

Université 8 mai 1945 – Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Mécanique



Mémoire de Fin d'Études

Pour l'obtention du diplôme de Master

Option: Construction Mécanique

Présenté par : Djouambi Nahla

=====

***Modélisation et optimisation multi-objective lors du tournage
du polyamide de (PA6.6) en utilisant les méthodes RSM et
ANN***

=====

Sous la Direction de :

Pr. YALLESE Mohamed Athmane

Année universitaire 2018/2019

Dédicaces

Je tiens à dédier ce travail.

A mes très chers parents, en témoignage de ma gratitude pour leurs dévouements, de leur soutien permanent durant toutes mes années d'études, leurs sacrifices illimités, leur réconfort moral, eux qui ont fourni tant d'effort pour mon éducation, mon instruction et pour me voir atteindre ce but, pour tout cela et pour ce qui ne peut être dit, mes affectations sans limite.

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

Ma sœur et mon frère ;

Toute ma famille ;

Mes chers ami(e)s.

Remerciements

Je remercie énormément mon encadreur le Professeur **YALLESE MOHAMMED ATHMANE**, pour tous ce qu'il nous a apportés durant notre travail. Je pense avoir reçu le message sur le but de cette recherche et avoir eu une vision de mes objectifs futurs. Qu'il trouve ici mes profonds respects et gratitude.

J'adresse aussi mes vifs remerciements à Mr **Meknassi Raid Fekhreddine** et Mm **Mibarki Nadia**, pour leurs aides les plus précieux. Mes remerciements vont également à tout le personnel technique et administratif du département de Génie Mécanique de l'université de Guelma.

Je remercie tous ceux qui ont aidé pour la réalisation de ce travail.

ملخص

توفر البوليمرات جزءًا كبيرًا من التركيب المادي للعالم الذي نعيش فيه. بعض المواد البوليمرية لها خواص فيزيائية استثنائية تجعلها مفيدة بشكل خاص في الحياة اليومية، وخاصة البولياميدات التي لديها مقاومة عالية للتآكل ودرجات الحرارة المنخفضة.

يتعلق العمل الحالي بإجراء دراسة تجريبية حول تحول مادة البولي أميد (PA 6.6) باستخدام أداة القطع كربيد المعادن. ينقسم هذا العمل إلى ثلاثة أجزاء. أولاً، تم إجراء اختبارات حدية، حيث تتم دراسة تطور معالم تقنية التشغيل (معايير خشونة، مكونات قوة القطع، قدرة القطع وإزالة تدفق القطع) عن طريق تغيير سرعة القطع. تقدم لكل بدوره ويمر عمق. ثم تم عمل نمذجة لمعلمات الخرج (معايير خشونة السطح، مكون قوة القطع، قوة القطع وتدفق القاطع المزيل) باستخدام نتائج طائرة Taguchi (L27) تم إجراء تحليل إحصائي للنتائج بناءً على تحليل التباين (ANOVA) ومنهجية سطح الاستجابة (RSM)، وذلك بهدف اقتراح نماذج رياضية للتنبؤات المحتملة. تقترن النماذج الرياضية المطورة بتقنية تحسين (دالة استحسان FD لثلاثة أنواع من المواقف (الجودة، الإنتاجية والمشاركة). أخيراً، تم إجراء النمذجة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) تمت مقارنة النتائج التي تم الحصول عليها بنتائج (RSM) لمعرفة الطريقة الأفضل.

كلمات البحث:

خرطة، PA 6.6، تصميم التجارب، ANOVA، العملية التحسينية، Taguchi، RSM، ANN.

Résumé

Les polymères fournissent une grande partie de la structure physique du monde dans lequel nous vivons. Certains matériaux polymères ont des propriétés physiques extraordinaires qui les rendent particulièrement utiles dans la vie de tous les jours, spécialement les polyamides qui ont une grande résistance à l'abrasion et aux faibles températures.

Le présent travail concerne une étude expérimentale portant sur le tournage du polyamide (PA 6.6) en utilisant un outil de coupe en carbure métallique. Ce travail est divisé en trois parties. En premier lieu on a fait les essais paramétriques, où l'évolution des paramètres technologiques d'usinage (critères de rugosité, composantes de l'effort de coupe, puissance de coupe et débit de copeau enlevé) sont étudiés en variant la vitesse de coupe, l'avance par tour et la profondeur de passe. Ensuite on a fait une modélisation des paramètres de sortie (critères de rugosité de surface, composante de l'effort de coupe, puissance de coupe et le débit du copeau enlevé) en utilisant les résultats d'un plan de Taguchi (L27). Une analyse statistique des résultats basés sur l'analyse de variance (ANOVA) et la méthodologie de surface de réponse (RSM) ont été effectuée et cela dans le but de proposer des modèles mathématiques pour d'éventuelles prédictions. Les modèles mathématiques développés sont couplés avec une technique d'optimisation (fonction de désirabilité FD) pour trois types de situation (Qualité, Productivité et combinée). En dernière lieu, on a fait une modélisation à l'aide des réseaux de neurones artificiels (ANN). Les résultats obtenus ont été comparés à ceux de la (RSM) pour savoir la meilleure méthode.

Mots clés : Usinage, tournage, PA 66, Plans d'expérience, ANOVA, optimisation, Taguchi, RSM, ANN.

Abstract

Polymers provide a large part of the physical structure of the world in which we live. Some polymeric materials have extraordinary physical properties that make them particularly useful in everyday life, especially polyamides that have high resistance to abrasion and low temperatures.

The present work concerns an experimental study of the turning of polyamide (PA 6.6) using a metal carbide cutting tool. This work is divided into three parts. Firstly, parametric tests were carried out, where the evolution of the machining technology parameters (roughness criteria, components of the cutting force, cutting power and cutter flow removed) are studied by varying the cutting speed, advance per turn and pass depth. Then a modeling of the output parameters (surface roughness criteria, component of the cutting force, cutting power and the flow of the removed cutter) was done using the results of a Taguchi plane (L27). A statistical analysis of the results based on analysis of variance (ANOVA) and response surface methodology (RSM) was performed and this with the aim of proposing mathematical models for possible predictions. The mathematical models developed are coupled with an optimization technique (FD desirability function) for three types of situation (Quality, Productivity and Combined). Lastly, modeling was done using Artificial Neural Networks (ANN). The results obtained were compared to those of the (RSM) to know the best method.

Key words: Machining, PA 6.6, Design of Experiment, ANOVA, optimization, Taguchi, RSM, ANN.

Index de figures

Figure I.1	Vitesse de coupe (V_c)	05
Figure I.2	Vitesse d'avance (f)	05
Figure I.3	Profondeur de passe (a_p)	06
Figure I.4	Les efforts de coupe en tournage	07
Figure I.5	Principaux critères de rugosité	08
Figure I.6	Etapes d'optimisation par la méthode de Taguchi	09
Figure I.7	Schéma d'un neurone unique	11
Figure I.8	Exemple de polyaddition	12
Figure I.9	Exemple de polycondensation	13
Figure I.10	Classification des plastiques	14
Figure I.11	Composition chimique du polyamide PA 6.6	16
Figure I.12	Effet principal pour la rugosité de surface ($f = 0,2\text{mm/tr}$, $V_c = 117,75 \text{ m/min}$)	17
Figure I.15	Influence de l'avance sur l'effort de coupe F_c ($a_p = 1\text{mm}$, $V_c = 117.75 \text{ m/min}$)	19
Figure I.16	Influence de la vitesse de coupe sur l'effort de coupe F_c ($a_p = 1 \text{ mm}$, $f = 0,2 \text{ mm / tour}$)	20
Figure I.17	Structure de l'ANN utilisée pour l'estimation de la rugosité	21
Figure I.18	Effet de l'avance sur (K_s) lors de l'usinage du composite PA6.6-GF30 et du polyamide PA66 à $V_c = 70 \text{ m / min}$ et $a_p = 150 \text{ mm}$ (a- d) pour le polymère PA66-GF30 et (e- h) pour le Polyamide PA66	22
Figure I.19	Effet de l'avance et du rayon du bec de l'outil sur la rugosité de surface du composite PA6.6-GF30 (a et b) et du polyamide PA6.6 (c et d)	22
Figure II.1	Machine de Tour à charioter et à fileter modèle SN40	24
Figure II.2	Illustration pour la machine de tour à charioter et à fileter SN40	25
Figure II.3	Capteur de vitesse	25
Figure II.4	Régulateur de vitesse	26
Figure II.5	Eprouvettes pour différents essais	26
Figure II.6	Plaquette et porte plaquette	28
Figure II.7	Plateforme d'effort de coupe KISTLER	28
Figure II.8	Schéma illustrant le Montage du dynamomètre sur la table de la machine	29
Figure II.9	Capteur d'effort de coupe KISTLER	30
Figure II.10	Exemple d'acquisition du logiciel DYNOWARE	30
Figure II.11	Chaîne de mesure des efforts de coupe	31

Figure II.12	Rugosimètre MITUTOYO 2D	32
Figure II.13	Plate-forme 3D de métrologie optique modulaire Altisurf 500	33
Figure III.1(a)	Evolution des rugosités de surface en fonction de (V_c)	39
Figure III.1(b)	Evolution des rugosités de surface en fonction de (ap)	40
Figure III.1(c)	Evolution des rugosités de surface en fonction de (f)	40
Figure III.1(d)	Topographié d'une surface usinée avec trois avances.	41
Figure III.2 (a)	Evolution des efforts de coupe en fonction (V_c).	42
Figure III.2(b)	Evolution des efforts de coupe en fonction de (ap).	42
Figure III.2(c)	Evolution des efforts de coupe en fonction (f).	43
Figure III.3	Influence des paramètres de coupe sur la puissance de coupe a) effet de (V_c), b) effet de (f) et c) effet de (ap).	44
Figure III.4	Influence des paramètres de coupe sur la puissance de coupe a) effet de (V_c), b) effet de (f) et c) effet de (ap).	46
Figure III.5	Effet de conditions de coupe sur l'effort F_x .	51
Figure III.6	Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour (F_x)	52
Figure III.7	Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales (F_x)	52
Figure III.8	Surface de réponse et le contour pour l'effort F_x en fonction de (V_c , f , ap)	53
Figure III.9	Effet de conditions de coupe sur l'effort (F_y)	55
Figure III.10	Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour (F_y)	56
Figure III.11	Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales (F_y)	56
Figure III.12	Surface de réponse et le contour pour (F_y) en fonction de (V_c , f , ap)	57
Figure III.13	Effet de conditions de coupe sur (F_z)	59
Figure III.14	Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées de (F_z)	60
Figure III.15	Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales (F_z)	60
Figure III.16	Surface de réponse et le contour pour (F_z) en fonction de (V_c , f , ap)	61
Figure III.17	Effet de conditions de coupe sur la rugosité (R_a)	63
Figure III.18	Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour (R_a)	64
Figure III.19	Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales (R_a)	64
Figure III.20	Surface de réponse et le contour pour la rugosité (R_a)	65
Figure III.21	Effet de conditions de coupe sur la rugosité (R_z)	67
Figure III.22	Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour (R_z)	68
Figure III.23	Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales (R_z)	68
Figure III.24	Surface de réponse et le contour pour R_z en fonction de (V_c , f , ap)	69
Figure III.25	Effet de conditions de coupe sur (P_c)	71
Figure III.26	Comparaison entre valeurs mesurée et estimée pour la (P_c)	72
Figure III.27	Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales (P_c)	72
Figure III.28	Surface de réponse et le contour (P_c) en fonction de (V_c , f , ap)	73
Figure III.29	Effet de conditions de coupe sur le (MRR)	75

Figure III.30	Surface de réponse et le contour pour (MRR) en fonction de (V_c , f , a_p)	76
Figure III.31	Graphique de l'optimisation de la rugosité de surface (Optimisation de la qualité)	79
Figure III.32	Graphique de l'optimisation du débit de coupe enlevé (Optimisation de la productivité).	80
Figure III.33	Graphique de contour de désirabilité (optimisation combinée)	81
Figure III.34	Graphique de contour de désirabilité	82
Figure III.35	Barres analogiques des désirabilités des conditions de coupe et des réponses.	82
Figure IV.1	a) des neurones biologique ; b) un système de neurones artificiels	84
Figure IV.2	Schéma d'un neurone formel	85
Figure IV.3	Types de fonctions de transfert	86
Figure IV.4	Structure et comportement du perceptron	87
Figure IV.5	Principe d'un perceptron simple	88
Figure IV.6	Perceptron multicouches : 02 entrées + 02 couches cachées (10 neurones) et 01 sortie.	88
Figure IV.7	Système d'apprentissage du réseau de neurone	89
Figure IV.8	Architecture neurale choisie pour l'effort (F_x)	91
Figure IV.9	Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (F_x)	92
Figure IV.10	Architecture neurale choisie pour l'effort (F_y)	93
Figure IV.11	Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (F_y)	94
Figure IV.12	Architecture neurale choisie pour (F_z)	94
Figure IV.13	Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (F_z)	95
Figure IV.14	Architecture neurale choisie pour (R_a)	96
Figure IV.15	Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (R_a)	97
Figure IV.16	Architecture neurale choisie pour (R_z)	97
Figure IV.17	Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (R_z)	98
Figure IV.19	Comparaison entre les valeurs expérimentales, prédites par RSM et ANN : a) effort F_x , b) Effort (F_y) et c) effort (F_z)	100
Figure IV.19	Comparaison entre les valeurs expérimentales, prédites par RSM et ANN : a) R_a , b) R_z .	101

Index des tableaux

Tableau I.1	différents termes désignant le PA6.6	16
Tableau I.2	Différents niveaux et facteurs utilisé	17
Tableau I.3	Différents paramètres de coupe utilisés	18
Tableau I.4	Paramètres de coupe et leurs niveaux	19
Tableau I.5	Comparaison des propriétés importantes	20
Tableau II.1	Propriété technique du PA 66	27
Tableau II.2.	Caractéristique géométrique du porte outil	27
Tableau II.3	Matrice de planification pour un plan factoriel complet (L27)	35
Tableau II.4	Table orthogonale de Taguchi pour un plan de 27	36
Tableau III.1	Evolution des conditions d'usinage en fonction de (V_c , f et a_p)	38
Tableau III.2	Valeurs expérimentales de R_a , F_z , P_c et MRR en fonction de (V_c , f et a_p)	48
Tableau III.3	Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort (F_x)	50
Tableau III.4	Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort (F_y)	54
Tableau III.5	Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort (F_z)	58
Tableau III.6	Analyse de la variance (ANOVA) pour (R_a)	62
Tableau III.7	Analyse de la variance (ANOVA) pour (R_z)	66
Tableau III.8	Analyse de la variance (ANOVA) pour la puissance de coupe (P_c)	70
Tableau III.9	Analyse de la variance (ANOVA) pour le (MRR)	74
Tableau III.10	Conditions d'optimisations	78
Tableau III.11	Solutions pour l'optimisation de la qualité de surface (R_a)	78
Tableau III.12	Solutions pour l'optimisation du débit de copeau enlevé (MRR)	79
Tableau III.13	Solutions pour l'optimisation combinée	80
Tableau IV.1	Résultats expérimentaux des paramètres de performance	90
Tableau IV.2	Conditions de la modélisation de l'effort de coupe (F_x) par ANN	92
Tableau IV.3	Conditions de la modélisation de (F_y) par ANN	94
Tableau IV.4	Conditions de la modélisation de (F_z) par ANN	95
Tableau IV.5	Conditions de la modélisation de (R_a) par ANN	96
Tableau IV.6	Conditions de la modélisation de (R_z) par ANN	98
Tableau IV.7	Coefficients de corrélation pour RSM et ANN	99

Nomenclature

Vc	Vitesse de coupe (m/min)
f	Avance (mm/tour)
ap	profondeur de passe (mm)
Fx	Effort axiale de coupe (N)
Fy	Effort radiale de coupe (N)
Fz	Effort tangentielle de coupe (N)
ANOVA	Analyse de variance
ANN	Réseaux de neurones artificiels
RSM	Méthodologie de surface de réponse
DF	Fonction de désirabilité
Ra	Rugosité moyenne arithmétique (μm)
Rz	Profondeur moyenne de la rugosité (μm)
Rq	Moyenne quadratique (μm)
R²	Coefficient de détermination
Cont%	Pourcentage de contribution (%)

Sommaire

Introduction générale	01
Chapitre I : Etude bibliographique	
I.1 Introduction.....	03
I.2 Généralité sur la coupe des métaux	03
I.2.1 Définition de l'usinabilité	03
I.2.2 Critère d'évaluation de l'usinabilité	03
I.2.3. Les paramètres de coupe.....	04
I.2.3.1. Vitesse de coupe (V_c)	04
I.2.3.2 Vitesse d'avance (f)	05
I.2.3.3 Profondeur de passe (a_p)	05
I.2.3.4 Efforts de coupe.....	06
I.2.3.5 critères de rugosité	07
I.3. Méthodes de modélisation et d'optimisation.....	08
I.3.1. Méthode de Taguchi.....	09
I.3.2. Méthodologie de surface de réponse (RSM)	09
I.3.3 Les réseaux de neurones artificiels (ANN)	11
I.4. Les matériaux polymère en général	11
I.4.1 Les polymères.....	11
I.4.1.1 Définition	11
I.4.1.2 Les propriétés des polymères.....	12
I.4.1.3 Obtention des polymères.....	12
I.4.1.4 Classifications des polymères	13
I.5. Polyamides	13
I.5.1 Définition	13
I.5.2 Usinage des polyamides.....	14
I.5.3 Le polyamide PA 6.6.....	16
I.5.3.1 Définition.....	17
I.5.3.2 Domaine d'application	17
I.5 Travaux de recherches concernant l'usinage des polymères	18
I.6 Conclusion	23
Chapitre II : Procédures expérimentales	
II.1. Introduction.....	24
II.2. Matériels utilisés	24
II.2.1. Machine-outil.....	24
II.2.2. Matériau à usiné.....	26
II.2.3. Plaquette et porte outil	27
II.2.4. Matériels de mesure.....	28

II.2.4.1. Dynamomètre pour la mesure des efforts de coupe	28
II.2.4.2. Rugosimètre pour la mesure de la rugosité.....	29
a. Rugosimètre 2D.....	29
b. Rugosimètre 3D.....	30
II.2.5 Equipements supplémentaires.....	33
II.4. Planification des expériences.....	33
II.4.1 Définition.....	33
II.4.2 Méthodologie de recherche.....	34
II.4.3. Méthode de planification des expériences.....	35
II.5. Conclusion.....	37
Chapitre III : Modélisation et optimisation des paramètres technologiques lors de l'usinage du PA6.6	
III.1. Introduction.....	38
III.2. Etude de l'usinabilité du polyamide (PA66)	39
III.2.1. Effet des conditions de coupe sur la rugosité de surface.....	39
a. Effet de la vitesse de coupe.....	39
b. Effet de la profondeur de passe.....	39
c. Effet de l'avance.....	40
III.2.2. Effet des conditions de coupe sur les efforts de coupe.....	42
a. Effet de la vitesse de coupe.....	42
b. Effet de la profondeur de passe.....	42
c. Effet de l'avance.....	43
III.2.3. Effet des conditions de coupe sur la puissance de coupe (P_c)	43
III.2.4. Effet des conditions de coupe sur (MRR).....	45
III.3. Analyse de variance ANOVA et RSM.....	46
III.3.1. Analyse de la variance (ANOVA)	46
III.3.2. Méthodologie des surfaces de réponses.....	47
III.4. Résultat d'expériences.....	48
III.5. Analyse de la variance et Modélisation des efforts de coupe.....	50
III.5.1. Analyse des résultats de l'effort de coupe (F_x) en fonction de V_c , f , a_p	50
III.5.1.1. Analyse de variance ANOVA pour (F_x)	50
III.5.1.2. Les effets principaux pour (F_x)	50
III.5.1.3. Analyse de régression pour (F_x)	50
III.5.1.4. Analyse de surface de réponse et graphique des contours (F_x).....	51
III.5.2. Analyse des résultats de l'effort de coupe (F_z) en fonction de V_c , f , a_p	52
III.5.2.1. Analyse de variance ANOVA pour (F_y).....	54
III.5.2.2. Effets principaux pour (F_y).....	54
III.5.2.3. Analyse de régression pour (F_y).....	54
III.5.2.4. Analyse de surface de réponse et graphique des contours (F_y).....	55

III.5.3. Analyse des résultats de l'effort de coupe (F_z) en fonction de V_c , f , a_p	56
III.5.3.1. Analyse de variance ANOVA pour (F_z).....	58
III.5.3.2. Effets principaux pour (F_z).....	58
III.5.3.3. Analyse de régression pour (F_z).....	59
III.5.3.4. Analyse de surface de réponse et graphique des contours (F_z)..	60
III.5.3. Analyse des résultats de (R_a) en fonction de V_c , f , a_p	62
III.5.4.1. Analyse de variance ANOVA pour (R_a).....	62
III.6.4.2. Effets principaux pour (R_a).....	62
III.5.4.3. Analyse de régression pour (R_a).....	63
III.5.4.4. Analyse de surface de réponse et graphique de contours (R_a)...	64
III.5.5. Analyse de la rugosité de surface (R_z).....	66
III.5.5.1. Analyse de variance ANOVA pour (R_z).....	66
III.5.5.2. Effets principaux pour (R_z).....	66
III.5.5.3. Analyse de régression pour (R_z).....	67
III.5.5.4. Analyse de surface de réponse et graphique de contours (R_z)...	68
III.5.6. Analyse des résultats de la puissance de coupe (P_c).....	70
III.5.6.1. Analyse de variance ANOVA pour P_c	70
III.5.6.2. Effets principaux pour P_c	70
III.5.6.3. Analyse de régression pour P_c	71
III.5.6.4. Analyse de surface de réponse et graphique de contours (R_z)...	72
III.5.7. Analyse des résultats du débit du copeau enlevé (MRR)	74
III.5.7.1. Analyse de variance ANOVA.	74
III.5.6.2. Effets principaux pour MRR.....	74
III.5.6.3. Analyse de surface de réponse et graphique de contours MRR.....	75
III.6. Optimisation des conditions de coupe.....	77
III.6.1. Optimisation pour un objectif de la qualité.....	78
III.6.2. Optimisation pour un objectif de la productivité.....	79
III.6.3. Optimisation combinée.....	80
III.7. Conclusion.....	83

Chapitre IV : Application des (ANN) pour la modélisation du processus

IV.1. Introduction.....	84
IV.2. Les réseaux de neurones artificiels.....	84
IV.2.1. Définition.....	84
IV.2.2. Composantes d'un réseau de neurones artificiel.....	85
IV.2.2.1. Neurone formel.....	85
IV.2.2.2. Comportement (fonctions de transfert)	85
IV.2.2.3. Perceptron.....	86

IV.2.2.4. Apprentissage des Réseaux de Neurones	87
V.2.2.5. Algorithme de Rétro propagation.....	88
IV.2.2.6. Taux d'apprentissage.....	90
IV.3. Modélisation des paramètres de performance par réseaux de neurones artificiels.....	90
IV.3.1. Modélisation de l'effort tangentiel de coupe (Fx) par (ANN).....	91
IV.3.2. Modélisation de (Fy) par (ANN).....	93
IV.3.3. Modélisation de l'effort tangentiel de coupe (Fz) par (ANN).....	94
IV.3.4. Modélisation de (Ra) par un réseau de neurones artificiel.....	96
IV.3.5. Modélisation de (Rz) par un réseau de neurones artificiel.....	97
IV.4. Comparaison des résultats obtenus par les ANN et RSM.....	98
IV.5. Conclusion.....	102
Conclusion générale	104
Références bibliographique	108

Introduction générale

Les matériaux ont de tout temps défini le niveau de développement des différentes civilisations que l'Homme a connues, les progrès techniques étant en général tributaires de la mise au point de matériaux nouveaux aux performances améliorées. Les polymères s'intègrent fortement dans cette optique.

La maîtrise de comportement des matériaux polymères thermoplastiques reste un sujet de recherche scientifique complexe et une préoccupation industrielle actuelle majeure, puisqu'il faut s'adapter aux besoins de la technologie moderne en termes de respect de l'environnement et de développement durable. Par le volume annuel de production, le nombre différents de polymères et la variété des applications, la famille des polyamides est la plus importante.

Dans notre cas on a choisi le polyamide (PA 6.6), connu aussi par le nylon aliphatique, il est utilisé dans de multiples domaines tels que l'industrie automobile, le secteur mécanique, l'électrique, l'électronique, l'électroménager, l'emballage médical etc.

Le (Pa 6.6) a pour avantage une résistance à l'abrasion et aux faibles températures. Cependant les travaux scientifiques concernant l'usinage de ce polyamide sont très peu nombreux, puisqu'ils sont très compliqués à usiner, exposés à des déformations compliquées et leurs copeaux sont d'autant plus durs à maîtriser. Aussi, pour Pouvoir produire plus rapidement et en plus grande quantité avec une meilleure qualité de surface, pousse à nous intéresse à la modélisation des paramètres technologiques d'usinage et à l'optimisation des conditions de coupe. C'est dans ce cadre que s'inscrit notre étude.

Notre mémoire est divisé en quatre chapitres :

Le premier chapitre est dédié à l'étude bibliographique, on y expose des notions de base sur l'usinabilité, des paramètres de coupe, des méthodes de modélisation et d'optimisation, des matériaux polymères en général et du PA66 en particulier et enfin une présentation des travaux de recherche relatifs au tournage des différents types de polymères.

Le deuxième chapitre, est consacré pour la présentation des équipements nécessaires à la réalisation des essais et à la planification des expériences ainsi que les conditions de coupe. Les dispositifs de mesure et le couple outil-matière sont aussi présentés d'une façon précise avec les parties essentielles pour une étude expérimentale de la coupe. Les aspects théoriques et opératoires des méthodes mathématiques et statistiques des plans d'expérience sont également exposés.

Le troisième chapitre est fondé sur l'exposition des résultats de l'usinage du PA66 pour définir les conditions de coupe adéquates pour optimiser le processus de coupe relatif à ce polymère. Ce chapitre est divisé en trois parties :

La première partie concerne la présentation des résultats de l'étude de l'influence des paramètres de coupe sur les critères de la rugosité de surface, les composantes de l'effort de coupe, la puissance de coupe et le débit de copeau enlevé.

Une deuxième partie très importante qui est destinée à une étude statistique (analyse de variance ANOVA et modélisation) basée sur la méthodologie de surface de réponse (RSM). Cela dans le but de déterminer des modèles mathématiques qui permettent la prédiction des critères de la rugosité de surface (R_a et R_z), les composantes de l'effort de coupe (F_x, F_y et F_z), puissance de coupe (P_c), débit de copeau (MRR) et cela en fonction des paramètres de coupe (V_c, f, a_p).

Enfin dans une dernière partie, nous présentons l'optimisation des conditions de coupes pour déterminer les conditions sur les variables indépendantes qui conduisent à des valeurs optimales suivant plusieurs objectifs.

Dans le quatrième chapitre, est destiné l'approche ANN (réseaux de neurones artificiels) dans le but de modéliser les critères de la rugosité de la surface (R_a et R_z) et les composantes de l'effort de coupe (F_x, F_y et F_z) en fonction de différents paramètres de coupe. On a aussi vérifié les performances et l'efficacité de la méthode des ANN, en comparaison et la méthode RSM.

Finalement, nous avons terminé notre mémoire par une conclusion générale suivie d'une liste de références bibliographique.

*Chapitre***I**

Etude bibliographique

I.1 Introduction

Les polymères fournissent une grande partie de la structure physique du monde dans lequel nous vivons. De nombreux polymères ont des applications structurelles importantes en raison de leur faible densité et de leur haute force. Certains matériaux polymères ont des propriétés physiques extraordinaires qui les rendent particulièrement utiles dans la vie de tous les jours, comme le glissement et l'adhérence [1].

Les polymères présentent l'avantage d'être mis en œuvre plus facilement lors de la production par moulage ou par extrusion. Cependant, après moulage les pièces polymériques peuvent encourir la probabilité de voir leur structure se transformer par cristallisation en quelques jours, notamment en surface, et les cotes peuvent ne plus être dans la tolérance prévue par le design. Ainsi, les techniques de mise en forme et de fabrication doivent être impérativement adaptées aux comportements spécifiques du polymère pour l'application désirée.

Dans ce chapitre on va exposer la recherche bibliographique qui est divisé en trois parties. La première partie parle sur une généralité sur la coupe de métaux. La deuxième partie est consacrée au polymère en général et au polyamide PA66 en particulier la dernière partie est pour les différents travaux de recherche sur l'usinage des polymères.

I.2 Généralité sur la coupe des métaux

I.2.1 Définition de l'usinabilité

L'usinabilité est la capacité d'un matériau d'être coupé par un autre.

On peut déterminer l'usinabilité de chaque matériau grâce à plusieurs critères qui dépendent du rendu final voulu et aussi de type de l'opération.

L'usinabilité est définie sous différentes formes :

- Selon A. Czaplicki [2] : L'usinabilité est la propriété grâce à laquelle un matériau donné peut subir plus ou moins facilement une opération d'usinage déterminée. Il s'agit donc en principe d'une propriété inhérente à la matière envisagée.
- Selon Bernard Gruber [3] : l'usinabilité ou l'aptitude d'un matériau à être amené à des dimensions et formes déterminées avec un état de surface définit par une ou plusieurs opérations d'usinage. Il ne s'agit pas d'une propriété simple de la matière, elle n'est pas une grandeur mesurable, l'usinabilité est une propriété complexe désignant la facilité, plus ou moins grande, d'un matériau à être amené par enlèvement de copeaux à une forme et à des cotes fixes.

I.2.2.Critère d'évaluation de l'usinabilité

Les critères d'évaluation sont nombreux et diffèrent d'un chercheur à un autre, donc ils sont propres à chaque opération et chaque usineur. On cite alors :

- ✓ L'état de surface

- ✓ La durée de vie de l'outil
- ✓ Les conditions de coupe
- ✓ La productivité
- ✓ Les efforts de coupe et la puissance consommée par la coupe
- ✓ La température de coupe

I.2.3. Les paramètres de coupe

L'objectif des paramètres de coupe est d'obtenir une pièce usinée dans de bonnes conditions. Pour cela il faut déterminer certains paramètres spécifiques, notamment la vitesse de coupe (V_c), la vitesse d'avance f et la profondeur de passe (a_p).

I.2.3.1. Vitesse de coupe (V_c)

Représente l'espace parcouru (en mètres) par l'extrémité d'une dent de l'outil en une minute. Ce paramètre influe la durée de vie des outils et varie :

- avec le type de matière à usiner et le matériau de l'outil.
- selon la nature de l'opération (ébauche ou finition), par rapport au type d'usinage effectué (application d'un coefficient réducteur lorsque l'usinage est délicat).
- fonction des conditions de lubrification (travail à sec ou lubrifié).

Les valeurs usuelles des vitesses de coupe, fonction de la matière à usiner et de la matière de l'outil.

En désignant par :

D : le diamètre du cercle décrit en millimètres (mm) ; N : la vitesse de rotation en tour par minute (tr/min) et V_c : la vitesse linéaire en mètres par minute (m/min) figure (Figure I.1).

On aura :

$$V_c = \frac{\pi \cdot D \cdot N}{1000} \left(\frac{m}{min} \right)$$

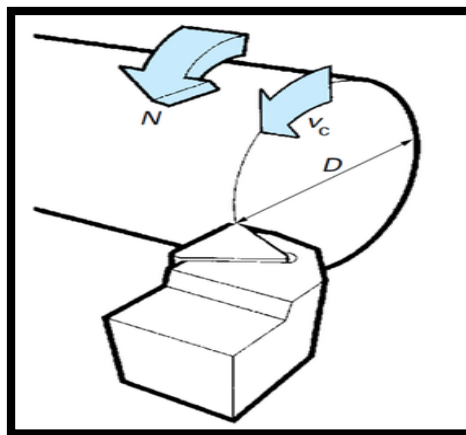


Figure I.1. Vitesse de coupe (V_c) [4].

I.2.3.2 Vitesse d'avance (V_f)

En usinage, la vitesse d'avance est une vitesse exprimée en millimètre par tour (mm/tr). Elle dépend du type d'opération effectuée, de l'outil, de l'état de surface souhaité, etc. c'est la vitesse à laquelle la machine déplace l'outil par rapport au bâti (**Figure I.2**).

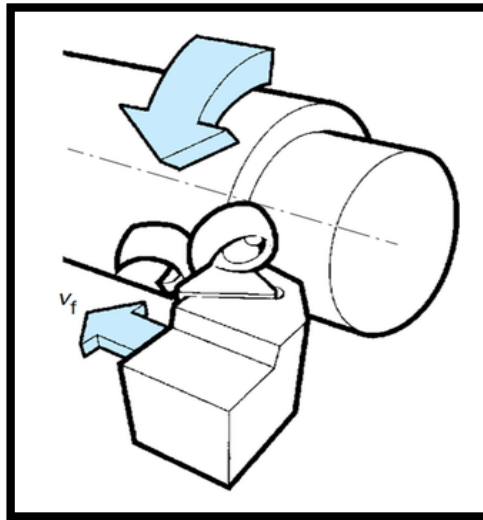


Figure I.2. Vitesse d'avance (V_f) [4].

I.2.3.3. Profondeur de passe (a_p)

La profondeur de passe est la quantité de la matière que va prendre l'outil de coupe lors d'un usinage sur un tour ou bien sur un centre d'usinage (**Figure I.3.**), dépend de la surépaisseur de matière à usiner ainsi que de la nature de l'opération (ébauche ou finition). Elle varie selon la vitesse de coupe ainsi que la vitesse d'avance de l'outil.

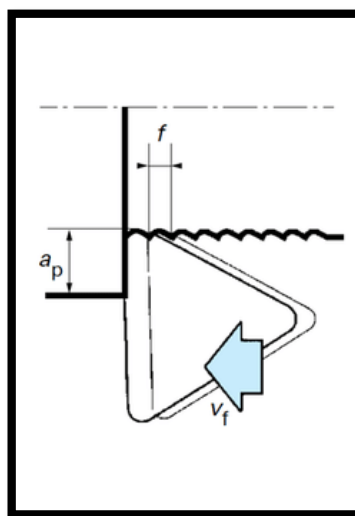


Figure I.3. Profondeur de passe (a_p) [4].

I.2.3.4. Efforts de coupe

Le tournage longitudinal donne lieu à un effort de coupe dont la décomposition dans trois directions privilégiées peut servir de base à la définition des efforts de coupe pour toutes les opérations d'usinage. [5]

L'intérêt des efforts de coupe :

- Ils nous permettent de connaître le rendement mécanique d'une machine-outil puisque pour savoir la puissance prise à l'outil il faut donc avoir des renseignements sur les efforts de coupe
- Ils servent aussi à dimensionner les organes de machine
- Prévoir les déformations des pièces
- Ils interviennent dans la précision d'usinage, dans les conditions d'apparition des vibrations, au broutage, et indirectement dans la formation de l'état de surface.

L'effort de coupe exercé par la pièce sur l'outil admet trois composantes [6]:

- F_c (F_x) : effort tangentiel de coupe, dû au mouvement de coupe
- F_t (F_y) : effort tangentiel d'avancement, dû au mouvement d'avance
- F_a (F_z) : effort de poussée, dû à la profondeur de passe

La plus importante composante est l'effort tangentiel de coupe (**Figure I.4**) donné par la relation $F_c = K_c \cdot a \cdot f$, avec :

- K_c [daN/mm^2] est la pression spécifique de coupe ; ce paramètre dépend de l'épaisseur de copeau h et du matériau de la pièce (voir, pour le choix des valeurs de K_c , le tableau ci-dessous)
- a est la valeur de la profondeur de passe (en mm)
- f est la valeur de l'avance (en mm/tr)

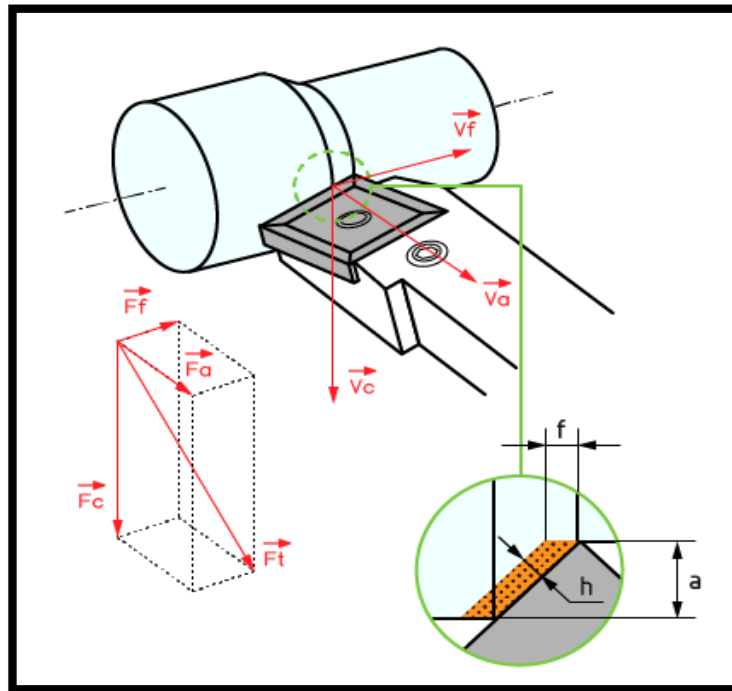


Figure I.4. Les efforts de coupe en tournage.

I.2.3.5 critères de rugosité

Définition

La **figure I.5** montre les principaux critères de rugosité. Les paramètres de la rugosité de surface sont codifiés par les normes : ISO 468-1982, ISO 4287/1,2-1984 et ANSI/ASME B46.1-1985. Cette normalisation porte sur des profils dans un espace à deux dimensions. Les paramètres de la rugosité définissent seulement les caractéristiques microgéométriques de la surface. Une valeur déterminée de chaque paramètre peut correspondre à plusieurs surfaces obtenues par différentes techniques d'élaboration. Évidemment les propriétés mécaniques de chacune de ces surfaces peuvent être différentes, c'est pourquoi pour caractériser exhaustivement une surface, il faut souvent préciser plusieurs paramètres accompagnés du mode d'élaboration de cette surface. Pour cette étude la caractérisation de la qualité de la surface usinée a été limitée aux trois critères de rugosité (R_a , R_t et R_z) [7]

Selon les normes ISO 4287/1-1984 et ANSI/ASME B46.1-1985 les trois critères de rugosité, précédents, sont définis comme suit :

La hauteur des irrégularités sur dix points R_z : Moyenne des valeurs absolues des hauteurs, des cinq saillies du profil les plus hautes et des profondeurs des cinq creux du profil les plus bas, à l'intérieur de la longueur de base.

$$R_z = \frac{1}{5}[(R_1 + R_3 + R_5 + R_7 + R_9) - (R_2 + R_4 + R_6 + R_8 + R_{10})] \quad (\text{I.1})$$

La hauteur maximale du profil R_t : Distance entre la ligne des saillies et la ligne des creux à l'intérieur de la longueur de base.

L'écart moyen arithmétique du profil R_a : Moyenne arithmétique des valeurs absolues des écarts du profil dans les limites de la longueur de base.

$$R_a = \frac{1}{L} \int_0^L |y| dx$$

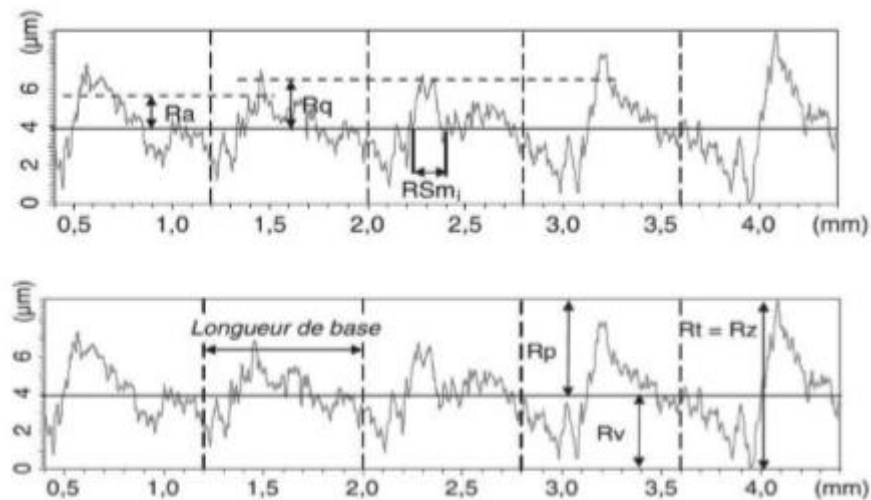


Figure I.5. Principaux critères de rugosité [8].

I.3. Méthodes de modélisation et d'optimisation

L'optimisation est une tâche importante dans le processus d'usinage, permettant le choix des conditions de coupe les plus commodes afin d'obtenir des valeurs désirées dans une certaine variable. Ce qui a habituellement un impact économique direct tel que le temps machine ou le coût total d'opération. L'optimisation de processus d'usinage est habituellement difficile, où les aspects suivants sont exigés :

- La connaissance du processus de coupe ;
- Les équations empiriques reliant la vie d'outil, les forces, la puissance, etc., pour développer des contraintes réalistes ;
- Spécifications des possibilités d'usinage ;
- Développement d'un critère efficace d'optimisation ;
- La connaissance des techniques mathématiques et numériques d'optimisation

En usinage, les tâches d'optimisation sont critiques, parce qu'il comporte beaucoup de processus complexes. Habituellement, la petite variation d'un paramètre cause les changements notables des autres. D'ailleurs, quelques variables, telles que l'effort de coupe ou l'usure d'outil, dépendent fortement des conditions de coupe [9].

I.3.1. Méthode de Taguchi

La méthode de Taguchi constitue une véritable révolution dans le développement de la méthode des plans d'expériences. Son application dans plusieurs domaines d'ingénierie en est une illustration [10,11 et 12]. Le système intégré de l'ingénierie de la qualité de Taguchi repose sur l'idée de robustesse comme moyen de neutraliser les effets des facteurs incontrôlables, appelés facteurs de bruit [13].

Dans son approche, Taguchi a introduit deux outils majeurs du plan robuste à savoir la métrique fonctionnelle Signal-Bruit(S/B ou S/N ; Signal/Noise, en anglais) et la propriété d'orthogonalité d'une matrice afin d'optimiser conjointement le résultat moyen et la dispersion du résultat autour de la moyenne [14, 15].

On cherche donc dans la méthode de Taguchi à minimiser l'influence des facteurs de bruit. La **figure I.6** montre les étapes d'optimisation par la méthode de Taguchi.

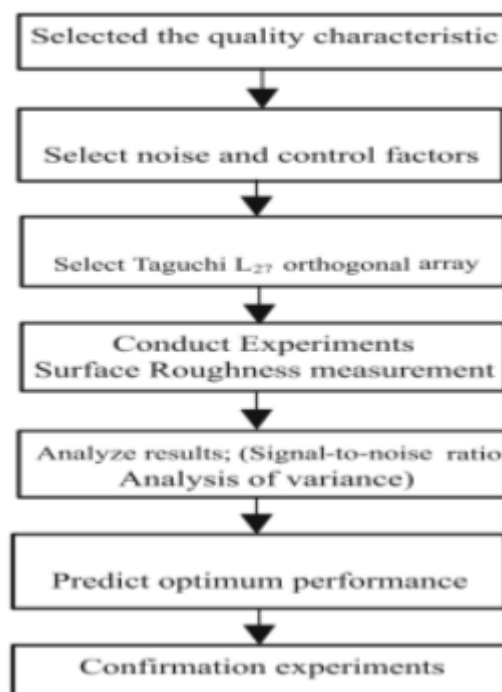


Figure I.6. Etapes d'optimisation par la méthode de Taguchi [16].

I.3.2. Méthodologie de surface de réponse (RSM)

La méthodologie des surfaces de réponses (RSM) est une technique visant à déterminer les variations de la réponse vis-à-vis des facteurs d'influence significative. Cette méthode permet de déterminer une relation d'approximation entre les variables d'entrée et les variables de sortie. En effet, la réponse de sortie dépend de la variation des paramètres d'entrée. Ces derniers peuvent être représentés par des variables aléatoires qu'on note X_i avec $i = 1, \dots, n$. Ces variables aléatoires permettent de représenter les variations spatio-temporelles des paramètres d'entrée par des modèles mathématiques.

Ces derniers résument la relation d'approximation entre la réponse de sortie et la variable d'entrée. La représentation géométrique de cette relation d'approximation est appelée surface de réponse [17].

La construction des surfaces de réponses s'effectue suite à l'ajustement du modèle en utilisant des fonctions mathématiques telles les polynômes. La méthode des surfaces de réponses passe par trois étapes : la construction du plan expérimental, la modélisation de la réponse et les représentations graphiques. La modélisation de la réponse est réalisée à l'aide de techniques de régression qui permettent de relier une réponse « y » à un ensemble de facteurs «Xi» selon la relation suivante :

$$Y=(X1,2,X3,\dots\dots\dots,Xk) \quad (\text{I.2})$$

On peut avoir une bonne approximation de cette relation par un polynôme de second degré qui permet de décrire les phénomènes étudiés. Ce modèle inclut les effets linéaires, les effets d'interaction et les effets quadratiques des facteurs. Le modèle de surface des réponses du second degré peut s'écrire de la manière suivante :

$$Y = \beta_0 + \sum (\beta_i X_i) + \sum (\beta_{ii} X_i^2) + \sum \sum (\beta_{ij} X_i X_j) + \dots \quad (\text{I.3})$$

Où : Xi : variable de prédiction codée appelées facteurs ; β : coefficient de régression.

Une fois la modélisation effectuée, il faut valider les modèles obtenus. Pour cela, des analyses statistiques sont à considérer : le coefficient de détermination (R^2) et le coefficient de détermination ajustée (R^2 adj). Après l'étape de la modélisation, nous représentons les modèles graphiquement à l'aide des courbes des surfaces de réponse qui permettent d'observer le comportement des réponses en fonction des paramètres afin d'optimiser le système expérimental (paramètres de la réaction).

L'approche de la fonction désirabilité est largement utilisée par les chercheurs pour l'optimisation multi objective des réponses. L'utilisation considérable de cette approche est due en fait à sa simplicité, sa souplesse de pondération et à sa disponibilité dans les logiciels statistiques [18].

La désirabilité permet d'évaluer l'équivalent d'un pourcentage de satisfaction par rapport aux objectifs fixés en fonction des réponses calculées par le modèle statistique. Les significations des paramètres de but sont [19] :

- Dans le cas de la recherche d'un maximum, la désirabilité est réécrite comme suit :
 - $d_i = 0$ si la réponse < la valeur basse
 - $0 \leq d_i \leq 1$ si la réponse varie entre la valeur basse et la valeur haute
 - $d_i = 1$ si la réponse > la valeur élevée
- Dans le cas de la recherche d'un minimum, la désirabilité est réécrite comme suit :

- $d_i = 1$ si la réponse $<$ la valeur basse
- $1 \geq d_i \geq 0$ si la réponse varie entre la valeur basse et la valeur haute (I.5)
- $d_i = 0$ si la réponse $>$ la valeur élevée

La fonction objective simultanée est une moyenne géométrique de toutes les réponses transformées :

$$D = (d_1 * d_2 * \dots * d_n)^{1/n} = (\prod_{i=1}^n d_i)^{1/n} \quad (\text{I.6})$$

I.3.3 Les réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les modèles de réseaux de neurones font l'objet de travaux récents en raison de leur capacité à modéliser les processus hautement non linéaires. Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est un réseau. La **figure.I.7** représente un neurone simple avec le vecteur des entrées p , le vecteur des poids W , le biais associé au neurone b , la fonction de transfert f et enfin la sortie a .

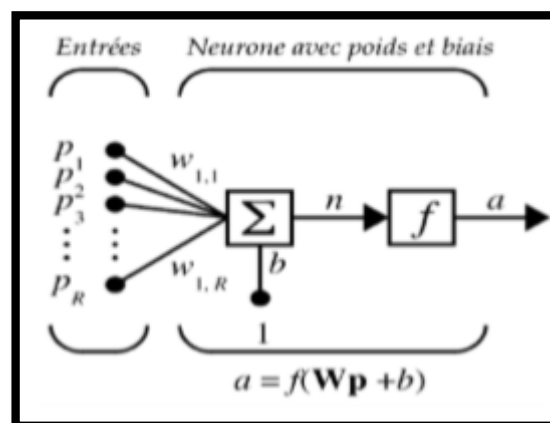


Figure I.7. Schéma d'un neurone unique [20].

I.4. Les matériaux polymère en général

I.4.1 Les polymères

I.4.1.1 Définition

Le terme polymère désigne une molécule de masse moléculaire élevée généralement organique ou semi-organique. Une macromolécule constituée d'un enchaînement d'un grand nombre d'unités de répétition, d'un ou de plusieurs monomères, unis les uns aux autres par des liaisons covalentes. On compte parmi les polymères les matériaux thermoplastiques, thermodurcissables, polyamides et élastomères etc. [21]

I.4.1.2 Les propriétés des polymères

À température ambiante, les polymères peuvent être liquides ou solides. De manière générale, les polymères sont légers. Ils sont aussi souples et ne sont stables qu'à des températures modérées. Sauf exception, ce sont des isolants électriques et thermiques.

De manière plus précise, les propriétés des polymères dépendent :

- Du type d'assemblage (liaisons et formes) et de la nature chimique des monomères qui les constituent.
- du degré de polymérisation .
- de la formulation, c'est-à-dire de la nature et du taux des ingrédients que l'on introduit.

On distingue par ailleurs :

- les homopolymères (linéaires, branchés ou étoilés), comme le polystyrène, qui sont des polymères constitués par l'association de molécules provenant d'un seul motif monomère.
- les copolymères lorsque la polymérisation s'effectue sur deux ou plusieurs monomères différents.
- les polymères réticulés pour lesquels les macromolécules s'enchaînent dans les trois directions de l'espace (macromolécules réticulées).

I.4.1.3 Obtention des polymères

On les obtient de deux façons différentes :

- Polyaddition : on additionne les monomères : il n'y a pas de pertes d'atomes. (**Figure I.8**)
- Polycondensation : les monomères réagissent entre eux pour former le polymère et (le plus souvent) une petite molécule (**Figure I.9**)

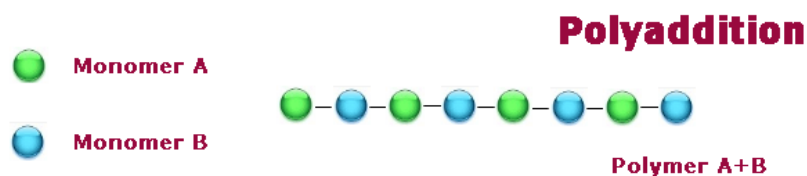


Figure I.8. Exemple de polyaddition.

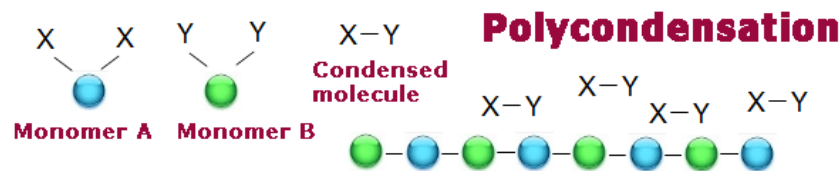


Figure I.9. Exemple de polycondensation.

I.4.1.4 Classifications des polymères

Les polymères peuvent être classés selon divers critères, qui ne s'excluent pas les uns les autres (Figure I.10).

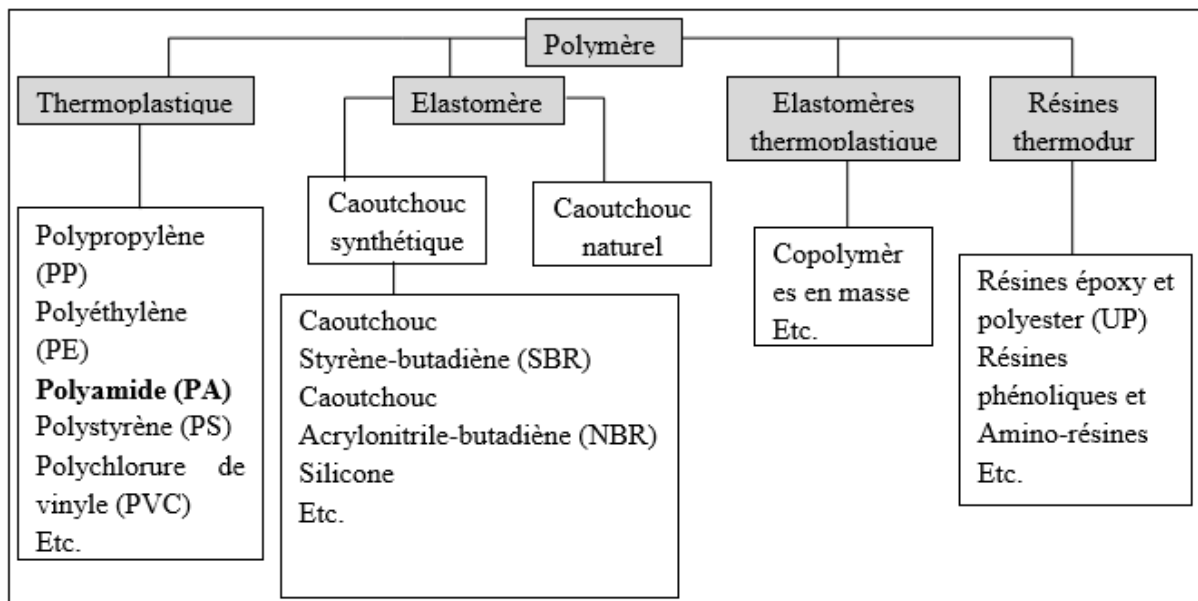


Figure I.10. Classification des plastiques.

I.4.2. Les Polyamides

I.4.2.1 Définition

Le polyamide est un polymère dans lequel le motif structural répété dans la chaîne contient la fonction amide.

Les polyamides sont des polymères thermoplastiques. Les principales variétés de polyamides [21] :

- les polyamides 6 ou polycaprolactames
- les polyamides 6-6 et 6-10
- les polyamides 11 et 12
- les polyamides aromatiques appelés plus communément aramides.

Les propriétés générales des polyamides sont [21] :

- de bonnes propriétés mécaniques
- une résistance à la fatigue dynamique et à l'usure
- un faible coefficient de frottement
- un bon comportement à la chaleur et au froid ainsi qu'à bon nombre de produits chimiques
- prix moyen
- une sensibilité et gonflement à l'eau
- un retrait important.

I.4.2.2 Usinage des polyamides

Pour l'usinage des plastiques (Polyamides) non renforcés, les outils en acier HSS (rapide) sont suffisants. Avec les plastiques renforcés (fibre de verre, billes de verre, etc.), des outils en métal dur (outils MD) sont nécessaires [2], pour la fabrication en grande série, on obtient avec les outils MD des temps de séjour plus longs et un meilleur respect des côtes. Une bonne qualité des surfaces et une bonne précision des contours ne sont possibles qu'avec des outils impeccablement aiguisés.

Tournage

Pour atteindre des surfaces de qualité particulièrement haute, il faut prévoir le tranchant sous forme de finition large. Pendant la coupe, le ciseau doit être aiguisé pour éviter des surfaces écailleuses. En revanche, lors de l'usinage des matières à parois minces et particulièrement souples, il est conseillé d'employer des outils acérés comme des couteaux.

Fraisage

Pour le fraisage les types de fraiseuses habituelles peuvent être utilisés. Les grands nombres de pièces, il est préférable d'utiliser des fraiseuses munies de plaquettes carbure pour que la vitesse de coupe (V_c) puisse être augmentée. Les fraiseuses utilisées habituellement pour l'usinage des métaux légers sont particulièrement adaptées aux polyamides.

Perçage

Il est conseillé :

- D'effectuer quelques essais préliminaires.
- D'évacuer les copeaux pour éviter l'échauffement de la matière au passage du foret.
- De travailler par perçages successifs en dégagant régulièrement l'outil et en refroidissant par un liquide ou par un soufflage d'air comprimé.

- De percer la matière d'un seul côté.
- D'utiliser des forets à lames affûtées.
- De ne pas faire d'usinage à angles vifs mais avec un rayon pour éviter l'effet d'entaille.
- De réduire la vitesse d'avance (f) en fin de coupe pour éviter la sortie brutale de l'outil empêchant ainsi les bavures et les éclats. Les diamètres de perçage importants doivent être pré percés ou exécutés au moyen d'une mèche creuse ou par alésage au tour.

Sciage

La plupart des matières plastiques peuvent être sciées avec des scies à ruban ou circulaires, les dents devant être fortement affûtées pour obtenir une coupe libre.

Taraudage

La coupe mécanique et la taille du filetage doivent être effectuées à des vitesses de coupe (V_c) basses afin de maintenir le développement de chaleur aussi réduit que possible. Il est en tout cas recommandé d'utiliser un agent réfrigérant. Les tarauds doivent souvent être pourvus d'une surcote.

Découpage

Des pièces à parois minces jusqu'à 1,5 mm peuvent être produites économiquement par le découpage, qui peut se faire à haute vitesse. Pour le cas où il se produirait des cassures, le matériau doit être préchauffé. Lors de toutes les méthodes mentionnées d'usinage par enlèvement de copeaux, il faut compter sur des bavures plus ou moins prononcées. L'élimination manuelle avec des couteaux d'ébarbage spéciaux donne de meilleurs résultats, L'ébavurage au tonneau ou le ponçage vibrant est d'autres possibilités, les abrasifs devant être choisis en fonction des pièces.

Refroidissement

Les plastiques sont de mauvais thermo conducteurs. Ainsi, pendant le fraisage, des températures trop élevées peuvent faire ramollir ou fondre les surfaces, voire endommager le matériel. Un bon refroidissement des matériaux est absolument indispensable. On obtient un refroidissement optimal lorsque les copeaux sont correctement évacués par les outils. Si les temps de fraisage sont longs, on peut également employer des lubrifiants de refroidissement pour minimiser l'accumulation de la chaleur. La plupart des plastiques amorphes (Polyamide PA6, 6) ont tendance à former des fissures de contrainte et il convient donc de les refroidir à l'eau ou à l'air uniquement.

I.4.2.3 polyamide PA 6.6

a. Définition

Le PA 6.6 est obtenu par polycondensation de l'acide adipique avec l'hexaméthylène diamine. C'est un thermoplastique blanchâtre semi-cristallin. C'est le nylon aliphatique non renforcé le plus solide et le plus résistant à l'abrasion et aux faibles températures. Sa très faible viscosité de fusion peut causer des difficultés de transformation industrielle et son exposition aux intempéries peut entraîner une fragilisation et un changement de couleur à moins qu'il ne soit stabilisé ou protégé.

Tableau I.1 différents termes désignant le PA6.6

Numéro CAS	32131-17-2
Synonymes	Polyamides
Famille du polymère	<ul style="list-style-type: none"> • nylon 6.6 • nylon • Polyhexaméthylène adipamide

La **figure I.11** montres la composition chimique du polyamide PA 6.6.

Synthèse

Formule développée n°1

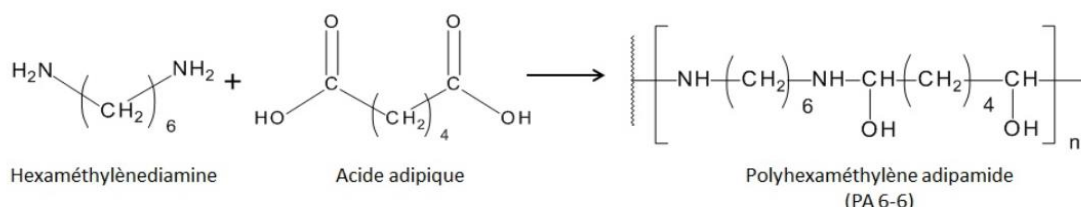


Figure I.11.Composition chimique du polyamide PA 6.6.

b. Domaine d'application

Le développement industriel de polyamide 6.6 a été accéléré lors de la seconde guerre mondiale. Pour faire face à la pénurie de soie utilisée à des fins militaires notamment pour la fabrication des toiles de parachutes et comme renfort de pneus d'avions, la production commerciale des matières plastiques filables et résistantes a été lancée. Dès octobre 1939, le nylon (désignation commerciale du PA6.6) faisait son apparition sur le marché américain. Après la Seconde Guerre mondiale, une diversification des applications faites de PA6.6 à des domaines autres que textiles s'est opérée. Aujourd'hui on les retrouve notamment dans les secteurs industriels suivants :

- Automobile

- Electricité, électronique
- Electroménager
- Sports et loisirs
- Emballage médical

Généralement, Il est employé pour la fabrication de pièces mécaniques, d'engrenages sans lubrifiant, de pales de ventilateur et de tissus du fait de sa bonne résistance chimique, mécanique et thermique. Le PA 6.6 est également utilisé dans le domaine du sport, sous forme de filaments pour les cordes ou de composite pour les structures de vélos, etc.

I.5 Travaux de recherches concernant l'usinage des polymères

Manas Ranjan Panda et autres [22] ont effectué une étude expérimentale sur l'influence des paramètres de coupes pendant le tournage CNC sur polyamide PA 6.6. Les auteurs ont utilisé des éprouvettes de 30 mm de diamètre et de 95 mm de longueur, l'outil de coupe choisi est un carbure de tungstène et le plan utilisé est un plan Taguchi L9.

Tableau I.2. Différents niveaux et facteurs utilisé.

Niveaux	Vitesse de coupe (m/min)	Avance (mm/tr)	Profondeur de passe (mm)
1	1000	0.1	0.1
2	1200	0.2	0.2
3	1400	0.3	0.3

Les auteurs ont trouvé que la rugosité de surface diminue avec l'augmentation de la vitesse de coupe ceci montre que le facteur le plus influent est la vitesse de coupe (**Figure I.12**), alors que l'avance et la profondeur de coupe sont non significatives. Ils ont constaté que la rugosité de surface est plus petite pour $V_c=1400$ m/min, avance= 0,1 mm/tr et $a_p = 0,3$ mm.

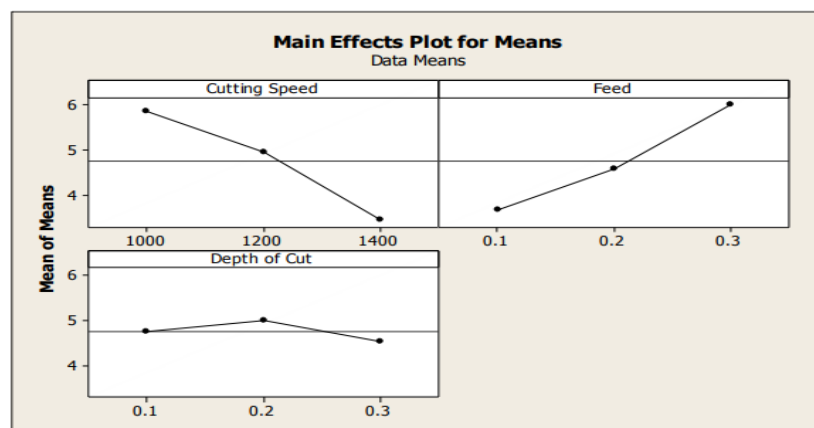


Figure I.12 : Effet principal pour la rugosité de surface [22].

Lazarević, D et autres [23] ont fait une investigation sur la minimisation de rugosité de surface du polyamide PA 6 pendant le tournage. L'expérience a été effectuée sur des éprouvettes en forme de barre, 92 mm de diamètre et 50 mm de longueur, suivant un plan de Taguchi L27 (3^{13}). Les paramètres de coupe utilisés sont dans le **tableau I.3**.

Tableau I.3 Différents paramètres de coupe utilisés.

Paramètres de coupe	Niveaux		
	1 (faible)	2 (moyen)	3 (haut)
A-Vc (m/min)	65.03	115.61	213.88
B-f (mm/tr)	0.049	0.098	0.196
C-ap (mm)	1	2	3
D-r (mm)	0.4	0.8	-

Les auteurs ont trouvé qu'à partir des résultats ANOVA que la combinaison de faibles niveaux de paramètres de coupe était bénéfique pour minimiser la rugosité de surface (R_a) (**Figure I.13**). Ils ont aussi indiqué que l'avance était le paramètre le plus important, suivi par le rayon de la pointe de l'outil et la profondeur de coupe alors que l'influence de la vitesse de coupe était négligeable. Pour conclure, les auteurs affirment que la méthode Taguchi est relativement simple et aussi une puissante approche d'optimisation qui pourrait être efficacement appliquée.

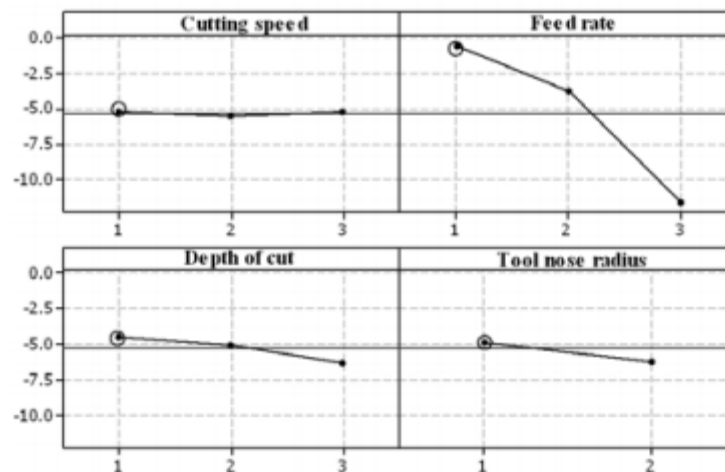


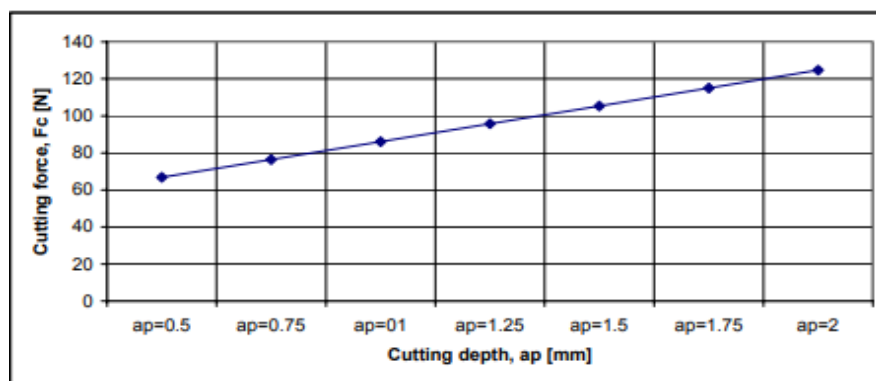
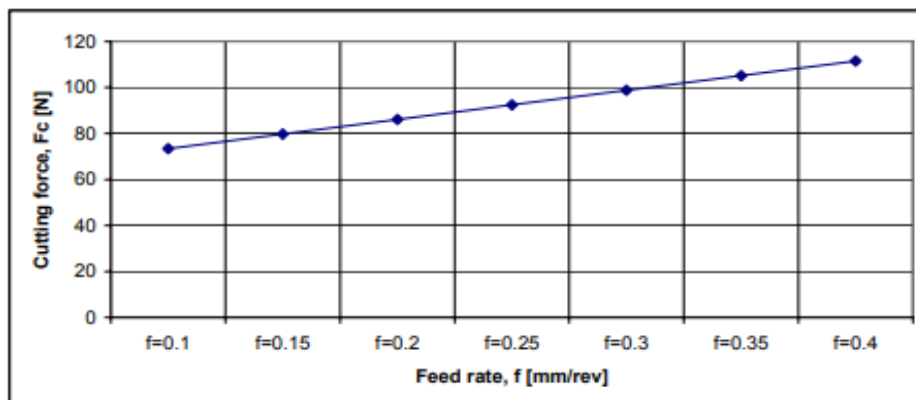
Figure I.13. Graphe des conditions de coupe sur R_a [23].

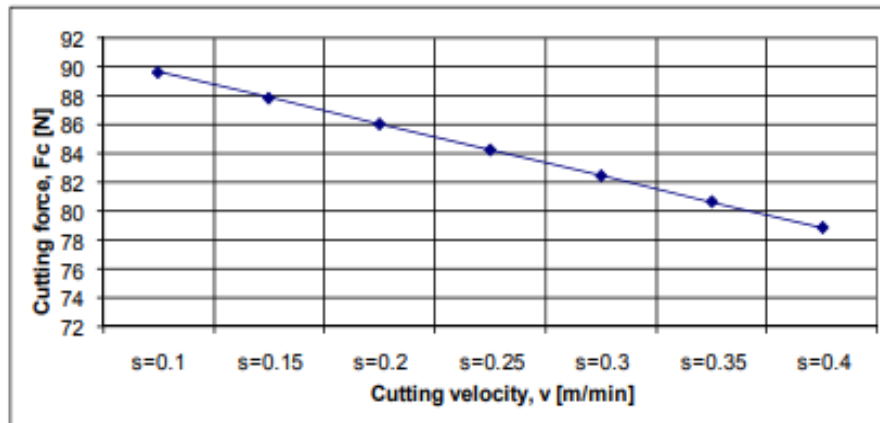
MOŢOI Marinb [25] a effectué une recherche sur l'influence des conditions de coupe (V_c , f et a_p) sur F_c lors du tournage du polyamide PA6.6. Il a utilisé des échantillons extrudés de 50 mm de diamètre et 100 mm de long avec 5 mm de longueur de coupe. L'auteur a utilisé un plan d'expérience orthogonal de Taguchi L8 (**Tableau I.4**).

Tableau I.4. Paramètres de coupe et leurs niveaux.

Parametres	Code	Unite	Niveaux		
			1	2	3
a_p	A	mm	0.5	1	2
f	B	mm/tr	0.1	0.2	0.4
V_c	C	m/min	58.875	117.75	235.5

L'auteur est arrivé à conclure que l'effort de coupe a un rôle essentiel dans la stabilité des différentes caractéristiques d'un usinage. Il a aussi trouvé que la profondeur de passe (a_p) et l'avance (f) sont les facteurs les plus influant sur l'effort de coupe d'après les figures I.14, I.15 et I.16.

**Figures I.14.** Influence de (a_p) sur l'effort F_c ($f=0,2$ mm/tr, $V_c=117,75$ m/min) [25].**Figures I.15.** Influence de (f) sur l'effort F_c ($a_p=1$ mm, $V_c=117.75$ m/min) [25].



Figures I.16. Influence de (V_c) sur l'effort F_c ($a_p=1$ mm, $f=0,2$ mm /tour) [25].

Jagtap et autres [26] proposent une revue sur l'usinage des polymères tels que : ABS, POM, PA, PC, LDPE, HDPE, PMMA, PP, PS, PVC, EP et PF en tournage, fraisage et perçage. Les auteurs ont indiqué que le comportement concernant l'usinage de divers polymères n'est pas le même. À cet effet, les auteurs suggèrent d'étudier séparément les effets des paramètres de coupe pour différents polymères. Ils ont déclaré que les propriétés mécaniques telles que la ténacité, la rigidité, la résistance à l'abrasion et la résistance à la chaleur de certains polymères sont similaires aux métaux. (**Tableau I.5**).

Tableau I.5. Comparaison des propriétés importantes.

S.N.	Property	Metals	Plastics
1	Density, g/cm ³	2 to 22 (average 8)	1 to 2
2	Melting points	Low to high	Low
3	Hardness	Medium	Low
4	Machinability	Good	Good
5	Tensile strength, MPa	Up to 2500	Up to 140
6	Compressive strength, MPa	Up to 2500	Up to 350
7	Young's modulus, GPa	15 to 400	0.001 to 10
8	Thermal expansion	Medium to high	Very high
9	Thermal conductivity	Medium to high	Very low
10	Electrical characteristics	Conductors	Insulators
11	Chemical resistance	Low to medium	Good
12	Stiffness	High	Low
13	Malleability	High	High

S. Yilmaz et autres [27] ont proposé une étude qui traite la prédiction de la rugosité de surface au moyen d'une méthode d'approche par réseau neuronal artificielle lors de l'usinage du polyamide coulé extrudé PA6G. Le réseau comporte 2 entrées, la sortie du réseau est la rugosité de surface (R_a) (**figures I.17**).

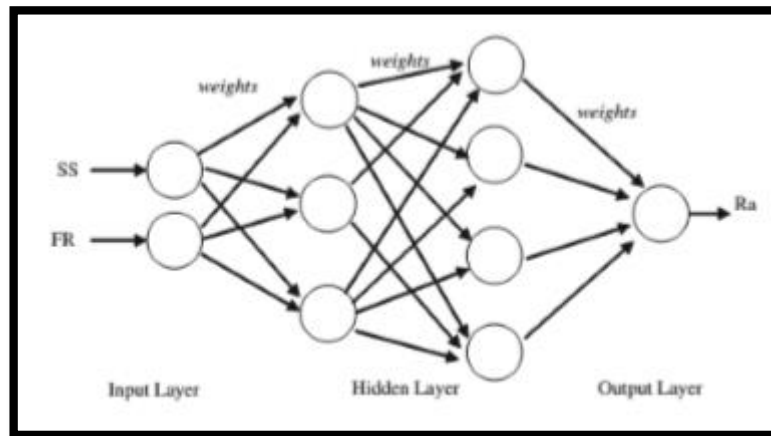


Figure I.17. Structure de l'ANN utilisée pour l'estimation de la rugosité de surface.

En raison de rugosité de surface du modèle créé, la valeur optimale de (R_a) est atteinte à $0,8371 \mu\text{m}$ à 400 tr/min et 251 m/min .

L. R. Silva et autres [28] ont proposé une étude sur l'effet de la géométrie d'outil de coupe sur l'usinabilité du polyamide PA 6.6 avec et sans renforcement de fibres de verre à 30%. L'usinage est réalisé en tournage de précision en comparant les performances des outils en carbure non revêtus avec la géométrie de coupe standard et des outils avec préparation de l'arête modifiée.

Les résultats indiquent que lors de la réduction du rayon du bec de l'outil les composantes de l'effort de coupe ont diminué. Ils ont aussi trouvé que lors de l'utilisation du rayon du bec de l'outil $r=0.4\text{mm}$, l'effort de coupe a dépassé la composante radiale, en particulier pour le PA66-GF30. Cependant, comme le rayon du bec de l'outil est réduit, les composantes de l'effort de coupe sont diminuées s'expliquant par la zone de contact petite. Enfin ils ont trouvé que l'effort de coupe spécifique a diminué lorsque l'avance a été élevée et a présenté des valeurs comparables aux alliages métalliques, néanmoins, le polyamide PA66 a présenté une augmentation de (K_s) de trois fois plus qu'au composite PA66-GF30 (**Figure I.18 et I.19**).

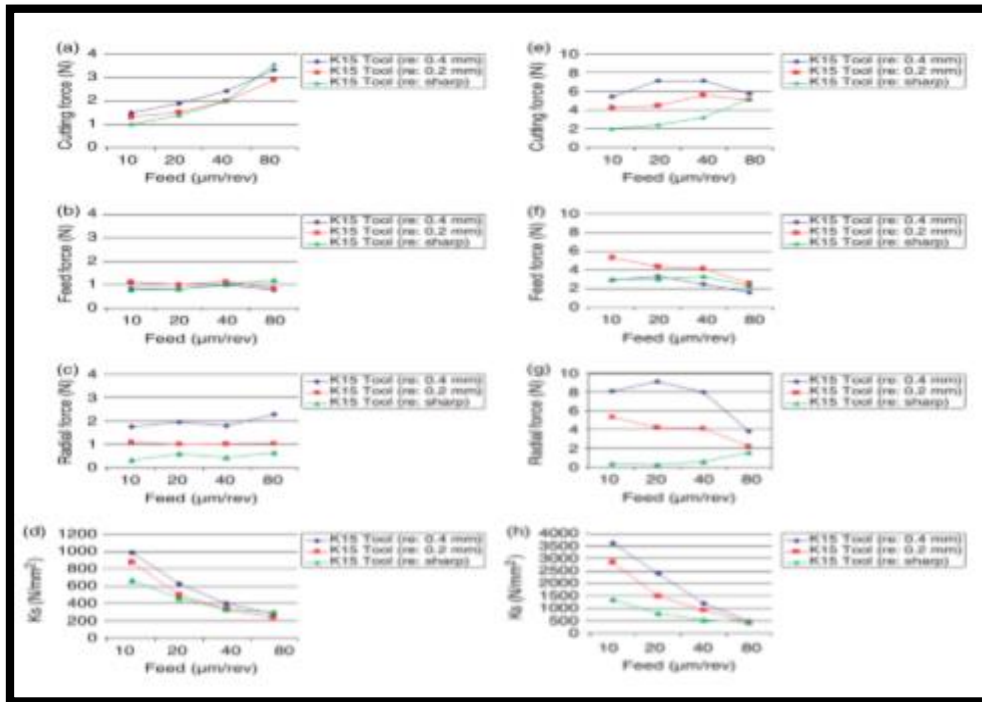


Figure I.18. Effet de l'avance sur (K_s) lors de l'usinage du composite PA6.6-GF30 et du polyamide PA6.6 à $V_c = 70$ m / min et $a_p = 150$ mm : (a- d) pour le polymère PA6.6-GF30 et (e- h) pour le Polyamide PA6.6.

Une finition de surface plus médiocre a été observée lors de l'utilisation de l'outil avec le rayon du bec pointu. Cela est dû aux avances plus profondes laissées sur la surface de travail (**Figure I.19**).

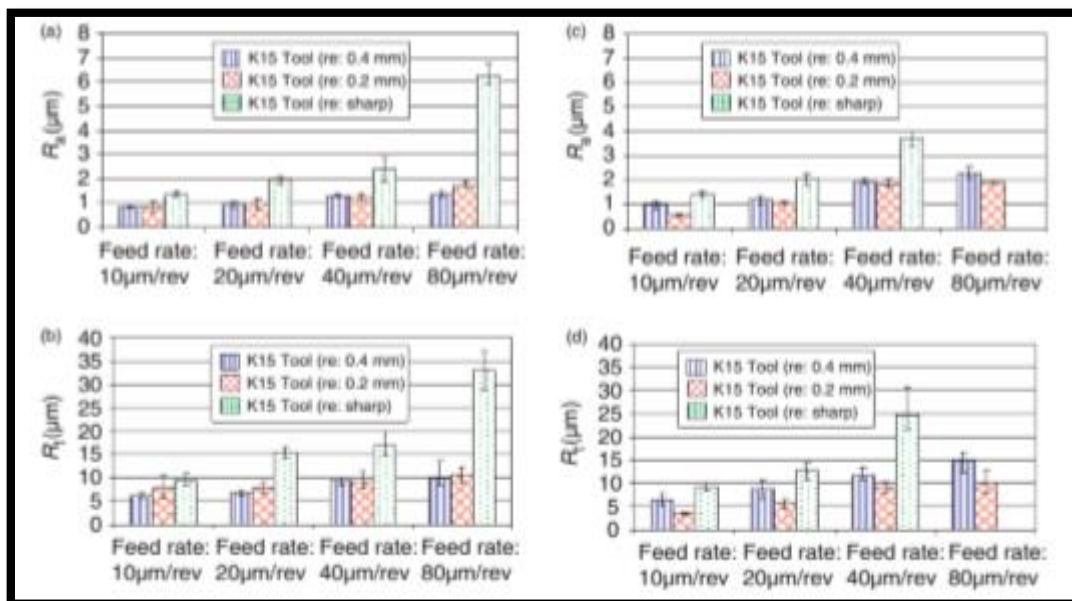


Figure I.19. Effet de l'avance et du rayon du bec de l'outil sur la rugosité de surface du composite PA6.6-GF30 (a et b) et du polyamide PA6.6 (c et d).

I.7.Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les bases nécessaires à la compréhension de cette étude. Ce chapitre comporte une partie de rappel des mécanismes de la coupe des métaux tels que : la définition de l'usinabilité des matériaux, l'évaluation de l'usinabilité, les paramètres de coupe (la vitesse de coupe, la profondeur de passe, la vitesse d'avance,... etc). Puis une partie présentant les polyamides en général et le polyamide PA 6.6 en particulier. La dernière partie traite l'état de l'art sur l'usinabilité des polymères ainsi que les méthodes d'optimisation des conditions de coupe lors de l'usinage des polymères.

Chapitre **II**

Procédure expérimentale

II.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons l'ensemble des moyens exploités pour la réalisation des expériences, afin de caractériser le comportement du couple (outil-matière). Cela va consister en une présentation des différents équipements utilisés, qui a servi à l'étude de l'évolution des différents paramètres technologiques d'usinage, tels que la rugosité de surface (R_a et R_z), les efforts de coupe (F_x , F_y et F_z). La démarche utilisée pour la planification des expériences et les conditions de réalisation des essais seront démontrés. Tous les essais d'usinage sur le polymère PA 66, nécessaires à la réalisation de notre mémoire ont été effectués au Laboratoire de Mécanique et de Structure (LMS) du département de Génie Mécanique à l'Université 8 Mai 1945- Guelma.

II.2. Matériels utilisés

Nous présentons dans ce point le matériel utilisé pour l'élaboration des expériences en plus des équipements de mesure des différents paramètres technologiques. Un banc d'essais comportant un tour à charioter, une plateforme Kistler pour l'acquisition des efforts de coupe, un rugosimètre (2D), une station AltiSurf pour déterminer la rugosité en (3D) de la pièce usinée.

II.2.1. Machine-outil

Le tour utilisé pour les essais est un tour parallèle de la société tchèque « **TOS TRENCIN** », Modèle **SN 40C** **figure II.1**, ces caractéristiques sont les suivantes :

Puissance du moteur électrique	Nombre de tours par minute	Avance en millimètres par tour
6,6 kW	45 à 2000 tr/min	0,08 à 6,4 mm/tr



Figure II.1. Machine de Tour à charioter et à fileter modèle SN40.

La **Figure II.2** illustre la machine de tour à charioter et à fileter modèle SN 40 pour les essais de travail et expose ces différentes parties.

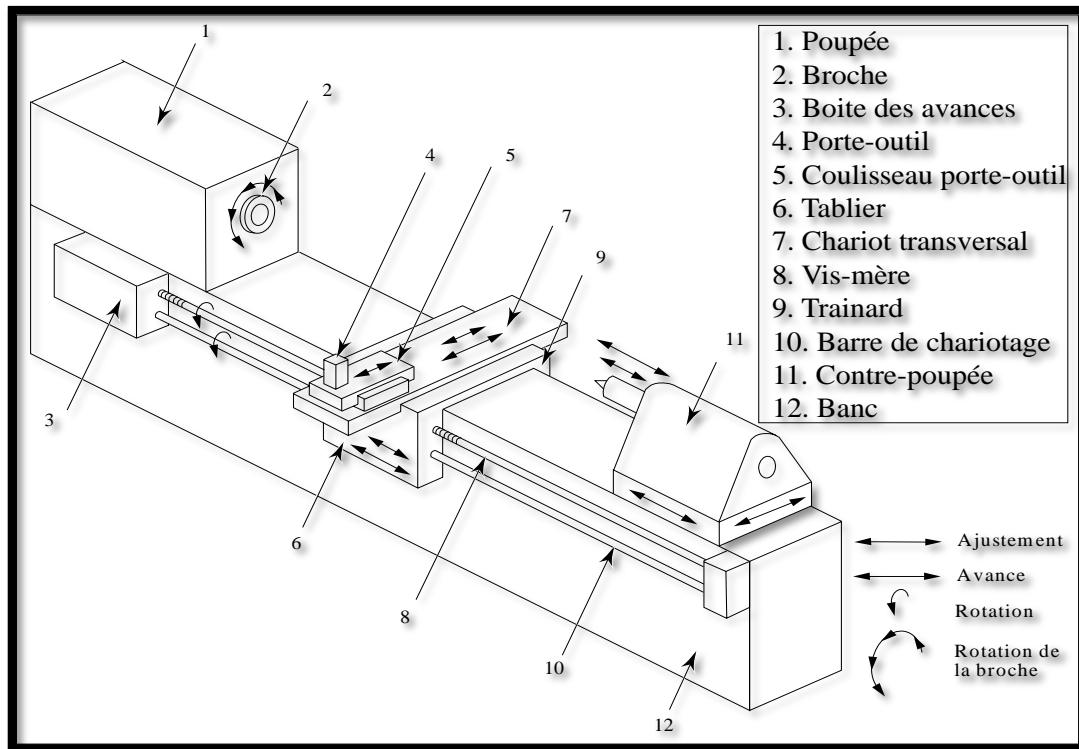


Figure II.2. Illustration pour la machine de tour à charioter et à fileter modèle SN40.

On a utilisé un capteur de vitesse (**Figure II.3**) pour avoir une estimation exacte de la vitesse de la broche puis on la régule à la vitesse souhaité avec un régulateur de vitesse (**Figure II.4**).

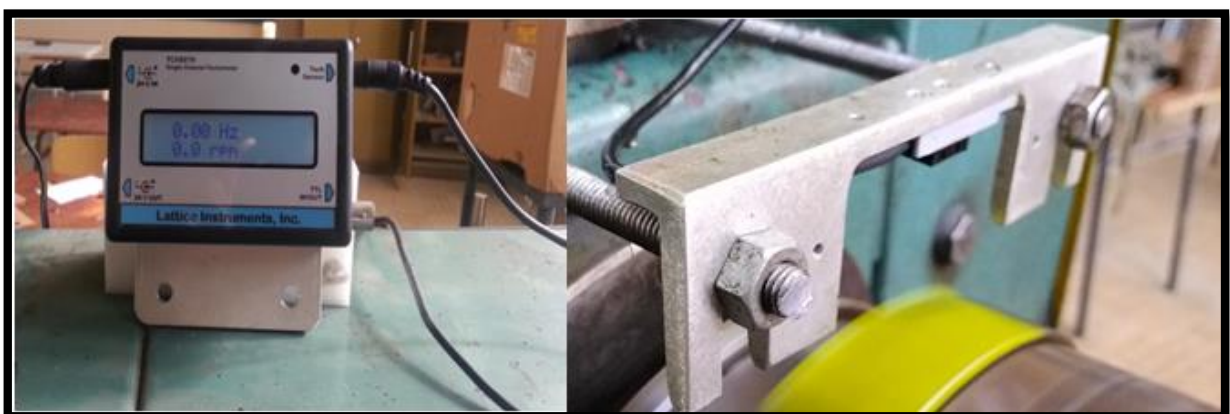


Figure II.3. Capteur de vitesse.



Figure II.4. Régulateur de vitesse.

II.2.2. Matériau à usiné

Le matériau utilisé dans ces expériences est le polyamide PA 66 qui est un polymère thermoplastique. Il a une bonne résistance thermique et à l'usure, bonne résistance et rigidité. Il a une large gamme d'applications dans le textile, le travail des métaux, l'aviation et la manutention. Il est également utilisé en remplacement du laiton, du caoutchouc, de l'aluminium et de l'acier.

Les éprouvettes utilisées possèdent un diamètre $d = 85 \text{ mm}$ et une longueur $l = 250 \text{ mm}$ avec plusieurs paliers de 20 mm de longueurs séparées par des gorges de 5 mm (**Figure II.5**).



Figure II.5. Eprouvettes pour différents essais.

Les propriétés techniques du PA 66 sont présentées dans le **tableau II.1**.

Tableau II.1. Propriété technique du PA 66[29].

Généralité	Valeurs	Unités
Densité	1,15	g/cm ³
Absorption d'humidité	2,8	%
Mécanique	Valeurs	Unités
Résistance à la traction	85	MPa
Allongement à la rupture	50	%
Module d'élasticité à la traction	3300	MPa
Résistance aux chocs	>= 3	kJ/m ²
Dureté à la bille	180	MPa
Dureté shore D	83	Echelle D
Thermique	Valeurs	Unités
Température de fusion	260	°C
Conductibilité Thermique	0,23	W/ (m*K)
Capacité Thermique spécifique	1,7	kJ/ (Kg*K)
Température d'utilisation à long terme	-30 à 95	°C
Température d'utilisation à court terme	170	°C

II.2.3. Plaquette et porte outil

Pour la réalisation des essais, toutes les opérations de tournage ont été effectuées par une plaquette de carbure métallique type SPGR T20-308. Le seul type de porte outil qui a été utilisés est le SD PN 25 25 M12 avec L'angle de direction principal 45° (Tableau II.2). La figure II.7 montre la plaquette montée sur le porte outil.

Tableau II.2. Caractéristique géométrique du porte outil

Désignation	Marque	Section (mm ²)	χ_r°	α°	γ°	λ°
SD PN2525M12	SANDVIK	25×25	45°	6°	6°	6°



Figure II.6. Plaquette et porte plaquette.

II.2.4. Matériels de mesure

Pour les différentes mesures des paramètres de sortie, nous avons utilisé les instruments de mesure suivants :

- Un dynamomètre KISTLER 9257B pour la mesure des efforts de coupe.
- Un rugosimètre 2D pour la mesure des différents critères de la rugosité de surface.
- Un rugosimètre 3D pour voir la topographie de la surface.

II.2.4.1. Dynamomètre pour la mesure des efforts de coupe (Plateforme kistler)

On a utilisé un dynamomètre (KISTLER9257 B) **Figure II.7** pour mesurer l'amplitude des efforts de coupes, il est parmi les équipements les plus fiables pour la mesure des trois composantes de l'effort de coupe.



Figure II.7. Plateforme d'effort de coupe KISTLER.

Il comporte plusieurs éléments on cite : l'amplificateur de signaux, le PC avec le logiciel DYNOWARE et enfin une imprimante pour tracer les courbes. Le principe de la mesure est basé sur le phénomène piézo-électrique. Lors de l'opération du tournage, le

mouvement de rotation est généralement attribué à la pièce, par contre l'outil a le mouvement de translation. Ce dernier est monté sur la plate-forme, qui elle-même est fixée sur le chariot transversal de la machine-outil à l'aide de la plaque de fixation (figure.II.4). La plate-forme représente l'élément le plus intervenant lors de la mesure. Cette dernière est constituée de quatre capteurs en quartz (**figure II.8**).

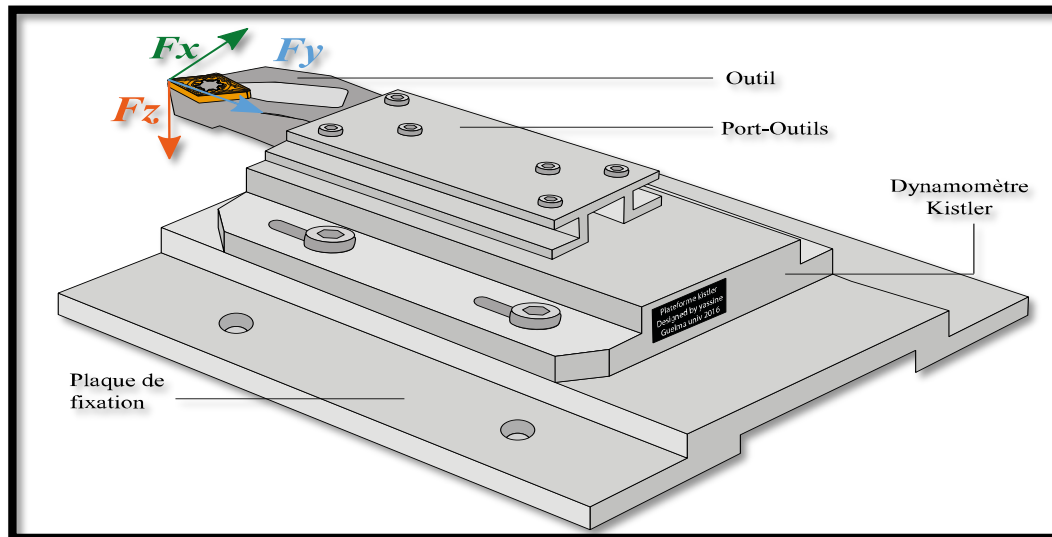


Figure II.8. Schéma illustrant le Montage du dynamomètre sur la table de la machine.

Les forces qui agissent sur cette plaque lors de la coupe sont converties en charges électriques. Ces dernières sont alors amplifiées par l'amplificateur des signaux.

Ces signaux amplifiés sont ensuite acquis par le PC grâce à la carte d'acquisition installée spécialement sur l'unité centrale de ce dernier. Un logiciel (DYNOWARE) analyse et traite ces signaux et la force produite lors du processus du tournage est alors directement exprimée en trois composantes :

- Force axiale : $F_x (Fa)$
- Force radiale : $F_y (Fr)$
- Force tangentielle : $F_z (Fv)$.

Les couches d'isolation s'apparièrent dans la **Figure II.9** et aussi les couches d'isolation pour la plateforme Kistler.

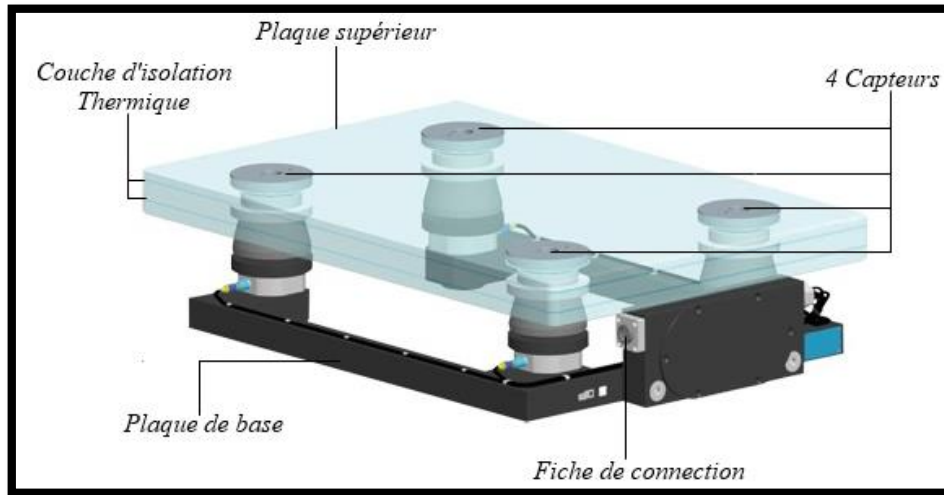


Figure II.9. Capteur d'effort de coupe KISTLER.

La **figure II.10** présente un exemple d'acquisition du logiciel qui montre les profils des trois composants de l'effort de coupe (effort axiale, effort radiale et effort tangentielle).

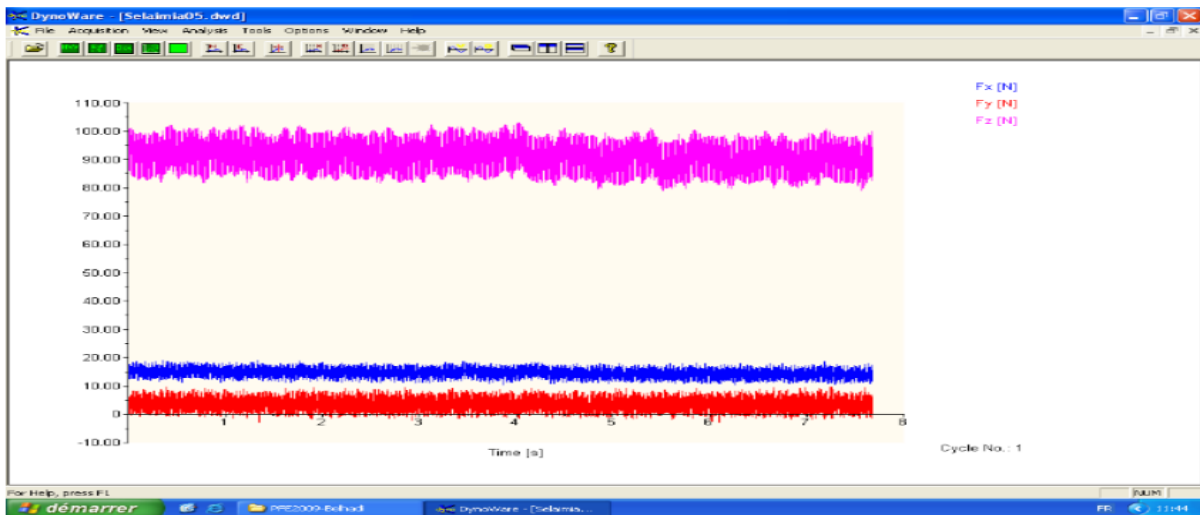


Figure II.10. Exemple d'acquisition du logiciel DYNOWARE.

La **figure II.11** illustre l'enchaînement des équipements et la méthode utilisée pour la mesure des efforts de coupe :

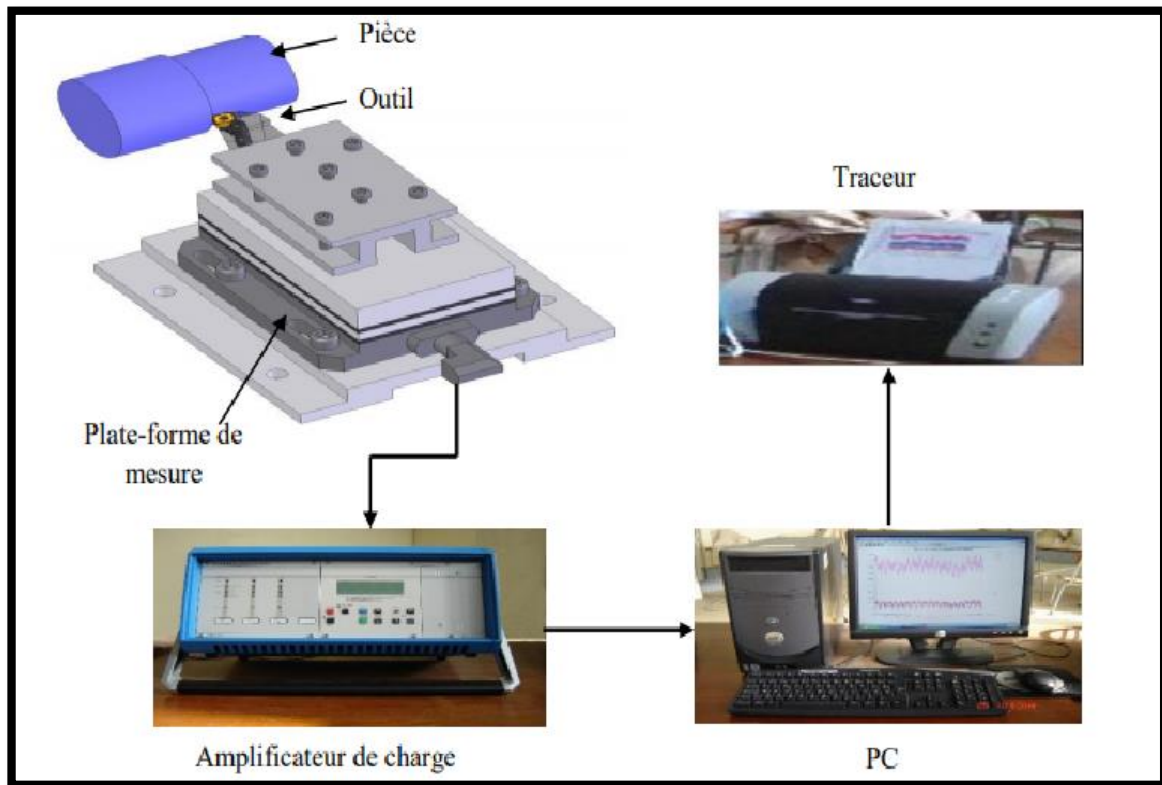


Figure II.11. Chaîne de mesure des efforts de coupe.

II.2.4.2. Rugosimètre pour la mesure de la rugosité

c. Rugosimètre 2D

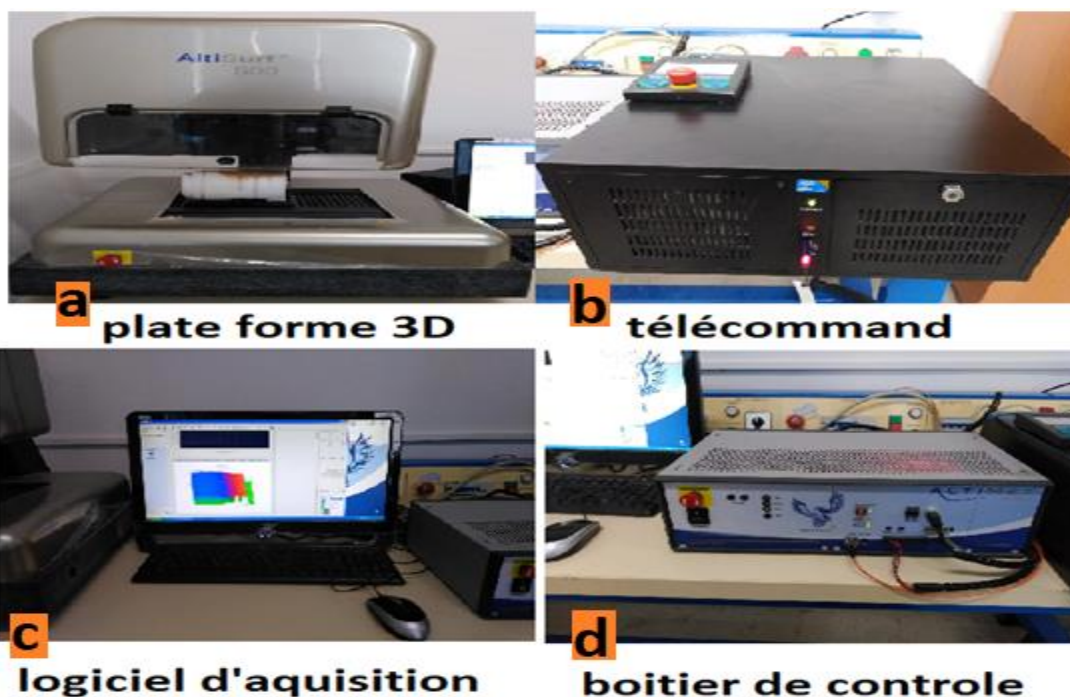
Les différents critères de la rugosité de surface (R_a , R_t et R_z) ont été obtenus instantanément après chaque passage de l'outil au moyen d'un appareil de rugosité de type MITUTOYO modèle SJ-210, d'une pointe en diamant de $5\ \mu\text{m}$ et se déplaçant linéairement (axialement) sur la surface usinée. Les mesures ont été répétées trois fois sur trois lignes de cylindre axial sur chaque palier. La norme pour la mesure de la rugosité de surface est ISO 4287. Le rugosimètre 2D utilisé est présenté dans la **figure II.12**.



Figure II.12 Rugosimètre MITUTOYO 2D modèle SJ-210.

d. Rugosimètre 3D

Pour caractériser correctement la rugosité de surface de la pièce à travailler, quelques mesures basées sur la plate-forme 3D de métrologie optique modulaire Altisurf 500 ont été réalisées. Cet appareil permet d'étudier finement la topographie de la surface des pièces usinées (**Figure II.13**).



a plate forme 3D

b télécommand

c logiciel d'aquisition

d boîtier de controle



Figure II.13. Plate-forme 3D de métrologie optique modulaire Altisurf 500.

L'appareil AltiSurf ®500 standard est composé [30]:

- d'une base en granite ;
- d'un ensemble inférieur ou base de déplacement :
Plusieurs tables de déplacements motorisés de haute précision permettant le mouvement de l'échantillon selon les axes X et Y, éventuellement selon un ou plusieurs axes rotatifs. Une plateforme rectangulaire permet de poser l'échantillon à mesurer ;
- de différents accessoires : quatre poignées de transport amovibles. Fixées sur le marbre, elles facilitent le déplacement de la platine. Un jeu de quatre amortisseurs antivibratoires. Un jeu de cale-étalon (plan de verre, cale de rugosité, cale de step).
- Les axes :
 - Course en X, Y, Z (mm): $100 \times 100 \times 100$
 - Axes motorisés DC
 - Planéité inférieure à $2\mu\text{m}$ sur 100mm après correction
 - Vitesse Max. : jusqu'à 40 mm/s
 - Options: encodeur $0,1 \mu\text{m}$, 4ème axe (rotation, linéaire)

II.2.5 Equipements supplémentaires

- Un pied à coulisse pour mesurer le diamètre de la pièce ;
- Un appareil photo-numérique pour prendre les photos des différents équipements utilisés.

II.4. Planification des expériences

Définition

Entre le grand nombre de facteurs qui influent sur le système d'usinage, on peut citer, les éléments du régime de coupe (V_c , a_p , f), ainsi que les conditions de travail (rigidité

de la machine, ...etc.). Tous ces facteurs jouent le rôle de paramètres d'entrée du système d'usinage. Les efforts de coupe, la rugosité et le volume de copeau enlevé, représentent les paramètres de sortie.

II.4.1. Méthodologie de recherche

Un très grand nombre de facteurs agit sur l'usinabilité d'un matériau, tels que les paramètres du régime de coupe (V_c , a_p , f), la géométrie de l'outil (α , β , γ , ε , χ , ..., etc.), les caractéristiques du matériau usiné (dureté, (R_r) , le pourcentage de carbone % C, le pourcentage des éléments d'addition, etc.) et les conditions de travail, etc.

Ces facteurs représentent les paramètres d'entrée du système d'usinage. La précision, les efforts, le volume de copeau, etc..., représentent les paramètres de sortie

II.4.2. Méthode de planification des expériences

Cette méthode permet d'organiser et d'exécuter les expériences d'une manière optimale afin d'obtenir des modèles mathématiques de simulation du procédé de coupe.

La stratégie de recherche expérimentale consiste à déterminer tout d'abord le nombre d'essais nécessaires. Le nombre d'essais est en fonction des facteurs de base (fonction entrée) et du nombre de niveaux de variation de ces facteurs.

Dans notre étude nous avons considéré l'influence de trois facteurs de base (V_c , f , a_p) sur les diverses fonctions d'optimisation (rugosité et efforts de coupe, puissance de coupe et débit de copeau) en utilisant la méthodologie de surface de réponse MSR à l'aide de logiciel statistique d'optimisation Design Expert pour les résultats obtenus comme la forme suivant :

$$N = q^k \quad (\text{II.1})$$

Où :

N : Nombre d'essais

q : Nombre de niveaux de variations des facteurs de base

k : Nombre de facteurs de base

Dans notre cas, nous avons trois facteurs de base ($k = 3$) et chaque facteur à trois niveaux de variation (un niveau supérieur (+1), niveau moyenne (0) et un niveau inférieur (-1)), Nous avons alors : $N = 3^3 = 27$.

Les essais ont été numérotés de 1 à 27. La matrice de planification donne les différentes combinaisons des facteurs de base qui constituent les différents régimes de coupe.

La matrice de planification, ainsi que la codification des facteurs sont illustrées dans le **Erreur ! Source du renvoi introuvable.3** selon le plan de taguchi. Tel que la table

orthogonale standard L27 (3^{13}) de Taguchi est adoptée comme plan expérimentale (Tableau II.4).

Tableau. II.3. Matrice de planification pour un plan Taguchi (L27).

	<i>Parametres d'usinage</i>		
	<i>Vc (m/min)</i>	<i>f (mm/tr)</i>	<i>ap (mm)</i>
1	84	0.08	0.5
2	84	0.08	1
3	84	0.08	2
4	84	0.12	0.5
5	84	0.12	1
6	84	0.12	2
7	84	0.16	0.5
8	84	0.16	1
9	84	0.16	2
10	116.42	0.08	0.5
11	116.42	0.08	1
12	116.42	0.08	2
13	116.42	0.12	0.5
14	116.42	0.12	1
15	116.42	0.12	2
16	116.42	0.16	0.5
17	116.42	0.16	1
18	116.42	0.16	2
19	214	0.08	0.5
20	214	0.08	1
21	214	0.08	2

22	214	0.12	0.5
23	214	0.12	1
24	214	0.12	2
25	214	0.16	0.5
26	214	0.16	1
27	214	0.16	2

Tableau II.3. Table orthogonale de Taguchi pour un plan de 27 [31].

$L_{27} (3^{13})$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	1	1	1	1	3	3	3	3	3	3	3	3	3
4	1	2	2	2	1	1	1	2	2	2	3	3	3
5	1	2	2	2	2	2	2	3	3	3	1	1	1
6	1	2	2	2	3	3	3	1	1	1	2	2	2
7	1	3	3	3	1	1	1	3	3	3	2	2	2
8	1	3	3	3	2	2	2	1	1	1	3	3	3
9	1	3	3	3	3	3	3	2	2	2	1	1	1
10	2	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
11	2	1	2	3	2	3	1	2	3	1	2	3	1
12	2	1	2	3	3	1	2	3	1	2	3	1	2
13	2	2	3	1	1	2	3	2	3	1	3	1	2
14	2	2	3	1	2	3	1	3	1	2	1	2	3
15	2	2	3	1	3	1	2	1	2	3	2	3	1
16	2	3	1	2	1	2	3	3	1	2	2	3	1
17	2	3	1	2	2	3	1	1	2	3	3	1	2
18	2	3	1	2	3	1	2	2	3	1	1	2	3
19	3	1	3	2	1	3	2	1	3	2	1	3	2
20	3	1	3	2	2	1	3	2	1	3	2	1	3
21	3	1	3	2	3	2	1	3	2	1	3	2	1
22	3	2	1	3	1	3	2	2	1	3	3	2	1
23	3	2	1	3	2	1	3	3	2	1	1	3	2
24	3	2	1	3	3	2	1	1	3	2	2	1	3
25	3	3	2	1	1	3	2	3	2	1	2	1	3
26	3	3	2	1	2	1	3	1	3	2	3	2	1
27	3	3	2	1	3	2	1	2	1	3	1	3	2

II.5. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les équipements indispensables aux essais au laboratoire d'usinage. Les propriétés techniques des éprouvettes et les caractéristiques des outils de coupe ont été définies. Les conditions de coupe ainsi que la planification des expériences ont été choisies. Dans le chapitre qui suit, nous allons présenter les différents résultats des essais réalisés.

Chapitre III

*Modélisation et optimisation des
paramètres technologiques lors de
l'usinage du PAF. 6*

III.1. Introduction

Dans ce chapitre nous présentons les résultats obtenus lors du tournage du polyamide (PA66) par un outil de coupe en carbure métallique. En premier lieu nous présentons des résultats des essais paramétriques. Dans la deuxième partie nous exposons les résultats de la modélisation des paramètres technologiques à savoir les critères de la rugosité de surface, les composantes de l'effort de coupe, la puissance de coupe et le débit de copeau enlevé et cela en fonction des conditions de coupe (V_c , f et a_p). Le traitement des résultats est réalisé en utilisant la méthodologie des surfaces de réponse (RSM) et l'analyse de la variance (ANOVA). Cette dernière a été utilisée pour déterminer les facteurs et leurs interactions qui ont un effet statistiquement significatif sur les paramètres étudiés et pour déduire les constantes des différents modèles mathématiques. La dernière partie du travail est réservée à l'optimisation des conditions de coupe en utilisant la fonction de désirabilité (DF).

III.2. Etude de l'usinabilité du polyamide (PA66)

Le **tableau III.1** présente l'évolution des composantes de l'effort de coupe, les critères de la rugosité de surface des éprouvettes usinées, la puissance de coupe et le débit du copeau enlevé en fonction des trois différentes combinaisons choisies des paramètres principaux de coupe (V_c , f et a_p) lors du tournage du polyamide PA 66.

Tableau III.1. Evolution des conditions d'usinage en fonction des paramètres de coupe.

N°	V_c m/min	f mm/tr	a_p mm	F_x N	F_y N	F_z N	R_a μm	R_z μm	P_c W	MRR
Variation de (V_c)										
1	80	0.08	1	17,58	20,86	25,7	1,52	8,79	34,18	6,4
2	120	0.08	1	15,49	19,88	23,69	1,49	8,72	47,38	9,6
3	160	0.08	1	13,65	18	22,25	1,47	8,32	59,18	12,8
4	200	0.08	1	13,27	17,45	18,81	1,35	8,15	62,63	16
5	230	0.08	1	12,75	15,22	18,77	1,32	7,92	71,88	18,4
Variation de (f)										
1	200	0.08	1	14,34	16,35	21,11	1,35	8,001	70,29	16
2	200	0.12	1	17,16	19,38	25,08	1,47	9,68	83,51	24
3	200	0.14	1	17,39	22,96	27,99	1,75	10,38	93,20	28
4	200	0.16	1	19,6	25,86	30,87	2,35	10,84	102,79	32
5	200	0.20	1	21,53	29,4	31,35	2,7	11,32	104,39	40
Variation de (a_p)										
1	200	0.08	0.5	12,39	14,89	17,89	1,12	7,63	59,57	8
2	200	0.08	1	14,5	19,68	24,81	1,19	7,91	82,61	16

3	200	0.08	1.5	18,58	26,4	31,6	1,2	8,11	105,22	24
4	200	0.08	2	20,27	30,01	46,75	1,22	8,52	155,67	32
5	200	0.08	2.5	22,43	38,91	49,55	1,26	9,33	165	40

III.2.1. Effet des conditions de coupe sur la rugosité de surface

a. Effet de la vitesse de coupe

La **figure III.1(a)** expose les résultats de l’évolution des différents critères de la rugosité de surface en fonction de (V_c). Les essais ont été réalisés sans lubrification avec une avance et une profondeur de passe constantes ($f=0,08$ mm/tr et $a_p=1$ mm).

On remarque que l’usinage est stable, il y a une légère diminution des différents critères de rugosité lorsque la vitesse de coupe augmente de 80 à 230 (m/min), avec un pourcentage de (13,15% et 9,89%) respectivement pour (R_a et R_z). Cela démontre que dans cet intervalle, la vitesse de coupe a un résultat bénéfique sur la rugosité de surface.

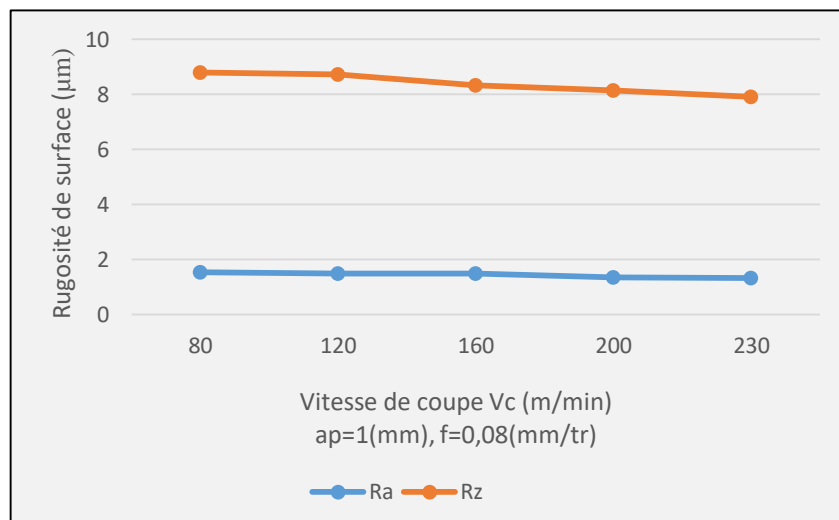


Figure III.1(a). Evolution des rugosités de surface en fonction de (V_c).

b. Effet de la profondeur de passe

La **figure III.1 (b)** illustre l’effet de (a_p) sur les critères rugosité de surface. On remarque qu’avec l’augmentation de la profondeur de passe de 0,5 à 2,5 (mm), il en résulte un léger accroissement des valeurs des critères de rugosité de surface (R_a , R_z) de (11,11% et 18.22%) respectivement .Donc peut constater que la profondeur de passe (a_p) ne joue pas de rôle essentiel sur la qualité des surfaces usinées.

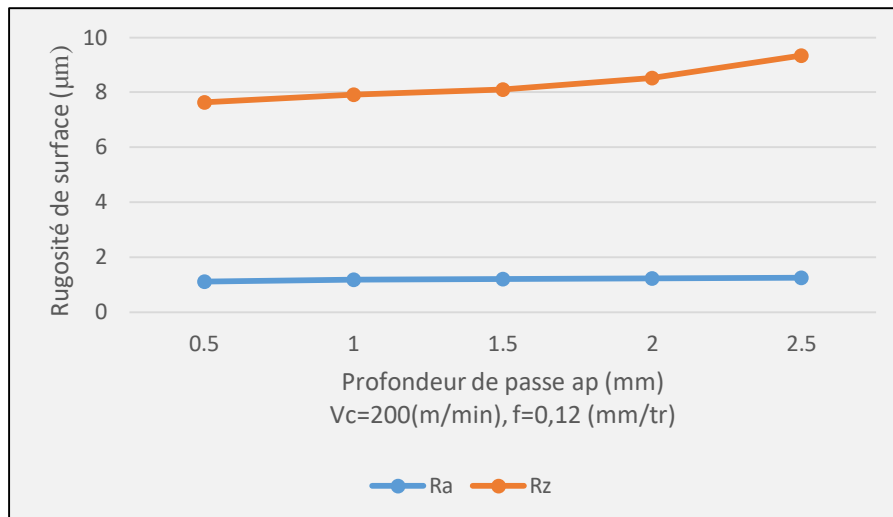


Figure III.1(b). Evolution des rugosités de surface en fonction de (ap).

c. Effet de l'avance

La **figure III.1(c)** montre l'évolution des critères de rugosité de surface en fonction de (f). On note que l'augmentation de l'avance de 0,08 à 0,2 (mm/tr) induit une augmentation des critères de rugosité (Ra, Rz) de (50.1% et 29.31%) respectivement. Nous pouvons dire que l'effet de (f) est le critère le plus important sur l'état de la surface. À cause de la formation des sillons hélicoïdaux résultant de la forme de l'outil et du mouvement hélicoïdal outil-pièce résulte une dégradation de l'état de surface. Ces sillons sont d'autant plus profonds et plus larges que l'avance est élevée.

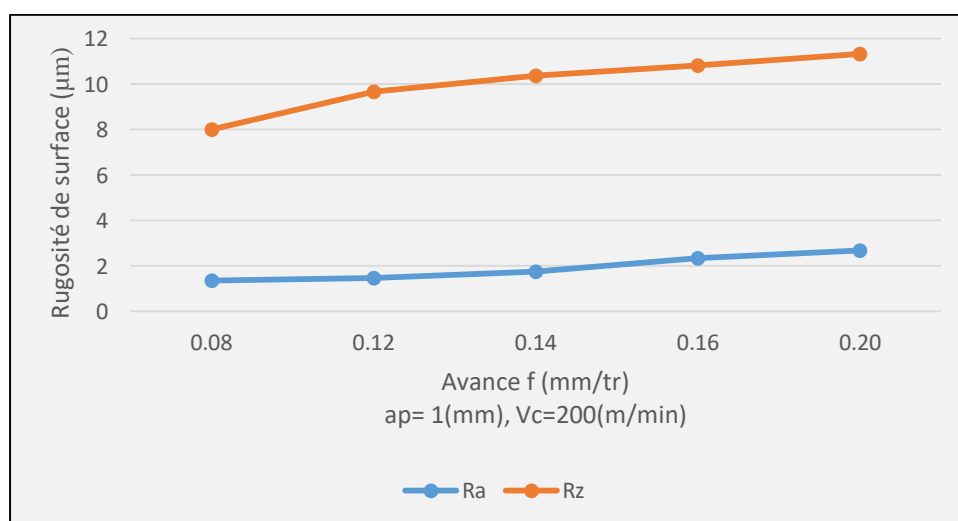


Figure III.1(c). Evolution des rugosités de surface en fonction de (f).

On a complétement nos résultat avec une étude de rugosité 3D, on remarque dans la **figure III.1(d)** que plus l'avance augmente plus les critères de rugosité (Ra et Rz) augmente cela confirme que l'avance est le facteur le plus influant.

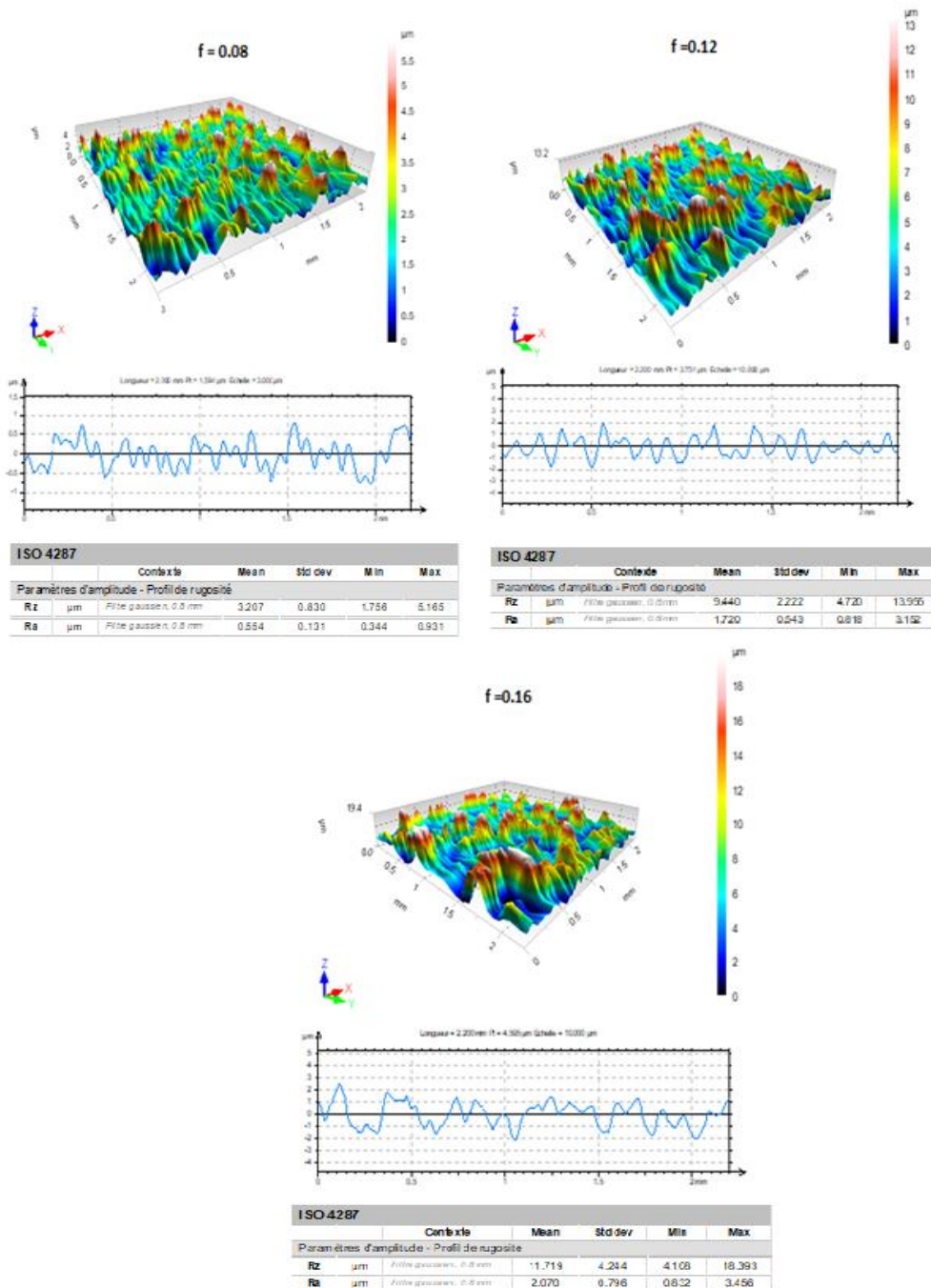


Figure III.1(d). Topographié d'une surface usinée avec trois avances.

III.2.2. Effet des conditions de coupe sur les efforts de coupe

a. Effet de la vitesse de coupe

La figure III.2(a) illustre l'évolution des composantes de l'effort de coupe (F_x , F_y et F_z) en fonction de la (V_c), pour $ap=1$ (mm) et $f=0,08$ (mm/tr). En fonction de l'augmentation de (V_c), on peut voir la diminution des trois composantes (F_x , F_y et F_z) de (27,47%, 27,03% et 26.96%) respectivement. Ceci est causé par l'élévation de la température dans la zone de coupe lors de l'augmentation de (V_c), ce qui rend le matériau plus plastique et facile à usiner.

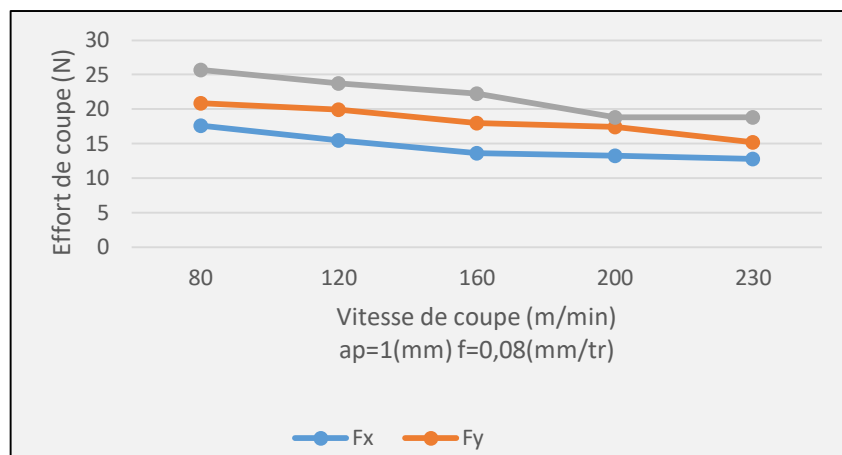


Figure III.2(a). Evolution des efforts de coupe en fonction (V_c).

b. Effet de la profondeur de passe

La figure III.2(b) montre l'évolution des composantes de l'effort de coupe (F_x , F_y et F_z) en fonction de (ap). On remarque que lorsque la profondeur de passe (ap) augmente, (F_x , F_y et F_z) augmentent aussi de (44,76%, 67,73% et 63,89%) respectivement. On peut donc dire que plus l'épaisseur de copeaux enlevée est grande plus les efforts de coupe sont importants.

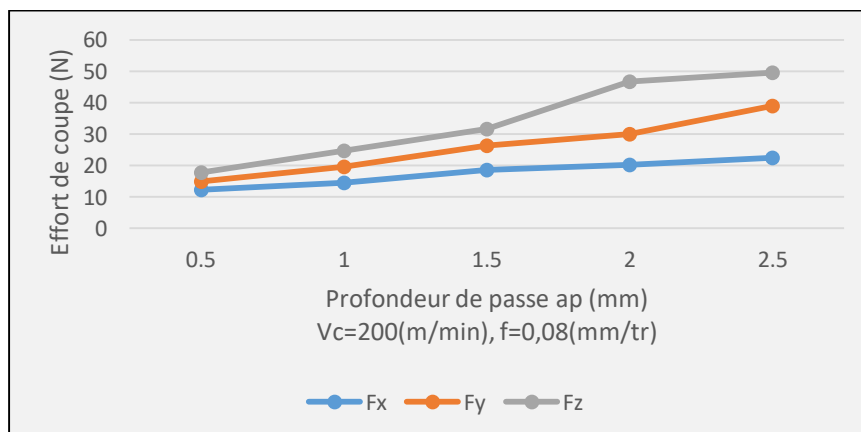


Figure III.2(b). Evolution des efforts de coupe en fonction de (ap).

c. Effet de l'avance

La figure III.2(c) présente l'évolution des composantes de l'effort de coupe (F_x , F_y et F_z) en fonction de (f) à $V_c=200$ (m/min) et $ap=1$ (mm). On remarque que (F_x , F_y et F_z) augmente progressivement jusqu'à (33,39%, 44,38% et 32,66%) respectivement avec l'augmentation de (ap). Ceci est causé par l'accroissement de la section du copeau.

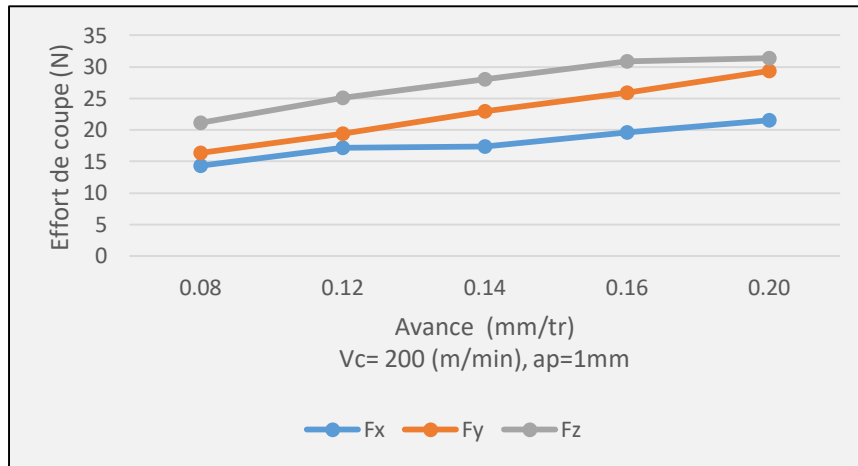
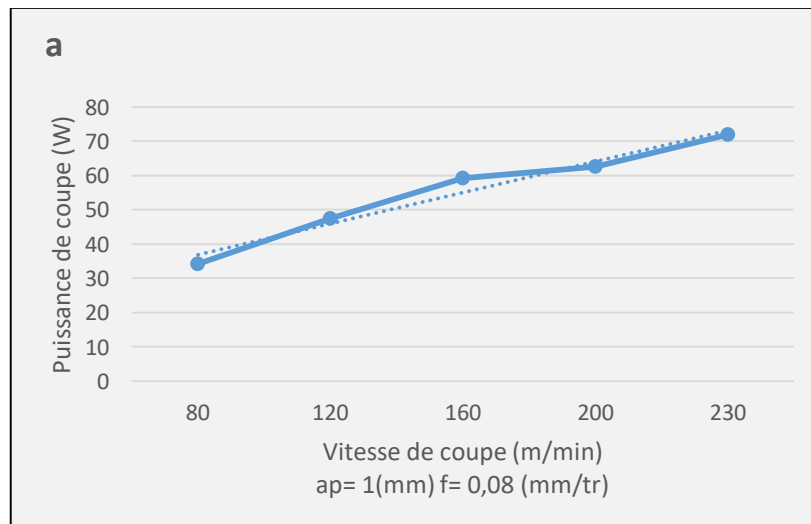


Figure III.2(c). Evolution des efforts de coupe en fonction (f).

III.2.3. Effet des conditions de coupe sur la puissance de coupe (P_c)

La figure III.3 (a, b et c) présente l'effet des paramètres de coupe sur (P_c). D'après ces figures on peut remarquer qu'une augmentation de (V_c , f et ap) conduit à une augmentation de la puissance de coupe (P_c). Quand on augmente (V_c) de 80 à 230 (m/min) (figure III.3.a) cela fait augmenter la puissance de coupe jusqu'à 71 W représentant une hausse de (52.44%). D'autre part l'augmentation de l'avance de 0,08 à 0,20 (mm/tr) (figure III.3.b), fait accroître la puissance de coupe jusqu'à 104 W ce qui vaut (32.66%), cela est dû à l'augmentation de la section du copeau. La (figure III.3.c) indique qu'une croissance de la profondeur de passe de 0,5 à 2.5 (mm) conduit à une augmentation de puissance d'une valeur maximum de 165 W soit (63.89%).



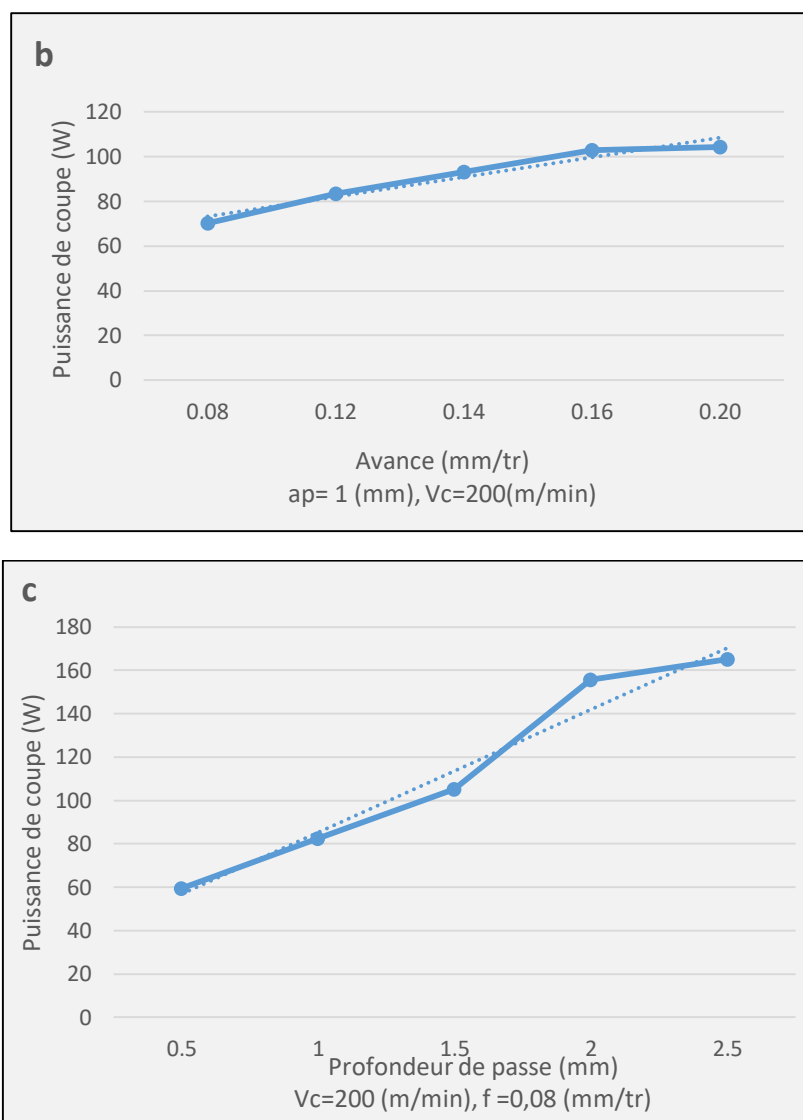


Figure III.3. Influence des paramètres de coupe sur la puissance de coupe
 a) effet de (V_c), b) effet de (f) et c) effet de (ap).

III.2.4. Effet des conditions de coupe sur le débit de copeau enlevé (MRR)

La **figure III.4 (a, b et c)** présente l'effet des paramètres de coupe sur le débit de copeau enlevé. D'après ces figures on peut remarquer qu'une augmentation des différents paramètres de coupe (V_c , f et ap) conduit à une augmentation du débit de copeau enlevé (MRR). Une augmentation de la vitesse de coupe de 80 à 230 (m/min) fait augmenter le MRR jusqu'à 18,4cm³/min soit d'une valeur de 65.21% (**figure III.3.a**). D'autre part l'augmentation de l'avance de 0,08 à 0,20 (mm/tr) (**figure III.3.b**), fait augmenter le MRR jusqu'à 40 cm³/min ce qui vaut 60%. On remarque que la courbe de la puissance en fonction de l'avance (f) est presque linéaire ce qui implique que l'avance influe d'une manière significative sur le MRR . **La (figure III.3.c)** indique qu'une croissance de la profondeur de passe de 0,5 à 2.5 (mm) conduit à une augmentation de MRR d'une valeur maximum de 40 cm³/min soit une valeur de 80%.

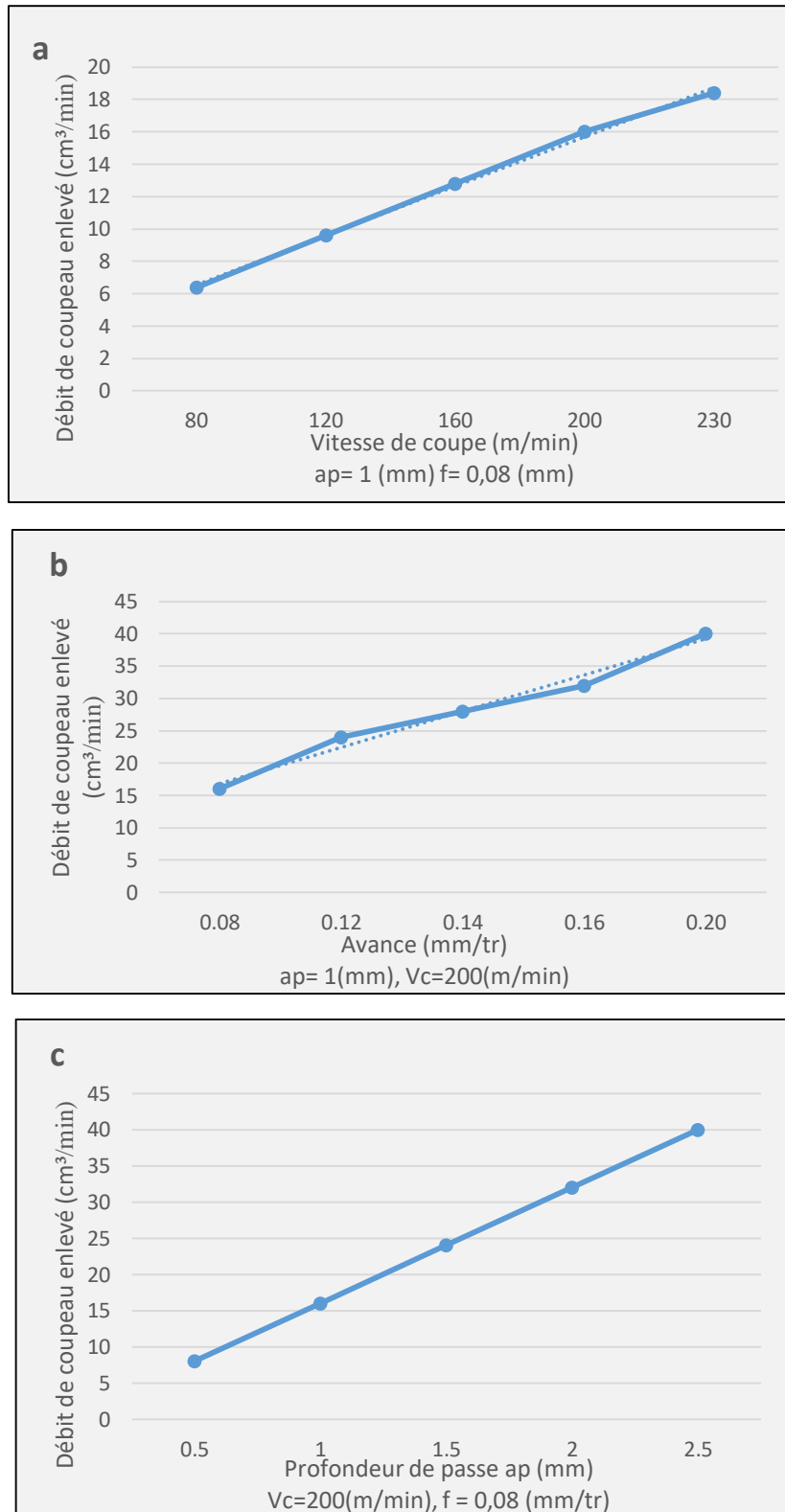


Figure III.4. Influence des paramètres de coupe sur la puissance de coupe
a) effet de (V_c), b) effet de (f) et c) effet de (a_p).

III.3. Analyse de variance ANOVA et RSM

III.3.1. Analyse de la variance (ANOVA)

L'analyse de la variance (ANOVA) est une technique statistique standard qui est couramment utilisée pour déterminer l'importance des variables indépendantes sur les réponses de sortie. Elle n'analyse pas les données directement, mais détermine le pourcentage de contribution de chaque facteur dans la détermination de la variabilité (variance) des données. La table ANOVA est composée de la somme des carrés (SC) et degrés de liberté (DF) [32].

Le (SC) est utilisé pour estimer le carré de l'écart par rapport à la moyenne. Il est exprimé par l'équation

$$SC_f = \frac{N}{N_{nf}} \sum_{i=1}^{N_{nf}} (\bar{y}_i - \bar{y})^2 \quad \text{(III.1)}$$

$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$ La moyenne des réponses, la réponse moyenne observée dans les expériences où \bar{y} le facteur f prend son niveau i ème, N : nombre total d'expériences, Nnf : niveau de chaque facteur f.

La moye des carrés (MC) est estimée en divisant la somme des carrés sur le degré de liberté.

$$MC = \frac{SS_i}{df_i} \quad \text{(III.2)}$$

Afin de vérifier l'adéquation du modèle, l'indice F-value est utilisé avec la base que les valeurs de F-calculées devraient être supérieures à celles obtenues à partir du F-table.

$$F_i = \frac{MC_i}{MC_e} \quad \text{(III.3)}$$

Avec : MCE les carrés moyens des erreurs.

La dernière colonne du tableau d'ANOVA (Cont. %), montre la contribution des facteurs (en pourcentage, %) sur la variation totale, indiquant le degré d'influence sur le résultat.

$$\text{Cont. \%} = \frac{SC_s}{SC_t} * 100 \quad \text{(III.4)}$$

III.3.2.Méthodologie des surfaces de réponses

La méthode des surfaces de réponse est un ensemble de techniques mathématiques qui se base sur la conception expérimentale pour déterminer la portée des variables d'entrée indépendantes. Cette méthode permet, grâce à des modèles mathématiques empiriques, de déterminer une relation d'approximation entre les réponses de sortie (Y), et les variables d'entrée (vitesse de coupe (V_c), l'avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) pour optimiser les paramètres du procédé (dans notre cas, c'est le tournage) afin d'atteindre des réponses souhaitables. Dans cette méthode, la réponse peut s'écrire sous la forme suivante [33]

$$Y = \varphi(V_c, f, ap) \quad (III.5)$$

La méthodologie de surface de réponse (RSM) est une procédure qui comprend six étapes :

- 1) définir les variables d'entrée indépendantes et les réponses de sortie désirées ;
- 2) adopter un plan de conception expérimentale ;
- 3) effectuer une analyse de régression avec le modèle mathématique (quadratique) de RSM ;
- 4) analyser par ANOVA les variables d'entrée indépendantes, afin de trouver les paramètres qui affectent considérablement la réponse ;
- 5) déterminer la situation du modèle quadratique de RSM et de décider si le modèle de RSM à besoin des variables de dépistage ou non et enfin ;
- 6) optimiser, la conduite d'expérimentation et la confirmation et de vérifier les caractéristiques de performance prédite.

L'utilisation de la méthodologie de la surface de réponse permet d'une part de modéliser une variable dépendante Y , dite variable de réponse (rugosité de la surface, effort de coupe tangentiel, effort spécifique tangentiel et puissance de coupe), en fonction d'un certain nombre de variables indépendantes (facteurs), X_1, X_2, \dots, X_k (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe), d'autre part, d'analyser l'influence et l'interaction de ces dernières sur la réponse. On peut ainsi écrire le modèle pour une réponse donnée (Y) sous la forme suivante :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i X_i + \sum_{i=1}^k a_{ii} X_i^2 + \sum_{i < j} a_{ij} X_i X_j \quad (III.6)$$

- Y est la grandeur à laquelle s'intéresse l'expérimentateur. C'est la réponse ou la grandeur d'intérêt. Elle est mesurée au cours de l'expérimentation et elle est obtenue avec une précision donnée ;
- X_i représente le niveau attribué au facteur i . C'est la valeur de la coordonnée du facteur i retenue par l'expérimentateur pour réaliser un essai. Cette valeur est

parfaitement connue. On supposera même, par la suite, que ce niveau est déterminé sans erreur (hypothèse classique de la régression) ;

- a_0, a_i, a_{ij}, a_{ii} représentent respectivement le terme constant, les coefficients des termes linéaires, des termes représentant les interactions entre variables et des termes quadratiques. Ils ne sont pas connus et doivent être calculés à partir des résultats des expériences. Le coefficient de détermination de la régression multilinéaire R^2 est défini par le rapport de la dispersion des résultats, donné par la relation (III.7).

$$R^2 = \frac{\sum(y_i - \bar{y})^2}{\sum(\bar{y}_i - \bar{y})^2} \tag{III.7}$$

Avec

y_i : valeur de la réponse calculée à l'*i*ème expérience.

\bar{y}_i : Valeur mesurée à la *i*ème expérience.

\bar{y} : Valeur moyenne des réponses mesurées.

III.4. Résultat d'expériences

Le **Tableau III.2** présente les résultats expérimentaux correspondants aux critères arithmétique de la rugosité de surface (R_a, R_z), des efforts de coupe (F_x, F_y, F_z), la puissance de coupe (P_c) et le débit du copeau enlevé (MRR) avec la combinaison des différents paramètres de coupe lors de l'usinage du Polyamide (PA 66) en utilisant un outil de coupe en carbure métallique.

Tableau III.2. Valeurs expérimentales de R_a, F_z, P_c et MRR en fonction de V_c, f et a_p .

N°	Facteurs			Réponses						
	$V_c,$ m/min	$f,$ mm/tr	$a_p,$ mm	F_x N	F_y N	F_z N	R_a μm	R_z μm	P_c W	MRR, cm^3/min
1	84	0.08	0.5	13,21	8,66	9,52	0,92	5,72	13,32	3,36
2	84	0.08	1	15,41	10,06	13,25	1,19	6,92	17,15	6,72
3	84	0.08	2	30,36	13,59	17,75	1,50	9,75	24,85	13,44
4	84	0.12	0.5	16,27	9,05	12,82	1,48	7,22	17,94	5,04
5	84	0.12	1	21,79	14,31	13,68	1,55	7,33	19,15	10,08
6	84	0.12	2	51,83	17,33	22,29	1,58	10,87	31,20	20,16
7	84	0.16	0.5	17,53	13,36	13,83	1,69	8,55	19,36	6,72
8	84	0.16	1	24,69	15,49	14,45	1,78	8,92	20,23	13,44
9	84	0.16	2	61,23	20,94	22,58	1,79	10,9	31,61	26,88
10	116,42	0.08	0.5	12,96	7,78	6,90	0,86	5,67	13,31	4,65
11	116,42	0.08	1	13,23	6,42	13,19	0,91	5,89	25,45	9,31
12	116,42	0.08	2	28,39	12,32	16,80	1,20	6,58	32,42	16,62

13	116,42	0.12	0.5	14,43	9,41	11,81	1,23	6,8	22,81	6,98
14	116,42	0.12	1	20,58	11,57	12,24	1,44	7,11	23,62	13,97
15	116,42	0.12	2	45,18	15,87	18,99	1,46	9,13	36,65	27,94
16	116,42	0.16	0.5	16,30	10,05	12,02	1,53	7,97	23,19	9,31
17	116,42	0.16	1	21,69	13,41	13,50	1,59	8,51	26,05	18,62
18	116,42	0.16	2	57,55	19,48	19,92	1,63	9,21	38,44	37,25
19	214	0.08	0.5	9,62	4,96	2,58	0,81	5,6	9,18	8,56
20	214	0.08	1	11,40	5,33	11,70	0,87	5,01	41,65	17,12
21	214	0.08	2	26,96	8,61	12,06	1,17	6,42	42,93	34,24
22	214	0.12	0.5	11,63	6,41	10,41	1,20	6,3	37,05	12,84
23	214	0.12	1	20,09	8,73	12,01	1,30	6,99	42,75	25,68
24	214	0.12	2	30,53	16,24	12,90	1,43	9,09	45,92	51,36
25	214	0.16	0.5	10,62	7,65	11,04	1,45	7,69	39,30	17,12
26	214	0.16	1	19,46	8,53	13,01	1,50	8,48	46,31	34,24
27	214	0.16	2	48,61	18,38	16,67	1,52	9,12	59,34	68,48

L'analyse de résultats de ce tableau montres que pour les différentes combinaisons du régime de coupe les composantes de l'effort de coupe varient (F_x , F_y et F_z) selon les intervalles [9,62 61,23], [4,96 20,94] et [2,58 22,58] (N) respectivement. On remarque Aussi que les critères de rugosité (R_a et R_z) obtenues varient dans les intervalles [0,81 1,79] et [5,01 10,9] (μm). Et pour P_c et MRR varient selon les intervalles [9,18 59,34] et [3,36 68,48] respectivement.

III.5. Analyse de la variance et Modélisation des efforts de coupe

III.5.1. Analyse des résultats de l'effort de coupe (F_x) en fonction de V_c , f , a_p

III.5.1.1. Analyse de variance ANOVA pour (F_x)

Le **tableau III.3** illustrent les résultats de l'ANOVA pour l'effort F_x , il montre que la profondeur de passe (a_p) est le facteur le plus important qui affecte (F_x), sa contribution est de 69,84%, suivie par l'avance (f), le produit ($f \cdot a_p$) et la vitesse de coupe (V_c) avec des pourcentages de contribution de (12,77, 8,19 et 3,88 e) % respectivement. Le terme (a_p^2) et L'interaction ($V_c \cdot a_p$) ont les contributions (1,97 et 0,90)% respectivement. Les autres termes qui restent, n'ont pas d'effets significatifs sur l'effort (F_x).

Tableau III.3. Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort Fx.

Source	Somme des carrés	df	Mean Square	F Value	P-value Prob > F	% de contribution	Remarques
Model	5755,72	9	5755,72	97,29	< 0,0001	98,10	Signifiant
Vc	227,64	1	248,04	37,73	< 0,0001	3,88	Signifiant
F	749,36	1	823,28	125,24	< 0,0001	12,77	Signifiant
ap	4097,83	1	3404,84	517,86	< 0,0001	69,84	Signifiant
Vc*f	17,04	1	17,04	2,59	0,126	0,29	Non Signifiant
Vc*ap	53,04	1	53,04	8,07	0,011	0,90	Signifiant
f*ap	480,46	1	480,46	73,09	< 0,0001	8,19	Signifiant
Vc ²	2,63	1	2,63	0,40	0,536	0,04	Non Signifiant
f ²	11,99	1	11,99	1,82	0,195	0,20	Non Signifiant
ap ²	115,74	1	115,74	17,61	0,001	1,97	Signifiant
Résiduel	111,75	17	111,75			1,90	
Cor Total	5867,47	26				100,00	

III.5.1.2. Les effets principaux pour (Fx)

La figure III.5 expose les graphiques des effets principaux pour l'effort (Fx), il est clair que la pente de profondeur de passe (ap) est plus grande. On peut donc dire que c'est le facteur le plus influant sur l'effort (Fz), suivie par l'avance par tour (f) puis la vitesse de coupe (Vc).

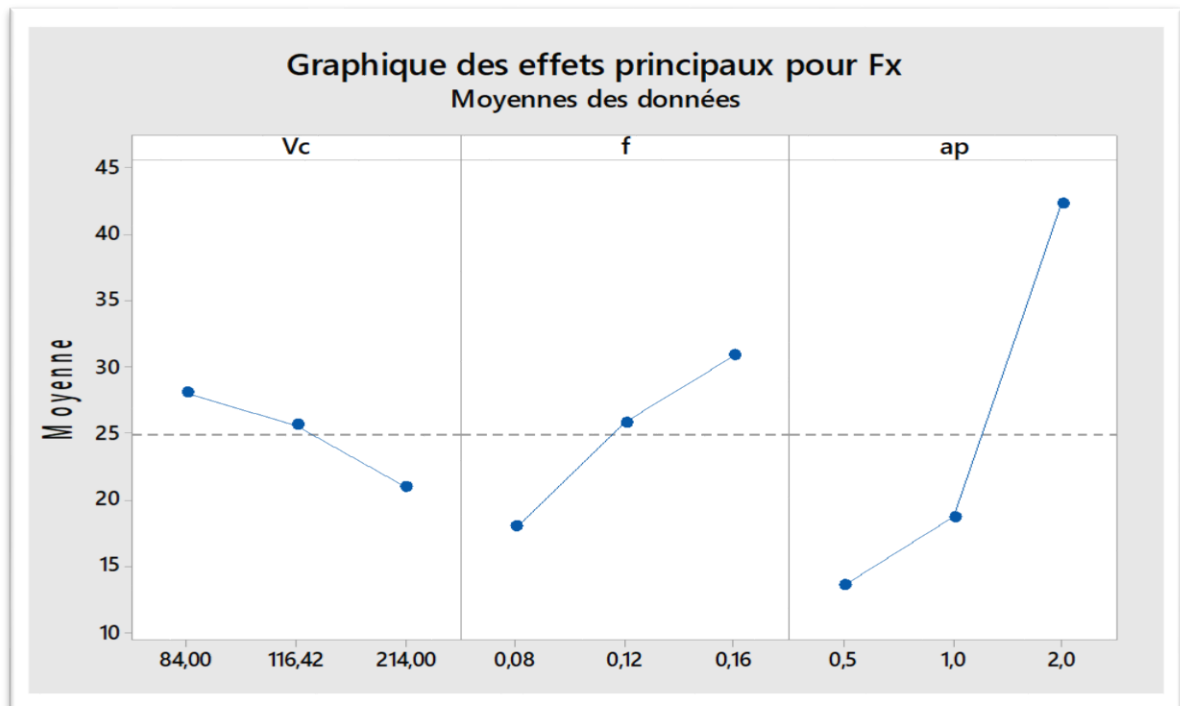


Figure III.5. Effet de conditions de coupe sur l'effort Fx.

III.5.1.3. Analyse de régression pour (Fx)

La relation fonctionnelle entre la variable dépendante pour l'effort (Fx) et les variables indépendantes étudiées (Vc, f et ap) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 98,10\%$) correspondant à la précision de régression. Le modèle quadratique obtenu à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire l'effort (Fx) de coupe selon les facteurs étudiés.

Le modèle obtenu présente l'évolution de l'effort de coupe (Fx) en fonction de (Vc, f, et ap) est présenté par l'équation (III.8).

$$Fx = 8,6 - 0,019 Vc + 192 f - 22,48 ap + 0,000218 Vc*Vc - 883 f*f + 8,95 ap*ap - 0,440 Vc*f - 0,0407 Vc*ap + 207,1 f*ap \text{ [N]} \quad \text{(III.8)}$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites pour l'effort (Fx) est présentée dans la figure III.6 et la figure III.7. L'analyse de résultats montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont très proches, cela montre la précision du modèle trouvé, et montre aussi la normalité de la distribution de l'erreur.

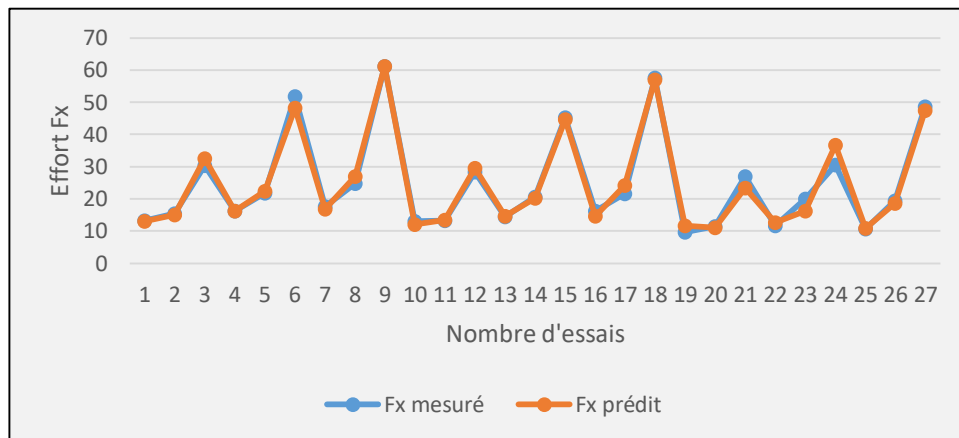


Figure III.6. Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour (Fx).

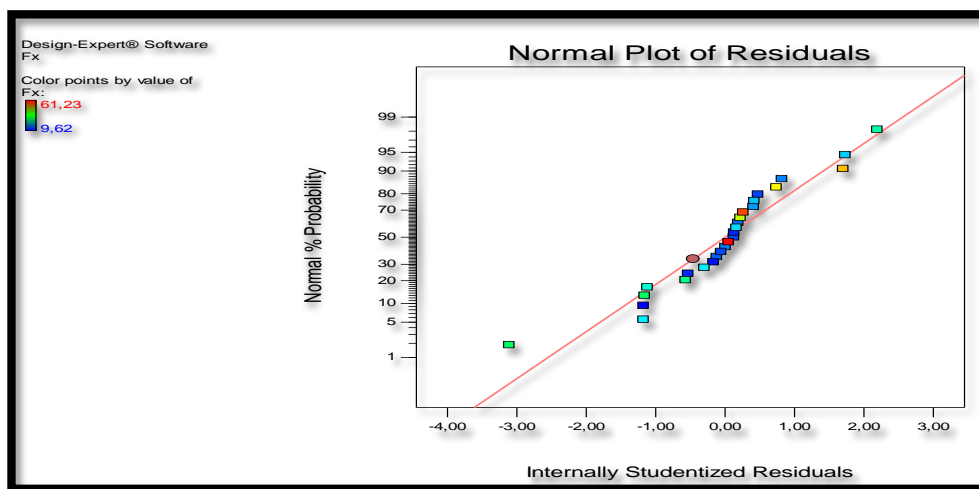


Figure III.7. Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour (Fx).

III.5.1.4. Analyse de surface de réponse et graphique des contours pour (F_x)

La **figure III.8** représente les graphes de surface de réponse 3D (**a, b et c**) et les contours en 2D (**d, e, f**) de l'effort de coupe (F_x) en fonction des paramètres de coupe (V_c , f et a_p).

Les figures (**c et f**) illustrent l'effet de l'interaction entre la profondeur de passe (a_p) et l'avance par tour (f). Comme on peut le constater (F_x) augmente avec l'augmentation de la profondeur de passe et de l'avance par tour. Ceci est dû à l'élargissement de la section de coupe. On peut aussi déduire que l'influence de la profondeur de passe est plus importante que celle de l'avance par tour. Les figures (a, d, b, e) révèlent que la vitesse de coupe (V_c) a un effet moindre sur l'effort axial de coupe (F_x) ce qui confirme les résultats de l'ANOVA. Aussi les graphes de contour (d, e et f) permettent de visualiser la surface de réponse (F_x), d'établir les valeurs de réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

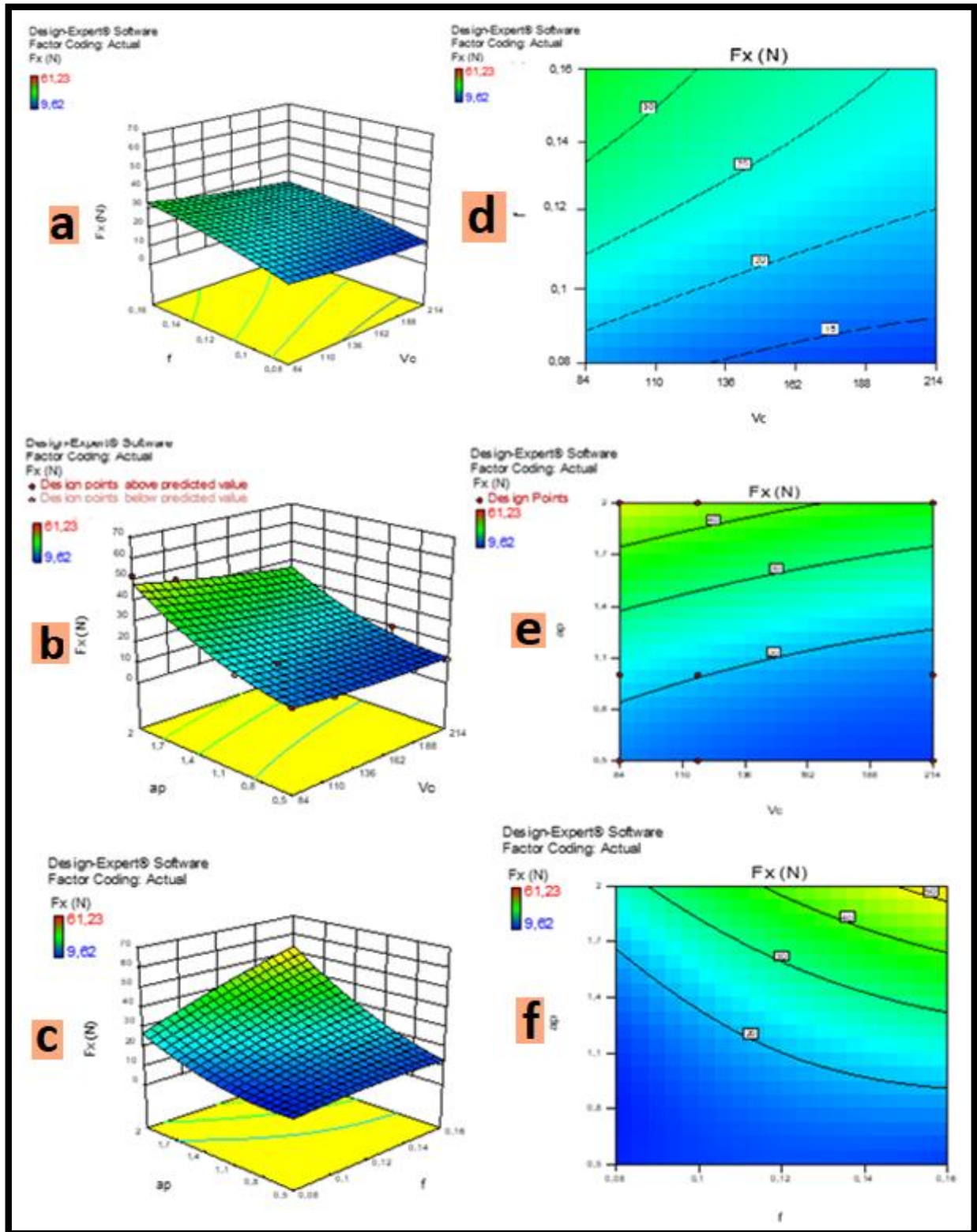


Figure III.8. Surface de réponse et le contour pour l'effort F_x en fonction de (V_c , f , ap).

III.5.2. Analyse des résultats de l'effort de coupe (Fz) en fonction de Vc, f, ap

III.5.2.1. Analyse de variance ANOVA pour (Fy)

Le **tableau III.4** illustre les résultats de l'ANOVA pour l'effort de coupe (Fy), il montre que la profondeur de passe (ap) est le facteur le plus important qui affecte (Fy), sa contribution est de 49,10%, suivie par l'avance (f) et la vitesse de coupe (Vc) avec des pourcentages de contribution de (26.25 et 14.83) % respectivement. L'interaction (f*ap) a une contribution de 3.44%. Les autres termes qui restent n'ont pas d'effets significatifs sur l'effort (Fy).

Tableau III.4. Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort Fy.

Source	Somme des carrés	df	Mean of Square	F Value	p-value Prob > F	% de contribution	Remarques
<i>Model</i>	497,67	9	55,30	42,32	< 0.0001	95,73	<i>Signifiant</i>
<i>Vc</i>	75,32	1	75,32	57,64	< 0.0001	14,83	<i>Signifiant</i>
<i>f</i>	139,73	1	139,73	106,94	< 0.0001	26,25	<i>Signifiant</i>
<i>ap</i>	238,10	1	238,10	182,22	<0.0001	49,10	<i>Signifiant</i>
<i>Vc*f</i>	0,24	1	0,24	0,18	0.6731	0,05	<i>Non signifiant</i>
<i>Vc*ap</i>	2,31	1	2,31	1,77	0.2014	0,44	<i>Non Signifiant</i>
<i>f*ap</i>	17,89	1	17,89	13,69	0,0018	3,44	<i>signifiant</i>
<i>Vc²</i>	3,36	1	3,36	2,57	0.1270	0,65	<i>Non Signifiant</i>
<i>f²</i>	3,04	1	3,04	2,33	0.1454	0,59	<i>Non Signifiant</i>
<i>ap²</i>	2,00	1	2,00	1,53	0.2330	0,38	<i>Non signifiant</i>
<i>Résiduel</i>	22,21	17	1,31			4,27	
<i>Cor Total</i>	519,89	26				100,00	

III.5.2.2. Effets principaux pour (Fy)

La **figure III.9** représente les graphiques des effets principaux pour l'effort (Fy), on peut voir que la pente de la profondeur de passe (ap) est plus grande donc elle est le facteur le plus influant sur (Fy) suivie de l'avance (f) puis la vitesse de coupe (Vc).

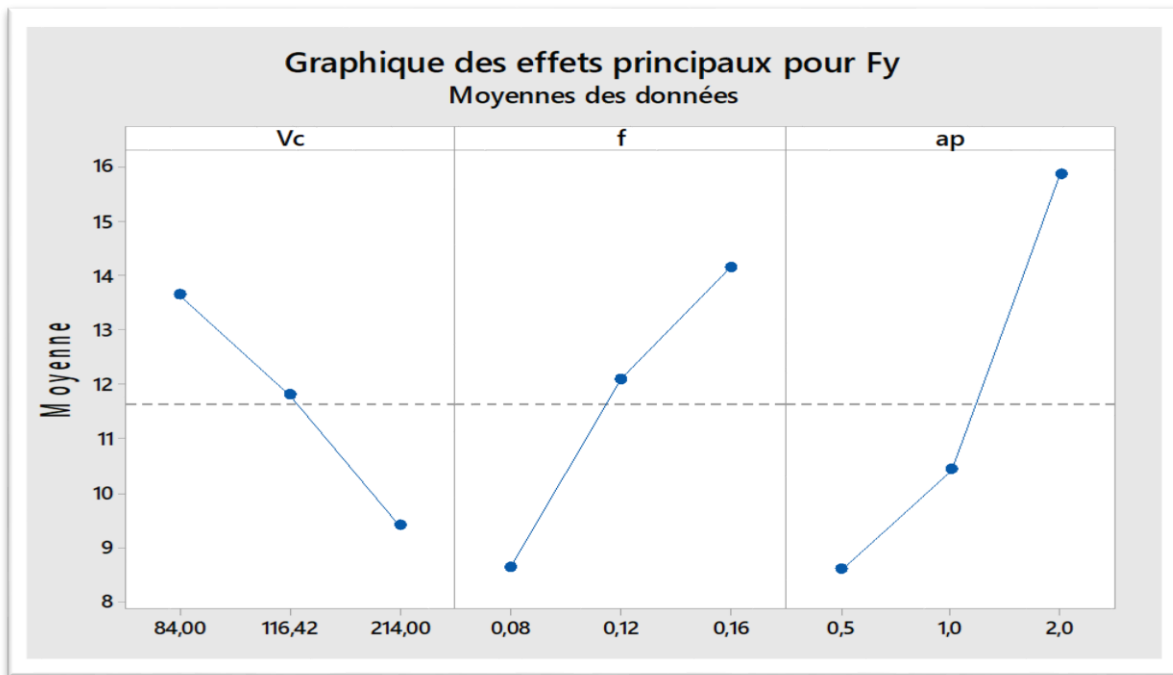


Figure III.9. Effet de conditions de coupe sur l'effort Fy.

III.5.2.3. Analyse de régression pour (Fy)

La relation fonctionnelle entre la variable dépendante pour la composante dans le sens perpendiculaire ou l'effort de refoulement (Fy) et les variables indépendantes étudiées (Vc, f et ap) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2= 95,73\%$), Correspondant à la précision de régression. Le modèle quadratique obtenu à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire l'effort (Fy) de coupe selon les facteurs étudiés. Le modèle obtenu présente l'évolution de l'effort de coupe (Fy) en fonction de (Vc, f, et ap) il est présenté par l'équation (III.9).

$$Fy = 8,41 - 0,1095 Vc + 136,3 f - 4,06 ap + 0,000246 Vc*Vc - 445 f*f + 1,176 ap*ap - 0,052 Vc*f + 0,00848 Vc*ap + 40,0 f*ap \quad (III.9)$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites est présentée dans la figure III.10 et la figure III.11. l'analyse de résultats montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont très proches, cela laisse voir la précision du modèle trouvé et la normalité de la distribution de l'erreur.

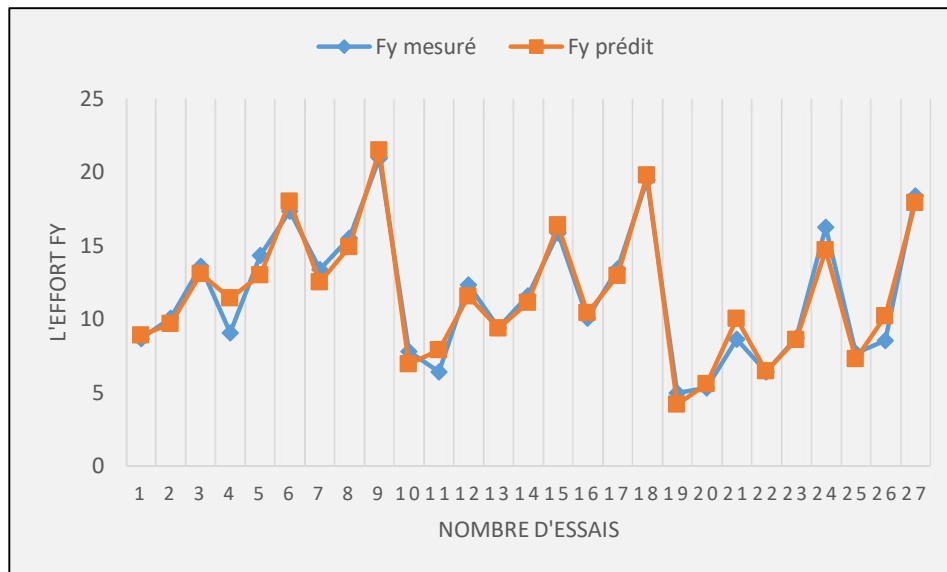


Figure III.10. Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour (Fy).

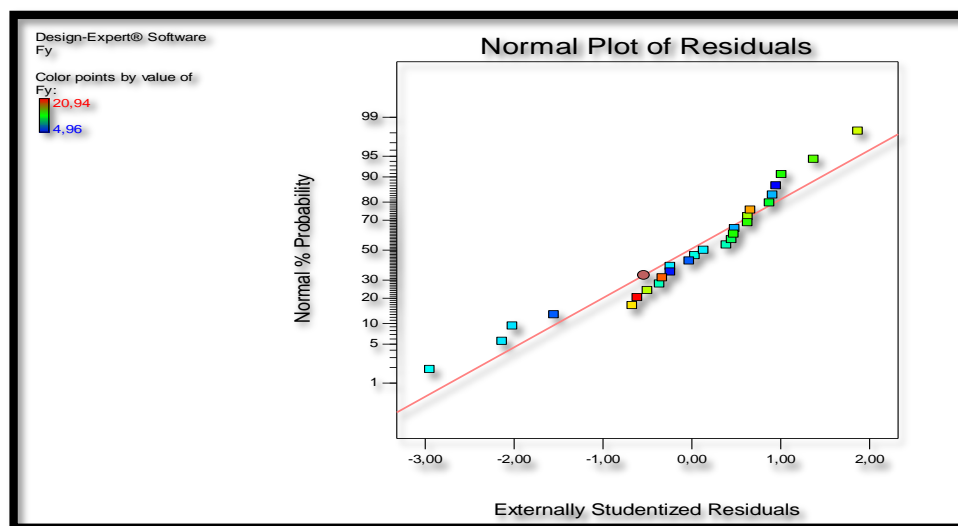


Figure III.11. Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour Fy.

III.5.2.4. Analyse de surface de réponse et graphique des contours pour (Fy)

La figure III.12 représente les graphes de surface de réponse 3D (a, b et c) et les contours en 2D (d, e, f) de l'effort de coupe (Fy) en fonction des paramètres de coupe (Vc, f et ap). Les figures (c et f) illustrent l'effet de l'interaction entre la profondeur de passe (ap) et l'avance par tour (f). Comme on peut le constater l'effort de coupe (Fy) augmente avec l'augmentation de la profondeur de passe et de l'avance par tour. On peut aussi déduire que l'influence de (ap) est un peu plus importante que celle de (f). Les figures (a, d, b, e) révèlent que la vitesse de coupe (Vc) a un effet moindre sur l'effort de coupe (Fy) ce qui confirme les résultats de l'ANOVA.

Aussi les graphes de contour (d, e et f) permettent de visualiser la surface de réponse (F_y), et aussi d'établir les valeurs de réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

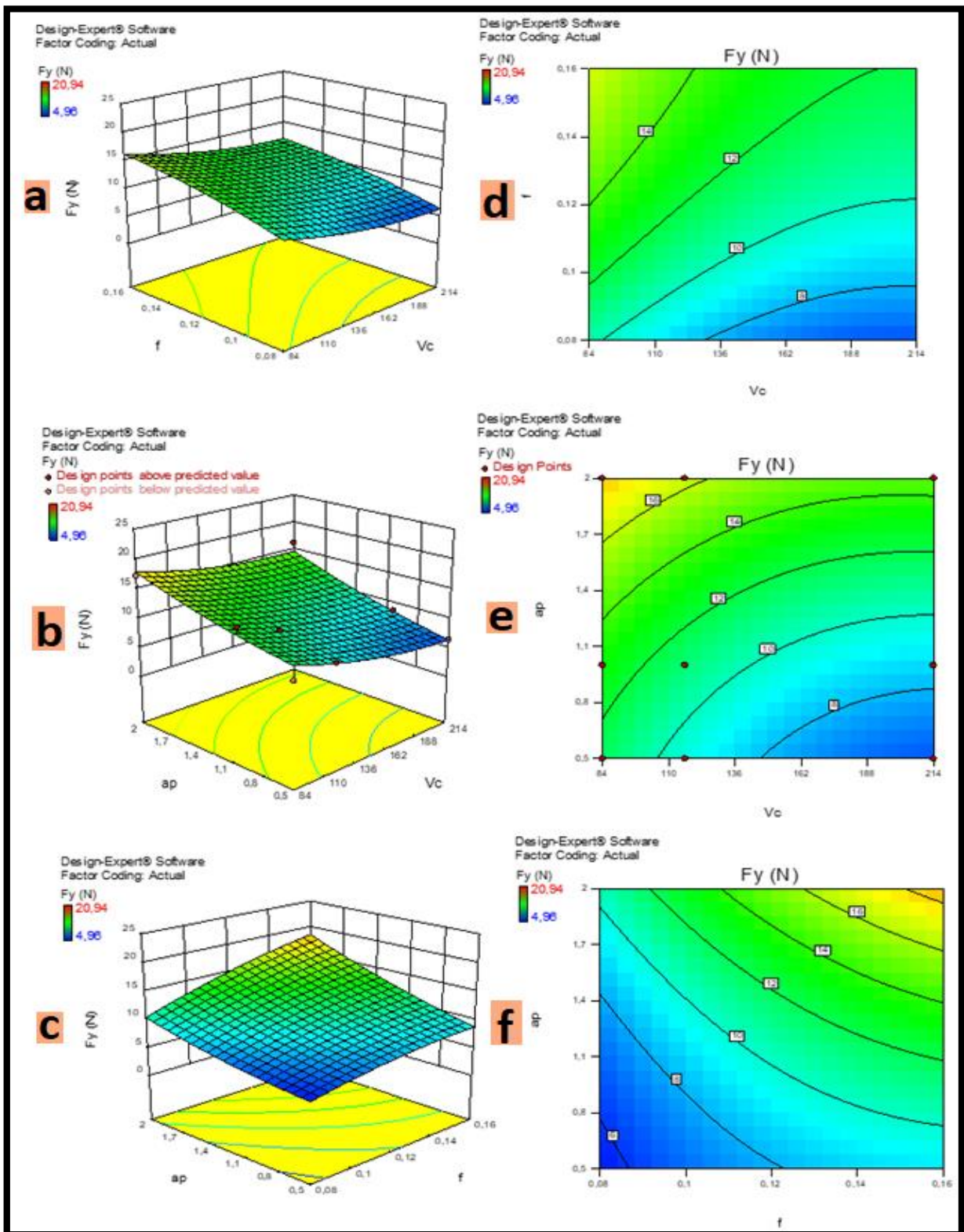


Figure III.12. Surface de réponse et le contour pour (F_y) en fonction de (V_c , f , ap).

III.5.3. Analyse des résultats de l'effort de coupe (Fz) en fonction de Vc, f, ap

III.5.3.1. Analyse de variance ANOVA pour (Fz)

Les résultats de l'ANOVA présentée dans le **tableau III.5** montrent que la profondeur de passe (ap) est le facteur le plus important qui affecte (Fz), sa contribution est de 56,07%, suivie par la vitesse de coupe (Vc) avec une contribution de 16,37% puis l'avance (f) avec 12,80 %, mais les interactions (Vc*f, Vc*ap, f*ap) et les produits (Vc², f², ap²) n'ont pas d'effet significatif sur l'effort (Fz).

Tableau III.5. Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort Fz.

Source	Somme des carrés	df	Mean Square	F Value	p-value Prob > F	% de contribution	Remarques
<i>Model</i>	430,00	9	47,78	16,14	< 0.0001	89,53	Signifiant
<i>Vc</i>	85,99	1	85,99	29,06	<0,0001	16,37	signifiant
<i>f</i>	61,09	1	61,09	20,64	0.0003	12,80	Signifiant
<i>ap</i>	234,79	1	234,79	79 ,34	< 0.0001	56,07	Signifiant
<i>Vc*f</i>	2,17	1	2,17	0,73	0.4037	0,45	<i>Non signifiant</i>
<i>Vc*ap</i>	11,86	1	11,86	4,01	0.0615	2,47	<i>Non signifiant</i>
<i>f*ap</i>	0,53	1	0,53	0,18	0.6769	0,11	<i>Non Signifiant</i>
<i>Vc²</i>	1,98	1	1,98	0.67	0.4252	0,41	<i>Non signifiant</i>
<i>f²</i>	3,39	1	3,39	1,15	0.2995	0,71	<i>Non signifiant</i>
<i>ap²</i>	0,68	1	0,68	2,23	0.6373	0,14	<i>Non signifiant</i>
<i>Résiduel</i>	50,31	17	2,96			10,47	
<i>Cor Total</i>	480,31	26				100,00	

III.5.3.2. Effets principaux pour (Fz)

La **figure III.13** illustre les graphiques des effets principaux pour l'effort (Fz), ils montrent que la pente de la profondeur de passe (ap) est plus grande donc c'est la plus influente sur l'effort de coupe (Fz) suivie par la vitesse de coupe et enfin de l'avance pas tour (f).

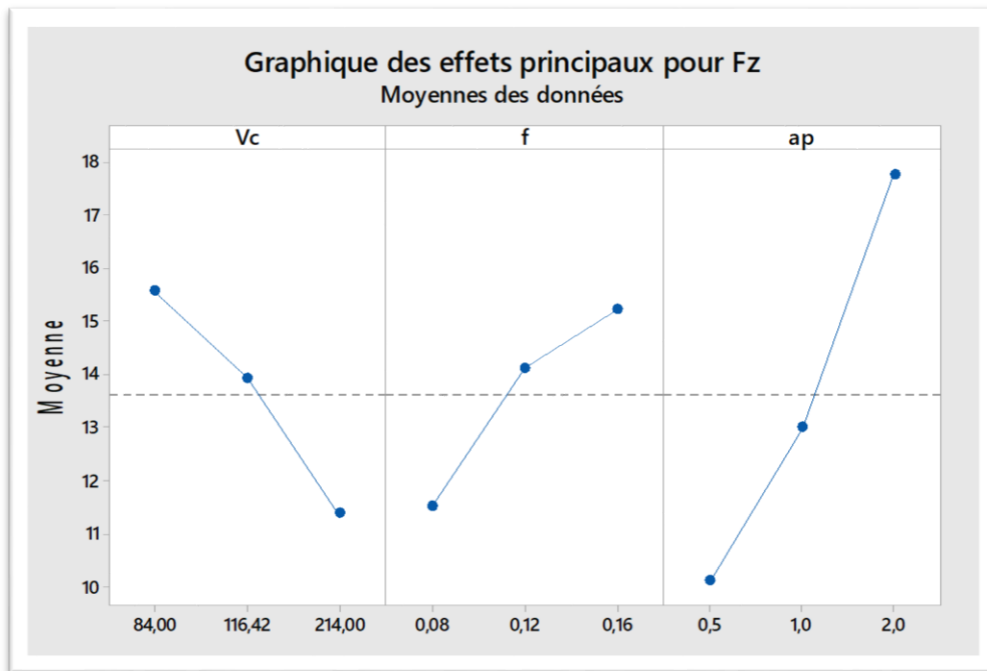


Figure III.13. Effet de conditions de coupe sur (Fz).

III.6.3.3. Analyse de régression pour (Fz)

La relation fonctionnelle entre (Fz) et les variables indépendantes étudiées (Vc, f et ap) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 89,53 \%$) correspondant à la précision de régression. Le modèle quadratique obtenu à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire l'effort (Fz) de coupe selon les facteurs étudiés. Le modèle obtenu présente l'évolution de l'effort de coupe (Fz) en fonction de (Vc, f, et ap) est présenté par l'équation (III.10).

$$Fz = 1,65 - 0,0850 Vc + 145 f + 10,31 ap + 0,000189 Vc*Vc - 470 f*f - 0,69 ap*ap + 0,157 Vc*f - 0,01924 Vc*ap - 6,9 f*ap \text{ [N]} \quad \text{(III.10)}$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites est présentée dans la figure III.14, et la figure III.15. L'analyse de résultats montre la précision du modèle trouvé, les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont très proches et aussi la normalité de la distribution de l'erreur.

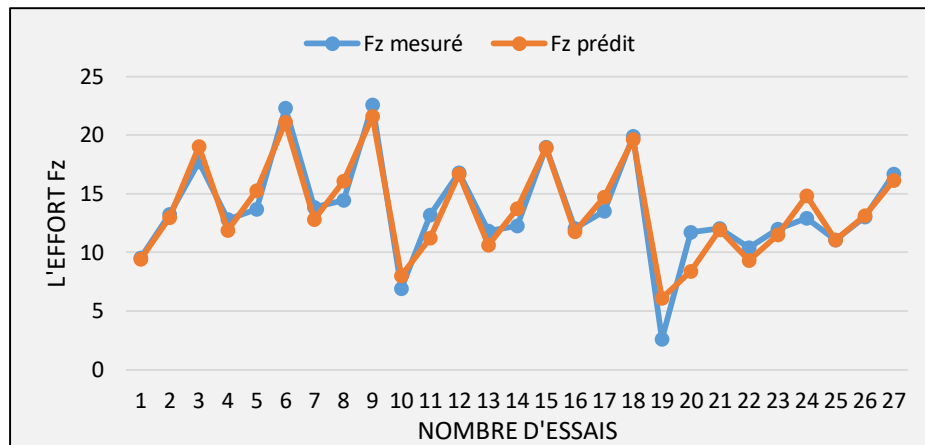


Figure III.14. Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées de (F_z).

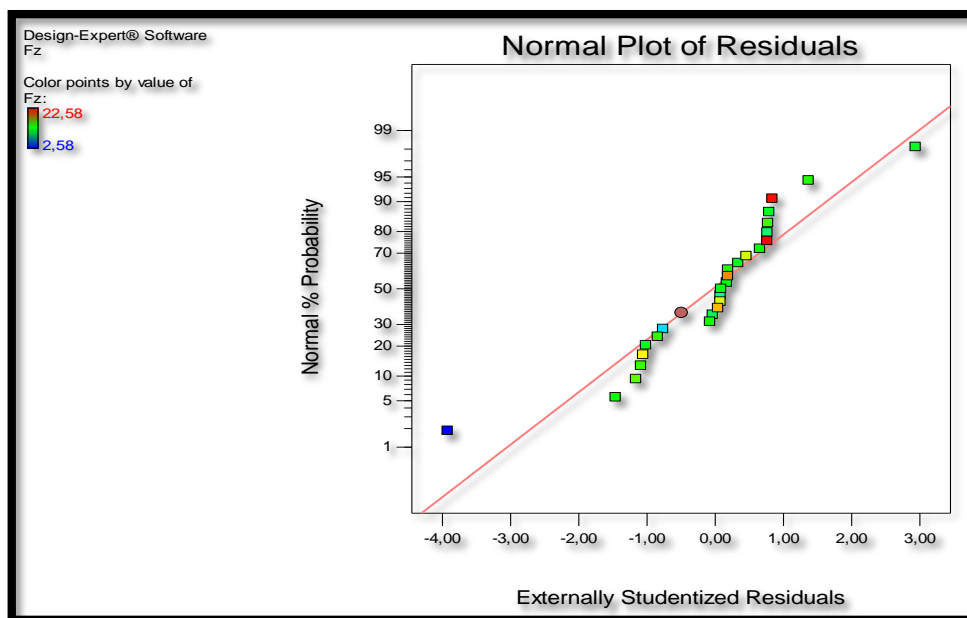


Figure III.15. Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour (F_z).

III.5.3.4. Analyse de surface de réponse et graphique des contours pour (F_z)

La figure III.16 représente les graphes de surface de réponse 3D (a, b et c) et les contours en 2D (d, e, f) de l'effort de coupe (F_z) en fonction des paramètres de coupe (V_c , f et a_p). Les figures (c et f) illustrent l'effet de l'interaction entre la profondeur de passe (a_p) et l'avance par tour (f). Comme on peut le constater l'effort de coupe (F_y) augmente avec l'augmentation de la profondeur de passe et de l'avance par tour. On peut aussi déduire que l'influence de la profondeur de passe est la plus importante. Les figures (a, d, b, e) révèlent que la vitesse de coupe (V_c) a un peu d'effet sur l'effort de coupe (F_z) ce qui confirme les résultats de l'ANOVA.

Aussi les graphes de contour (d, e et f) permettent de visualiser la surface de réponse (F_z) et d'établir les valeurs de réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

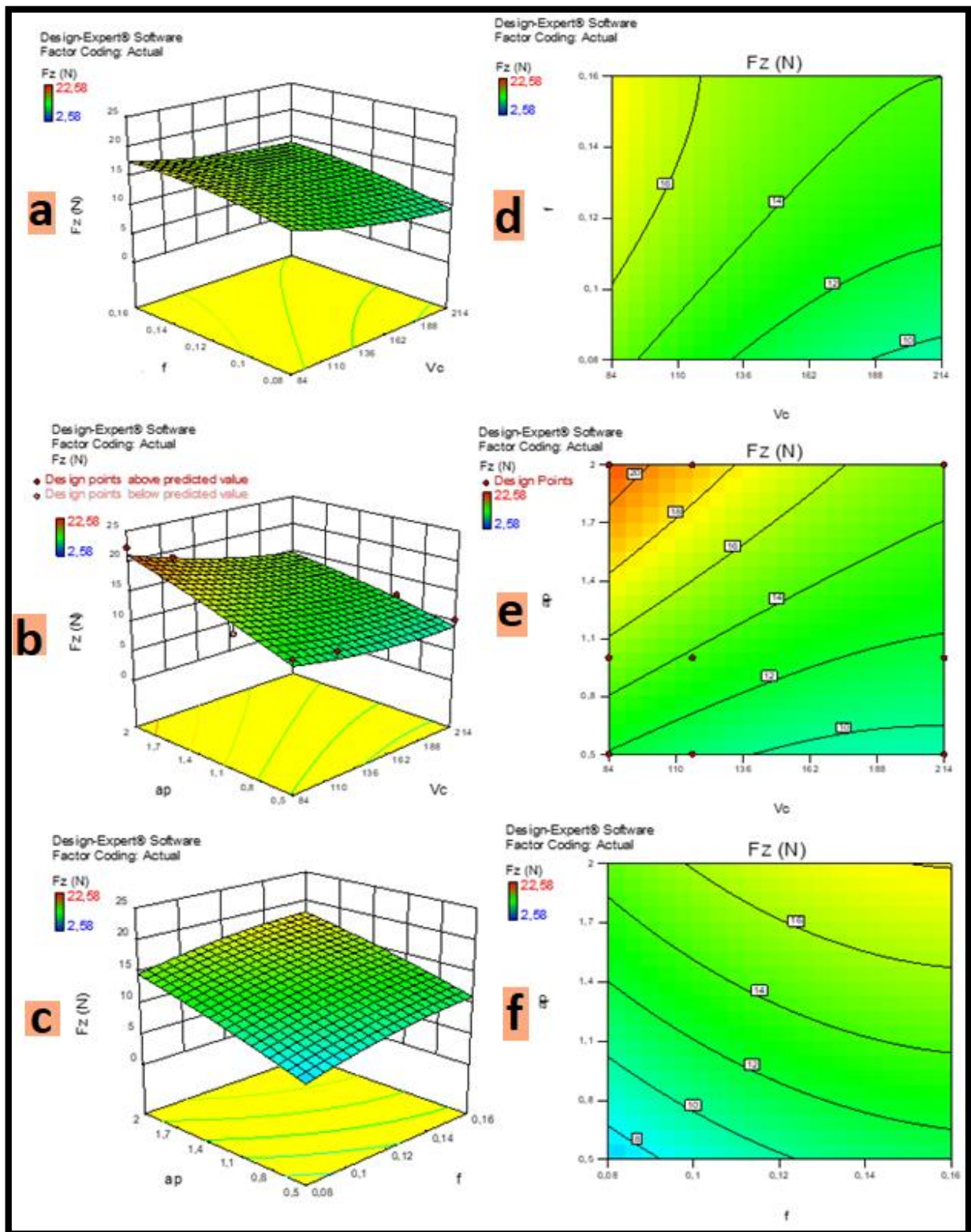


Figure III.16. Surface de réponse et le contour pour (F_z) en fonction de (V_c , f , ap).

III.5.4. Analyse des résultats de la rugosité de surface (Ra) en fonction de Vc, f, ap

III.5.4.1. Analyse de variance ANOVA pour (Ra)

Le résultat de **tableau III.6** montre que l'avance (f) est le facteur le plus important qui affecte la rugosité moyenne arithmétique (Ra). Sa contribution est de 66,12%, puis (ap) avec 11,36% Suivie par (Vc) avec une contribution de 10,13%. L'interaction (f*ap) et les produits (Vc² et f²) ont des contributions de (4.39, 3.68 et 1.77)% respectivement. Nous observons aussi que les interactions (Vc*f, Vc*ap, f*ap) et les produits (Vc², ap², f²) n'ont pas d'influence significative sur la rugosité (Ra).

Tableau III.6: Analyse de la variance (ANOVA) pour la rugosité Ra.

Source	Somme des carrés	df	Mean Square	F Value	p-value Prob > F	% de contribution	Remarques
Model	2,09	9	0,23	80,43	< 0.0001	97,71	<i>Signifiant</i>
Vc	0,27	1	0,27	94,81	< 0.0001	10,13	<i>Signifiant</i>
f	1,24	1	1,24	429,10	< 0.0001	66,12	<i>Signifiant</i>
ap	0,24	1	0,24	81,31	< 0.0001	11,36	<i>signifiant</i>
Vc*f	4,733E-004	1	4,733E-004	0,16	0,6909	0,02	<i>Non signifiant</i>
Vc*ap	3,218E-004	1	3,218E-004	0,11	0,7428	0,02	<i>Non signifiant</i>
f*ap	0.094	1	0,094	32,54	< 0.0001	4,39	<i>signifiant</i>
Vc²	0.079	1	0,079	27,25	< 0.0001	3,68	<i>signifiant</i>
f²	0,038	1	0,038	13,09	0,0021	1,77	<i>Signifiant</i>
ap²	4,706E-003	1	4,706E-003	1,63	0,2193	0,22	<i>Non signifiant</i>
Résiduel	0,049	17	2,892E-003			2,29	
Cor Total	2,14	26				100,00	

III.6.4.2. Effets principaux pour (Ra)

La figure III.17 expose les graphiques des effets principaux pour la rugosité (Ra) en fonction de conditions de coupe (Vc, f, ap), l'analyse des graphes montre que l'influence de l'avance (f) est la plus grande suivie par la profondeur de passe (ap) puis par la vitesse de coupe (Vc).

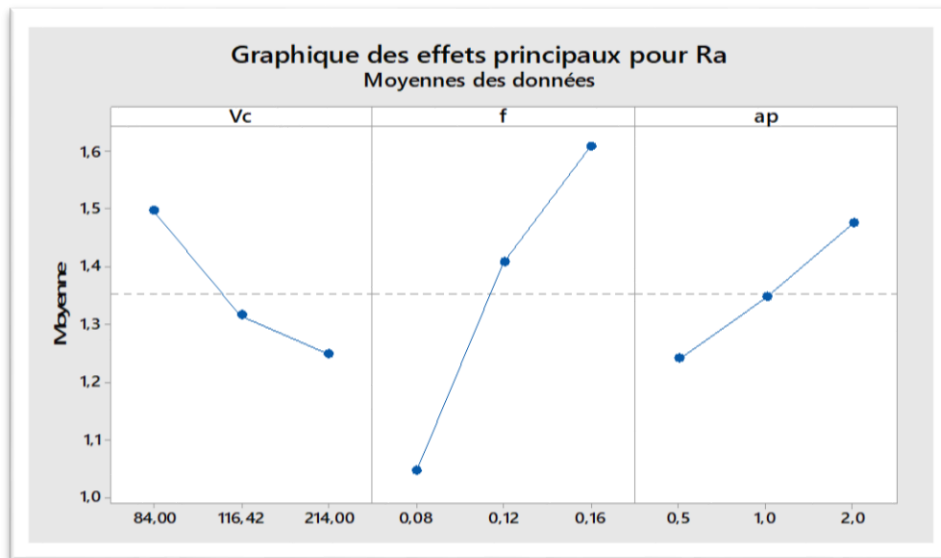


Figure III.17. Effet de conditions de coupe sur la rugosité (Ra).

III.5.4.3. Analyse de régression pour Ra

La relation fonctionnelle entre (Ra) et les variables indépendantes étudiées (Vc , f et ap) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 97,71\%$) correspondant à la précision de régression. Le modèle quadratique obtenu à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire la rugosité de la surface (Ra) selon les facteurs étudiés. Le modèle obtenu présente l'évolution de l'état de la surface pour (Ra) en fonction de (Vc , f , et ap), il est présenté par l'équation (III.11).

$$Ra = 0,123 - 0,01275 Vc + 22,63 f + 0,661 ap + 0,000038 Vc*Vc - 49,7 f*f - 0,0570 ap*ap - 0,00232 Vc*f - 0,000100 Vc*ap - 2,899 f*ap \text{ [}\mu\text{m]} \quad \text{(III.11)}$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites est présentée dans la **figure III.18** et la **figure III.19**. L'analyse des résultats montre la précision du modèle trouvé, aussi que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont très proches et enfin la normalité de la distribution de l'erreur.

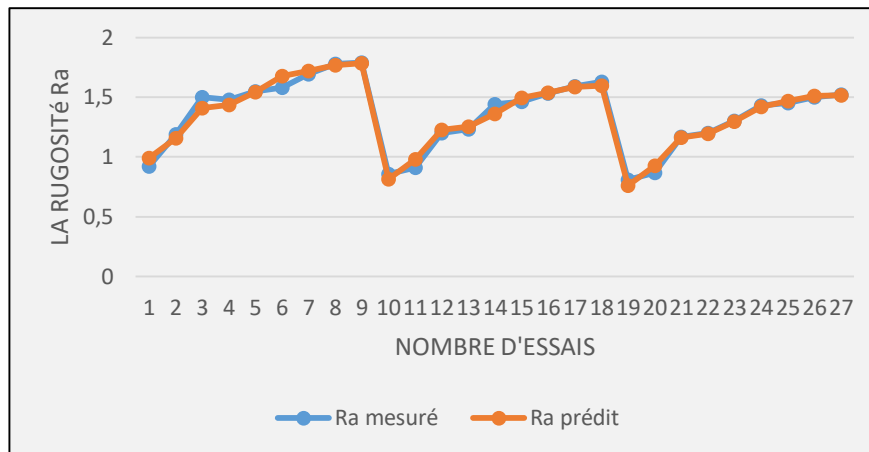


Figure III.18. Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour (Ra).

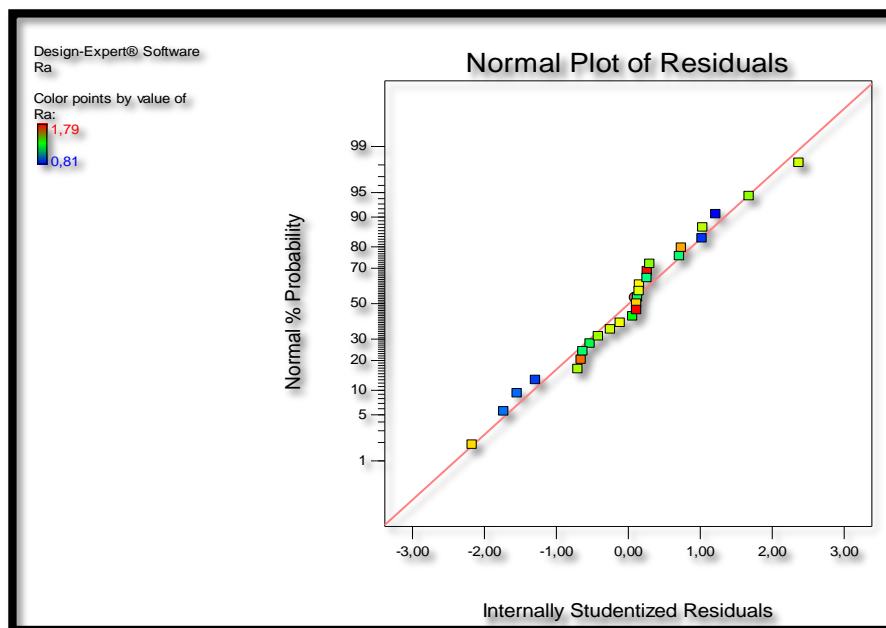


Figure III.19. Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour (Ra).

III.5.4.4. Analyse de surface de réponse et graphique de contours pour (Ra)

La figure III.20 représente les graphes de surface de réponse 3D (a, b et c) et les contours en 2D (d, e, f) de (Ra) en fonction des paramètres de coupe (V_c , f et a_p). Les figures (a, d, b et e) montrent que l'effet de la vitesse de coupe (V_c) sur (Ra) est moindre par rapport aux effets de l'avance par tour (f) et la profondeur de passe (a_p).

La figure (c) montre que l'augmentation de l'avance par tour (f) et la profondeur de passe (a_p) provoque une augmentation de la rugosité (Ra). Il convient de noter que la rugosité de surface minimale est survenue par la combinaison des deux valeurs faibles des paramètres (f , a_p) et la valeur maximale de (V_c). Aussi les graphes de contour (d, e et f) permettent de visualiser la surface de réponse (Ra), et aussi d'établir les valeurs de réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

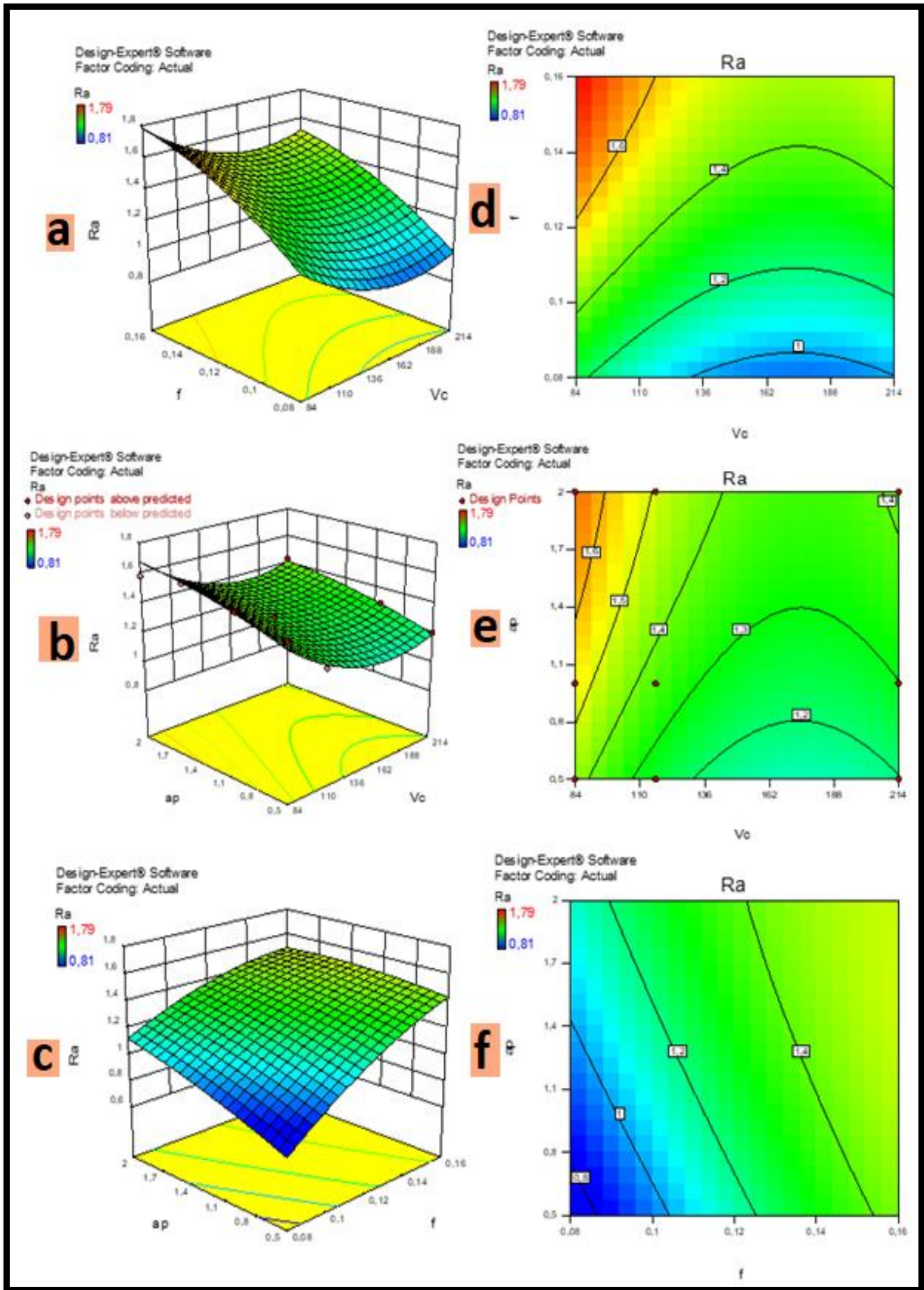


Figure III.20. Surface de réponse et le contour pour la rugosité Ra.

III.5.5. Analyse de la rugosité de surface (Rz)

III.5.5.1. Analyse de variance ANOVA pour (Rz)

L'analyse ANOVA (**Tableau III.6**) montre que l'avance (f) est la première condition qui affecte la rugosité (Rz) avec un pourcentage de contribution 39,51%, puis la profondeur de passe (ap) avec 35,09% et enfin la vitesse de coupe (Vc) avec 8,13%. Le produit Vc^2 a une contribution de 4.26%. Les interactions (f*ap, Vc*ap, Vc*f) et les produit (ap^2 et f^2) n'ont pas d'effet significatif sur la rugosité (Rz).

Tableau III.6 Analyse de la variance (ANOVA) pour (Rz).

Source	Somme des carrés	df	Mean Square	F Value	p-value Prob > F	% de contribution	Remarque
Model	60,86	9	6,76	19,46	< 0.0001	91,15	<i>Signifiant</i>
Vc	8,02	1	8,02	23,07	0.0002	8,13	<i>Signifiant</i>
f	25,73	1	25,73	74,06	< 0.0001	39,51	<i>Signifiant</i>
ap	18,53	1	18,53	53,34	< 0.0001	35,09	<i>signifiant</i>
Vc*f	0,35	1	0,35	1,01	0,3290	0,53	<i>Non Signifiant</i>
Vc*ap	1,34	1	1,34	3,86	0.0661	2,01	<i>Non Signifiant</i>
f*ap	0,083	1	0,083	0,24	0.6315	0,12	<i>Non Signifiant</i>
Vc²	2,84	1	2,84	8,18	0.0109	4,26	<i>signifiant</i>
f²	0,42	1	0,42	1,21	0,2861	0,63	<i>Non Signifiant</i>
ap²	0,59	1	0,59	1,70	0.2095	0,89	<i>Non signifiant</i>
Résiduel	5,91	17	0,35			8,85	
Cor Total	66,77	26				100,00	

III.5.5.2. Effets principaux pour (Rz)

La **figure III.21** expose les graphiques des effets principaux pour la rugosité (Rz) en fonction de conditions de coupe (Vc, f, ap), l'analyse des graphes montre que l'avance (f) a la plus grande influence, puis la profondeur de passe (ap) suivie par la vitesse de coupe (Vc).

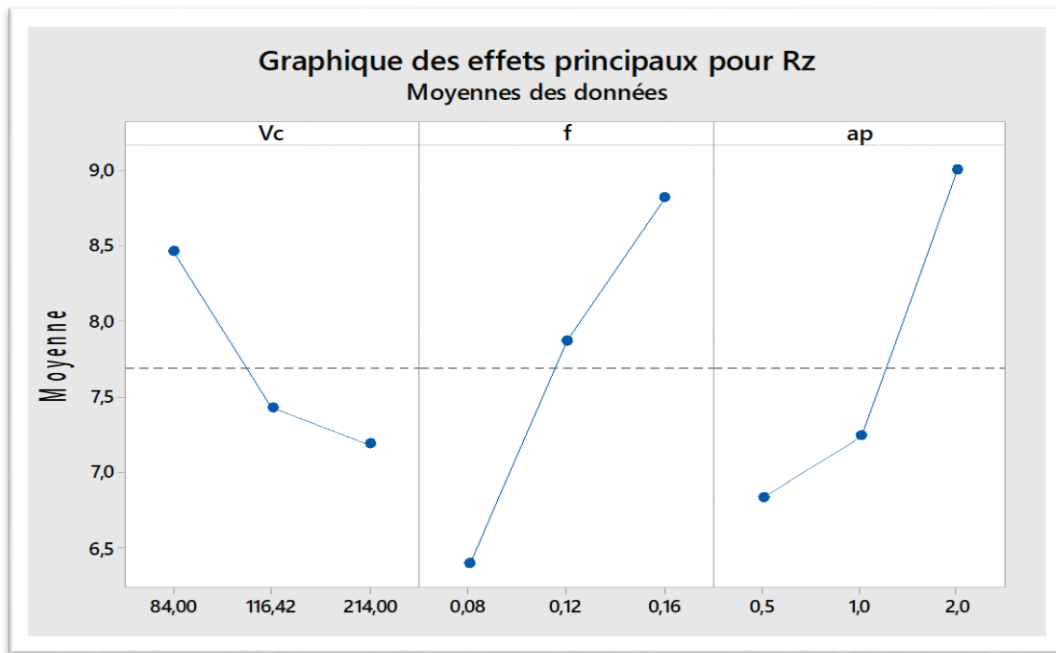


Figure III.21. Effet de conditions de coupe sur la rugosité (Rz).

III.5.5.3. Analyse de régression pour (Rz)

La relation fonctionnelle relative à la rugosité (Rz) et les variables indépendantes étudiées (Vc, f et ap) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 91,15\%$). Correspondant à la précision de régression. Le modèle quadratique obtenu à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire la rugosité (Rz) de la surface (Rz) selon les facteurs étudiés. Le modèle obtenu présente l'évolution de l'état de la surface pour la rugosité (Rz) en fonction de (Vc, f, et ap), il est présenté par l'équation (III-12)

$$Rz = 6,20 - 0,0773 Vc + 64,5 f + 1,07 ap + 0,000226 Vc*Vc - 166 f*f + 0,639 ap*ap + 0,0632 Vc*f - 0,00647 Vc*ap - 2,72 f*ap \text{ [}\mu\text{m]} \quad \text{(III-12)}$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites pour la rugosité (Rz) est présentée dans la Figure III.22, et Figure III.23. L'analyse de résultats montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont très proches, cela montre la précision et la robustesse du modèle trouvé, et montre bien aussi la normalité de la distribution de l'erreur.

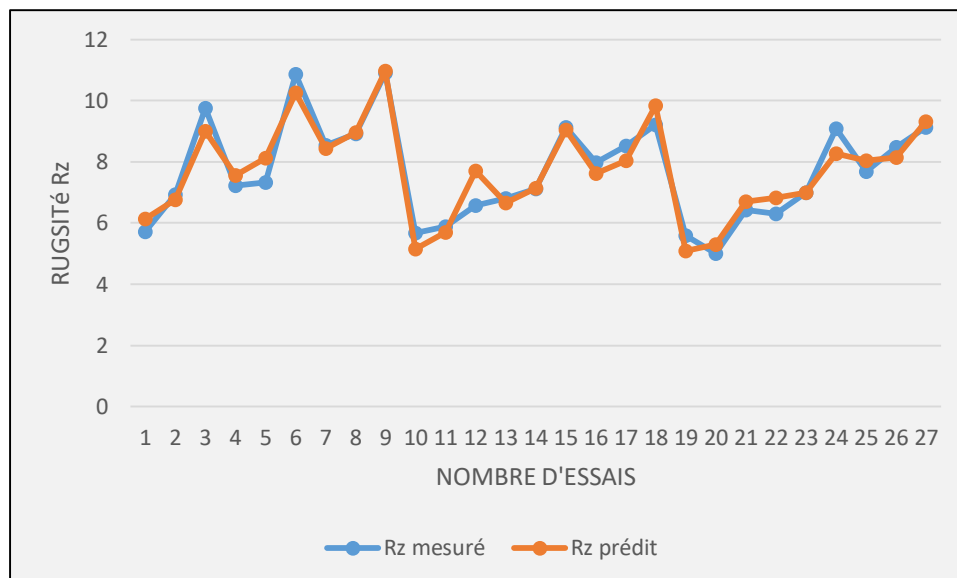


Figure III.22. Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour (Rz).

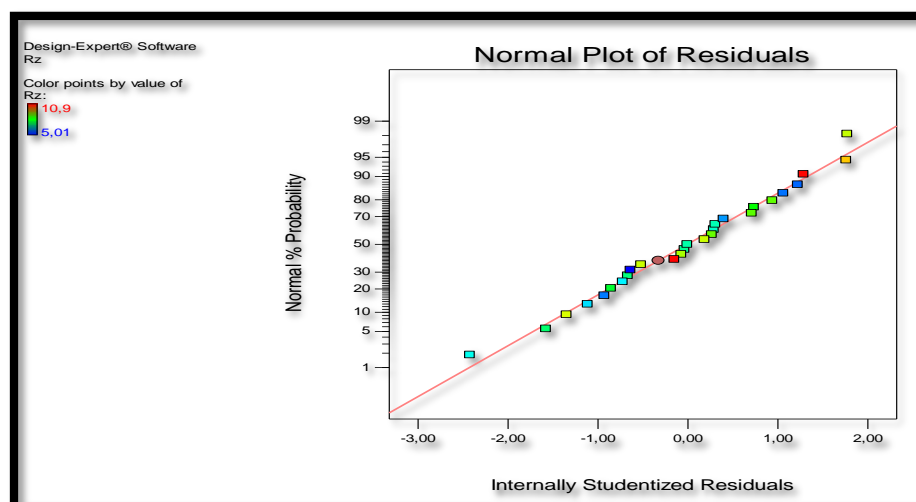


Figure III.23. Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour (Rz).

III.5.5.4. Analyse de surface de réponse et graphique de contours pour (Rz)

La figure III.24 représente les graphes de surface de réponse 3D (a, b et c) et les contours en 2D (d, e, f) de la rugosité (Rz) en fonction des paramètres de coupe (V_c , f et a_p). Les figures (a, d, b et e) montrent que l'effet de la vitesse de coupe (V_c) sur la rugosité de surface (Rz) est moindre par rapport aux effets de l'avance par tour (f) et la profondeur de passe (a_p). La figure (c) montre que l'augmentation de l'avance par tour (f) et la profondeur de passe (a_p) provoque une augmentation de la rugosité (Rz). Il convient de noter que la rugosité de surface minimale est survenue par la combinaison des deux valeurs faibles des paramètres (f , a_p) et la valeur maximale de (V_c). Aussi les graphes de contour (d, e et f) permettent de visualiser la surface de réponse (Ra), et aussi d'établir les valeurs de réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

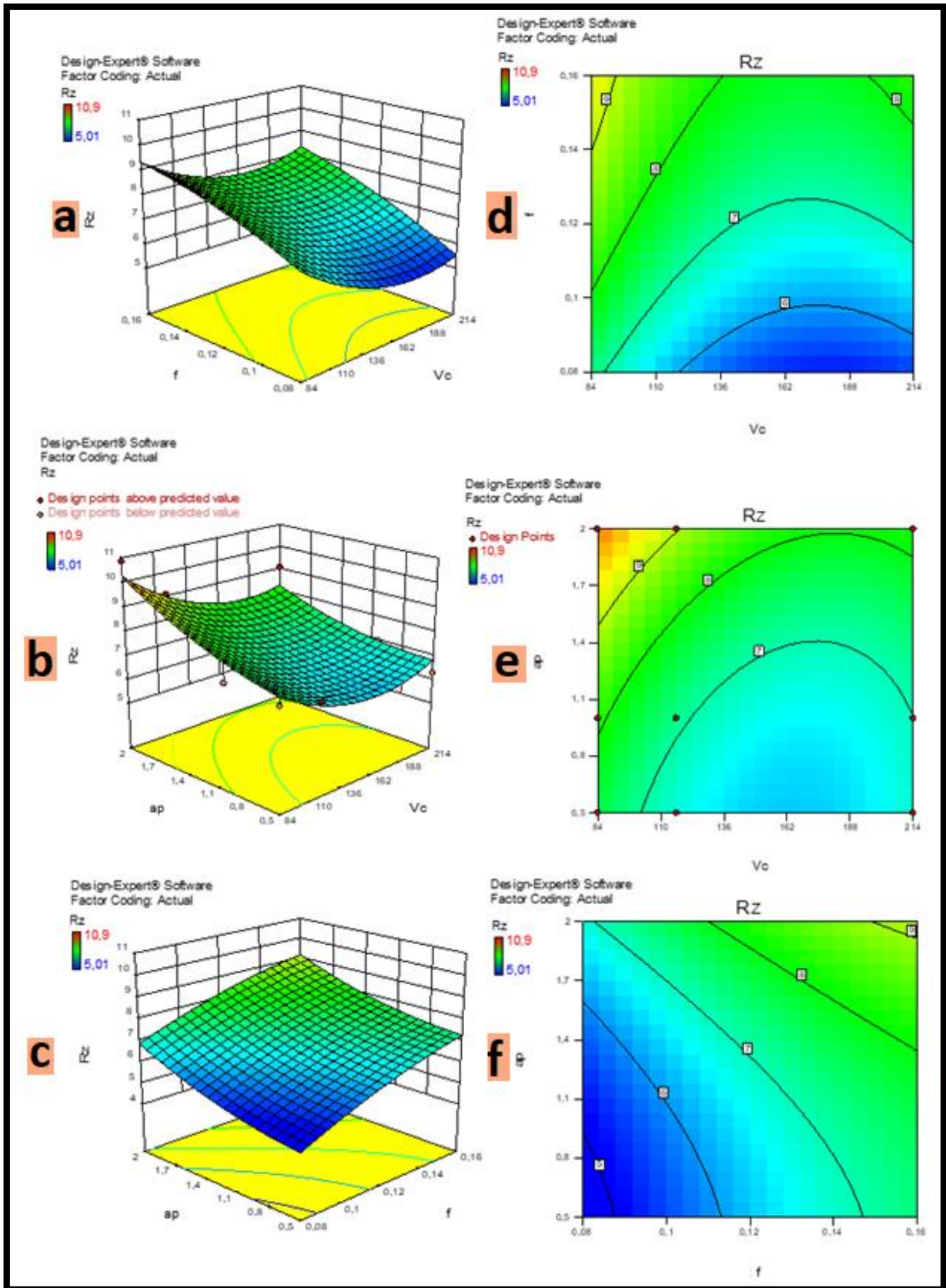


Figure III.24. Surface de réponse et le contour pour la rugosité Rz en fonction de (Vc, f, ap).

III.5.6. Analyse des résultats de la puissance de coupe (Pc)

III.5.6.1. Analyse de variance ANOVA pour Pc

L'analyse ANOVA (**Tableau III.8**) montre que la vitesse de coupe est la première condition qui affecte la puissance de coupe (Pc) avec un pourcentage de contribution 43,27%, puis la profondeur de passe (ap) avec 30,43% et enfin l'avance par tour (f) avec 9,86%. L'interaction (Vc*f) a une contribution de 3,29%. Les restes n'ont pas d'effet significatif sur la rugosité (Rz).

Tableau III.8. Analyse de la variance (ANOVA) pour la puissance de coupe (Pc).

Source	Somme des carrés	df	Mean Square	F Value	p-value Prob > F	% de contribution	Remarque
<i>Model</i>	3493,69	9	388,19	15,01	< 0.0001	88,82	<i>Signifiant</i>
<i>Vc</i>	1626,91	1	1626,91	62,92	< 0.0001	43,27	<i>Signifiant</i>
<i>f</i>	439,19	1	439,19	16,99	0,0007	9,86	<i>Signifiant</i>
<i>ap</i>	1241,97	1	1241,97	48,04	< 0.0001	30,43	<i>signifiant</i>
<i>Vc*f</i>	129,27	1	129,27	5,00	0,0390	3,29	<i>Signifiant</i>
<i>Vc*ap</i>	28,57	1	28,57	1,11	0,3079	0,73	<i>Non Signifiant</i>
<i>f*ap</i>	8,60	1	8,60	0,33	0,5717	0,22	<i>Non Signifiant</i>
<i>Vc²</i>	1,59	1	1,59	0,062	0,8069	0,04	<i>Non signifiant</i>
<i>f²</i>	16,77	1	16,77	0,65	0,4318	0,43	<i>Non Signifiant</i>
<i>ap²</i>	22,13	1	22,13	0,86	0,3679	0,56	<i>Non signifiant</i>
<i>Résiduel</i>	439,54	17	25,86			11,17	
<i>Cor Total</i>	3933,23	26				100,00	

III.5.6.2. Effets principaux pour (Pc)

La **figure III.25** expose les graphiques des effets principaux pour la puissance de coupe (Pc) en fonction de conditions de coupe (Vc, f, ap). L'analyse des graphes montre que la vitesse de coupe a la plus grande influence, puis la profondeur de passe (ap) suivie par l'avance par tour (f).

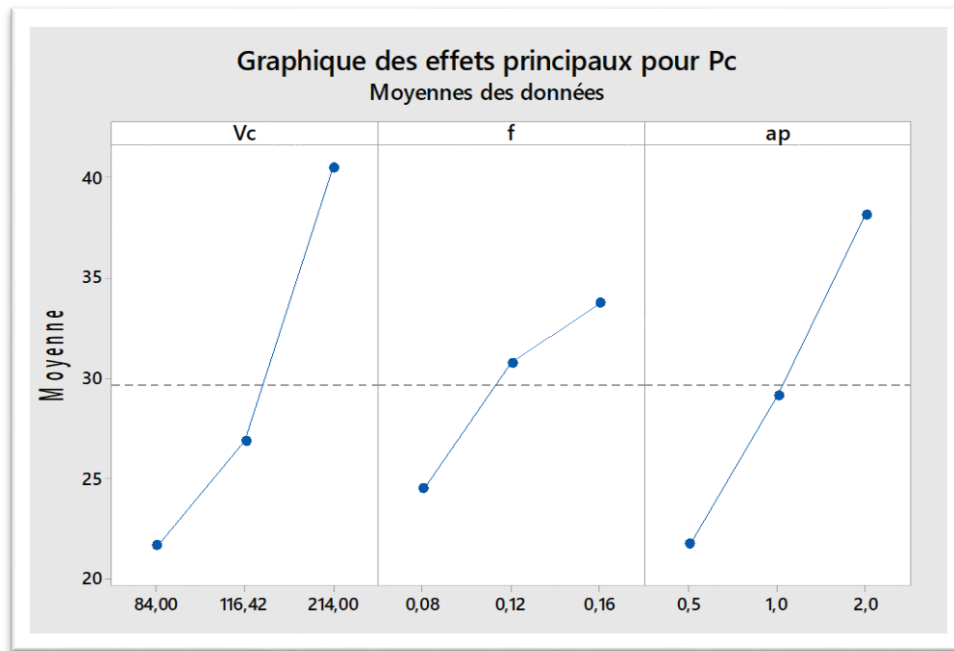


Figure III.25. Effet de conditions de coupe sur (Pc).

III.5.6.3. Analyse de régression pour (Pc)

Le modèle de régression quadratique obtenue est donnée ci-dessous par l'équation (III.14) avec un coefficient de corrélation $R^2 = 88,82\%$.

$$Pc = -17,8 + 0,015 Vc + 232 f + 19,9 ap - 0,000170 Vc*Vc - 1045 f*f - 3,91 ap*ap + 1,213 Vc*f + 0,0299 Vc*ap - 27,7 f*ap \quad (III.13)$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites pour la puissance de coupe (Pc) est présentée dans la figure III.26, et figure III.27. L'analyse de résultats montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont très proches, cela montre la précision et la robustesse du modèle trouvé, et montre bien aussi la normalité de la distribution de l'erreur.

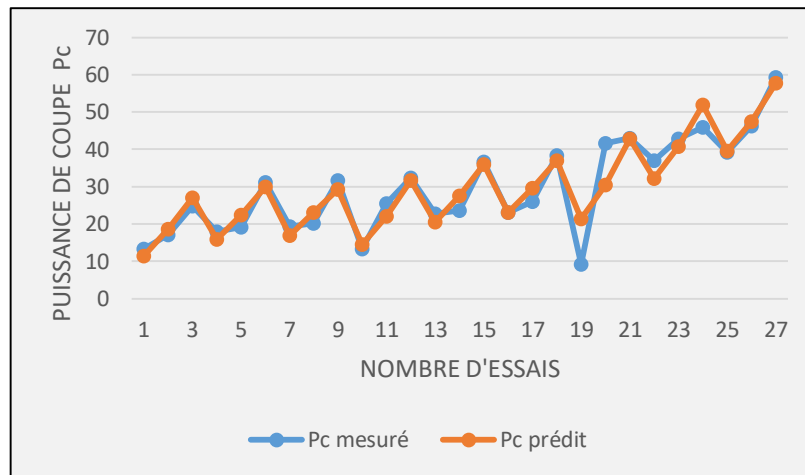


Figure III.26. Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour (Pc).

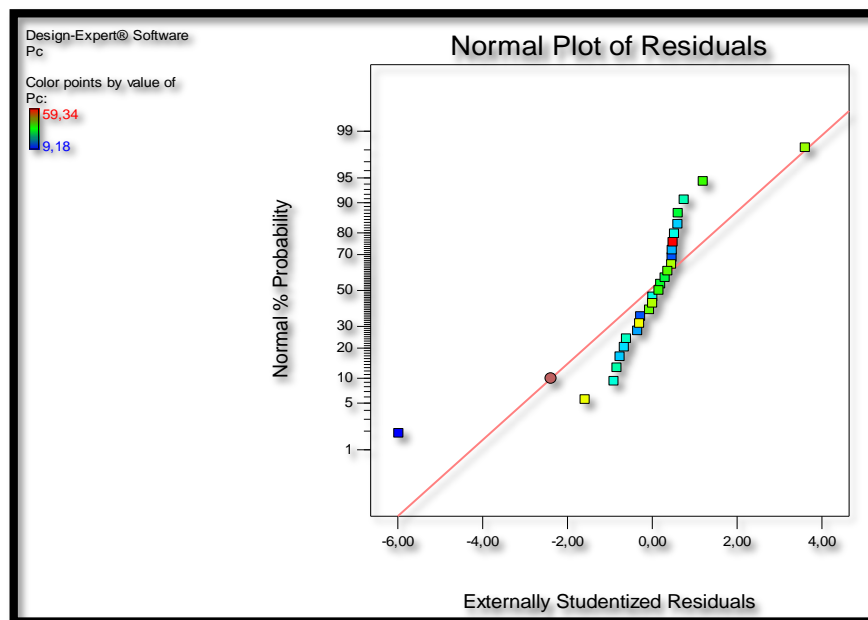


Figure III.27. Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour (Pc).

III.5.6.4. Analyse de surface de réponse et graphique de contours pour (Rz)

La figure III.28 représente les graphes de surface de réponse 3D (a, b et c) et les contours en 2D (d, e, f) de la puissance de coupe (Pc) en fonction des paramètres de coupe (Vc, f et ap).

Comme on peut le voir à partir de cette figure, la puissance de coupe tend à augmenter considérablement avec l'augmentation de (f) et de (ap). Par contre l'augmentation de (Vc) engendre un accroissement plus important comparativement à (ap) et à (f). Avec l'augmentation des trois facteurs (Vc), (f) et (ap), la puissance de coupe s'accroît puisqu'elle est étroitement liée à l'augmentation des efforts de coupe et aussi la vitesse de coupe.

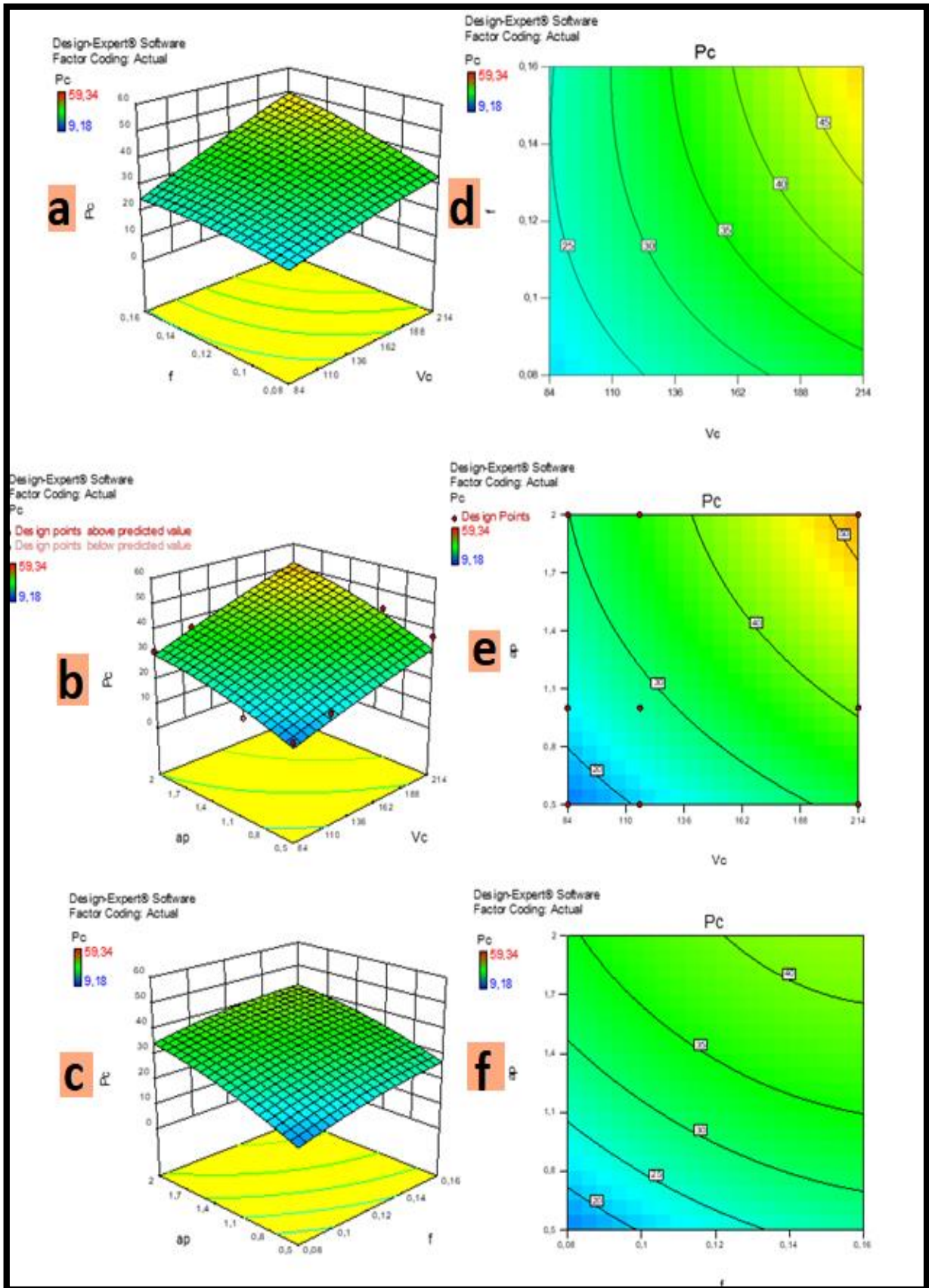


Figure III.28. Surface de réponse et le contour pour (Pc) en fonction de (Vc, f, ap).

III.5.7. Analyse des résultats du débit du copeau enlevé (MRR)

III.5.7.1. Analyse de variance ANOVA

L'analyse ANOVA (**Tableau III.9**) montre que la profondeur de passe (ap) est la première condition qui affecte le débit de copeau enlevé (MRR) avec un pourcentage de contribution 46,51%, puis (Vc) avec 26,75% et enfin (f) avec 12,72%. Les interactions ($Vc*f$, $Vc*ap$ et $f*ap$) ont des contributions de (1,90, 7,73 et 3,82)% respectivement. Les restes n'ont pas d'effet significatif sur le (MRR)

Tableau III.9 Analyse de la variance (ANOVA) pour le (MRR).

Source	Somme des carrés	df	Mean Square	F Value	p-value Prob > F	% de contribution	Remarque
<i>Model</i>	6051,12	9	672,35	338,25	< 0.0001	99,44	<i>Signifiant</i>
<i>Vc</i>	1685,50	1	1685,50	847,95	< 0.0001	26,75	<i>Signifiant</i>
<i>F</i>	967,66	1	967,66	486,82	< 0.0001	12,72	<i>Signifiant</i>
<i>Ap</i>	3073,47	1	3073,47	1546,22	< 0.0001	46,51	<i>signifiant</i>
<i>Vc*f</i>	115,63	1	115,63	58,17	< 0.0001	1,90	<i>Signifiant</i>
<i>Vc*ap</i>	470,26	1	470,26	236,58	< 0.0001	7,73	<i>Signifiant</i>
<i>f*ap</i>	232,55	1	232,55	116,99	< 0.0001	3,82	<i>Signifiant</i>
<i>Vc²</i>	0,28	1	0,28	0,14	0,7100	0,00	<i>Non signifiant</i>
<i>f²</i>	0,076	1	0,076	0,038	0,8477	0,00	<i>Non Signifiant</i>
<i>ap²</i>	0,032	1	0,032	0,016	0,9004	0,00	<i>Non signifiant</i>
<i>Résiduel</i>	33,79	17	1,99			0,57	
<i>Cor Total</i>	6084,92	26				100,00	

III.5.6.2. Effets principaux pour MRR

La **figure III.29** expose les graphiques des effets principaux pour le débit du copeau enlevé (MRR) en fonction de conditions de coupe (Vc , f , ap), l'analyse des graphes montre que la profondeur de passe (ap) a la plus grande influence, puis la vitesse de coupe et suivie par l'avance par tour (f).

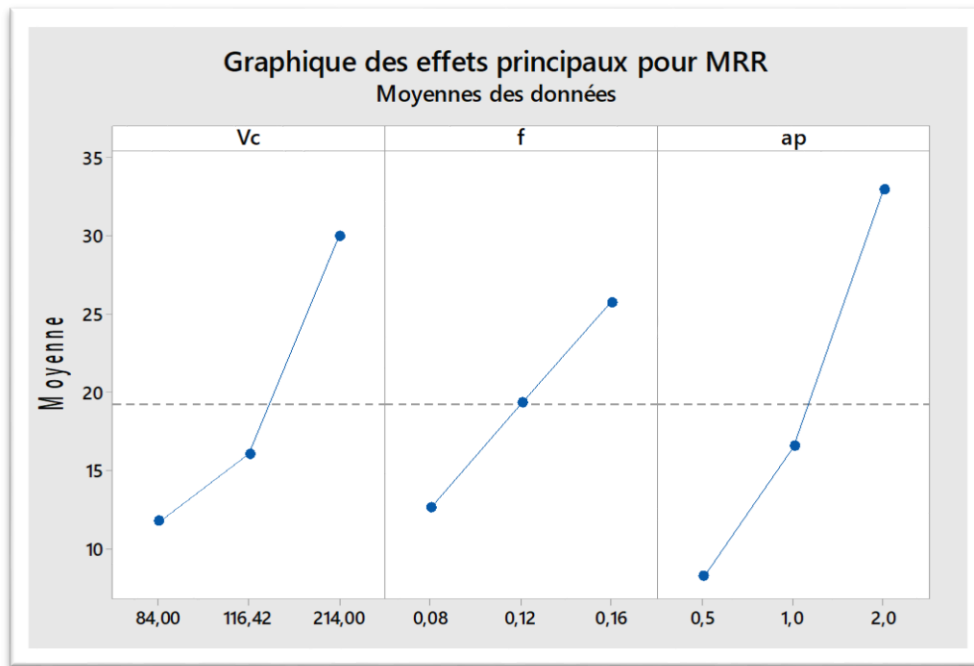


Figure III.29 Effet de conditions de coupe sur le (MRR).

III.5.6.3. Analyse de surface de réponse et graphique de contours pour MRR

La **figure III.30** représente les graphes de surface de réponse 3D (**a, b et c**) et les contours en 2D (**d, e, f**) de (MRR) en fonction des paramètres de coupe (V_c , f et a_p). D'après la figure, on peut observer d'une part que le (MRR) croît avec l'augmentation des trois paramètres de coupe telle que la vitesse de coupe (V_c), l'avance par tour (f) et la profondeur de passe (a_p). Il convient de noter que le taux maximal d'enlèvement du matériau s'est produit pour la combinaison des trois valeurs les plus élevées des paramètres de coupe (V_c , f et a_p). Ces résultats confirment celles obtenus par l'analyse ANOVA (**Tableau III.8**).

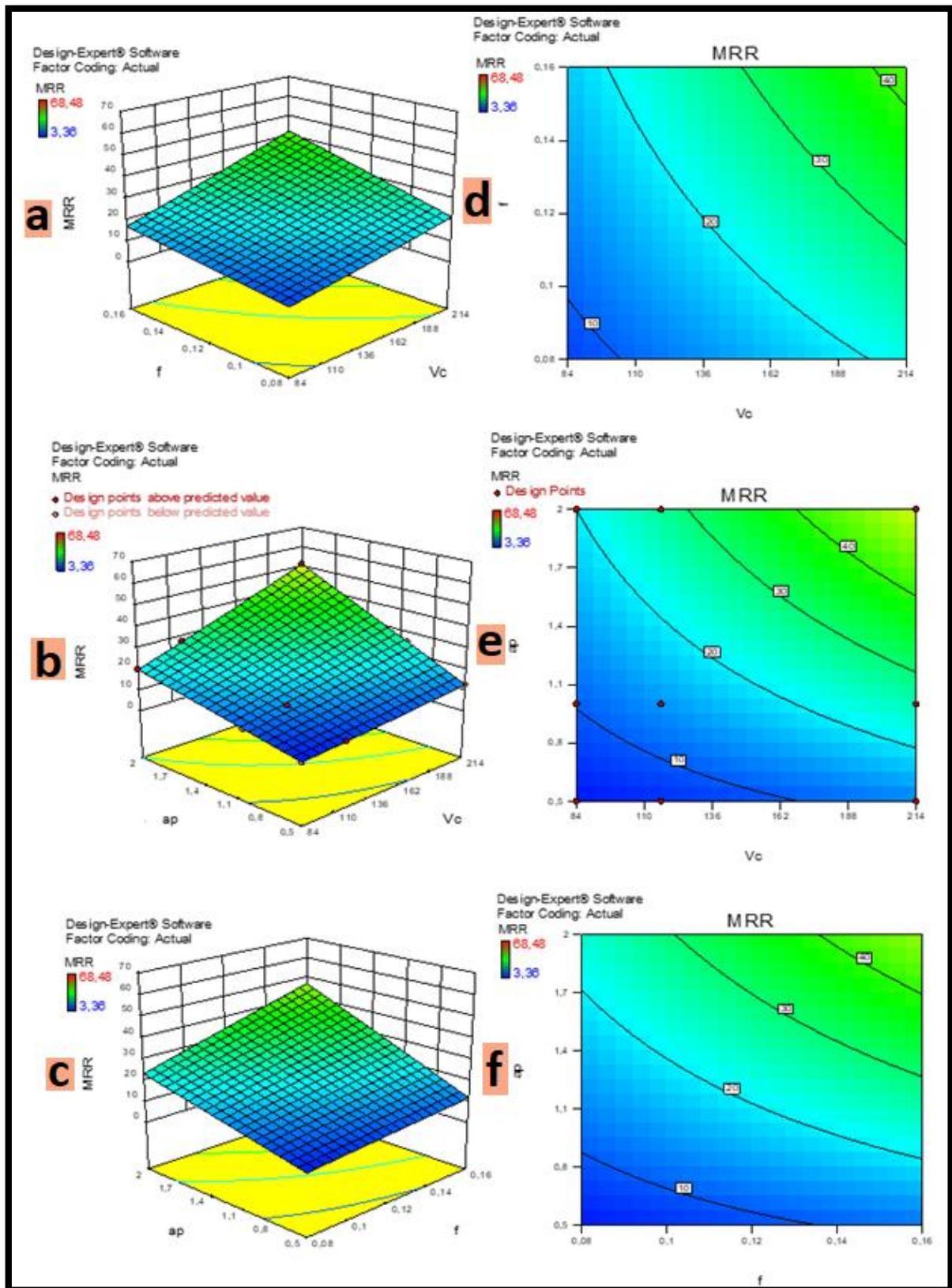


Figure III.30. Surface de réponse et le contour pour (MRR) en fonction de (Vc, f, ap).

III.6.Optimisation des conditions de coupe

L'objectif de l'optimisation multi-réponse est de déterminer les conditions sur les variables indépendantes qui conduisent à des valeurs optimales ou presque optimales des variables de réponse. La désirabilité semble avoir été proposée en premier lieu comme critère pour l'optimisation de la réponse par Harrington et autres [34] et popularisé par Derringer et Suich [35].

Les plages souhaitables entre 0 et 1 et la désirabilité de 0, c'est-à-dire qu'une désirabilité élémentaire prenant la valeur zéro, représente une configuration inacceptable pour la réponse sélectionnée, alors qu'une désirabilité prenant la valeur 1 représente l'idéal du cas.

La fonction objective simultanée est une moyenne géométrique de toutes les réponses transformées :

$$D = (d_1 * d_2 * \dots * d_n)^{1/n} = (\prod_{i=1}^n d_i)^{1/n} \quad \text{(III.15)}$$

Où d_i est la désirabilité définie pour la i ème sortie ciblée et n est le nombre de réponses dans la mesure. Pour l'optimisation simultanée, chaque réponse doit avoir une valeur basse et élevée assignée à chaque but. Lors de l'optimisation, le logiciel propose pour chaque réponse cinq choix pour définir le but désiré. Sur la feuille de travail, le champ de "but" doit être donc rempli par un des choix suivants :

- Aucun
- Maximum
- Minimum
- Cible
- Dans la gamme

Les significations des paramètres de but sont :

- Dans le cas de la recherche d'un maximum, la désirabilité est réécrite comme suit :

- $d_i = 0$ si la réponse $<$ la valeur basse
- $0 \leq d_i \leq 1$ si la réponse varie entre la valeur basse et la valeur haute (III.16)
- $d_i = 1$ si la réponse $>$ la valeur élevée

- $d_i = 1$ si la réponse $<$ la valeur basse
- $1 \geq d_i \geq 0$ si la réponse varie entre la valeur basse et la valeur haute (III.17)
- $d_i = 0$ si la réponse $>$ la valeur élevée

Dans notre cas, trois approches d'optimisation sont envisagées. Ils sont appelés «optimisation de la qualité», «optimisation de la productivité» et la dernière est la combinaison entre les deux optimisations précisées «optimisation combinée».

La première consiste à trouver le minimum de la rugosité de surface (Ra). Dans la seconde, nous cherchons le maximum du débit du coupeau enlevé (MRR). Le dernier type d'optimisation appelée «optimisation combinée» sert à obtenir le minimum de (Ra) ainsi que (Fz) et (Pc) et le maximum du débit du coupeau enlevé (MRR) en même temps. Les plages de facteurs définis pour chaque optimisation sont résumées dans le **tableau III.10**.

Tableau III.10. Conditions d'optimisations.

Contraintes						
Paramètres	Objectif	Limite inférieure	Limite supérieure	Importance		
				Qualité	Productivité	combinée
Vc (m/min)	Dans la gamme	84	214	3	3	3
f (mm/tr)	Dans la gamme	0,08	0,16	3	3	3
ap (mm)	Dans la gamme	0,5	2	3	3	3
Ra (µm)	Minimisé	0,81	1,79	5	1	5
Fz (N)	Minimisé	2,58	22,58	1	1	5
Pc (W)	Minimisé	9,18	59,34	1	1	5
MRR(cm ³ /min)	Maximisé	3,36	68,84	1	5	5

III.6.1. Optimisation pour un objectif de la qualité

L'objectif choisi dans le premier cas, c'est une rugosité de surface minimale sans prendre en considération les autres paramètres de sortie. Donc on va calculer les conditions de coupe optimales pour arriver à l'objectif désiré. Ce cas est très intéressant pour les travaux de finition.

Le **tableau III.11** présente les résultats obtenus dans ce cas. Le graphique de contour est présenté dans la **figure III.31** ; Ils présentent les valeurs optimales des paramètres de coupe telle que la vitesse de coupe (Vc), l'avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap), avec une désirabilité de 0,704.

Tableau III.11. Solutions pour l'optimisation de la qualité de surface (Ra).

Solutions									choisi
Num	Vc	f	ap	Ra	Fz	MRR	Pc	Désirabilité	
1	191,21	0,08	0,79	0,81	7.71	11.20	25.45	0,704	

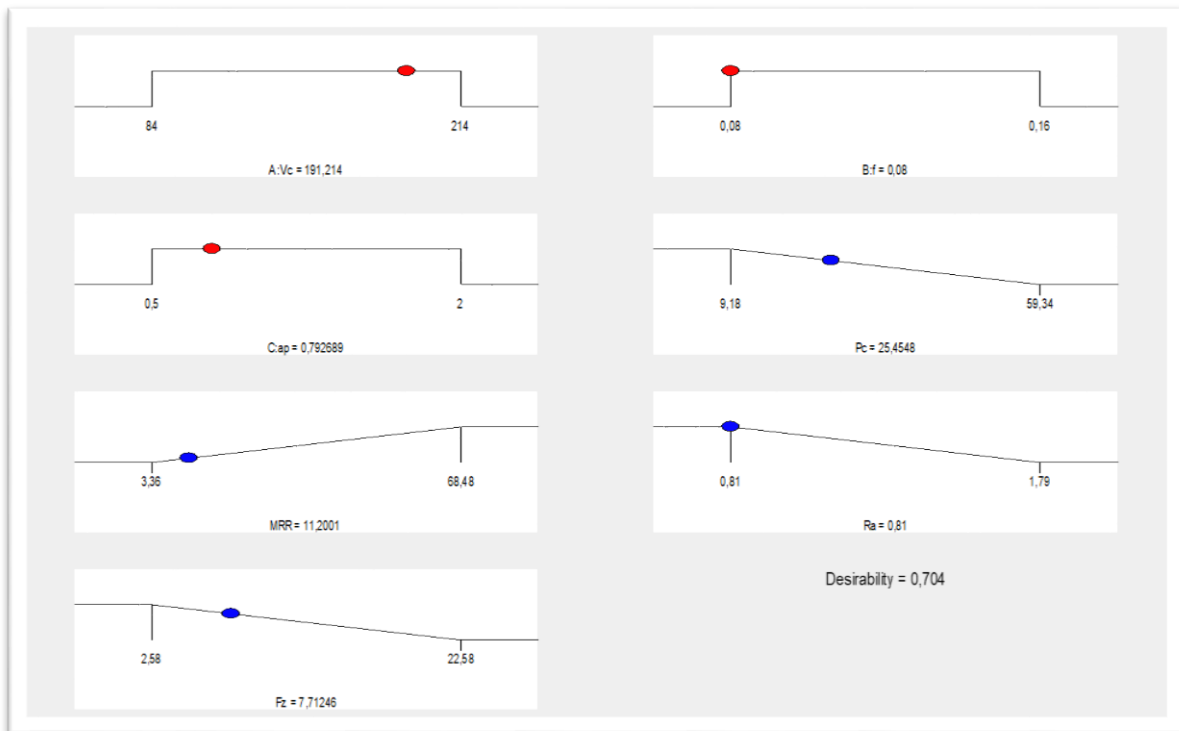


Figure III.31. Graphique de l'optimisation de la rugosité de surface (optimisation de la qualité).

D'après la **figure III.36**, les valeurs des paramètres de coupe optimaux pour obtenir une meilleure qualité de surface $Ra=0,81$ (μm) sont : $Vc = 191,214$ (m / min), $f = 0,08$ (mm/tr) et $ap= 0.792689$ (mm).

III.6.2. Optimisation pour un objectif de la productivité

L'optimisation de la productivité, comme son nom l'indique, a le but d'augmenter le rendement de la production indépendamment de la qualité de la surface des pièces usinées. Notre but donc est de maximiser le débit du copeau enlevé (MRR). Ce cas est très intéressant pour les travaux dégrossissage pour les pièces mécanique.

Les résultats obtenus sont présentés dans le **tableau III.12** et la **figure III.32**.

Tableau III.12.Solutions pour l'optimisation du débit de copeau enlevé (MRR).

Solutions									choisi
Num	Vc	f	ap	MRR	Ra	Fz	Pc	Désirabilité	
1	186,94	0,16	2	58,12	1.46	16.76	52.26	0,524	

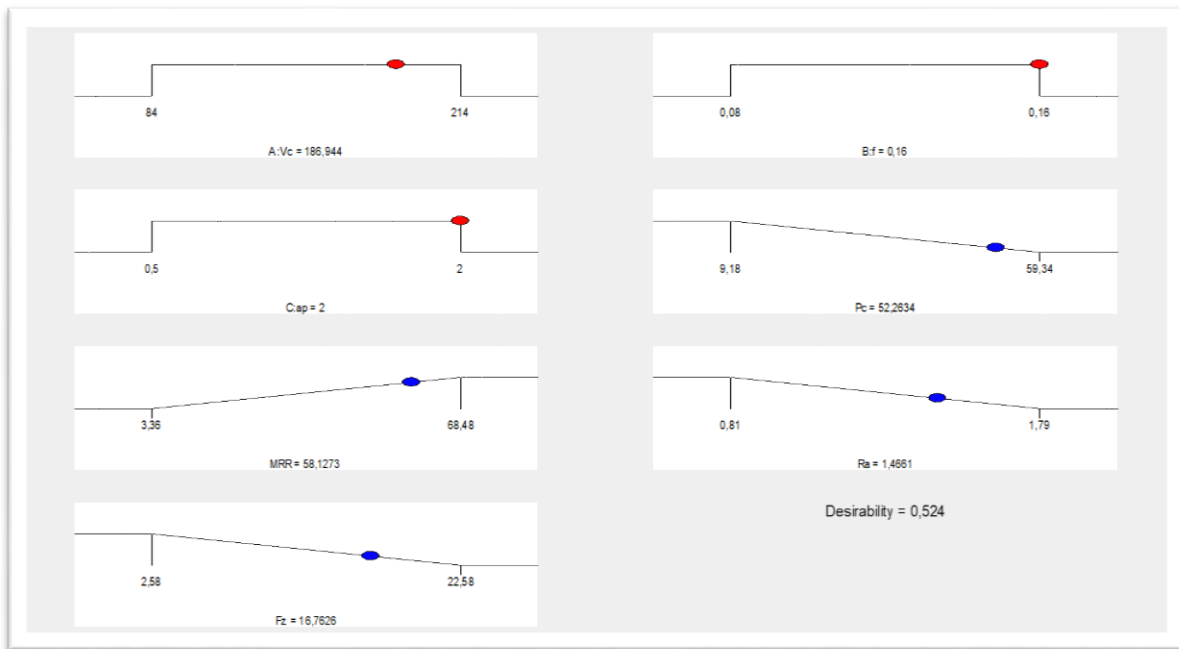


Figure III.32. Graphique de l'optimisation du débit de coupe enlevé (optimisation de la productivité).

D'après la **figure III.32** Les valeurs des paramètres de coupe optimaux pour augmenter la production sont : $V_c=186,944$ (m /min), $f=0,16$ (mm /tr) et $a_p=2,00$ (mm). Le débit de coupe enlevé est $MRR=58,1273$ (cm³ /min).

III.6.3. Optimisation combinée

Dans le cas de l'optimisation combinée, un avantage intéressant consiste à avoir une productivité élevée et une bonne qualité de surface en même temps, et c'est ce qu'il est visé dans l'industrie. Le **tableau III.13** et la **figure III.33** présente les résultats des solutions proposées obtenus dans ce cas d'optimisation. Les graphiques de contour sont présentés dans la **figure III.34**, ils présentent les valeurs optimales des paramètres de coupe telle que la vitesse de coupe (V_c), l'avance par tour (f) et la profondeur de passe (a_p).

Tableau III.13. Solutions pour l'optimisation combinée.

Solutions									choisi
Num	Vc	f	ap	Ra	Fz	Pc	MRR	Désirabilité	
1	213,99	0,08	1,16	0,97	9,04	33,03	19,81	0,52	

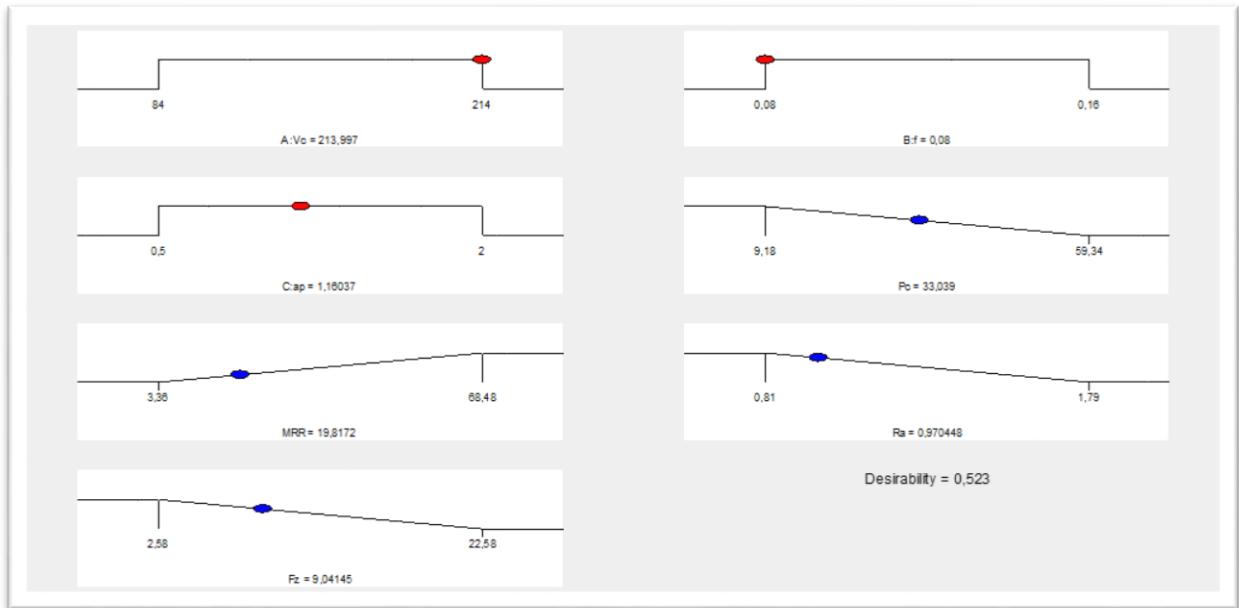
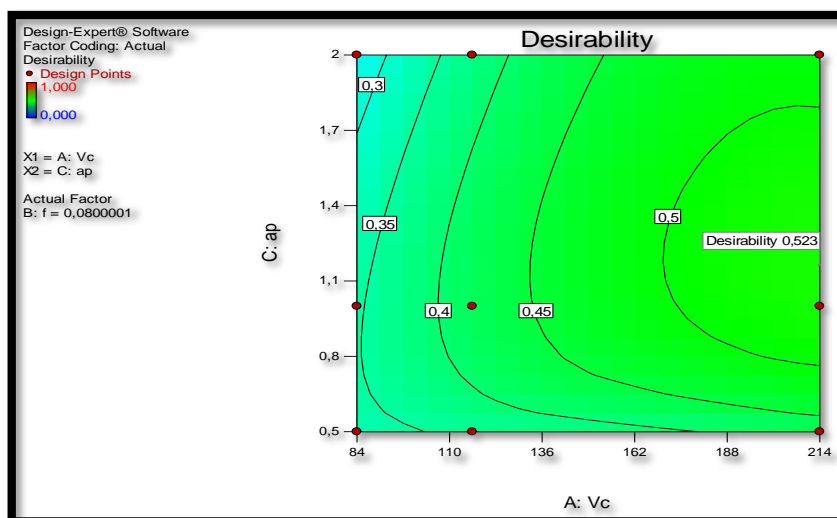
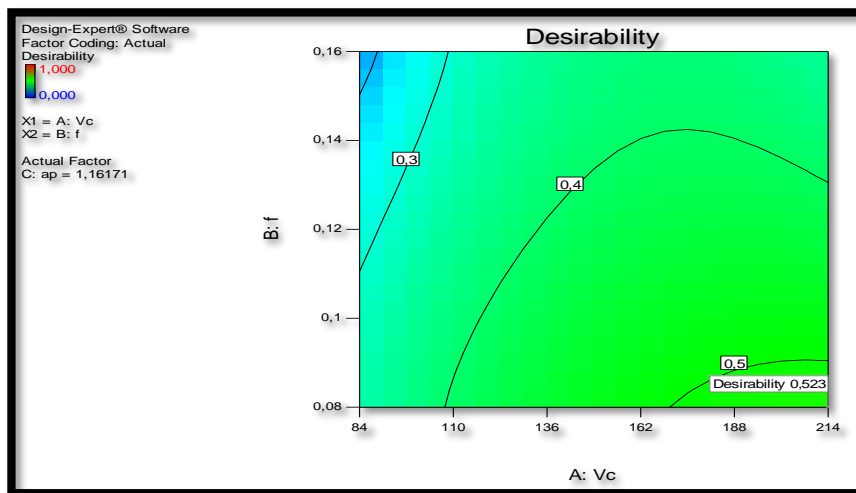


Figure III.33. Graphique de l'optimisation combinée.



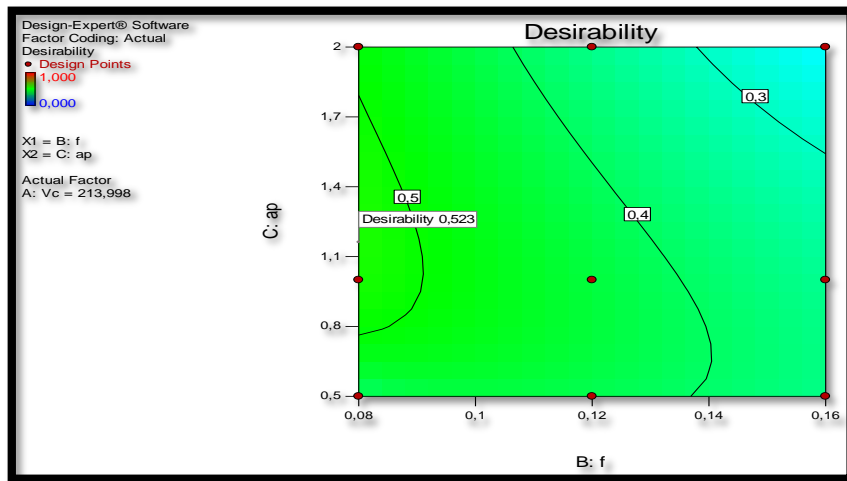


Figure III.34. Graphique de contour de désirabilité.

La figure III.40 présente les graphiques de contour qui exposent les valeurs optimales des paramètres de coupe telle que : $Fz = 9,04$ (N), $Ra = 0,97$ (μm), $Vc = 213,99$ (m /min), $f = 0,08$ (mm /tr) et $ap = 1,16$ (mm). La figure III.41 présente le graphique des barres analogiques des désirabilités des conditions de coupe et des réponses qui confirme les résultats précédentes.

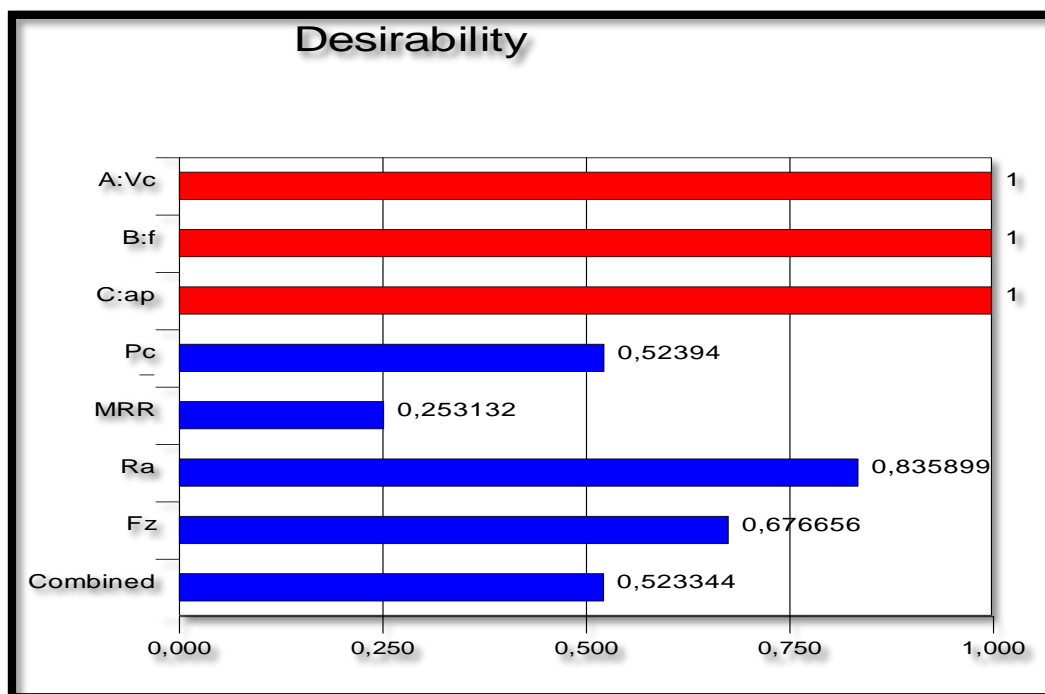


Figure III.35. Barres analogiques des désirabilités des conditions de coupe et des réponses.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté dans une première partie les résultats des essais paramétriques lors du tournage du PA6.6 avec un outil de coupe en carbure métallique. Il ressort de cette étude que l'effet de l'avance est le plus sensible sur l'état de la surface usinée, suivi par la profondeur de passe. La vitesse de coupe n'a pas d'influence sur les critères de la rugosité de surface. D'autre part, l'augmentation des paramètres d'usinage tel que la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe fait augmenter la puissance de coupe et diminuer les composantes de l'effort de coupe.

Nous avons dédié la deuxième partie à l'application de l'analyse de variance ANOVA et l'analyse de régression. Cela a permis d'obtenir des modèles mathématiques des critères de rugosité (R_a , R_z), les composantes de l'effort de coupe (F_x , F_y et F_z), la puissance de coupe (P_c) et aussi le débit du copeau enlevé (MRR) en fonction des paramètres d'usinage (V_c , f et a_p).

Dans une troisième partie, les modèles trouvés sont utilisés pour l'optimisation suivant trois objectifs (rugosité minimale ; débit de copeau enlevé maximal ; minimisation de (R_a) ainsi que (F_z) et (P_c) et la maximisation de (MRR) en même temps.

Chapitre IV

*Application des (ANN) pour la
modélisation du processus*

IV.1. Introduction

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont devenus au cours des deux dernières décennies un outil attrayant pour la modélisation multi-variée non linéaire [37]. Leur capacité d'étudier et de simplifier la performance de tout processus complexe et non linéaire a fait de cette méthode un puissant outil de modélisation [38, 39]. Le point d'inspiration pour la réalisation de cette méthode était la similitude avec les neurones du cerveau. Les ANN ont conquis plusieurs domaines dont les mathématiques, l'ingénierie, l'économie, la biologie, la météorologie et bien d'autres encore. Malgré la large utilisation des ANN ils ont aussi leurs limites comme par exemple le besoin de cas réel pour leur apprentissage, ces cas doivent être plus nombreux quand le problème est plus complexe et que sa topologie est plus structurée.

Dans ce chapitre, on utilisera les deux méthodes ANN et RSM pour modéliser les paramètres de sortie et comparé leurs résultats.

IV.2. Les réseaux de neurones artificiels

IV.2.1. Définition

Un réseau neuronal artificiel est un système d'apprentissage reposant sur une procédure informatique permettant de simuler la capacité de traitement neurologique du cerveau humain [40]. L'intuition humaine a été simulée par ANN en faisant prendre des décisions et tirer des conclusions lorsqu'elles sont présentées avec des informations bruitées, complexes, non pertinentes et limitées. (Figure IV.1).

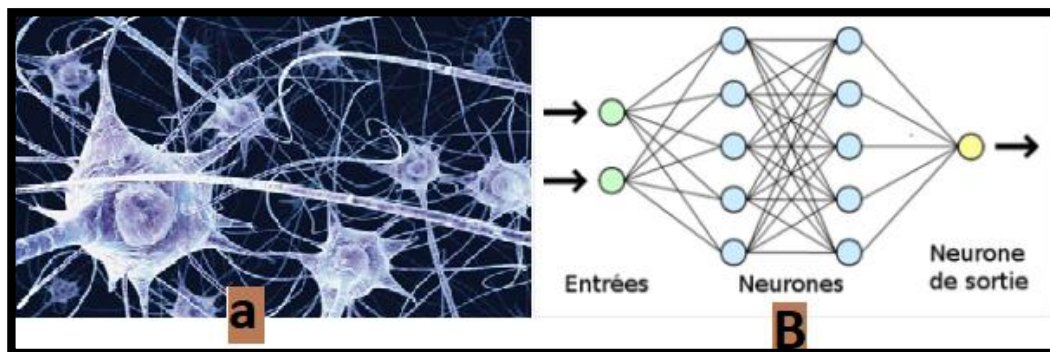


Figure IV.1. a) des neurones biologique ; b) un système de neurones artificiels [40]

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.

C'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles, à ce

titre ils peuvent être décrits par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants. [41]

IV.2.2. Composantes d'un réseau de neurones artificiel

IV.2.2.1. Neurone formel

Neurone formel est un modèle simplifié de neurone biologique. Ils peuvent théoriquement réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

Le neurone formel est conçu comme un automate doté d'une fonction de transfert qui transforme ses entrées en sortie selon des règles précises. [42]

Ces neurones sont par ailleurs associés en réseaux dont la topologie des connexions est variable : réseaux proactifs, récurrents, etc. Enfin, l'efficacité de la transmission des signaux d'un neurone à l'autre peut varier : on parle de « poids synaptique », et ces poids peuvent être modulés par des règles d'apprentissage (ce qui mime la plasticité synaptique des réseaux biologiques). La **Figure IV.2** montre la structure d'un neurone artificiel.

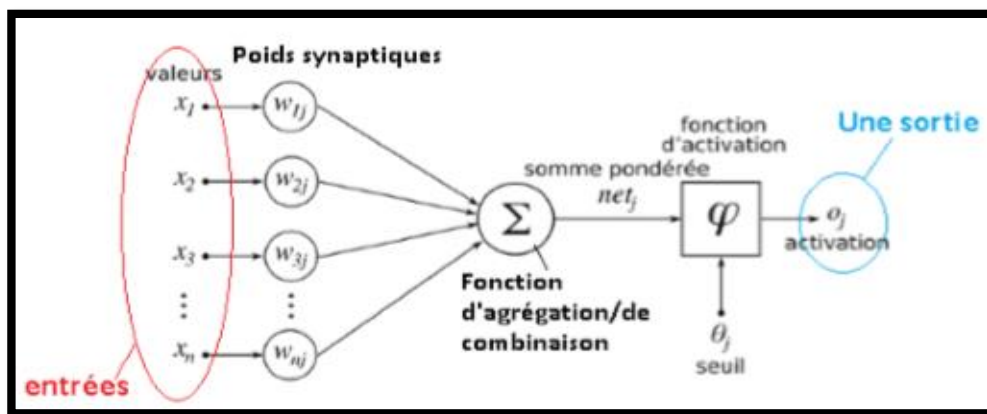


Figure IV.2. Schéma d'un neurone formel [43]

IV.2.2.2. Comportement (fonctions de transfert)

La première phase est habituellement le calcul de la somme pondérée des entrées (a) selon l'expression suivante :

$$a = \sum(w_i \times e_i) \quad (\text{IV.1})$$

À partir de cette valeur, une fonction de transfert calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera envoyée aux neurones avals. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert. Les plus courantes sont présentées sur la **figure IV.3**.

On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continue, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$).










Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
linéaire	$a = n$	
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$	
sigmoïde	$a = \frac{1}{1 + \exp^{-n}}$	
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
compétitive	$a = 1$ si n maximum $a = 0$ autrement	

Figure IV.3. Types de fonctions de transfert [44].

IV.2.2.3. Perceptron

Le perceptron peut être vu comme le type de réseau de neurones le plus simple. C'est un seul neurone en phase d'utilisation. Figure IV.4.

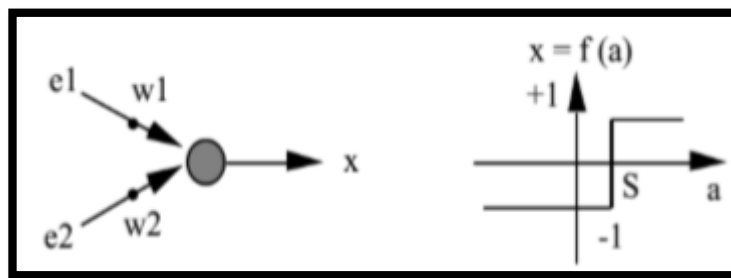


Figure IV.4. Structure et comportement du perceptron

Dans sa version simplifiée, le perceptron est monocouche et n'a qu'une seule sortie à laquelle toutes les entrées sont connectées et les entrées et la sortie sont booléennes. Plus généralement, les entrées peuvent être des nombres réels.

La figure IV.5 présente un schéma de principe d'un perceptron simple

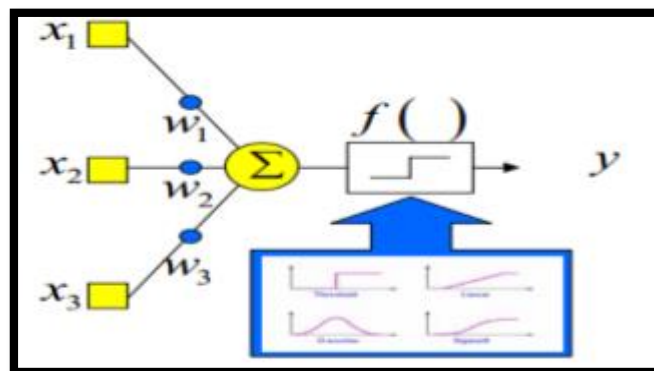


Figure IV.5. Principe d'un perceptron simple [45]

Il y a aussi la version multicouche qui représente un comportement collectif d'un ensemble de neurones permettant l'émergence de fonctions d'ordre supérieure par rapport à la fonction élémentaire du neurone. Il y a plusieurs couches de nombre variable de neurones dans lesquels l'information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie seulement **Figure IV.6**.

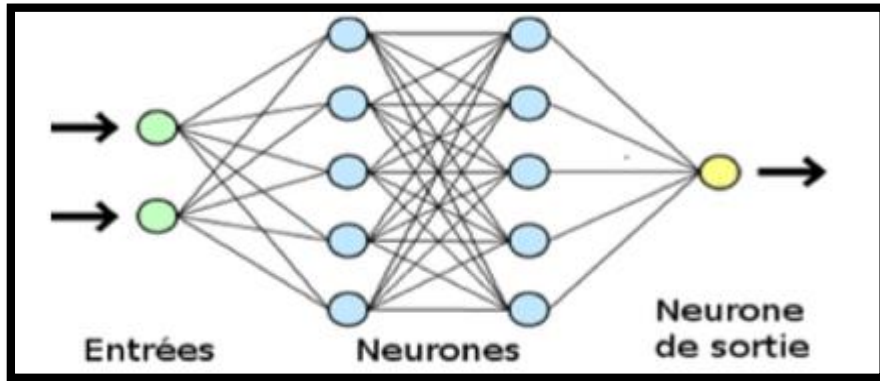


Figure IV.6. Perceptron multicouches : 02 entrées + 02 couches cachées (10 neurones) et 01 sortie. [45]

IV.2.2.4. Apprentissage des Réseaux de Neurones

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement [47]. On peut expliquer la procédure d'apprentissage par le schéma de la **Figure IV.7**.

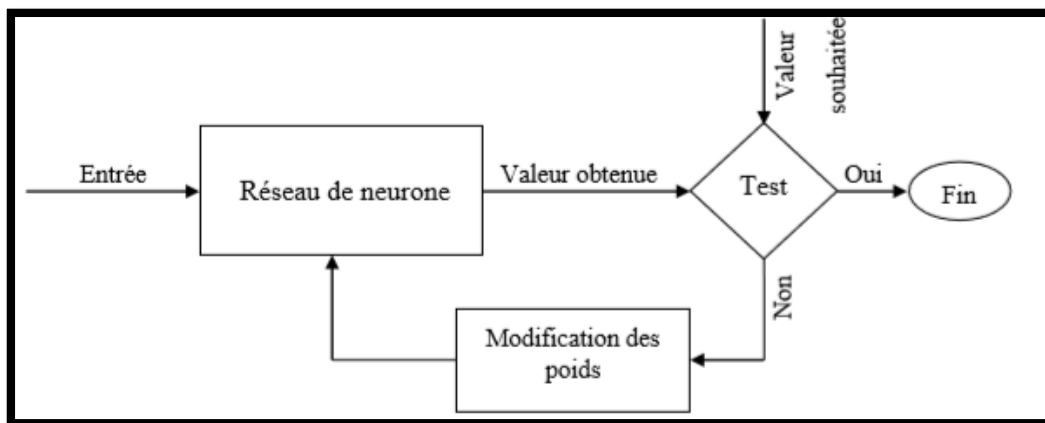


Figure IV.7. Système d'apprentissage du réseau de neurone [46].

Il y a deux grandes catégories dans l'apprentissage soit :

- Apprentissage supervisé

Dans ce cas, la connaissance a priori de la sortie désirée est nécessaire. On présente au réseau le vecteur d'entrée puis on calcule sa sortie, cette dernière sera comparée avec

la sortie désirée, ensuite les poids sont ajustés de façon à réduire l'écart entre elles. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance soit satisfait [47].

-Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé copie le fonctionnement du cerveau humain qui retrouve les informations par association. On présente à l'entrée du réseau des exemples connus et le réseau s'organise lui-même autour d'attracteurs qui correspondent à des configurations stables du modèle dynamique non linéaire associé au réseau. L'apprentissage est accompli à l'aide de règles qui changent ou adaptent le poids des coefficients synaptiques en fonction des exemples présentés à l'entrée et dans certains cas en fonction des sorties désirées. Alors aucune sortie désirée n'est fixée, aucune erreur n'est calculée [47].

V.2.2.5. Algorithme de Rétro propagation

La rétro propagation est le paradigme des réseaux de neurones le plus utilisé. Le terme se réfère à un algorithme pour ajuster les poids de connexions en un réseau de neurones multi couches. La rétro propagation est basée sur des principes mathématiques. Pour l'appliquer il suffit d'avoir des données d'entrée et des données de sorties. Cependant, toute information que possède un réseau de neurones est représentée par les poids d'interconnexions, cette information est acquise durant la phase d'apprentissage.

La rétro propagation est basée sur l'adaptation des coefficients synaptiques dites encore des coefficients de pondération dans le but de minimiser une fonction de coût (performance) donnée par :

$$E(W) = \sum_{p=1}^P E_p(W) \quad (\text{IV.2})$$

$$E_p(W) = \frac{1}{2} \sum_i^n (t_{pi} - O_{pi})^2 \quad (\text{IV.3})$$

Ou : t_{pi} et O_{pi} représentent respectivement la sortie désirée (target) et la sortie du réseau (output) ; P : Le nombre d'exemples ou de la longueur de l'ensemble des entraînements.

L'adaptation (ajustement, mise en forme) des coefficients synaptique, se fait par la méthode du gradient basée sur la formule itérative suivante :

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \Delta W_{ij}(\text{époque}) \quad (\text{IV.4})$$

$$\Delta_p W_{ij} = -\eta \times \frac{\partial E_p}{\partial W_{ij}} \quad (\text{IV.5})$$

n : représente le numéro d'itération.

η : représente le pas d'apprentissage. Ce facteur influe sur la vitesse de convergence du réseau.

La dérivée partielle de (W) par rapport à chaque poids du réseau, pour cela et on utilisant la règle de delta généralisée. Nous devons charger notre poids liés à :

$$\Delta_p W_{ij} = \eta \times \delta_{pi} \times O_{pj} \quad (\text{IV.6})$$

Avec : O_{pj} : Sortie du neurone j pour un exemple P .

δ_{pi} : L'erreur commise à la sortie du neurone i pour l'exemple P .

$$\text{Posant maintenant : } \delta_{pi} = - \frac{\partial EP}{\partial SPi} = (t_{pi} - O_{pi}) \quad (\text{V.7})$$

L'astuce est de calculer δPi pour chaque neurone dans le réseau. Le résultat intéressant que nous avons dérivé maintenant, est qu'il y a un simple calcul récursif de ces δ qui peuvent être implémentés par la rétro propagation du signal d'erreur à travers le réseau.

$$\text{Pour la couche de sortie : } \delta_{pk} = (t_{kp} - O_{kp})(1 - O_{kp}); \quad k= 1, \dots, k \quad (\text{IV.8})$$

$$\text{Pour la couche cachée : } \delta_{pi} = O_{pi} (1 - O_{pi}) \sum \delta_{pk} W_{kj}; \quad j= 1, \dots, j \quad (\text{IV.9})$$

Où j est le nombre de neurones dans la couche cachée. Le processus d'apprentissage est initialisé en attribuant de petites valeurs de poids à toutes les connexions. Les paires entrée sortie sont présentées un par un et leur poids sont mis à jour à chaque fois. La moyenne des carrés des erreurs (\bar{E}) est calculée à la fin de chaque itération pour toutes les paires comme suit: $\bar{E} = \frac{1}{R} \sum_{P=1}^R \frac{1}{NA} \sum_{K=1}^N (S_{kp} - y_{kp})^2$ (IV.10)

Où R est le nombre d'échantillon d'apprentissage.

Le processus d'apprentissage s'arrêtera lorsque l'objectif défini de \bar{E} ou le nombre maximal d'itérations sera atteint [82].

IV.2.2.6. Taux d'apprentissage

Le taux d'apprentissage dans les réseaux de neurones artificiels est un paramètre qui favorise la modification de l'erreur vers le minimum souhaité. Il contrôle la vitesse d'ajustement des pondérations. Ce taux peut être fixe (élevé ou faible), comme il peut être variable du plus fort au plus faible, de plus en plus que E converge vers la valeur de sortie souhaitée.

IV.3. Modélisation des paramètres de performance par réseaux de neurones artificiels

Afin de modéliser les paramètres de performance des critères de rugosités de surface (Ra , Rz) et les composantes de l'effort de coupe (Fx , Fy , Fz) lors du tournage du polyamide PA 6.6, nous avons appliqué la méthode ANN. Un plan expérimental de

27 essais a été utilisé. Nous avons utilisé le logiciel «JMP 10» pour l'apprentissage et la validation des réseaux. Les données expérimentales sont présentées dans le **tableau IV.1.**

Tableau IV.1. Résultats expérimentaux des paramètres de performance.

N° d'essais	Vc m/min	f [mm/tr]	ap [mm]	Fx [N]	Fy [N]	Fz [N]	Ra [μm]	Rz [μm]
1	84	0.08	0.5	13,21	8,66	9,52	0,92	5,72
2	84	0.08	1	15,41	10,06	13,25	1,19	6,92
3	84	0.08	2	30,36	13,59	17,75	1,50	9,75
4	84	0.12	0.5	16,27	9,05	12,82	1,48	7,22
5	84	0.12	1	21,79	14,31	13,68	1,55	7,33
6	84	0.12	2	51,83	17,33	22,29	1,58	10,87
7	84	0.16	0.5	17,53	13,36	13,83	1,69	8,55
8	84	0.16	1	24,69	15,49	14,45	1,78	8,92
9	84	0.16	2	61,23	20,94	22,58	1,79	10,9
10	116,42	0.08	0.5	12,96	7,78	6,90	0,86	5,67
11	116,42	0.08	1	13,23	6,42	13,19	0,91	5,89
12	116,42	0.08	2	28,39	12,32	16,80	1,20	6,58
13	116,42	0.12	0.5	14,43	9,41	11,81	1,23	6,8
14	116,42	0.12	1	20,58	11,57	12,24	1,44	7,11
15	116,42	0.12	2	45,18	15,87	18,99	1,46	9,13
16	116,42	0.16	0.5	16,30	10,05	12,02	1,53	7,97
17	116,42	0.16	1	21,69	13,41	13,50	1,59	8,51
18	116,42	0.16	2	57,55	19,48	19,92	1,63	9,21
19	214	0.08	0.5	9,62	4,96	2,58	0,81	5,6
20	214	0.08	1	11,40	5,33	11,70	0,87	5,01
21	214	0.08	2	26,96	8,61	12,06	1,17	6,42
22	214	0.12	0.5	11,63	6,41	10,41	1,20	6,3
23	214	0.12	1	20,09	8,73	12,01	1,30	6,99
24	214	0.12	2	30,53	16,24	12,90	1,43	9,09
25	214	0.16	0.5	10,62	7,65	11,04	1,45	7,69
26	214	0.16	1	19,46	8,53	13,01	1,50	8,48
27	214	0.16	2	48,61	18,38	16,67	1,52	9,12

IV.3.1. Modélisation de l'effort de coupe (F_x) par (ANN)

Pour faire le choix de la structure optimale, plusieurs structures de réseau ont été testées. La structure optimale est choisie selon le coefficient de corrélation R^2 et l'erreur racine carrée (RMSE) pour les ensembles d'apprentissage et de validation. Dans le cas de l'effort (F_x) l'architecture adoptée est **3-4-1** (**Figure IV.8**). Elle est composée de trois nœuds dans la couche d'entrée, quatre nœuds dans la couche cachée ayant une fonction de transfert tangente hyperbolique et un nœud dans la couche de sortie ayant une fonction de transfert linéaire.

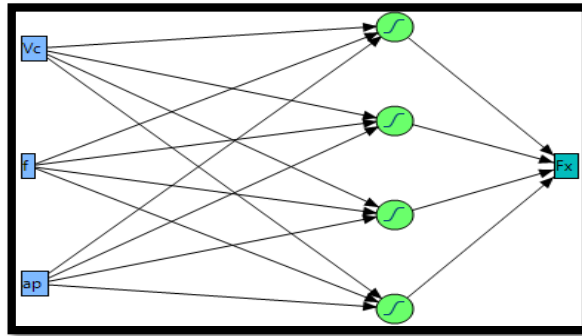


Figure.IV.8. Architecture neuronale choisie pour l'effort (F_x).

La somme des sorties des 4 neurones de la couche cachée multipliée par une fonction de transfert linéaire, nous donne le modèle mathématique de l'effort de coupe (F_x) indiqué dans l'équation (IV.1).

$$F_x = 6.047 * H_1 + -44.085 * H_2 + 0.878 * H_3 + -51.741 * H_4 + 22.561 \quad (\text{IV.1})$$

Les équations des sorties de chaque neurone de la couche cachée (de H_1 à H_4) de l'effort de coupe (F_x) sont données par les équations (IV.2)

$$\begin{pmatrix} H_1 = \tanh(.5 * (-0.0129 * V_c + 7.724 * f + 16.219 * a_p + -7.721)) \\ H_2 = \tanh(.5 * (0.004 * V_c + -119.566 * f + 7.711 * a_p + -1.238)) \\ H_3 = \tanh(.5 * (-0.759 * V_c + 1034.874 * f + -21.903 * a_p + -14.566)) \\ H_4 = \tanh(.5 * (0.003 * V_c + 40.654 * f + -37.509 * a_p + 68.759)) \end{pmatrix} \quad (\text{IV.2})$$

Le **tableau IV.2** présente les valeurs du coefficient de corrélation, la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le nombre des essais pour les deux cas (apprentissage et validation) de la structure optimale choisie. Le coefficient de détermination globale est $R^2 = 99,82\%$.

Tableau IV.2. Conditions de la modélisation de l'effort de coupe (F_x) par ANN.

	Apprentissage	Validation
R^2	0.9969	0.9996
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.8222	0.2599
Somme fréquences	22	5

La figure IV.9. illustre le tracé des valeurs expérimentales en fonction de leurs valeurs prédites correspondantes pour (F_x). Il est à souligner que la majorité des points d'intersection sont proches de la ligne médiane, ce qui confirme la force de la technique de modélisation des ANN.

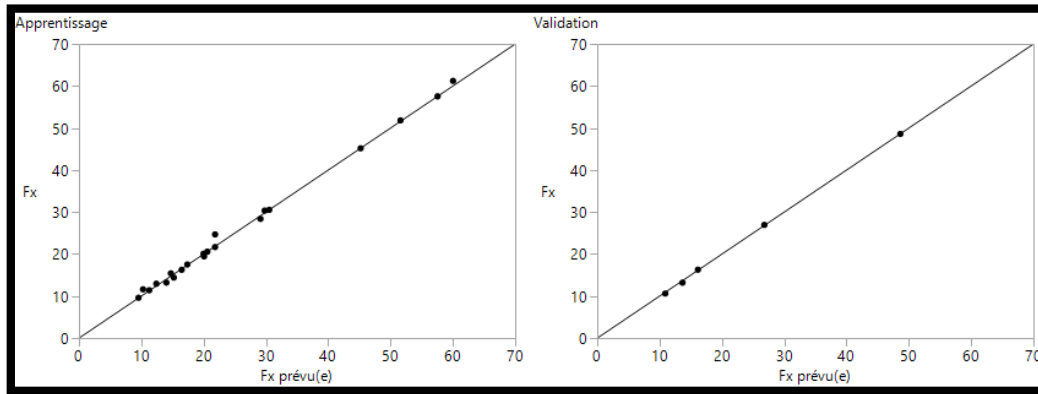


Figure. IV.9. Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (F_x).

IV.3.2. Modélisation de (F_y) par (ANN)

Les mêmes étapes d'avant sont utilisées pour le modèle de (F_y). Selon le coefficient de corrélation R^2 et l'erreur de la racine moyenne carrée (RMSE) pour les ensembles d'apprentissage et de validation, l'architecture adoptée est **3-4-1** (Figure IV.10.). Elle est composée de trois nœuds dans la couche d'entrée, quatre nœuds dans la couche cachée ayant une fonction de transfert tangente hyperbolique et un nœud dans la couche de sortie ayant une fonction de transfert linéaire.

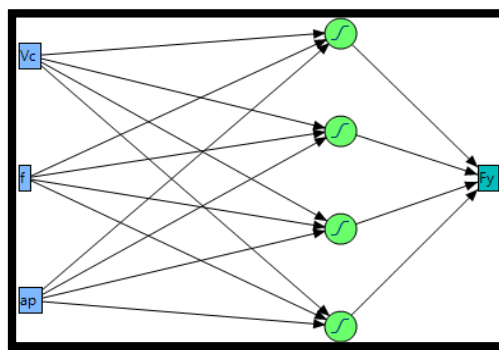


Figure.IV.10. Architecture neuronale choisie pour l'effort (F_y).

La somme des sorties des 4 neurones de la couche cachée multiplié par une fonction de transfert linéaire, nous donne le modèle mathématique de (F_y) indiqué dans l'équation (IV.3).

$$F_y = -1.609 \cdot H_1 + 15.166 \cdot H_2 + -1.942 \cdot H_3 + -1.097 \cdot H_4 + 19.831 \quad (\text{IV.3})$$

Les équations des sorties de chaque neurone de la couche cachée (de H_1 à H_4) de l'effort de coupe (F_y) sont données par les équations (IV.4) :

$$\left(\begin{array}{l} H1 = \tanh(.5 * (0.236 * Vc + -228.501 * f + -29.920 * ap + 28.821)) \\ H2 = \tanh(.5 * (-0.001 * Vc + 7.108 * f + 0.972 * ap + -3.354)) \\ H3 = \tanh(.5 * (0.009 * Vc + -124.485 * f + 2.203 * ap + 5.870)) \\ H4 = \tanh(.5 * (0.1830 * Vc + -14.4373 * f + 14.842 * ap + -31.422)) \end{array} \right) \quad (\text{IV. 4})$$

Le **tableau IV.4** présente les valeurs du coefficient de corrélation, la racine de l'erreur quadratique moyenne (*RMSE*) et le nombre des essais pour les deux cas (apprentissage et validation) de la structure optimale choisie. Le coefficient de détermination globale est $R^2 = 99.15\%$.

Tableau V.3. Conditions de la modélisation de (F_y) par ANN

	Apprentissage	Validation
R^2	0.9862	0.9969
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.5252	0.2161
Somme fréquences	22	5

La **figure IV.11** illustre le tracé des valeurs expérimentales en fonction de leurs valeurs prédites correspondantes pour (F_y). Il est à souligner que la majorité des points d'intersection sont proches de la ligne médiane, ce qui confirme la robustesse de la technique de modélisation des ANN.

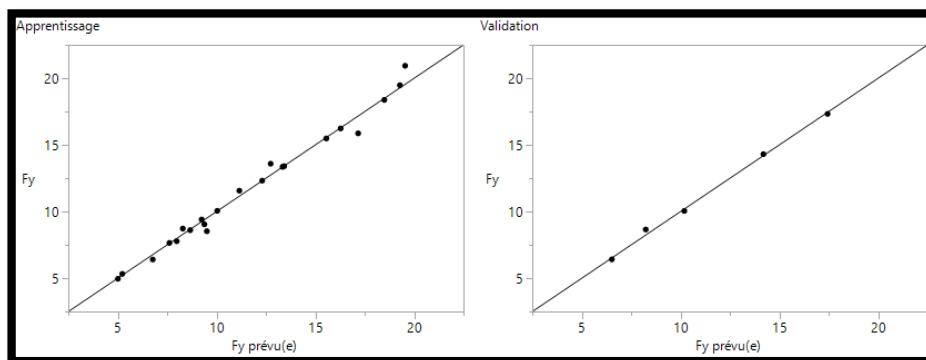


Figure. V.11. Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (F_y).

IV.3.3. Modélisation de l'effort tangentiel de coupe (F_z) par (ANN)

Selon le coefficient de corrélation R^2 et l'erreur de la racine moyenne carrée (RMSE) pour les ensembles d'apprentissage et de validation, l'architecture adoptée est **3-5-1** (**Figure IV.12.**). Elle est composée de trois nœuds dans la couche d'entrée, cinq nœuds dans la couche cachée ayant une fonction de transfert tangent hyperbolique et un nœud dans la couche de sortie ayant une fonction de transfert linéaire.

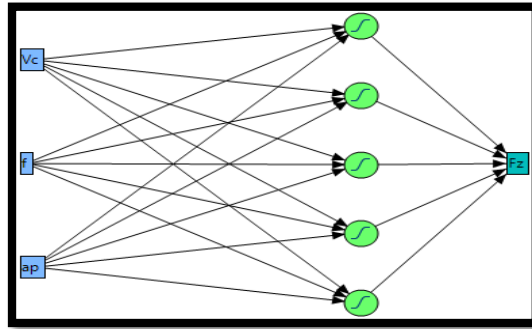


Figure.V.12. Architecture neuronale choisie pour (Fz).

La somme des sorties des 5 neurones de la couche cachée multipliée par une fonction de transfert linéaire, nous donne le modèle mathématique de (Fz) indiqué dans l'équation (IV.5).

$$Fz=9.133*H1 + -2.583*H2 + -8.764*H3 + 8.585*H4 + 4.424*H5 + 10.359 \quad (IV.5)$$

Les équations des sorties de chaque neurone de la couche cachée (de $H1$ à $H5$) de l'effort de coupe (Fz) sont données par les équations (IV.6)

$$\left(\begin{array}{l} H1 = \tanh(.5 * (0.0097 * Vc + -25.2848 * f + 8.1780 * ap + -8.143)) \\ H2 = \tanh(.5 * (-0.024 * Vc + 272.149 * f + 7.110 * ap + -33.372)) \\ H3 = \tanh(.5 * (0.002 * Vc + -61.908 * f + 0.079 * ap + 6.185)) \\ H4 = \tanh(.5 * (-0.003 * Vc + -11.279 * f + -6.830 * ap + 15.239)) \\ H5 = \tanh(.5 * (-0.028 * Vc + -25.673 * f + 0.530 * ap + 5.306)) \end{array} \right) \quad (IV.6)$$

Le **tableau IV.4** présente les valeurs du coefficient de corrélation, la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le nombre des essais pour les deux cas (apprentissage et validation) de la structure optimale choisie. Le coefficient de détermination globale est $R^2 = 99,75\%$.

Tableau IV.4. Conditions de la modélisation de (Fz) par ANN.

	Apprentissage	Validation
R^2	0.9960	0.9991
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.2245	0.1719
Somme fréquences	21	6

La **figure IV.13** illustre le tracé des valeurs expérimentales en fonction de leurs valeurs prédites correspondantes pour (Fz). Il est à souligner que la majorité des points d'intersection sont proches de la ligne médiane, ce qui confirme la robustesse de la technique de modélisation des ANN.

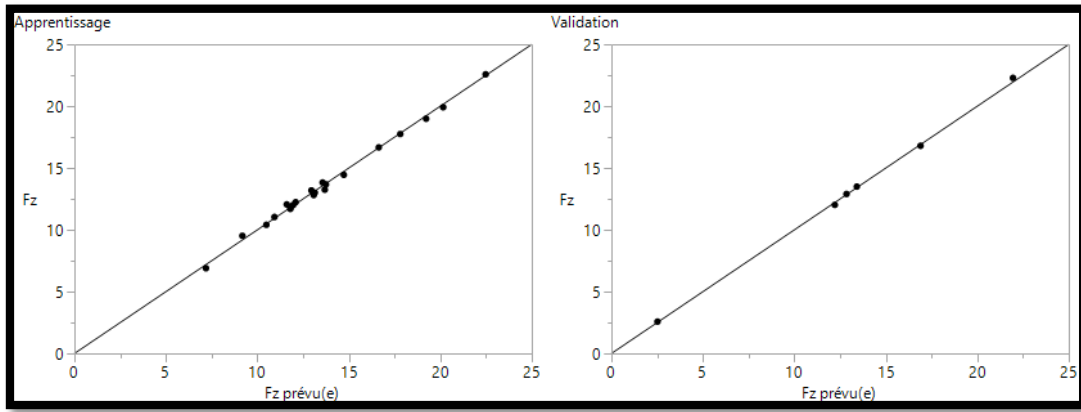


Figure IV.13. Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (Fz).

IV.3.4. Modélisation de (Ra) par (ANN)

La structure optimale est choisie selon le coefficient de corrélation R^2 et l'erreur racine carrée (RMSE) pour les ensembles d'apprentissage et de validation. Dans notre cas nous avons adopté la structure 3-4-1 (Figure IV.14.). Elle est composée de trois nœuds dans la couche d'entrée, quatre nœuds dans la couche cachée ayant une fonction de transfert tangent hyperbolique et un nœud dans la couche de sortie ayant une fonction de transfert linéaire.

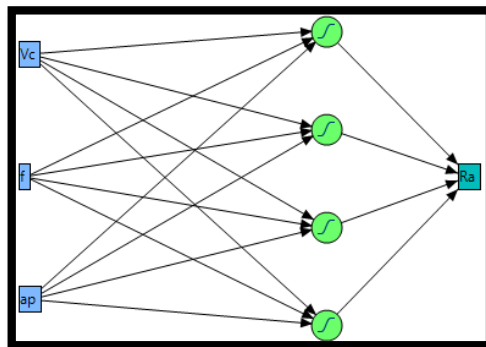


Figure IV.14. Architecture neuronale choisie pour (Ra).

La somme des sorties des 4 neurones de la couche cachée multipliée par une fonction de transfert linéaire nous donne le modèle mathématique de (Ra) donné par l'équation (IV.7).

$$Ra = -0.498 * H1 + 0.792 * H2 + -0.669 * H3 + -0.237 * H4 + 1.280 \tag{IV.7}$$

Les équations ci-dessous (IV.8) (de H1 à H4) sont obtenues par la méthode ANN. Ils présentent les sorties de chaque neurone de la couche cachée.

$$\begin{pmatrix} H1 = \tanh(.5 * (0.057 * Vc + -36.531 * f + -3.478 * ap + -0.602)) \\ H2 = \tanh(.5 * (0.062 * Vc + -29.725 * f + -2.568 * ap + -3.446)) \\ H3 = \tanh(.5 * (0.022 * Vc + -16.553 * f + -0.165 * ap + -1.002)) \\ H4 = \tanh(.5 * (0.014 * Vc + -79.908 * f + -2.347 * ap + 7.058)) \end{pmatrix} \tag{IV.8}$$

Le tableau IV.5. Présente les valeurs du coefficient de corrélation, la racine de l'erreur quadratique moyenne (*RMSE*) et le nombre des essais pour les deux cas (apprentissage et validation). Le coefficient de détermination globale est $R^2 = 99.09\%$.

Tableau IV.5. Conditions de la modélisation de (*Ra*) par ANN.

	Apprentissage	Validation
R^2	0.9918	0.9900
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.0253	0.0281
Somme fréquences	22	5

La figure V.15 montre les tracés des valeurs expérimentales en fonction de leurs valeurs prédites correspondantes. En analysant cette figure, nous pouvons constater que les points d'intersection entre les valeurs expérimentales et les valeurs estimées sont très proches de la ligne médiane pour les ensembles d'apprentissage et de validation, ce qui prouve l'efficacité du modèle des ANN.

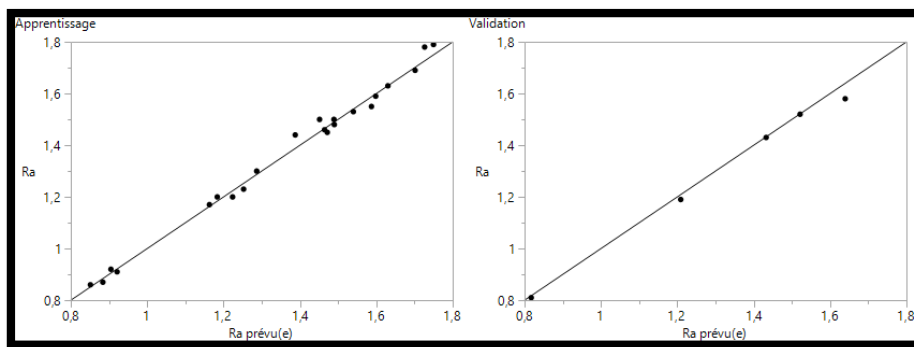


Figure IV.15. Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (*Ra*).

IV.3.5. Modélisation de (*Rz*) par (ANN)

Dans notre cas nous avons adopté la structure **3-5-1** (**Figure IV.16.**). Elle est composée de trois nœuds dans la couche d'entrée, cinq nœuds dans la couche cachée ayant une fonction de transfert tangente hyperbolique et un nœud dans la couche de sortie ayant une fonction de transfert linéaire.

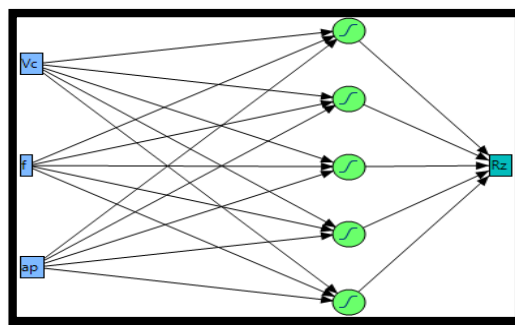


Figure IV.16. Architecture neuronale choisie pour (*Rz*).

La somme des sorties des 5 neurones de la couche cachée multipliée par une fonction de transfert linéaire nous donne le modèle mathématique de la rugosité de surface (R_z) donné par l'équation (IV.9).

$$R_z = 3.009 * H_1 + 0.951 * H_2 + 2.417 * H_3 + 2.525 * H_4 + -7.610 * H_5 + 14.806 \quad (\text{IV.9})$$

Les équations ci-dessous (IV.10) (de H_1 à H_5) sont obtenues par la méthode des réseaux de neurones artificiels. Ils présentent les sorties de chaque neurone de la couche cachée.

$$\left(\begin{array}{l} H_1 = \tanh(.5 * (-0.020 * Vc + -30.522 * f + -1.964 * ap + 9.251)) \\ H_2 = \tanh(.5 * (0.011 * Vc + -46.348 * f + 1.682 * ap + 1.588)) \\ H_3 = \tanh(.5 * (0.021 * Vc + 58.194 * f + 4.131 * ap + -16.122)) \\ H_4 = \tanh(.5 * (0.008 * Vc + 62.523 * f + 0.247 * ap + -8.336)) \\ H_5 = \tanh(.5 * (0.068 * Vc + 13.479 * f + -1.300 * ap + -3.043)) \end{array} \right) \quad (\text{IV.10})$$

Le tableau (IV.6) présente les valeurs du coefficient de corrélation, la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le nombre des essais pour les deux cas (apprentissage et validation). Le coefficient de détermination globale est $R^2 = 99.55\%$. Ces résultats prouvent que le modèle neuronal explique très bien la variation de la rugosité de surface en fonction des paramètres de coupe.

Tableau IV.6. Conditions de la modélisation de (R_z) par ANN.

	Apprentissage	Validation
R^2	0.9913	0.9997
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.1533	0.0159
Somme fréquences	22	5

La figure IV.17 expose les tracés des valeurs expérimentales en fonction de leurs valeurs prédites correspondantes. En analysant cette figure, nous pouvons constater que les points d'intersection entre les valeurs expérimentales et les valeurs estimées sont très proches de la ligne médiane pour les ensembles d'apprentissage et de validation (avec une inclinaison de 45°), ce qui prouve l'efficacité du modèle des ANN.

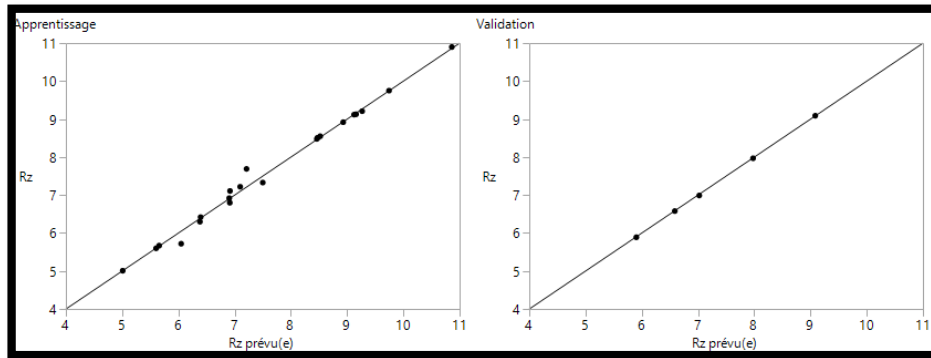


Figure IV.17. Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour (R_z).

IV.4. Comparaison des résultats obtenus par les ANN et RSM

Le tableau (IV.7.) résume les résultats trouvés des coefficients de détermination R^2 des critères de rugosité de surface (R_a et R_z) et les composantes de l'effort de coupe (F_x , F_y et F_z). Nous les avons développés en utilisant les méthodes (RSM) et (ANN). On peut constater que les deux modèles donnent de bons résultats pour les deux paramètres étudiés (R_a et F_z).

Tableau IV.7. Coefficients de corrélation pour RSM et ANN

	Coefficient de détermination R^2 (%)	
	RSM	ANN
F_x (N)	98,10	99,82
F_y (N)	95,73	99.15
F_z (N)	89,53	99,75
R_a (μm)	97,71	99.09
R_z (μm)	91,15	99.55

On observe que les valeurs de R^2 obtenus par les modèles des ANN sont plus grandes que celles des modèles obtenues par RSM. Ce constat nous permet de dire que le modèle des ANN est clairement meilleur que celui obtenu par RSM.

Les valeurs expérimentales et prédites obtenues par les modèles RSM et ANN des composantes d'effort de coupe (F_x , F_y et F_z) et des critere de rugosité (R_a et R_z) sont présentées dans la **figure IV.18 (a, b et c)** et la **figure IV.19 (a et b)**.

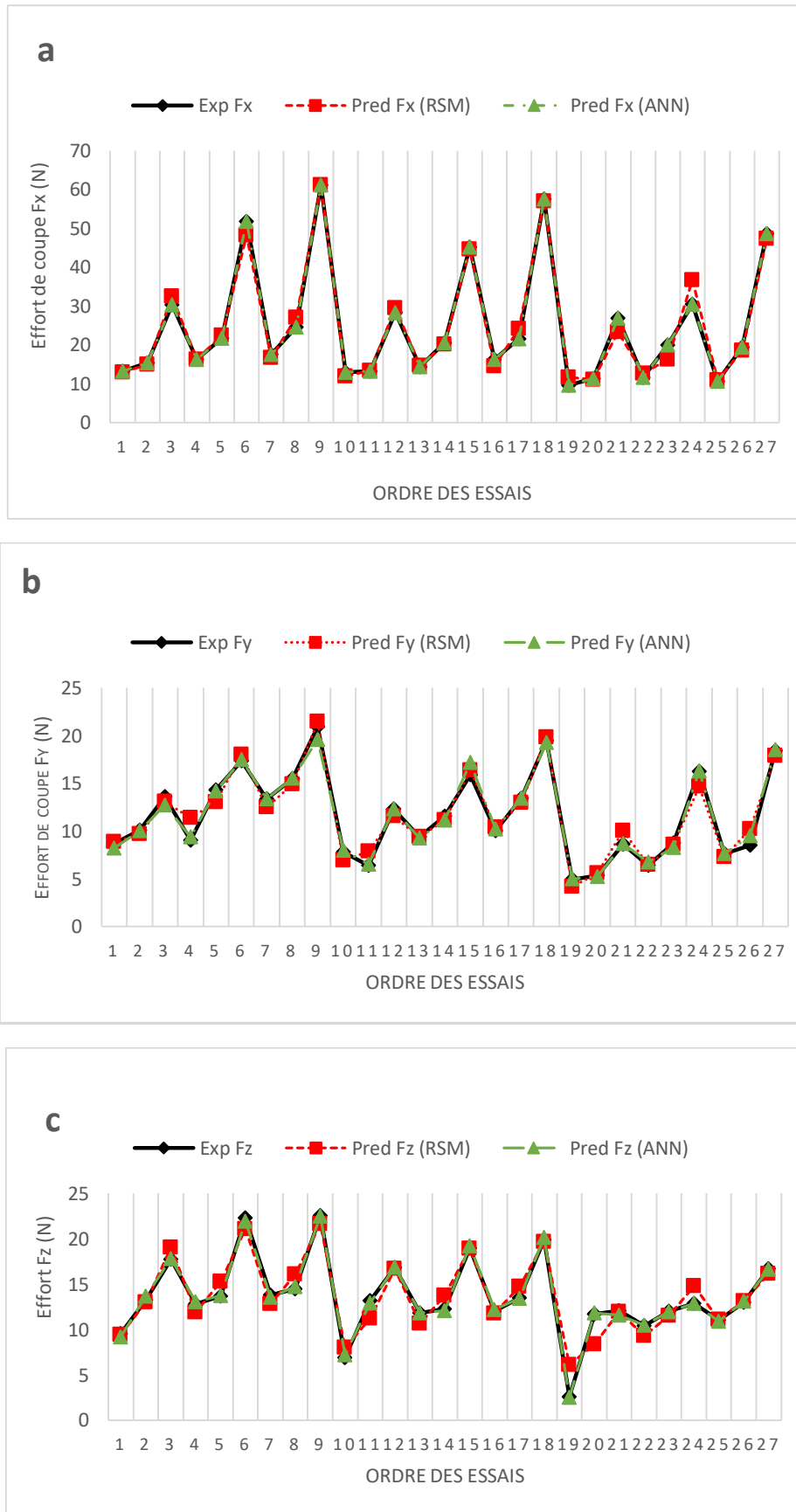


Figure IV.18 Comparaison entre les valeurs expérimentales, prédites par RSM et ANN : a) effort Fx, b) Effort (Fy) et c) effort (Fz).

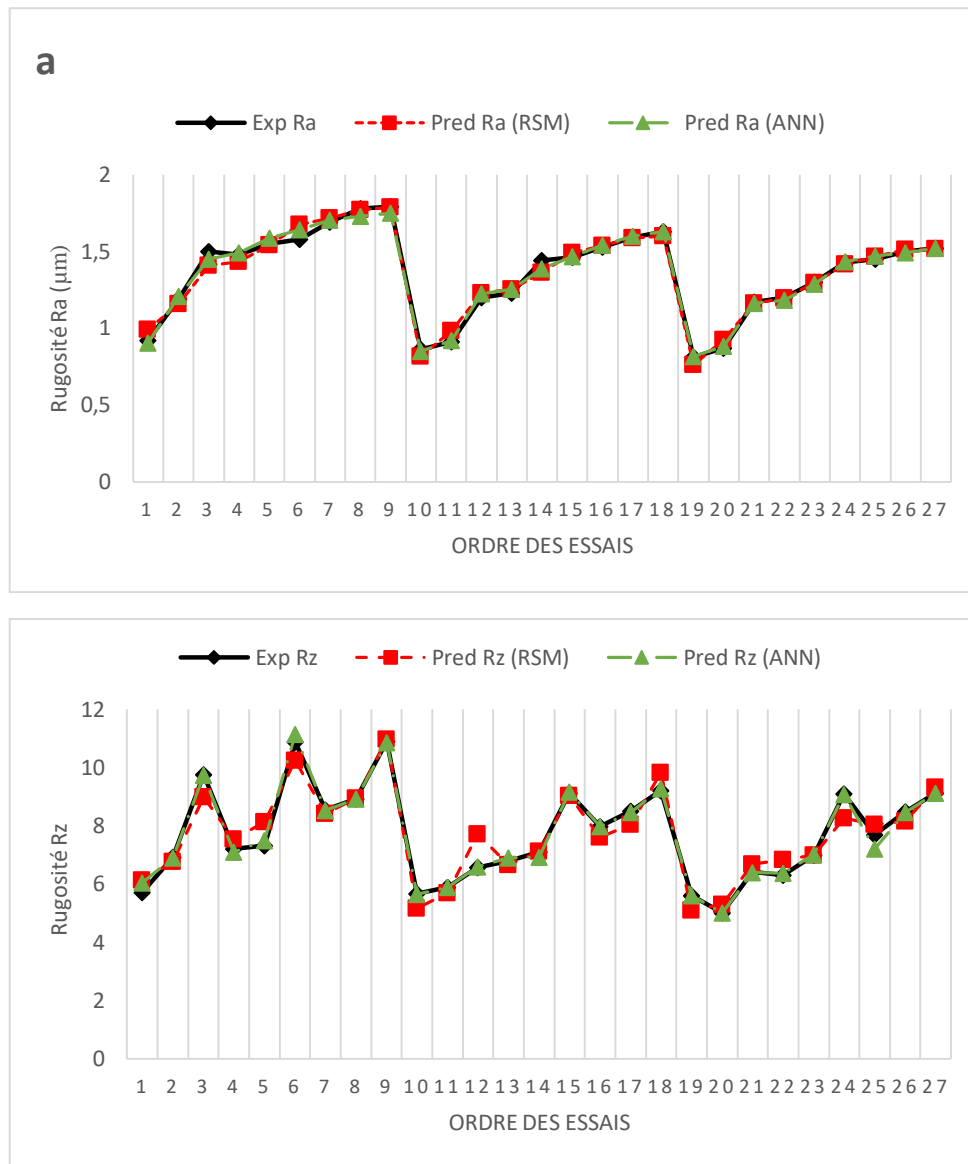


Figure IV.19 Comparaison entre les valeurs expérimentales, prédites par RSM et ANN : a) Ra, b) Rz.

On remarque que la courbe du modèle obtenu par RSM des composantes de l'effort de coupe (F_x , F_y et F_z) et celle obtenu par le modèle des ANN sont parfaitement confondues avec la courbe des valeurs expérimentales exceptée à quelques points d'essai où nous pouvons noter une petite divergence. De même, pour les critères de rugosité (Ra et Rz), il est clair que les points des trois courbes sont très proches. Comme on peut aussi remarquer que les valeurs données par le modèle des réseaux de neurones artificiels sont plus proches aux valeurs expérimentales que celles données par le modèle de la méthodologie des surfaces de réponse. Pour cela on peut dire que les modèles des ANN sont jugés les meilleurs par rapport aux modèles développés par RSM

IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons appliqué la technique des ANN pour développer des modèles de prédiction des composantes de l'effort de coupe (F_x , F_y et F_z) et des critères de rugosité de surface (R_a et R_z). Ensuite, nous avons comparé les résultats trouvés des coefficients de détermination R^2 des modèles obtenus par la méthode de la surface de réponse (RSM) et les réseaux de neuronaux artificiels (ANN). On a trouvé que la technique des ANN donne des résultats très satisfaisants par rapport la méthode de RSM mais aussi que les résultats dépendent de la structure du réseau selon le nombre des couches et des nœuds. Alors, les modèles obtenus par les ANN représentent bien la relation non linéaire entre les réponses étudiées et les paramètres d'usinage.

Conclusion générale

L'étude expérimentale portant sur le tournage du polyamide (PA 6.6) avec un outil de coupe en carbure métallique, nous a permis d'étudier les paramètres de performance suivants : les critères de rugosité de surface usinée, les composante de l'effort de coupe, la puissance de coupe et le débit de copeau enlevé et optimiser les conditions de coupe (la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de coupe). Les résultats trouvés nous ont permis de tirer les conclusions suivantes :

* Résultats des essais paramétriques :

- sur les critères de rugosité de surface (R_a et R_z) montrent que l'avance (f) est le facteur le plus influant. L'augmentation de (f) de 0.08 à 0.2 (mm/tr) induit l'accroissement de (R_a et R_z) de (50.1% et 29,31%) respectivement. Alors que la vitesse de coupe (V_c) et la profondeur de passe (a_p) sont beaucoup moins influant. L'augmentation de (V_c) de 80 à 230 m/min fait diminué (R_a et R_z) de (13,15% et 9,89%) respectivement, aussi l'augmentation de (a_p) de 0.5 à 2.5 (mm) les fait plutôt augmenter de (11,11% et 18.22%) respectivement. On a confirmé avec l'étude de rugosité 3D que l'avance est le facteur le plus important.
- En ce qui concerne les composantes de l'effort de coupe, nous avons trouvé que l'augmentation de la vitesse de coupe (V_c) de 80 à 230 m/min fait décroître (F_x , F_y et F_z) de (27,47%, 27,03% et 26.96%) respectivement. La profondeur de coupe (a_p) de 0.5 à 2.5 (mm) compte à elle fait augmenté (F_x , F_y et F_z) de (44,76%, 67,73% et 63,89%) respectivement cela est dus à l'épaisseur de copeau enlevée, plus elle est grande plus les efforts sont important. Aussi, l'accroissement de l'avance de 0.08 à 0.2 (mm/tr) fait augmenter (F_x , F_y et F_z) jusqu'à (33,39%, 44,38% et 32,66%) respectivement. On remarque bien que (a_p) est le facteur principale qui influe sur les trois composantes de l'effort de coupe.
- Pour la puissance de coupe nous avons pu remarquer qu'une augmentation des différents paramètres de coupe (V_c , f et a_p) conduit à l'accroissement de la puissance de coupe (P_c). Le facteur le plus influant est la profondeur de passe suivie par la (V_c) et en dernier lieu par l'avance (f). Les pourcentages d'augmentation pour chaque paramètre sont comme suit : croissance de (a_p) de 0,5 à 2.5 (mm) conduit à une augmentation de (P_c) d'une valeur maximum de 165 W soit (63.89%) puis V_c de 80 à 230 (m/min) fait augmenter la (P_c) jusqu'à 71 W représentant une hausse de (52.44%) et enfin (f) de 0.08 à 0.20 (mm/tr) fait accroître (P_c) jusqu'à 104 W ce qui vaut (32.66%).
- En ce qui concerne le débit de copeau enlevé (MRR), nous avons pu remarquer qu'une augmentation des différents paramètres de coupe (V_c , f

et a_p) conduit à une augmentation du débit de coupe enlevé (MRR). Une augmentation de la vitesse de coupe de 80 à 230 (m/min) fait augmenter le MRR jusqu'à 18,4cm³/min soit d'une valeur de 65.21%. D'autre part l'augmentation de l'avance de 0,08 à 0,20 (mm/tr), fait augmenter le MRR jusqu'à 40 cm³/min ce qui vaut 60%. Enfin une croissance de la profondeur de passe de 0,5 à 2.5 (mm) conduit à une augmentation de MRR d'une valeur maximum de 40 cm³/min soit une valeur de 80%.

*Les résultats de la RSM montrent que :

- L'effort (F_x), est influencé par la profondeur de passe (a_p) avec une contribution de 69,84%. Suivie par l'avance (f), le produit ($f \cdot a_p$) et la vitesse de coupe (V_c) avec des pourcentages de contribution de (12,77, 8,19 et 3,88 e) % respectivement. Le terme (a_p^2) et L'interaction ($V_c \cdot a_p$) ont les contributions (1,97 et 0,90)% respectivement. Les autres termes sont supposé non significatifs.
- l'effort (F_y), est influencé par la profondeur de passe (a_p) c'est le facteur le plus important qui affecte (F_y), sa contribution est de 49,10%, suivie par l'avance (f) et la vitesse de coupe (V_c) avec des pourcentages de contribution de (26.25 et 14.83) % respectivement. L'interaction ($f \cdot a_p$) a une contribution de 3.44%. Les autres termes qui restent n'ont pas d'effets significatifs sur l'effort (F_y).
- l'effort tangentiel (F_z), est influencé en premier lieu par la profondeur de passe (a_p), sa contribution est de 56,07%, suivie par la vitesse de coupe (V_c) avec une contribution de 16,37% puis l'avance (f) avec 12,80 %. mais les interactions ($V_c \cdot f$, $V_c \cdot a_p$, $f \cdot a_p$) et les produits (V_c^2 , f^2 , a_p^2) n'ont pas d'effet significatif sur l'effort (F_z).
- la rugosité de surface (R_a), est influencée par l'avance qui est le facteur le plus important qui affecte (R_a), sa contribution est de 66,12% suivie par la profondeur de passe (a_p) avec 11,36% de contribution et la vitesse de coupe (V_c) avec 10.13% de contribution. L'interaction ($f \cdot a_p$) et les produits (V_c^2 et f^2) ont des contributions de (4.39, 3.68 et 1.77)% respectivement. Nous observons aussi que les interactions ($V_c \cdot f$, $V_c \cdot a_p$, $f \cdot a_p$) et les produits (V_c^2 , a_p^2 , f^2) n'ont pas d'influence significative sur la rugosité (R_a).
- La rugosité (R_z), est influencée par l'avance (f), c'est la première condition qui affecte la rugosité (R_z) avec un pourcentage de contribution 39,51%, puis la profondeur de passe (a_p) avec 35,09% et la vitesse de coupe (V_c) avec 8,13%. Le produit V_c^2 a une contribution de 4.26%. Les interactions ($f \cdot a_p$, $V_c \cdot a_p$, $V_c \cdot f$) et les produit (a_p^2 et f^2) n'ont pas d'effet significatif sur la rugosité (R_z).

- la puissance de coupe (P_c), est influencée par la vitesse de coupe avec un pourcentage de contribution de 43,27%. Puis la profondeur de passe (a_p) avec 30,43% et enfin l'avance par tour (f) avec 9,86%. L'interaction ($V_c * f$) a une contribution de 3,29%. Les restes n'ont pas d'effet significatif sur la rugosité (P_c).
- le débit du copeau enlevé (MRR) indiquent que la profondeur de passe (a_p) est la première condition qui affecte le débit de copeau enlevé (MRR) avec un pourcentage de contribution 46,51%, puis (V_c) avec 26,75% et enfin (f) avec 12,72%. Les interactions ($V_c * f$, $V_c * a_p$ et $f * a_p$) ont des contributions de (1,90, 7,73 et 3,82)% respectivement. Les restes n'ont pas d'effet significatif sur le (MRR).
- La relation fonctionnelle entre la variable dépendante pour les composantes de l'effort (F_x , F_y et F_z), les critères de rugosité (R_a et R_z) et la puissance de coupe et les variables indépendantes étudiées (V_c , f et a_p) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation R^2 : $R^2(F_x) = 98.10\%$, $R^2(F_y)=95.73\%$, $R^2(F_z)=89.53\%$, $R^2(R_a)=97.91\%$, $R^2(R_z)=91.55\%$ et $R^2(P_c)=88.82\%$.
- Dans la partie optimisation nous avons analysé trois approches. La première est l'optimisation pour un objectif de qualité en donnant une importance de (5+) à R_a et (+1) à F_z , P_c et MRR, nous avons alors obtenus que pour une meilleure qualité de surface $R_a=0,81(\mu m)$ les valeurs des paramètres de coupe optimaux sont : $V_c = 191,21$ (m / min), $f = 0,08$ (mm/tr) et $a_p= 0.79$ (mm) , $P_c=25.45$ (W) et $MRR=10.20$ (cm³/min).
- Le deuxième est l'optimisation pour un objectif de productivité, le débit de copeau enlevé est alors maximisé, dans ce cas nous avons donné une importance de (5+), tout en donnant aux autres paramètres (R_a , F_z et P_c) un (+1). Le résultat obtenu est que pour $MRR \max = 58,12$ (cm³ /min) les valeurs des paramètres de coupe optimaux pour augmenter la production sont : $V_c=186,94$ (m /min), $f = 0,16$ (mm /tr) et $a_p = 2,00$ (mm).
- La troisième et dernière approche est l'optimisation combinée. Pour avoir une productivité élevée ($MRR \max = 19.81$) et une bonne qualité de surface ($R_a=0,97 \mu m$) en même temps, en donnant (+5) à tous les paramètres (R_a , MRR, F_z et P_c). Les valeurs optimales obtenus sont $F_z = 9,04145$ (N), $V_c = 213,997$ (m /min), $f = 0,08$ (mm /tr) et $a_p = 1,16037$ (mm).

*Les résultats de la modélisation par ANN

- La relation fonctionnelle entre la variable dépendante pour les composantes de l'effort (F_x , F_y et F_z), les critères de rugosité (R_a et R_z) et les variables indépendantes étudiées (V_c , f et a_p) ont été exprimées avec

un coefficient de corrélation R^2 : ($R^2(F_x)= 99,89 \%$, $R^2(F_y) = 99.15\%$, $R^2(F_z)=99.75\%$, $R^2(R_a)=99.09\%$ et $R^2(R_z)=99.55\%$).

- La comparaison des résultats expérimentaux et ceux estimés par les modèles RSM et ANN montre clairement que, les modèles issus par la méthode des réseaux de neurones artificielles nous donnent des résultats excellents ($R^2(F_x)= 99,89 \%$, $R^2(F_y) = 99.15\%$, $R^2(F_z)=99.75\%$, $R^2(R_a)=99.09\%$ et $R^2(R_z)=99.55\%$) par rapport aux modèles issus par la méthodologie de surface de réponse ($R^2(F_x)= 98,10 \%$, $R^2(F_y) = 95.73\%$, $R^2(F_z)=89.53\%$, $R^2(R_a)=97.71\%$ et $R^2(R_z)=91.15\%$).

Référence bibliographique

- [1] Davim, J. P., & Mata, F. (2007). A comparative evaluation of the turning of reinforced and unreinforced polyamide. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 33(9-10), 911-914.
- [2] A. Czaplicki, L'usinabilité et la coupe des métaux : revue de la Société Royale Belge des Ingénieurs et des Industries, 12, 708 – 736, (1962).
- [3] B. Gruber, Outillage et mesure. Dunod 2ème Edition, Lausanne, 51-63, (1981).
- [4] Y. Schoefs, S. Fournier, and J. C. Leon, Productique mécanique. Edition Delagrave. France, (1994)
- [5] Memoire Online - Etude des efforts de coupe et de la rugosité lors de l'usinage du PE80 - Mossaab SELAIMIA. (s. d.). Consulté 25 mai 2019, à l'adresse Memoire Online website: https://www.memoireonline.com/07/09/2326/m_Etude-des-efforts-de-coupe-et-de-la-rugosite-lors-de-lusinage-du-PE80-2.html
- [6] Préparation de Production en Productique Mécanique - Étude de Fabrication et Analyse d'Usinage (3PM-EFAU) - Introduction. (S. d.). Consulté 22 mai 2019, à l'adresse http://analyse-fabrication.univ-lille1.fr/co/000_module_MOG_32.html
- [7] G. W. Ehrenstein et F. Montagne, *Matériaux polymères, structures, propriétés et applications*, Editions Hermes, Paris, 2000.
- [8] CETIM, Etude de l'usinage à grande vitesse, 72-7-0669, (1979).
- [9] J. P. Davim, Machining of hard materials. (Ed). Springer Science & Business Media, (2011)
- [10] M.S. Safarzadeh, D. Moradkhani, M.O. Ilkhchi and N.H. Golshan, Determination of the optimum conditions for the leaching of Cd–Ni residues from electrolytic zinc plant using statistical design of experiments, *Separation and Purification Technology*, 58(3), 367-376, (2008).
- [11] M. Hvalec, A. Goršek and P. Glavič, Experimental design of crystallization processes using Taguchi method, *Acta Chim. Slovenia*, 51(2), 245-256, (2004).
- [12] B.M. Gopalsamy, B. Mondal and S. Ghosh, Taguchi method and ANOVA: an approach for process parameters optimizing of hard machining while machining hardened steel, *Journal of Scientific & Industrial Research*, 68(08), 686-695, (2009).
- [13] S. Ilyas, H.N. Bhatti, I.A, M.A, Sheikh and M.A. Ghauri, Bioleaching of metal ions from low-grade sulphide ore: Process optimization by using orthogonal

experimentalarray design, African Journal of Biotechnology, 9(19), 2801-2810, (2010).

[14] M.S. Phadke, Introduction to robust design (TaguchiMethod), (2008).
<http://www.isixsigma.155>

[15] A. I. Gusri, C.H. Che Hassan, A.G. Jaharah, B. Yanuar, A. Yasir and A. Nagi, Application of taguchimethod in optimizingturningparameters of titaniumalloy, Engineering Mathematics Group. Malaysia, 57-63, (2008).

[16] P.S. Georgilakis, Taguchimethod for the optimization of transformer coresannealingprocess, Journal of optoelectronics and advanced materials,10(5),11691177, (2008).

[17] J. Baroth, F. Schoefs and D. Breysse, Fiabilité des ouvrages : Sûreté, variabilité, maintenance, sécurité. 1ère Edition. Paris Lavoisier, (2011).

[18] G. Derringer and R. Suich, Simultaneousoptimization of severalresponse variables, J. Qual. Technol, 12(4), 214-219, (1980).

[19] L. Bouzid, M. A. Yallese, K. Chaoui, T. Mabrouki and L. Boulanouar, Mathematicalmodeling for turning on AISI 420 stainlesssteelusing surface responsemethodology. Proceedings of the Institution of MechanicalEngineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture, 229(1), 45-61, (2015)

[20]Réseaux de neurons. <http://slideplayer.fr/slide/3308076/>

[22] Définition | Polymère | Futura Sciences. (s. d.). Consulté 23 mai 2019, à l'adresse <https://www.futura-sciences.com/sciences/definitions/chimie-polymere-803/>

[23] Manas Ranjan Panda*, SwadhinKumarBiswal, & Sharma, Y. K. (2016). ExperimentalAnalysis On The Effect Of ProcessParametersDuringCncTurning On Nylon -6/6 UsingTungstenCarbideTool. *Zenodo*.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.48828>

[24] Lazarević, D., Madić, M., Janković, P., &Lazarević, A. (2012). Surface roughnessminimization of polyamide PA-6 turning by Taguchimethod. *J Prod Eng, 15*, 29.

[25] Marin, M. (2010). STUDIES ON THE MAIN CUTTING FORCE IN TURNING POLYAMIDE PA 66. *ANNALS OF THE ORADEA UNIVERSITY. Fascicle of Management and Technological Engineering.*, XIX (IX), 2010/2(2).
<https://doi.org/10.15660/AUOFMTE.2010-2.1923>

[26]Davim, J. P., & Mata, F. (2007). A comparative evaluation of the turning of reinforced and unreinforced polyamide. *The International Journal of Advanced ManufacturingTechnology*, 33(9-10), 911-914.

- [26] T. U. Jagtap and A. M. Hemant, Machining of plastics: a review. *International Journal of Engineering and General Science*, 3, 2091-2730, (2015).
- [27] S. Yilmaz, A. A. Arici, and E. Feyzullahoglu, Surface roughness prediction in machining of cast polyamide using neural network. *Neural Computing and Applications*, 20(8), 1249-1254, (2011).
- [28] L. R. Silva, M. Abrao and J. P. Davim, The Effect of Tool Geometry on the Machinability of Polyamide During Precision Turning. *Journal of Composite Materials*, 43(23), 2793–2803, (2009).
- [29] Hessainia, Z., Belbah, A., Yallese, M. A., Mabrouki, T., & Rigal, J. F. (2013). On the prediction of surface roughness in the hard turning based on cutting parameters and tool vibrations. *Measurement*, 46(5), 1671-1681.
- [30] <https://www.ensingerplastics.com/fr-fr/produits-semi-finis/plastiques/pa66-tecamid-66-gf30-black> (28/03/2019).
- [31] https://www.altimet.fr/?page_id=234 (28/03/2019).
- [32] L. Bouzid, M. A. Yallese, K. Chaoui, T. Mabrouki and L. Boulanouar, Mathematical modeling for turning on AISI 420 stainless steel using surface response methodology. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, 229(1), 45-61, (2015).
- [33] E.C. Harrington, The desirability function, *Ind. Qual. Contr.* 21 (10) 494–498, (1965).
- [34] G. Derringer and R. Suich, Simultaneous optimization of several response variables, *J. Qual. Technol.* 12(4), 214-219, (1980).
- [35] <http://www.bloomoon.eu/fr/actualites/archives/lettres-de-veille-et-white-papers> (31/03/2018).
- [36] J.P. Mercier and E Maréchal, *Chimie des polymères. Synthèses, réactions, dégradations*, Presses polytechniques et universitaires romandes ,16 (1993).
- [37] K.M. Desai, B.K. Vaidya, R.S. Singhal, S.S. Bhagwat, Use of an artificial neural network in modeling yeast biomass and yield of b-glucan, *Process Biochem.* 39 (2004) 2193–2198.
- [39] Zain, Azlan Mohd, Habibollah Haron, and Safian Sharif. "Prediction of surface roughness in the end milling machining using Artificial Neural Network." *Expert Systems with Applications* 37.2 (2010): 1755-1768.
- [40] Erzurumlu, Tuncay, and Hasan Oktem. "Comparison of response surface model with neural network in determining the surface quality of moulded parts." *Materials & design* 28.2 (2007): 459-465

- [41] Sagbas, Aysun. "Analysis and optimization of surface roughness in the ball burnishing process using response surface methodology and desirability function." *Advances in Engineering Software* 42.11 (2011): 992-998.
- [42] « Comparaison entre réseau de neurones biologique et artificiel ». *L'intelligence Artificielle - TPE* (blog), 30 janvier 2015. <https://iatpe2015.wordpress.com/le-fonctionnement/le-reseau-de-neurones-artificiel/comparaison-entre-reseau-de-neurones-biologique-et-artificiel/>.
- [43] Touzet, « INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME ».
- [44] <https://intelligence-artificielle-robotique.weebly.com/theacuterie.html>
- [45] <http://informatique.coursgratuits.net/methodes-numeriques/reseaux-de-neuronesformels.php>
- [46] W. Patrice, Réseaux de neurones artificiels : architectures et applications, Université de Haute Alsace Laboratoire MIPS (Modélisation, Intelligence, Processus, Systèmes), (2009)
- [47] I. Meddour, Prédiction de la rugosité de surface, des efforts de coupe et des vibrations de l'outil en tournage dur par les méthodes RSM et ANN - application au couple : AL₂O₃+TiC/100Cr6 -. Thèse de doctorat de Génie mécanique et Productique. Université du 8 Mai 45 Guelma, (2015).