shahriar Jahan Hossain et Nafis Ahmad (2012) [25]</p>		<ul style="list-style-type: none"> ▪ Inclinaison de l'axe de la fraiseuse, ▪ Vitesse de la broche ▪ Vitesse d'avance suivant l'axe y ▪ Avance suivant l'axe x ▪ profondeur de passe 	<p>ANFIS</p>	<p>Ra</p>	<p>Le model ANFIS a été capable de prédire la rugosité avec une déviation moyenne des données entrainées de l'ordre de 0.003014%.</p>

<p>Kuldip Singh Sangwan, Sachin Saxena et Girish Kant (2015) [26]</p>	<p>Appareil de mesure Talysurf 50</p>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Avance, ▪ Profondeur de passe ▪ Vitesse de rotation de la broche 	<p>Réseau de neurone + algorithme génétique</p>	<p>R_a</p>	<p>Les paramètres optimums sont : Vitesse de coupe : 80 m/min Vitesse d'avance : 0,06 mm/rev Profondeur de passe : 1mm Pour une rugosité de 0.3083 μm; la rugosité mesurée étant de 0.2975μm</p>
<p>Suresh Kurra et al. (2015) [18]</p>	<p>Méthode du stylet</p>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vitesse d'avance, ▪ Diamètre de l'outil, ▪ Profondeur de passe, ▪ Inclinaison de la paroi, ▪ type de lubrifiant 	<p>Réseau de neurones, support à régression de vecteurs (SVR), programmation génétique+ algorithme génétique</p>	<p>R_a, R_z</p>	<p>Les valeurs calculées du R^2 sont 0,954 ; 0,994 et 0,946 pour le réseau de neurones, le SVR et l'algorithme génétique respectivement</p>

II.6. CONCLUSION

L'apprentissage automatique s'avère être un outil moderne puissant pour la détermination de la rugosité des pièces usinées en générale et fraisées en particulier. Ce qui suscite notre intérêt est la large utilisation du réseau de neurones artificiel et l'efficacité des techniques hybrides. Cette étude se penchera donc de manière plus approfondie à la détermination des valeurs de rugosité des pièces fraisées grâce au réseau de neurones artificiel en particulier. De ce fait, nous investiguerons les valeurs obtenues des rugosités en considérant comme paramètres principaux la vitesse d'avance, la profondeur de passe et la lubrification qui quasi absente dans la littérature.

Chapitre 3 : MATÉRIELS ET MÉTHODE

La réalisation de notre travail se fait par l'étude de l'efficacité de la technique d'apprentissage choisie, notamment l'ANN dans la détermination de la rugosité moyenne (Ra). Les paramètres variables étant : la vitesse d'avance, la profondeur de passe et la lubrification. Nous présentons ainsi le matériel nécessaire pour le parachèvement de cette étude, définissons un design expérimental et une méthode d'étude dans le but ultime d'implémenter la méthode de mesure intelligente par le réseau de neurones sous Matlab R2017b.

III.1. ÉCHANTILLONS	55
III.1.1. Spécimens	55
III.1.2. Matériels	56
III.1.3. Préparation des échantillons	57
III.2. MESURE CONVENTIONNELLE DE LA RUGOSITÉ	57
III.2.1. Matériels	58
III.2.2. Protocole de mesure.....	58
III.3. MESURE INTELLIGENTE DE LA RUGOSITÉ.....	60
III.3.1. Matériels	60
III.3.2. Identification des paramètres.....	61
III.3.3. Méthode de traitement	62
III.4. CONCLUSION.....	67

III.1. ÉCHANTILLONS

La réalisation de cette étude passe par l'usinage d'un certain nombre d'échantillons dont les caractéristiques sont ci-dessous représentées.

III.1.1. Spécimens

a) Matériau

Notre étude va se restreindre à un seul type de matériau. Le matériau utilisé ici est un acier non allié contenant 0,32% de carbone : le C30. Une étude spectrométrique de masse effectuée dans l'entreprise « Les ACIERIES DU CAMEROUN S.A » a permis de générer le tableau 13 qui en constitue la composition chimique complète.

Tableau 13 : Composition chimique complète du matériau étudié

Elément d'alliage	Fe	C	Si	Mn	P	S	Cr	Mo
Test 1	97.5	0.327	0.254	0.825	0.0306	0.0640	0.167	0.0316
Test 2	97.6	0.312	0.248	0.786	0.0291	0.0396	0.167	0.0315
Moyenne	97.6	0.320	0.251	0.806	0.0298	0.0518	0.167	0.0315
Elément d'alliage	Ni	Al	Co	Cu	Nb	Ti	V	W
Test 1	0.0365	0.0626	0.0042	0.0234	0.0047	0.0027	0.0049	<0.0150
Test 2	0.0320	0.0616	0.0047	0.0232	0.0049	0.0031	0.0039	0.0151
Moyenne	0.0343	0.0621	0.0045	0.0233	0.0048	0.0029	0.0044	<0.0150
Elément d'alliage	Pb	Sn	B	Ca	Zr	Bi	As	Sb
Test 1	<0.0100	0.0549	0.0010	0.0006	0.0103	<0.0100	0.0254	0.0601
Test 2	<0.0100	0.0563	0.0010	0.0006	0.0110	<0.0100	0.0262	0.0812
Moyenne	<0.0100	0.0556	0.0010	0.0006	0.0106	<0.0100	0.0258	0.0706

b) Géométrie

Nous avons utilisé comme spécimens des pièces cylindriques de diamètre 50mm. La figure 3-1 présente la géométrie de ces spécimens.



Figure 3-1 : Spécimens étudiés

III.1.2. Matériels

a) La machine-outil

Il s'agit d'une fraiseuse universelle G-Vernier Paris présentée à la figure 3-2.



Fraiseuse verticale G-Vernier Paris

Table à fente 1200* 300 mm

Débattement de 500mm

Prise triphasée 416V

Avec tête de séparation, pince et tête supplémentaire

Environ 2 tonnes

Figure 3-2: Fraiseuse universelle

b) L'outil de coupe

Nous avons utilisé deux fraises deux tailles (2T) cylindriques en acier rapide. La figure 3-3 indique à gauche une fraise de diamètre 30mm et à 6 dents utilisée pour les ébauches et à droite comme une fraise de diamètre 20mm et à deux dents, utilisée pour les finitions et la prise de mesure.



Figure 3-3: Fraises utilisées

III.1.3. Préparation des échantillons

La mesure de la rugosité se fera de préférence de manière latérale. De ce fait, nous réaliserons au préalable un méplat sur la pièce, puis effectuerons les différentes mesures.

La course de la sonde étant de 17,5mm, nous considérerons une portée du méplat de 30mm.

III.2. MESURE CONVENTIONNELLE DE LA RUGOSITÉ

Elle nous permettra de posséder des données d'évaluation fiables pour la mesure intelligente que nous allons déployer. Nous pourrons ainsi obtenir des valeurs des rugosités par des moyens validés par les normes.

III.2.1. Matériels

a) Appareil de mesure

La figure 3-4 nous montre une image de l'appareil utilisé ainsi que ses caractéristiques. Il s'agit d'un rugosimètre SRT 6210.



Paramètres mesurés : Ra, Rz, Rq, et Rt

Précision : < 10%

Profil digital des filtres : RC, PC-RC, Gauss, D-P

Longueur d'onde de coupure : 0,25 ; 0,8 et 2,5

Figure 3-4 : Rugosimètre SRT 6210

b) Dispositif de mesure sur site

L'expérimentation se faisant sur site, chaque mesure étant prise après une opération de fraisage, nous avons utilisé un dispositif de mesure sur site de la rugosité. Dispositif conçu et réalisé par M. TOUKAP Brice dans le cadre de son mémoire de fin d'étude à l'ENSET d'Ebolowa et présenté à la figure 3-5.



Déplacement horizontal maximal porte rugosimètre :
200mm

Déplacement vertical maximal du porte rugosimètre :
190mm

Rotation maximale du porte caméra : 180°

Figure 3-5: Règlo-mètre de mesure de la rugosité

III.2.2. Protocole de mesure

La figure 3-6 illustre le dispositif expérimental ainsi que le processus de mesure

La mesure de la valeur de la rugosité est faite après chaque usinage ; le protocole de mesure étant présentée à la figure 3-7.



Figure 3-6: Processus de mesure de la rugosité sur site

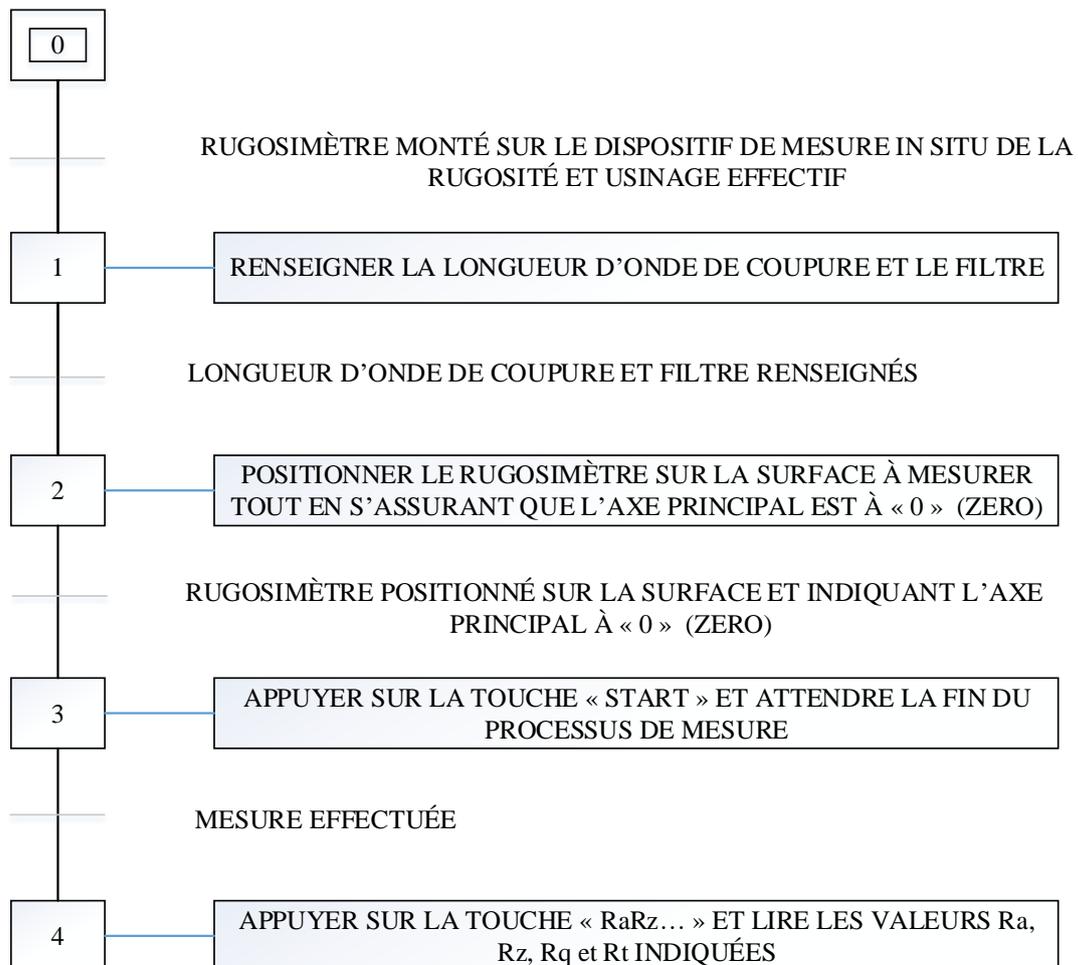


Figure 3-7 : Processus de mesure de la rugosité

III.3. MESURE INTELLIGENTE DE LA RUGOSITÉ

Elle se base sur le réseau de neurones artificiel. On considère de ce fait un certain nombre de paramètres variables que l'on organise suivant un ensemble de combinaisons. Puis on enregistre les valeurs des rugosités correspondantes pour chaque combinaison de paramètres après expérimentation. Un entraînement du réseau de neurones nous permettra ainsi de pouvoir prédire les paramètres de rugosité pour tout type combinaison de ces variables.

III.3.1. Matériels

a) Dispositif d'acquisition d'images

Dans le but de pouvoir visualiser les surfaces étudiées, il nous a paru important de capturer l'image de chaque surface usinée. Nous utiliserons de ce fait :

- un microscope MV-900 connecté à un ordinateur et présenté par la figure 3-8.



Fréquence d'images max : 30Fps sous 600 lux de luminosité

Agrandissement : 10X-200X

Résolution : 680*480 up to 3200*2400

Hardware interface : USB2.0

Capteur d'image : capteur de couleur CMOS
1280*1024 pixels

Mise au point : manuel de 10 mm-infini

Source de lumière : lumière blanche LED*4

Figure 3-8: Microscope MV-900

b) Environnement de traitement des données

Un ordinateur par lequel s'effectue l'enregistrement des images et dont les caractéristiques sont présentées dans le tableau 14.

Tableau 14: ordinateur portable utilisée pour l'enregistrement d'images

Marque	Système d'exploitation	Type de système	RAM	Processeur
ASUS	Windows 10 Professional	Système 64 bits	8Go	Intel(R) Core™i5-5200u CPU@ 2.20 GHz

c) Plateforme de traitement des données

Le logiciel utilisé pour le développement de l'algorithme est Matlab dans sa version R2017b.

III.3.2. Identification des paramètres

Nous utiliserons trois (3) paramètres variables. Il s'agira de la vitesse d'avance, de la profondeur de passe et de la lubrification.

a) Paramètres machine

Ce sont :

- la fréquence de rotation de la broche (N) données par la formule :

$$N = \frac{1000 V_c}{\pi D} \quad (III.1)$$

Hypothèse : les vitesses d'avance de faible ordre permettent d'obtenir des valeurs de rugosités faibles.

La pièce étant en acier non allié, l'outil en acier rapide et dans le souci d'obtenir des valeurs de rugosités faibles, nous prendrons comme vitesse de coupe : $V_c = 50 \text{ m/min}$.

Le diamètre de la fraise étant : $D = 20 \text{ mm}$; on obtient :

$$N = \frac{1000 \times 50}{\pi \times 20} = 795,775 \text{ tr/min}$$

- la vitesse d'avance (V_f) en mm/min définie par :

$$V_f = Nf = Nzf_z = 1591,549f_z \quad (III.2)$$

La vitesse de coupe choisie correspond selon le tableau 1 à des vitesses d'avance par dent allant de 0,03 à 0,1 mm/dent/tour. La fraise utilisée ayant 2 dents et la vitesse d'avance faisant partie des paramètres variables, elle se déterminera grâce à la relation 3.2.

Les valeurs considérées de la vitesse d'avance par dent sont : 0,03 ; 0,05 ; 0,07 et 0,8 mm/dent/tour. Ce qui correspond aux vitesses d'avance de 47,746 ; 79,577 ; 111,408 et 127,324 mm/min respectivement.

b) Paramètres de contrôle

Le tableau 15 présente les plages de variation des différents paramètres de contrôle. L'absence de lubrification est affectée du coefficient -1 et la présence de lubrification du coefficient 1.

Tableau 15 : Plages de valeurs des paramètres de contrôle

Paramètres de contrôles						
Paramètres	Symboles	Niveaux				Unité
		1	2	3	4	
Vitesse d'avance	V_f	47,746	79,577	111,408	127,324	mm/min
Profondeur de passe	p	0.2	0,4	0,5	0,6	mm
Lubrification	Lub	-1	1	/	/	/

L'obtention des paramètres d'usinage se fera suivant trente-deux (32) combinaisons des différentes valeurs de paramètres de contrôle.

III.3.3. Méthode de traitement

a) Mode opératoire

Il est présenté par le graphe de la figure 3-9.

b) Protocole

- **Architecture du réseau de neurone**

Comme indiqué, la méthode intelligente de détermination de la rugosité sera basée sur le réseau de neurones artificiel. L'architecture du réseau de neurones utilisée est comme illustrée à la figure 3-10, une architecture 3-10-1.

- **Paramètres d'implémentation**

- Les paramètres utilisés pour le déploiement du réseau de neurones sont résumés dans le tableau 16.

Tableau 16: Paramètres du programme ANN

Nombre d'expérimentations	Pourcentage de données d'entraînement	Pourcentage de données de test	Pourcentage de données de validation	Fonction d'activation	Fonction d'évaluation
28	50	30	20	Levenberg-Marquardt à rétropropagation	MSE

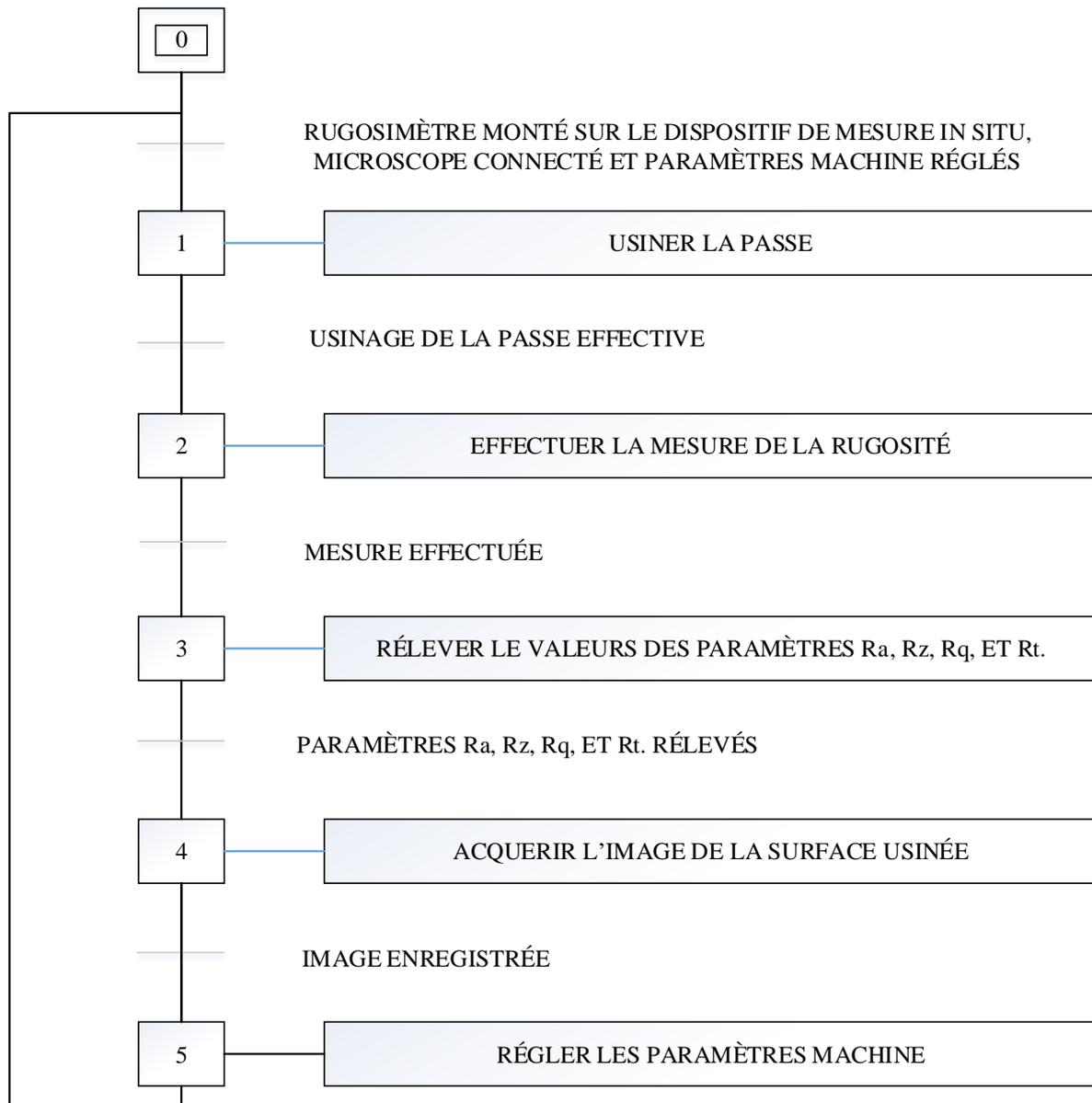


Figure 3-9: Mode opératoire

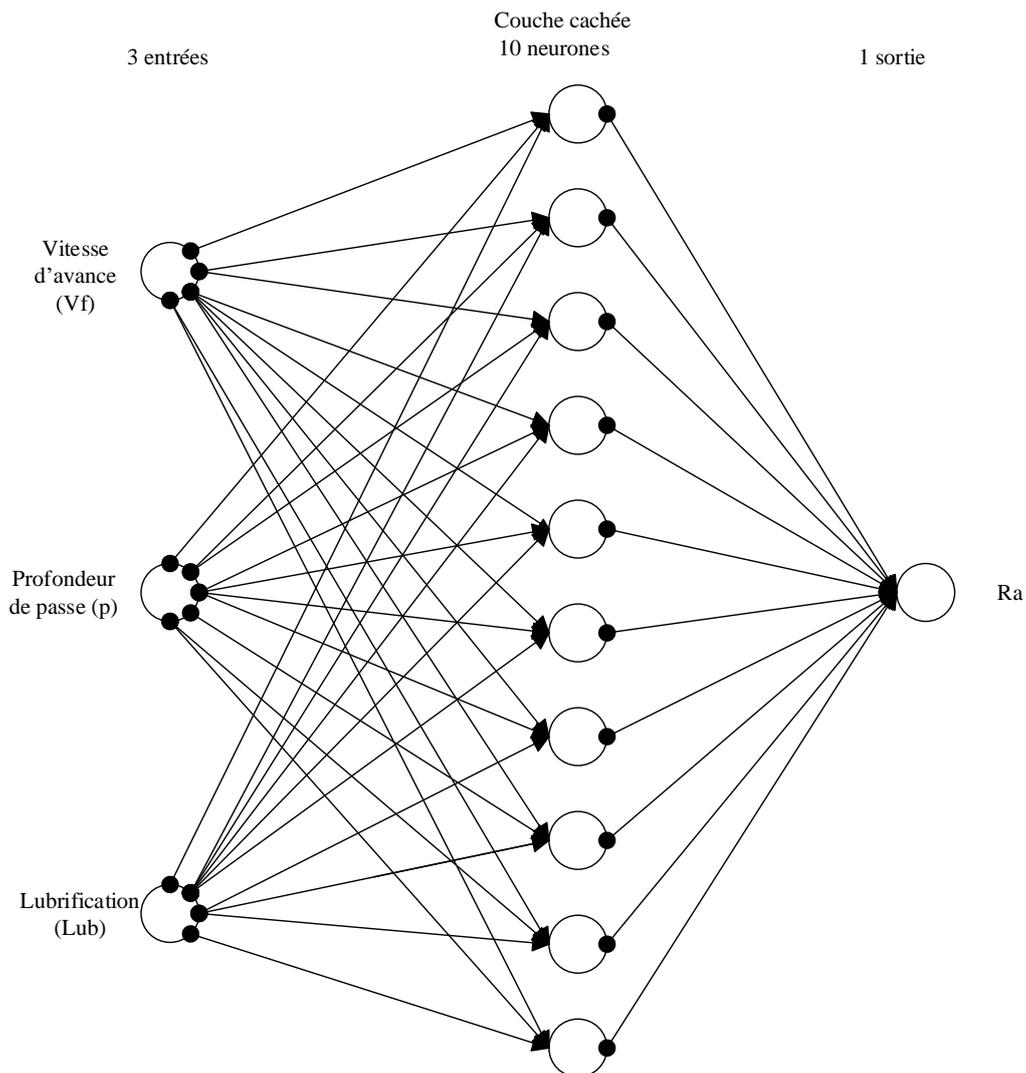


Figure 3-10: Architecture du réseau de neurone utilisée

▪ **Méthodologie d'exploitation de résultats**

Nous exécuterons l'étude (apprentissage du réseau de neurones, test et validation) sur vingt-huit (28) mesures. Nous utiliserons par la suite les quatre (4) mesures restantes pour juger de l'efficacité de nos résultats. Les tableaux 17 et 18 présente les valeurs d'expérimentation pour les quatre niveaux et la figure 3-11 quelques images de la base de données de 32 images.

Tableau 17: Valeurs des rugosités après expérimentation ; Vitesses d'avance (V_f) niveaux 1 et 2

Rugosités mesurées après expérimentation								
V _f niveau 1								
N°	V _f calculées (mm/min)	V _f choisies (mm/min)	Paramètres variables		Paramètres de rugosité			
			P (mm)	Lub*	Ra (µm)	Rz (µm)	Rt (µm)	Rq (µm)
1	47.746	45	0,2	-1	0,352	0,997	1,006	0,382
5			0,2	1	0,345	0,909	0,917	0,398
2			0,4	-1	0,369	0,968	1,015	0,403
6			0,4	1	0,325	0,919	0,928	0,38
3			0,5	-1	0,377	1,067	1,078	0,432
7			0,5	1	0,167	0,473	0,478	0,192
4			0,6	-1	0,44	2,892	2,968	0,517
8			0,6	1	0,375	1,107	1,183	0,398
V _f niveau 2								
9	79,577	69	0,2	-1	0,347	0,882	0,913	0,369
13			0,2	1	0,345	1,406	1,518	0,362
10			0,4	-1	0,389	1,102	1,123	0,412
14			0,4	1	0,358	0,949	0,965	0,39
11			0,5	-1	0,385	1,345	1,347	0,409
15			0,5	1	0,381	1,118	1,131	0,401
12			0,6	-1	0,357	1,034	1,037	0,389
16			0,6	1	0,399	1,215	1,213	0,381

* : -1 pour les surfaces non lubrifiées, 1 pour les surfaces lubrifiées

Tableau 18: Valeurs des rugosités après expérimentation ; Vitesses d'avance (V_f) niveaux 3 et 4

Rugosités mesurées après expérimentation								
V _f niveau 3								
N°	V _f calculées (mm/min)	Paramètres variables			Paramètres de rugosité			
		V _f choisies (mm/min)	P (mm)	Lub*	Ra (µm)	Rz (µm)	Rt (µm)	Rq (µm)
17	111,48	86	0,2	-1	0,458	1,205	1,236	0,45
21			0,2	1	0,365	0,899	0,945	0,417
18			0,4	-1	0,495	1,312	1,341	0,513
22			0,4	1	0,528	1,493	1,508	0,585
19			0,5	-1	0,715	1,856	1,874	0,743
23			0,5	1	0,411	1,253	1,286	0,465
20			0,6	-1	0,617	1,706	1,724	0,696
24			0,6	1	0,612	1,732	1,749	0,655
V _f niveau 4								
25	127,324	110	0,2	-1	0,485	1,348	1,395	0,595
29			0,2	1	0,464	1,273	1,364	0,481
26			0,4	-1	0,582	1,612	1,637	0,625
30			0,4	1	0,562	1,565	1,633	0,616
27			0,5	-1	0,575	1,587	1,67	0,598
31			0,5	1	0,695	1,767	1,782	0,756
28			0,6	-1	0,607	1,718	1,735	0,679
32			0,6	1	0,59	1,668	1,685	0,656

* : -1 pour les surfaces non lubrifiées, 1 pour les surfaces lubrifiées

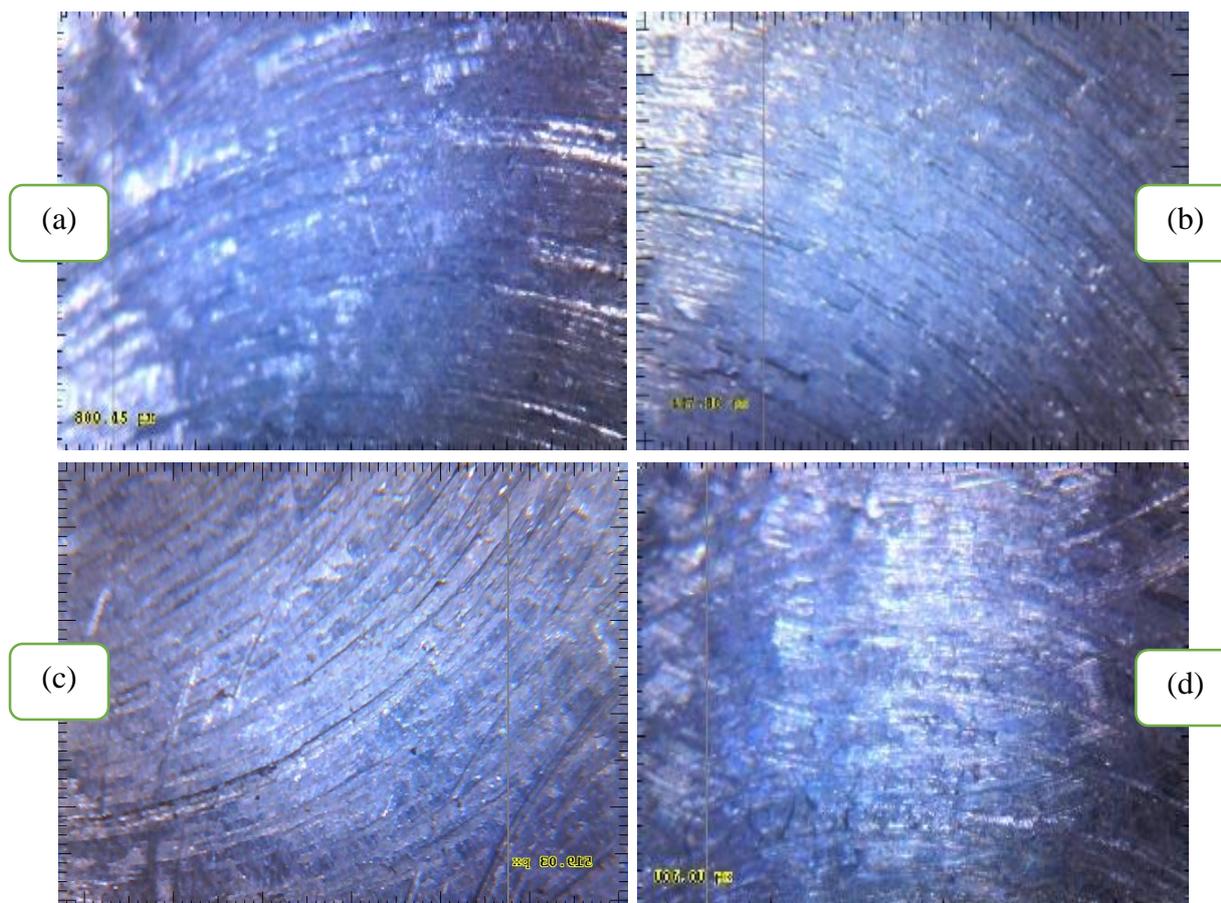


Figure 3-11: Quelques images des surfaces étudiées (a) : (avance : 45mm/tr ; passe : 0,4 ; lubrification -1). (b) : (avance : 45mm/tr ; passe : 0,6 ; lubrification -1). (c) : (avance : 69mm/tr ; passe : 0,2 ; lubrification 1). (d) : (avance : 110mm/tr ; passe : 0,4 ; lubrification -1)

III.4. CONCLUSION

La mise sur pied de notre méthode de détermination intelligente de la rugosité nécessite une expérimentation et un ensemble de données à utiliser pour entraîner le réseau de neurones. Pour cela il était nécessaire de décrire dans les détails les différents paramètres utilisés dans notre expérimentation. Nous avons ainsi présenté les matériels et matériau utilisés ainsi que les différents paramètres variables. Cela nous a permis après expérimentation de pouvoir obtenir une table contenant les différentes valeurs des rugosité R_a , R_z , R_t , et R_q pour 32 mesures et les images associées.

Chapitre 4 : RÉSULTATS ET DISCUSSION

Les mesures expérimentales présentées dans le chapitre précédent sont utilisées ici afin de pouvoir entraîner, tester et valider un algorithme de réseau de neurones artificiel. Nous déployons l'algorithme de prédiction par le réseau de neurones sous Matlab R2017b en utilisant vingt-huit (28) des trente-deux (32) résultats de mesure. Nous testons par la suite l'efficacité de l'algorithme sur les quatre (4) valeurs restantes.

IV.1. RÉSULTATS.....	69
IV.1.1. Résultats graphiques	69
IV.1.2. Rugosités prédites versus rugosités mesurées	71
IV.2. MISE SUR PIED D'UNE APPLICATION	74
IV.2.1. Interface visuelle.....	74
IV.2.2. Utilisation	75
IV.3. CONCLUSION.....	76

IV.1. RÉSULTATS

IV.1.1. Résultats graphiques

a) Distribution des erreurs d'approximation

La figure 4-1 permet de visualiser les déviations au niveau de la distribution des erreurs d'approximation obtenues.

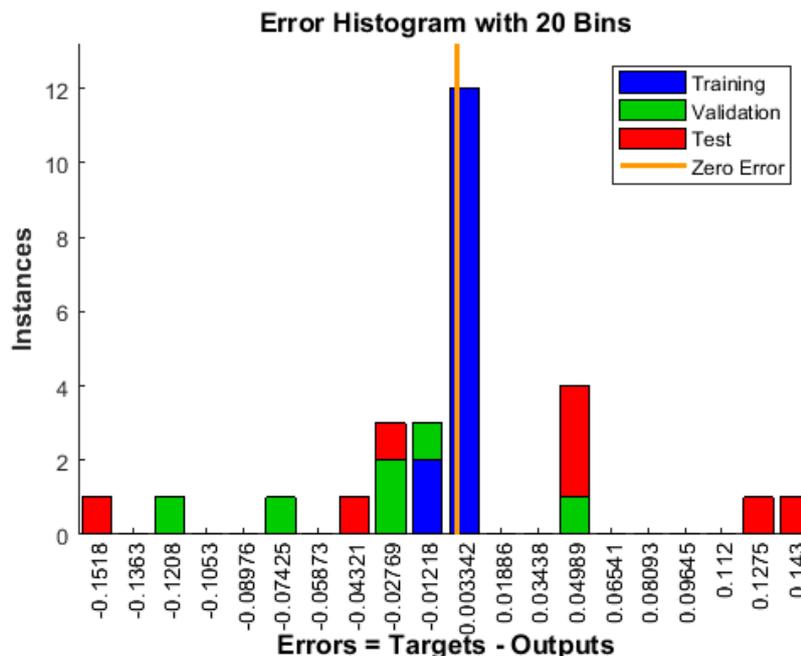


Figure 4-1 : Distribution des erreurs d'approximation

On remarque que les erreurs obtenues sont concentrées autour de certaines valeurs. Certaines erreurs obtenues pendant les tests et la validation sont assez éloignées de de zéro. Cela traduit une difficulté de l'algorithme à approcher suffisamment bien les valeurs des données choisies pour certaines combinaisons de données.

b) Performance de l'implémentation

La performance de l'implémentation est représentée à la figure 4-2.

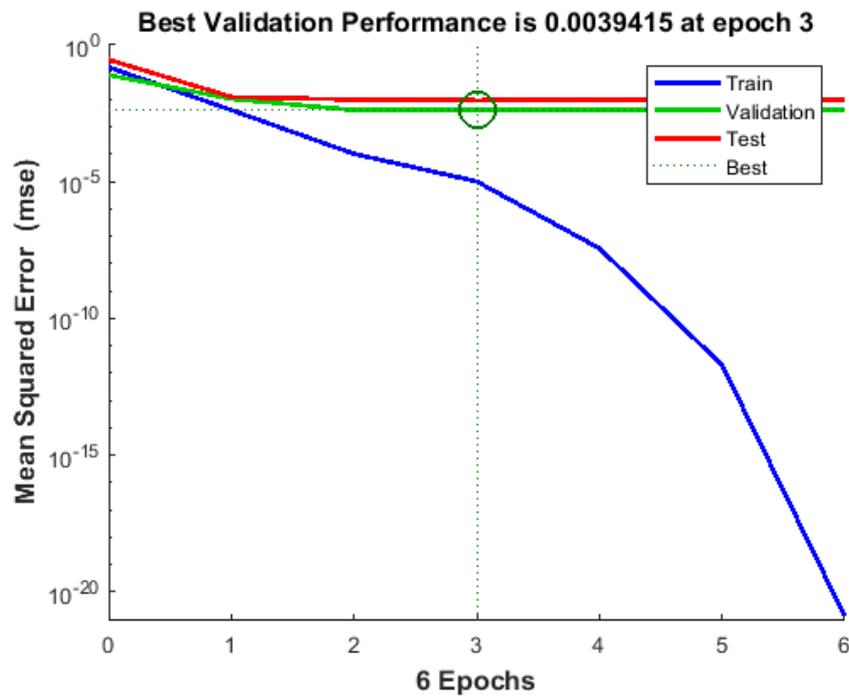


Figure 4-2 : Performance du réseau de neurones implémenté

La performance obtenue dans la phase d'entraînement s'améliore considérablement au cours de la compilation. Les performances des données de test et de validation quant à elles deviennent rapidement constante ; de ce fait l'erreur quadratique moyenne atteint dès la deuxième itération une valeur quasi constante.

c) Courbes de régression

Les courbes de régression des données d'entraînement, de test et de validation sont illustrées dans la figure 4-3.

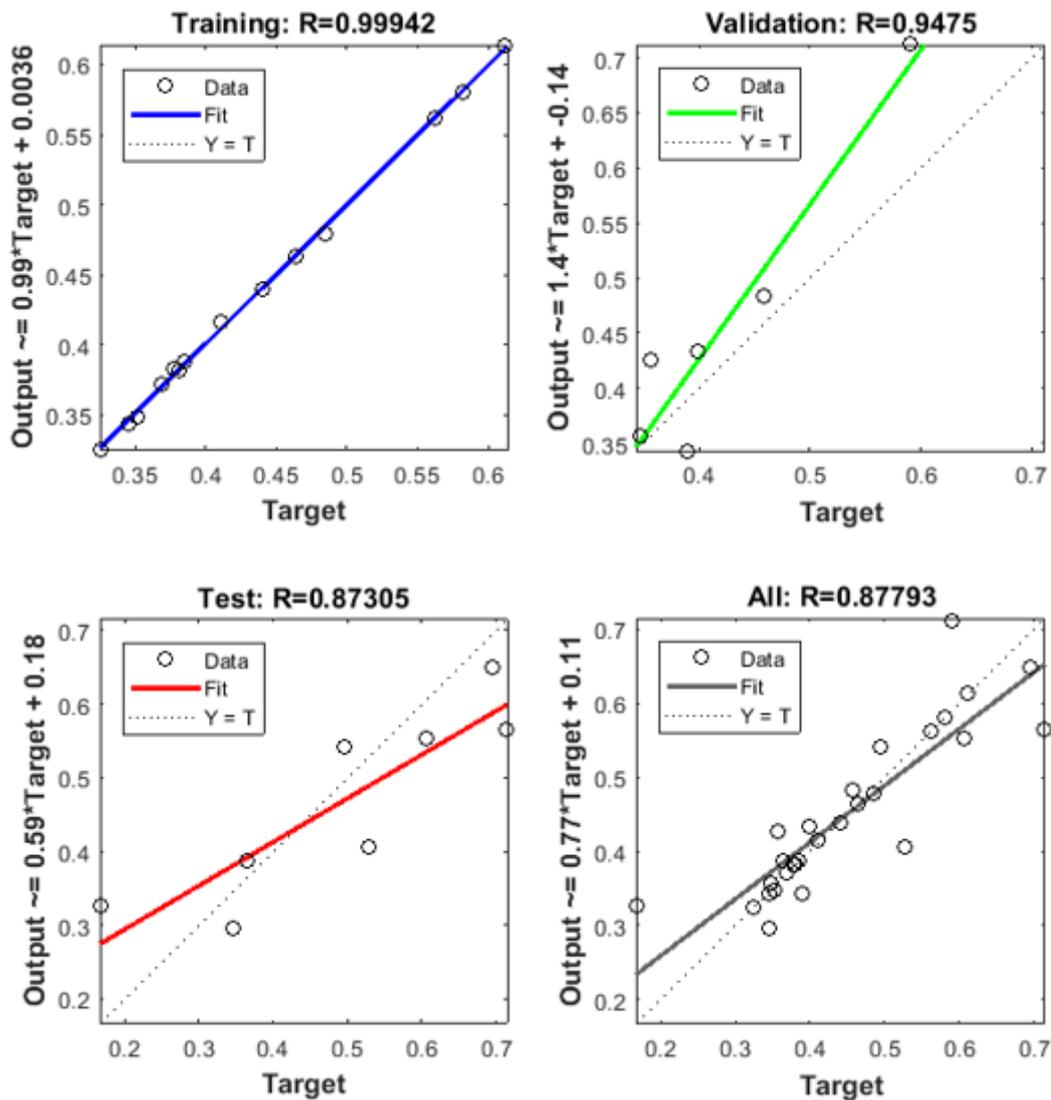


Figure 4-3 : Courbes de régression obtenues

Les performances pour les trois groupes de données d'entraînement et de validation se traduisent par un R^2 supérieur à 0,94. La performance globale ainsi que la performance de la phase de test sont traduites par un R^2 diminué (0,87793 et 0,87305 respectivement) à cause d'un certain nombre de points isolés.

IV.1.2. Rugosités prédites versus rugosités mesurées

a) Données de déploiement de l'algorithme

Le tracé de la figure 4-4 permet comparer les valeurs des rugosités prédites par l'ANN à celles obtenues de manière expérimentale.

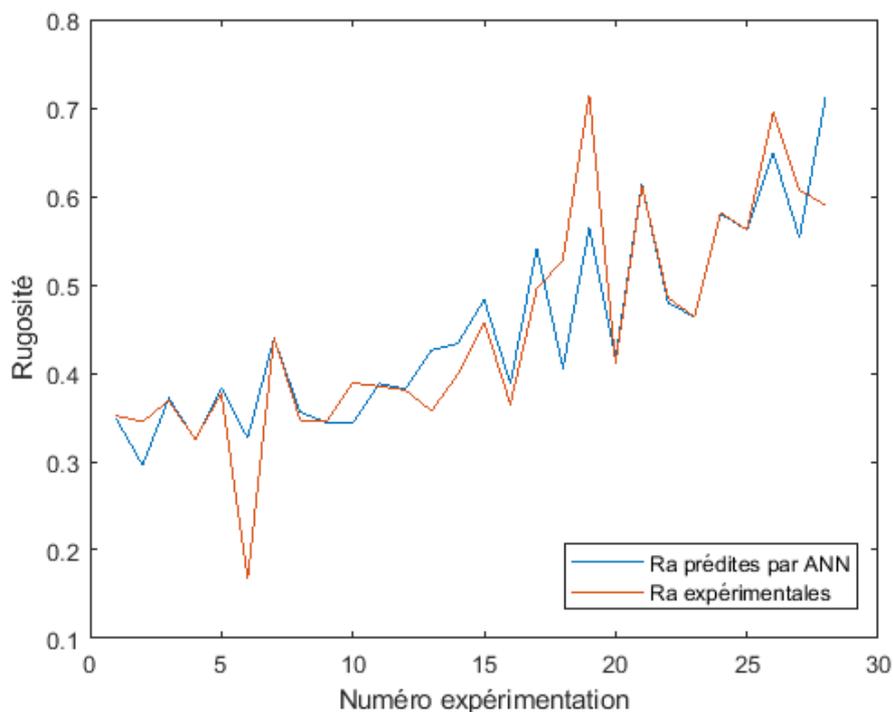


Figure 4-4 : Comparaison des valeurs prédites par ANN aux valeurs expérimentales

L'approximation point par point n'est pas optimale. Toutefois, on observe une bande dans laquelle se trouve la plupart des valeurs des rugosités expérimentales et prédites par ANN. Les valeurs calculées de la rugosité ainsi que l'erreur correspondante sont présentées dans le tableau 19.

Tableau 19: Pourcentage d'erreur des données prédites par ANN.

N°	V _f (mm/tr)	P (mm)	Lub*	Ra expérimentales (µm)	Ra calculées par l'ANN (µm)	% d'erreur
1	45	0,2	-1	0,352	0,3484	-1,023
2	45	0,2	1	0,345	0,2959	-14,232
3	45	0,4	-1	0,369	0,3718	0,759
4	45	0,4	1	0,325	0,325	0,000
5	45	0,5	-1	0,377	0,3833	1,671
6	45	0,5	1	0,167	0,3266	95,569
7	45	0,6	-1	0,44	0,4394	-0,136
8	45	0,6	-1	0,375	-	-

N°	V _f (mm/tr)	P (mm)	Lub*	Ra expérimentales (µm)	Ra calculées par l'ANN (µm)	% d'erreur
9	69	0,2	-1	0,347	0,3559	2,565
10	69	0,2	1	0,345	0,3441	-0,261
11	69	0,4	-1	0,389	0,3433	-11,748
12	69	0,4	-1	0,358	-	-
13	69	0,5	-1	0,385	0,3881	0,805
14	69	0,5	1	0,381	0,382	0,262
15	69	0,6	-1	0,357	0,4261	19,356
16	69	0,6	1	0,399	0,4336	8,672
17	86	0,2	-1	0,458	-	-
18	86	0,2	1	0,365	0,4833	5,524
19	86	0,4	-1	0,495	0,3882	6,356
20	86	0,4	1	0,528	0,5413	9,354
21	86	0,5	-1	0,715	0,4059	-23,125
22	86	0,5	1	0,411	0,5642	-21,091
23	86	0,6	-1	0,617	0,4164	1,314
24	86	0,6	1	0,612	0,6135	0,245
25	110	0,2	-1	0,485	0,4793	-1,175
26	110	0,2	1	0,464	0,4637	-0,065
27	110	0,4	-1	0,582	0,5802	-0,309
28	110	0,4	1	0,562	0,562	0,000
29	110	0,5	-1	0,575	-	-
30	110	0,5	1	0,695	0,6493	-6,576
31	110	0,6	-1	0,607	0,5531	-8,880
32	110	0,6	1	0,59	0,7119	20,661

* : -1 pour les surfaces non lubrifiées, 1 pour les surfaces lubrifiées

Utilisées pour l'évaluation sur des données inconnues du réseau de neurones

L'approximation par l'ANN donne des résultats excellents pour un certain nombre de valeurs, avec un pourcentage d'erreur inférieur à 1%. Toutefois on observe des sauts importants au niveau de certaines données. Ceci pourrait être dû aux bruits issus de l'usinage et de la mesure :

vibrations de la machine et par conséquent de l'outil ; position de l'appareil de mesure sur la surface ; la mesure effectuée est linéique et ne donne qu'une information partielle sur la rugosité réelle.

L'erreur moyenne obtenue est de 9,348%. On considère donc que l'algorithme mis sur pied donne une approximation satisfaisante des valeurs des rugosité ; connaissant la vitesse d'avance, la profondeur de passe et le fait que la surface ait été lubrifiée ou non avec une précision de 90.652% ;

Le tableau 20 présente les résultats obtenus sur de nouvelles données. Ce sont les quatre (4) retirées lors de l'implémentation. Ceci nous permet d'apprécier le comportement de l'algorithme sur des valeurs aléatoires.

b) Données nouvelles pour l'algorithme

Tableau 20: Prédiction de la rugosité pour de nouvelles données

N°	Vf	p	Lub	Ra expérimentale	Ra prédite par l'ANN	% d'erreur
8	45	0,6	1	0,375	0,3397	-9,413
14	69	0,4	1	0,358	0,3832	7,039
17	86	0,2	-1	0,458	0,3432	-25,066
27	110	0,5	-1	0,575	0,5612	-2,400

La moyenne des erreurs pour les nouvelles données considérées est de 10,979%. Ce qui contribue de manière notable à la validation de la technique utilisée, malgré un saut important.

IV.2. MISE SUR PIED D'UNE APPLICATION

Afin de pouvoir utiliser cet algorithme pour une variété de données nous avons mis sur pied une application dénommée *RugoApp* et pouvant être partagée à plusieurs utilisateurs.

IV.2.1. Interface visuelle

La figure 4-5 présente l'interface visuelle adopté, avec les résultats d'un essai.

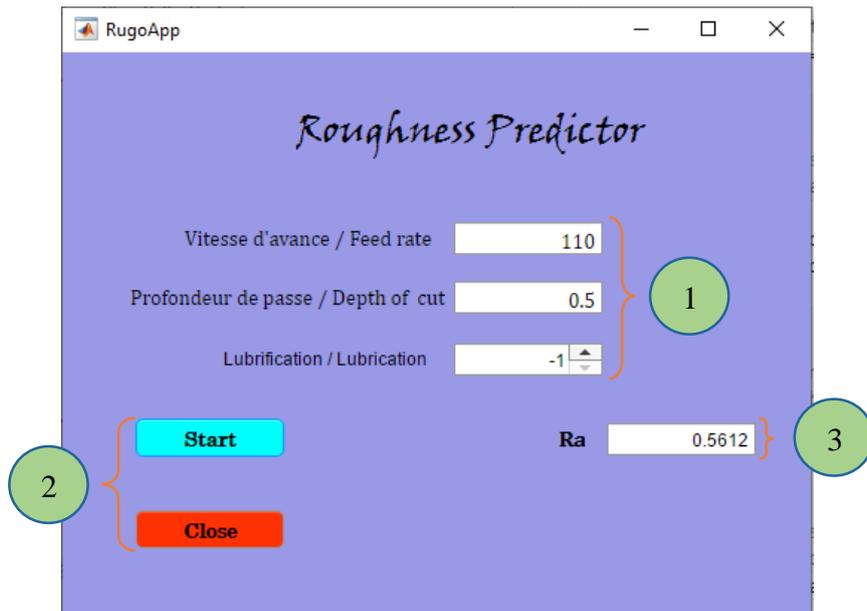


Figure 4-5: Interface utilisateur du RugoApp. (1) variables d'entrée ; (2) actionneurs ; (3) élément de sortie

IV.2.2. Utilisation

L'application *RugoApp* permet de déterminer une valeur approchée de la rugosité des pièces fraisées avec comme données d'entrée :

a) Les variables d'entrée (1)

- la vitesse d'avance : elle s'étend de 0 à 400 mm/min et le délimiteur des décimales est le point(.)
- la profondeur de passe : elle est minorée à 0 et ne possède pas de valeur limite supérieur. Le délimiteur des décimales est le point (.)
- la lubrification : elle admet deux valeurs ; -1 pour l'absence de lubrification et 1 pour la lubrification effective.

b) Les actionneurs (2)

Ce sont :

- le bouton « Start » : une fois les données d'entrée introduites, il permet de générer la valeur correspondante de la rugosité prédite par l'ANN.
- le bouton « Close » quant à lui permet de quitter l'interface.

c) L'élément de sortie (3)

C'est là où est affichée la valeur calculée de la rugosité arithmétique.

IV.3. CONCLUSION

La mise sur pied de l'algorithme de mesure intelligente de rugosité par le réseau de neurones a été présentée dans ce chapitre. De l'architecture du réseau de neurones aux résultats produits après déploiement. On observe des sauts importants pour certaines données, ce qui peut être dû aux bruits lors de l'usinage et de la mesure. On obtient un R^2 de 0,99942 pour l'entraînement, 0,87305 pour les tests ; 0,9475 pour la validation et 0,87793 pour l'ensemble des données. La précision de l'algorithme est estimée à 90,652%.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Nous avons étudié dans ce mémoire une méthode intelligente de détermination de la rugosité. Il s'agissait de mettre sur pied un algorithme de prédiction de la rugosité arithmétique moyenne des surfaces fraisées à l'aide d'une méthode d'apprentissage automatique : le réseau de neurones artificiel (ANN).

Pour ce faire, il nous a fallu dans un premier chapitre étudier les notions relatives aux surfaces fraisées : les paramètres de surface ; les formes et qualités d'états de surface obtenues par fraisage. Dans un second chapitre nous nous sommes attelés à résumer et évaluer certaines recherches basées sur la mesure intelligente de la rugosité. Le chapitre suivant nous a permis de mettre sur pied les bases de notre travail. Nous y avons présenté le matériau, matériels et protocoles utilisés lors de nos expérimentations. 32 combinaisons de variables d'usinage que sont la vitesse d'avance, la profondeur de passe et la lubrification ; nous ont permis de mettre sur pied une base de données des rugosités R_a , R_z , R_t , R_q ainsi qu'une base de données images. L'ultime chapitre a été réservé à la présentation des résultats d'implémentation. L'architecture adoptée pour le réseau de neurones est une architecture 3-10-1 ; les données d'entrée étant les variables d'usinage et la valeur de sortie la rugosité arithmétique moyenne (R_a). 50% des données ont été utilisées pour l'entraînement, 30% pour les tests et 20% pour la validation afin d'éviter le phénomène de surajustement et garantir une globalisation des résultats. Le graphe de comparaison des résultats expérimentaux aux résultats prédits illustre une approximation point par point mitigée, mais une bande d'approximation satisfaisante. La performance de l'algorithme donne des corrélations de 0,99942 pour l'entraînement, 0,87305 pour les tests et 0,9475 pour la validation. La performance globale quant à elle se traduit par un R^2 de 0,87793. La précision de l'algorithme est estimée à 90,652% et l'interface visuelle développée renvoi des résultats fidèles à ceux de la prédiction.

La réalisation de ce travail ouvre un vaste champ pour de prochaines recherches notamment :

- L'utilisation d'un nombre bien plus important de données expérimentales afin d'améliorer la précision des résultats ;
- L'investigation des résultats obtenus à l'aide d'autres techniques d'apprentissage ; la combinaison de deux ou plusieurs d'entre elles et l'utilisation du traitement d'images ;
- L'utilisation de la mesure surfacique de la rugosité afin d'approcher au mieux les valeurs réelles des paramètres de rugosité ;
- La globalisation aux autres paramètres de rugosité

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] R. Fethi (2016), *L'effet d'usinage par tournage sur un acier XC18*, thèse soutenue le 16 Octobre 2016, Université Mohamed Khider – Biskra, Algérie.
- [2] ISO 4287:1997, GPS, *Spécification géométrique des produits (GPS) — État de surface: Méthode du profil — Termes, définitions et paramètres d'état de surface*, récupéré sur <https://www.iso.org/obp/ui#iso:std:iso:4287:ed-1:v1:fr>, consulté le 21 Octobre 2019.
- [3] L. Fouad (2010), *ÉTUDE DE L'ENDOMMAGEMENT DES SURFACES OPTIQUES PAR DES PARTICULES ABRASIVES*, mémoire soutenu le 07 Mars 2010, UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS – SÉTIF UFAS, Algérie.
- [4] G. Peyron, S. Hamparsoumian, S. Raynaud, *ETUDE COMPARATIVE DES FILTRES D'ETATS DE SURFACE EN VUE DE L'EVALUATION DES PARAMETRES DE RUGOSITE*, Laboratoire Mip2, Lyon, France.
- [5] ISO 1302, *Dessins techniques Indication des états de surface*.
- [6] G. Souhir (2015/2016), *Cours interactif : Le Fraisage*, Institut Supérieur des Études Technologiques de Nabeul.
- [7] P. DEPEYRE (2004/2005), *FABRICATION MECANIQUE*, Faculté des Sciences et Technologies, Université de la Réunion
- [8] V. FARINEAU, *Apports théoriques Atelier BAC PRO Technicien d'usinage*, LP Don Bosco, récupéré sur <http://vfarineau.thomasfar.fr/BAC%20PRO%20TU.pdf>, consulté le 21 Octobre 2019.
- [9] A. Arnx, *First neural network for beginners explained (with code)*, article internet, récupéré sur <https://towardsdatascience.com/first-neural-network-for-beginners-explained-with-code-4cfd37e06eaf>, consulté le 20 Septembre 2019
- [10] A.M. Khorasani ; M.R.S. Yazdi ; M.S. Safizadeh, Analysis of machining parameters effects on surface roughness: A review. *Int. J. Comput. Mater. Sci. Surf. Eng.* 2012, 5, 68–84
- [11] Anonyme, *Support-vector machine*, Wikipedia récupéré sur https://en.wikipedia.org/wiki/Support-vector_machine, consulté le 20 Septembre 2019
- [12] U. Çaydas ; S. Ekici (2010), *Support vector machines models for surface roughness prediction in CNC turning of AISI 304 austenitic stainless steel*, Springer Science+Business Media, LLC 2010.
- [13] F. DERNONCOURT (2013), *Introduction to fuzzy logic*, MIT press, 25 pages
- [14] Anonyme, *Fuzzy Logic | Introduction*, article internet, récupéré sur <https://www.geeksforgeeks.org/fuzzy-logic-introduction/>

- [15] A. Sharma, D. Shrivastava, H. Pandey (2015), *Predict the Surface Finish by using Fuzzy Logic Techniques in ECM Processes*, International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), Volume: 02 Issue: 03 | June-2015.
- [16] R. Poli, *A Field Guide to Genetic Programming*, Department of Computing and Electronic Systems University of Essex – UK
- [17] J. R. Koza, *Genetic Programming*, récupéré sur www.genetic-programming.com/gpflowchart.html, consulté le 05 Novembre 2019 ;
- [18] S. Kurra, N. H. Rahman, S. P. Regalla, A. K. Gupta (2015), *Modeling and optimization of surface roughness in single point incremental forming process*, J MATER RES TECHNOL. 2 0 1 5;4(3):304–313, Elsevier Editora Ltda.
- [19] Marek Vrabel et al., (2012), *Surface roughness prediction using artificial neural networks when drilling Udimet 720*, Elsevier Ltd.
- [20] Rajesh M. et Dr. R Manu (2014), *Prediction of surface roughness of freeform surfaces using Artificial Neural Network*, 5th International & 26th All India Manufacturing Technology, Design and Research Conference (AIMTDR 2014) December 12th–14th.
- [21] Wan-Ju Lin et al., (2019), *Evaluation of Deep Learning Neural Networks for Surface Roughness Prediction Using Vibration Signal Analysis*, applied science MDPI journal.
- [22] JuanLu et al. (2019), *An Effective ABC-SVM Approach for Surface Roughness Prediction in Manufacturing Processes*, WILEY HINDAWI, Volume 2019, Article ID 3094670, 13 pages.
- [23] Biswajit Das et al., (2016), *Application of grey fuzzy logic for the optimization of CNC milling parameters for Al–4.5%Cu–TiC MMCs with multi-performance characteristics*, Engineering Science and Technology, an International Journal 19 (2016) 857–865.
- [24] Ngongang Ludovic (2017), *Mesure et prédiction des paramètres de rugosité*, Mémoire soutenu en vue de l’obtention de master recherche en mécanique, Université de Dschang, Cameroon.
- [25] Shahriar Jahan Hossain et Nafis Ahmad (2012), *Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based surface roughness prediction model for ball end milling operation*, Journal of Mechanical Engineering Research Vol. 4(3), pp. 112-129, disponible sur <http://www.academicjournals.org/JMER>.
- [26] Kuldip Singh Sangwan, Sachin Saxena et Girish Kant (2015), *Optimization of Machining Parameters to Minimize Surface Roughness using Integrated ANN-GA Approach*, Procedia CIRP 29 (2015) 305 – 310, Elsevier Ltd.

ANNEXES

ANNEXE 1 : SPECTROMÉTRIE DU MATÉRIAU UTILISÉ

GET /Development/DiscoveryTree.xml HTTP/1.1
 Host: 192.168.1.8080



Oxford Instruments Analytical GmbH
 Sample Testing of different Qualities

Chemical Results

Sample ID : FUSIONS Material : ACIER
 Customer : ACIERIES LAMINOIR Dimension : 5 m
 Lab-no. : LABORATOIRE COULEE CONTINUE Heat treatment :
 Date : 31/01/2020 Heat-no. : ECHANTILLON 04
 Metter : ESSIANE-BEN Tester : Victor Fosso
 Grade :

	Fe	C	Si	Mn	P	S	Cr	Mo
1	97.5	0.327	0.254	0.825	0.0306	0.0640	0.167	0.0316
2	97.6	0.312	0.248	0.786	0.0291	0.0396	0.167	0.0315
Ave	97.6	0.320	0.251	0.806	0.0298	0.0518	0.167	0.0315
	Ni	Al	Co	Cu	Nb	Ti	V	W
1	0.0365	0.0626	0.0042	0.0234	0.0047	0.0027	0.0049	< 0.0150
2	0.0320	0.0616	0.0047	0.0232	0.0049	0.0031	0.0039	0.0151
Ave	0.0343	0.0621	0.0045	0.0233	0.0048	0.0029	0.0044	< 0.0150
	Pb	Sn	B	Ca	Zr	Bi	As	Sb
1	< 0.0100	0.0549	0.0010	0.0006	0.0103	< 0.0100	0.0254	0.0601
2	< 0.0100	0.0563	0.0010	0.0006	0.0110	< 0.0100	0.0262	0.0912
Ave	< 0.0100	0.0556	0.0010	0.0006	0.0106	< 0.0100	0.0258	0.0706

ANNEXE 2 : CAHIER DE CHARGE

I. PRÉSENTATION DU PROJET

1. Contexte

Le fonctionnement des pièces mécaniques est très souvent conditionné par une précision de l'ordre du micron. Pour cela, si la côte est un élément critique dans l'assemblage d'un mécanisme, la rugosité l'est tout autant dans son fonctionnement, compte tenu du rôle qu'elle joue dans le contact mécanique. [1]

La rugosité définit la profondeur caractéristique des stries sillonnant une surface [2] et ses principaux critères de mesure sont : la rugosité totale R_t , la rugosité moyenne arithmétique R_a et la régularité R_z . Plus souvent notée R_a et exprimée en millimètre, la rugosité est l'une des caractéristiques essentielles de l'état de surface d'un matériau solide. R_a est déterminée comme une moyenne arithmétique de la position du profil par rapport à une ligne moyenne (ou surface de référence) sur une longueur donnée. [3]

Définie tel quel, elle joue un rôle très important dans la tribologie qui, de par ses domaines d'études, joue un rôle significatif dans les domaines industriels. Notamment lorsqu'il s'agit de la conservation de l'énergie, la fiabilité des systèmes, la productivité, le développement et la fabrication de nouveaux équipements et même dans la mise en œuvre des matériaux ; compte tenu du fait que leurs caractéristiques mécaniques telles que la ductilité et la fragilité impose un type de contact et des lois de frottement et d'usure différentes [4].

C'est dans l'optique de rendre aisée la mesure de la rugosité qu'il a été initié ce projet sur la mise sur pied d'une méthode intelligent de mesure de la rugosité.

2. Problématique

Malgré l'importance de la maîtrise de l'état de surface dans la conception des pièces mécaniques, il reste encore à intégrer le concept de mesure automatique de la rugosité comme étape de fabrication des pièces mécaniques. La difficulté pour ce faire réside peut-être dans la complexité rencontrée lors de la mesure de la rugosité et le temps nécessaire pour effectuer cette mesure.

Il nous est donc venu à l'idée de nous questionner quant au moyen de faire de la mesure de la rugosité une réalité dans nos ateliers. En quelque sorte, comment assurer une mesure rapide, fiable et aisée de de la rugosité des pièces fraisées ?

3. Objectifs

L'objectif principal de ce projet est la mise sur pied d'une méthode intelligente de détermination de la rugosité.

Comme objectifs spécifiques nous nous donnons pour mission de :

- Mesurer la rugosité des pièces fraisées de manière conventionnelle (appareil de mesure la rugosité)
- Mettre sur pied un programme Matlab de mesure de la rugosité
- Comparer la mesure obtenue à celle donnée par la méthode conventionnelle
- Déterminer les écarts des deux méthodes

II. MÉTHODOLOGIE

- Revue de la littérature sur les notions de rugosité et d'états de surface
- Etude des méthodes intelligentes de mesure de la rugosité : mesure par réseau de neurones, par logique floue, par support vecteur machine
- Mesure de la rugosité par un rugosimètre
- Etablissement d'une méthode intelligente de mesure de la rugosité des pièces fraisées
- Comparaison des deux mesures.

III. EXIGENCES DE DÉVELOPPEMENT

1. Contraintes technologiques

- Utilisation d'une fraiseuse
- Utilisation d'un appareil de mesure de la rugosité
- Utilisation d'un microscope
- Maîtrise du programme Matlab

2. Contraintes pédagogiques

La méthode issue de cette étude pourra aisément s'intégrer dans une unité d'enseignement théorique ou pratique.

IV. RÉSULTATS ESCOMPTÉS

- Concevoir une méthode de mesure de la rugosité des pièces fraisées, en utilisant l'apprentissage automatique
- Mettre sur pied un programme Matlab déterminant la rugosité des pièces fraisées.

V. PLAN DE TRAVAIL

Activités	Matériel	Délai
Etude des notions de rugosité et choix d'un appareil de mesure conventionnel	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Internet ▪ Enquête 	Du 01/09/2019 au 01/10/2019
Mesure de la rugosité de pièces fraisées de manière conventionnel et enregistrement des résultats	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Fraiseuse ▪ Rugosimètre ▪ Ordinateur 	Du 02/10/2019 au 01/12/2019
Etablissement d'un programme Matlab de mesure la rugosité	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Fraiseuse ▪ Microscope ▪ Matlab 	Du 03/12/2019 au 03/02/2020
Détermination des écarts de mesure	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Rugosimètre ▪ Programme Matlab 	Du 04/02/2019 au 04/04/2020
Validation du programme :	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Fraiseuse ▪ Microscope ▪ Programme Matlab ▪ Rugosimètre 	Du 05/04/2020 au 05/05/2020
Présentation des travaux	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Ordinateur ▪ Pièces usinées 	À déterminer

VI. RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

[1] Leroy, B. (2013). La mesure de la microrugosité en environnement industriel : Cas des pièces mécaniques. EDP Sciences.

[2] Wikipedia. (s.d.). Récupéré sur <https://fr.m.wikipedia.org/wiki/Rugosit%C3%A9> ; consulté le 15 Juillet 2109.

[3] Ozcelik, B., Oktem, H., & Kurtaran, H. (2005). Optimum surface roughness in end milling Inconel 718 by coupling neural network model and genetic algorithm. Springer-Verlag London Limited, page 235.

[4] Mounira, B. (2010). Influence des procédés d'usinage sur les rugosités de surface et leurs répercussions sur un contact mécanique. BADJI MOKHTAR – ANNABA UNIVERSITY, récupéré sur <https://library.crti.dz/mg42> ; consulté le 15Juillet 2019.