

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma



Faculté : Sciences et technologies

Département : Génie Mécanique

THÈSE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
DOCTORAT EN SCIENCE

Filière : Génie Mécanique

Présentée par

ZAIDI Ahmed

Thèse :

Investigation expérimentale et modélisation du processus de coupe en
utilisant les plans d'expériences
- application lors du tournage du polyamide-

Soutenue le : 06/03/2024

Devant le Jury composé de :

Mr Hamadache Hamid	Professeur	Univ. Badji Mokhtar Annaba	Président
Mr Yaltese Mohamed Athmane	Professeur	Univ. 8 Mai 1945 Guelma	Rapporteur
Mr Boucherit Septi	M C A	Univ. 8 Mai 1945 Guelma	Co-Rapporteur
Mr Laouar Lakhdar	Professeur	Univ. Badji Mokhtar Annaba	Examineur
Mr Salim Belhadi	M C A	Univ. 8 Mai 1945 Guelma	Invité

Année Universitaire : 2023/ 2024

Dédicaces

Je tiens à dédier cette thèse :

A mon maître de passion, persévérance et patience. . . Mon père ZIDANE, A mes sources d'inspiration, de motivation et de bénédiction . . . Ma mère LAIB HADDA , En témoignage de profonde gratitude envers leur engagement et leur soutien indéfectible, ainsi que pour leurs sacrifices incommensurables, ces personnes qui ont consacré tant d'efforts tout au long de mes années d'études, 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 :

A ma femme M'ZIANE. A qui m'a tellement soutenu ;

A mes chers enfants : LOUAI, NIHAD, NOUR et ABIR

Mes sœurs et mes frères ;

Toute ma famille ;

Mes chers amis

A La mémoire de mes grands-pères et mes grands-mères

REMERCIEMENTS

En premier lieu, nous tenons à remercier notre DIEU, notre créateur pour nous avoir donné la force pour accomplir ce travail.

Ce travail a été réalisé au laboratoire de mécanique et structures (LMS) de l'université de Guelma sous la direction de Monsieur le professeur YALLESE Mohamed Athmane, pour sa disponibilité tout au long de ma carrière, pour la confiance qu'il m'a accordé dès mon premier contact.

Je tiens à remercier Mr. Hamadache Hamid, Professeur à l'Université d'Annaba, de l'honneur qu'il me fait en présidant ce jury de thèse.

Je remercie vivement Messieurs : BOUCHRIË SEBTI Maître de conférences à l'Université de Guelma pour son co-encadrement de cette thèse de doctorat. Je tiens à remercier Mr. Laouar Lakhdar professeur à l'Université de d'Annaba pour avoir accepté la tâche d'examineur, et pour l'intérêt qu'il a porté à mes travaux de thèse.

Mes sincères remerciements à Messieurs : BELHADI Salim, Maître de conférences au département de Génie Mécanique, Université 08 Mai 1945 de Guelma.

Enfin, j'adresse mes sincères remerciements à toutes celles et tous ceux qui m'ont aidé à différents stades de ce travail et particulièrement Mrs: BOUTINE.Dj, DEKOUMI.N, KRIKEB.M, LATRACH.O, MOKRANE.A.W, TOUATI.H, à tous les membres, les thésards et l'ingénieur du Laboratoire de Mécanique et Structure (LMS) Mr. OUERFELLA Rabeh.

Résumé

Les polymères sont omniprésents dans pratiquement toutes les industries d'aujourd'hui. Leur utilisation est devenue inévitable dans la vie quotidienne, cela est dû aux larges gammes de propriétés physiques et chimiques, qui en font souvent des concurrents de l'acier et des autres métaux. Malgré cela, ils présentent également des défis lors de leur usinage en raison de : (l'accumulation de chaleur, l'écaillage, le gauchissement, etc...) qui nécessitent des techniques et des paramètres de coupe appropriés. C'est pourquoi nous avons choisi de concentrer notre étude sur l'usinage du polyamide (PA66), et d'étudier l'influence des paramètres de coupe sur les performances d'usinage. L'objectif est d'optimiser les conditions d'usinage afin de réduire les coûts de fabrication et d'améliorer la qualité de la surface des produits finis. Pour cela, deux outils de coupe (carbure métallique et PCD) ont été utilisés. Le travail est subdivisé en quatre parties distinctes :

La première partie, présente une étude statistique qui repose sur l'analyse de la variance ANOVA et l'analyse de régression, afin de déterminer les modèles mathématiques des différents phénomènes étudiés tels que : la rugosité de surface, les efforts de coupe, la puissance de coupe et le débit de coupe. Le plan de Taguchi L_{27} a été utilisé pour cette partie. Ainsi la valeur de coefficient de corrélation et les constantes associées aux modèles ont été calculées. Une comparaison entre les valeurs des paramètres de sortie obtenues par les modèles de prédiction avec ceux trouvés expérimentalement a été faite. Dans la deuxième partie, nous avons utilisé les ANN et RSM comme des méthodes de modélisation. Les modèles trouvés ont été comparés afin de déterminer la précision des deux méthodes. Dans la troisième partie de ce travail, cinq (05) approches d'optimisation multi-objective telles que ; (Df, GRA, DEAR, ACP et TOPSIS couplée avec l'ACP), ont été exploités afin de maximiser le débit du coupeau enlevé (MRR) et minimiser l'effort de coupe (F_z), la puissance de coupe (P_c) ainsi que la rugosité arithmétique (R_a) simultanément. A la fin une comparaison entre les régimes optimaux obtenus par les cinq méthodes d'optimisation a été réalisée. La dernière partie présente une étude statistique de couple outil/matière (PCD/PA66), qui repose sur l'ANOVA et l'analyse de régression, afin de déterminer les modèles mathématiques des différents phénomènes étudiés tels que : l'effort de coupe (F_z), la rugosité de surface (R_a), l'effort spécifique de coupe (K_c) et le débit de coupeau (MRR). Le plan d'expérience utilisée est le plan de Taguchi L_{16} (16 essais) avec quatre facteurs (a_p , V_c , f et r). Une étude d'optimisation a été faite sur la base du trois méthodes connues (fonction de désirabilité, PCA et MARCOS). Une comparaison entre les résultats du trois méthodes, a été effectuée.

ملخص

ينتشر البوليمر في كل مكان وفي كل صناعة تقريباً اليوم. أصبح استخدامه أمراً لا مفر منه في الحياة اليومية، ويرجع ذلك إلى النطاق الواسع من الخصائص الفيزيائية والكيميائية التي يتمتع بها، التي غالباً ما تجعله منافساً للمعادن الأخرى كالصلب، نذكر من هذه الخصائص على وجه الخصوص خاصية التشحيم الذاتي، وعدم وجود تآكل، ومقاومة الشخوخة والخفة.

تنتشر البوليمرات في كل مكان تقريباً وفي كل صناعة تقريباً اليوم. أصبح استخدامها أمراً حتمياً في الحياة اليومية، نظراً لمجموعتها الواسعة من الخصائص الفيزيائية والكيميائية، والتي غالباً ما تجعلها منافسة للصلب والمعادن الأخرى. على الرغم من ذلك، فإنها تمثل أيضاً تحديات أثناء التصنيع بسبب: (تراكم الحرارة، التشظي، الالتواء، إلخ) التي تتطلب تقنيات ومعاملات قطع مناسبة. هذا هو السبب في أننا اخترنا تركيز دراستنا على معالجة مادة البولي أميد (PA66)، والتحقق في تأثير معلمات القطع على أداء التصنيع. الهدف هو تحسين ظروف التشغيل الآلي من أجل تقليل تكاليف التصنيع وتحسين جودة سطح المنتجات النهائية. ولهذه الغاية، تم استخدام أداتين للقطع (كربيد معدني وPCD). ينقسم العمل إلى أربعة أجزاء متميزة:

يقدم الجزء الأول دراسة إحصائية تعتمد على تحليل التباين (ANOVA) وتحليل الانحدار، وذلك لتحديد النماذج الرياضية لمختلف الظواهر المدروسة، مثل خشونة السطح، وقوى القطع، وقوة القطع، ومعدل القطع. تم استخدام تصميم Taguchi L27. تم حساب معامل الارتباط والثوابت المرتبطة به. تم إجراء مقارنة بين قيم معلمات المخرجات التي تم الحصول عليها بواسطة نماذج التنبؤ الرياضي وتلك التي تم الحصول عليها تجريبياً. في الجزء الثاني، استخدمنا الشبكات العصبية الاصطناعية كطريقة نمذجة قوية، بناءً على نتائج تصميم تجريبي مكون من 27 تجربة. تتم مقارنة النماذج التي تم العثور عليها بالنماذج التي تم الحصول عليها مسبقاً بواسطة طريقة RSM، من أجل تحديد القدرة التنبؤية ودقة الطريقتين. في الجزء الثالث من عملي، تم استغلال خمسة (05) أساليب التحسين متعددة الأهداف مثل: (Df، GRA، DEAR، PCA، و PCA-based TOPSIS)، لتعظيم معدل القطع الذي تمت إزالته (MRR) وتقليل القوة Ft، وقوة القطع (Pc) وكذلك خشونة الحسابية (Ra) في وقت واحد. في النهاية، تم إجراء مقارنة بين الأنظمة المثلى التي تم الحصول عليها من خلال طرق التحسين الخمسة. يقدم القسم الأخير دراسة إحصائية للزوج الأداة/المواد PA66/PCD، بناءً على تحليل ANOVA لتحليل التباين والانحدار، من أجل تحديد النماذج الرياضية للظواهر المختلفة التي تمت دراستها، مثل: قوة القطع (Fz)، خشونة السطح (Ra)، قوة القطع المحددة (Kc) ومعدل القطع (MRR). التصميم التجريبي المستخدم هو تصميم تاجوتشي ل16 (16 تجربة) بأربعة عوامل (ap و Vc و f و r). تم حساب قيم معاملات الارتباط والثوابت المرتبطة بها. تم إجراء دراسة التحسين على أساس الطرق الثلاثة المعروفة (Df، PCA و MARCOS). تم توضيح مقارنة بين نتائج الطرق الثلاث.

Abstract

Polymers are ubiquitous in virtually every industry today. Their use has become inevitable in everyday life, due to their wide range of physical and chemical properties, which often make them competitors to steel and other metals. Despite this, they also present challenges during machining due to : (heat build-up, spalling, warping, etc.) which require appropriate cutting techniques and parameters. This is why we have chosen to focus our study on the machining of polyamide (PA66), and to investigate the influence of cutting parameters on machining performance. The aim is to optimize machining conditions in order to reduce manufacturing costs and improve the surface quality of finished products. To this end, two cutting tools (metal carbide and PCD) were used. The work is divided into four distinct parts:

The first part presents a statistical study based on analysis of variance (ANOVA) and regression analysis, in order to determine mathematical models for the various phenomena studied, such as surface roughness, cutting forces, cutting power and cutting rate. The Taguchi L27 design was used. The correlation coefficient and associated constants were calculated. A comparison was made between the values of the output parameters obtained by the mathematical prediction models and those found experimentally. In the second part, we used ANNs as a powerful modeling method, based on the results of a 27-trial experimental design. The models found are compared with models obtained in advance by the RSM method, in order to determine the predictive capacity and accuracy of the two methods. In the 3rd part of my work, Cinque (05) multi-objective optimization approaches such as:(Df, GRA, DEAR, PCA and PCA-based TOPSIS), were exploited to maximize the removed cutter rate (MRR) and minimize the cutting force F_t , the cutting power (P_c) as well as the arithmetic roughness (R_a) simultaneously. At the end, a comparison was made between the optimum regimes obtained by the five optimization methods. The final section presents a statistical study of the PCD/PA66 tool/material pair, based on ANOVA analysis of variance and regression analysis, in order to determine mathematical models for the various phenomena studied, such as: cutting force (F_z), surface roughness (R_a), specific cutting force (K_c) and cutting rate (MRR). The experimental design used is the Taguchi L16 design (16 trials) with four factors (a_p , V_c , f and r). The values of the correlation coefficients and associated constants were calculated. An optimization study was carried out on the basis of the three known methods (desirability function, PCA and MARCOS). A comparison between the results of the three methods was illustrated.

Index des figures

Figure I.1 Choix des paramètres de coupe.	18
Figure I.2 Paramètres de coupe dans le cas de tournage	19
Figure I.3 Vitesse de coupe (V_c)	19
Figure I.4 Vitesse d'avance V_f , et l'avance par tour f	20
Figure I.5 Profondeur de passe (a_p)	21
Figure I.6 Section de copeau lors d'un chariotage	21
Figure I.7 Défauts géométriques d'une pièce usinées	24
Figure I.8 Défauts Macro géométriques et Micro géométriques	24
Figure I.9 Diagramme des critères de rugosité	25
Figure I.10 hauteur de profil total R_t	25
Figure I.11 hauteur de profil maximum R_z	25
Figure I.12 Rugosité moyenne du profil R_a	26
Figure I.13 sillons théoriques	26
Figure I.14 Structure de polymères	28
Figure I.15 Famille des polymères	28
Figure I.16 Étapes d'optimisation par la méthode de Taguchi	35
Figure I.17 Schéma d'un neurone unique	37
Figure I.18 Exemple d'une solution TOPSIS à deux dimensions (2D).	41
Figure I.19 Diagramme des effets principaux pour (R_a)	43
Figure I.20 Influence des paramètres de coupe sur la l'effort de coupe	45
Figure I.21 Graphique des effets principaux pour : a) P_c , b) R_a	45
Figure I.22 Résultat de l'optimisation en utilisant la fonction de désirabilité	46
Figure I.23 les effets taux nano-argile sur la rugosité de surface pendant le fraisage du PA6	47
Figure I.24 3D graphs pour (F_z), (P_c) en fonctions de (f), (V_c) et (a_p)	48
Figure I.25 Matériaux utilisés : (a) Polyamides non renforcés (PA6), (b) Polyamides renforcés avec 30% de fibres de verre (PA66 GF30).	49
Figure I.26 Comparaison de la rugosité pour différentes vitesses de coupe	49
Figure I.27 Effets des paramètres de procédé sur PCA (R_a et MRR)	52
Figure II.1 Tour parallèle modèle SN40.	57
Figure II.2 Variateur de vitesse modèle ABB série ACS355.	57
Figure II.3 Capteur de vitesse	58
Figure II.4 Plateforme KISTLER	58
Figure II.5 Dynamomètre KISLER sur la table de la machine	59
Figure II.6 Capteurs piézoélectriques	59
Figure II.7 interface logiciel DYNOWARE -acquisition des profils	60
Figure II.8 procédé de mesure « efforts de coupe »	60
Figure II.9 Rugosimètre SurfTest 201 (Mitutoyo) en position de mesure.	61
Figure II.10 Eprouvette utilisée pour différents essais	62
Figure II.11 Plaquette de coupe utilisée pour le plan de Taguchi L27	63
Figure II.12 Plaquette de coupe utilisée pour le plan de Taguchi L16	63

Figure II.13 géométries du plaquette TCMT16T03	64
Figure II.13 Porte outil utilisé pour les essais L27	65
Figure II.14 Porte outil utilisé pour les essais du plan L16	65
Figure II.15 Modèle général du processus d'usinage.	66
Figure III.1 Effet de conditions de coupe sur l'effort F_a	77
Figure III.2 Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour l'effort F_a	78
Figure III.3 Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour l'effort F_a	78
Figure III.4 Surfaces de réponse et contours pour l'effort F_a en fonction de (V_c , a_p , f)	79
Figure III.5 Graphique des effets principaux pour l'effort F_r	81
Figure III.6 Valeurs mesurées V_s prédites pour l'effort radial F_r	82
Figure III.7 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour l'effort F_r	82
Figure III.8 Surface de réponse et le contour pour l'effort F_r en fonction de (a_p , V_c , f)	83
Figure III.9 Graphique des effets principaux pour l'effort F_t	85
Figure III.10 valeurs mesurées V_s prédites pour l'effort tangentiel F_t	86
Figure III.11 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour l'effort F_t	86
Figure III.12 Surface de réponse et le contour pour l'effort F_t en fonction de (V_c , f , a_p)	87
Figure III.14 Effet de conditions de coupe sur la rugosité R_a	89
Figure III.15 Comparaison entre les valeurs mesurées et prédites pour la rugosité R_a	90
Figure III.16 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour la rugosité R_a	90
Figure III.17 Surfaces de réponse et les contours pour la rugosité R_a en fonction de (f , V_c , a_p).	91
Figure III.18 Effet de conditions de coupe sur la rugosité R_t	93
Figure III.19 valeurs mesurées contre valeur t prédites pour la rugosité R_t	94
Figure III.20 Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour la rugosité R_t	94
Figure III.21 Surfaces de réponse et les contours pour la rugosité R_t en fonction de (a_p , V_c , f)	95
Figure III.22 Effet de conditions de coupe sur la rugosité R_z	96
Figure III.23 valeurs mesurées et prédites pour la rugosité R_z	97
Figure III.24 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour la rugosité R_z	98
Figure III.25 Surfaces de réponse et les contours pour la rugosité R_z en fonction de (a_p , V_c , f)	99
Figure III.26 <i>Effet de conditions de coupe sur la puissance de coupe P_c</i>	100
Figure III.27 Comparaison entre les valeurs mesurées et prédites pour la puissance de coupe P_c	101
Figure III.28 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour la puissance de coupe P_c	102
Figure III.29 Graphes des surfaces de réponse et des contours pour P_c en fonction de (a_p , V_c , f)	103

Figure III.30 Vérification des résultats obtenus pour (R_a) , (F_t)	104
Figure IV.01 Composition d'un neurone biologique & artificiel	108
Figure IV.2 Schéma d'un neurone formel	109
Figure IV.3 Types de fonctions de transfert	109
Figure IV.4 Structure et comportement du perceptron	110
Figure IV.5 Principe d'un perceptron simple	110
Figure IV.6 Perceptron multi-couches : 02 entrées + 02 couches cachées (10 neurones) et 01 sortie.	111
Figure IV.7 Système d'apprentissage du réseau de neurone	111
Figure IV.8. Architecture neurale choisie pour la rugosité (R_a).	115
Figure IV.9 Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour la rugosité (R_a).	117
Figure.IV.10 Architecture neurale choisie pour l'effort (F_t).	118
Figure. IV.11 Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour l'effort de coupe (F_t).	120
Figure.IV.12. Architecture neurale choisie pour la puissance (P_c)	121
Figure. IV.13 Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour la puissance de coupe P_c	123
Figure. IV.14 Comparaison des valeurs Coefficients de corrélation R^2 pour RSM et ANN	124
Figure IV.15 Comparaison entre les valeurs expérimentales, prédites par RSM et ANN : A)Rugosité de surface (R_a), B) Effort tangentiel de coupe (F_t) et C) la puissance de coupe P_c	126
Figure V.1 Graphiques de bar de désirabilité pour les trois cas d'optimisation	132
Figure V.2 Diagramme d'optimisation de réponses multiples de (R_a , P_c et MRR)	133
Figure V.3 Qualité Relationnelle Grise (GRG).	136
Figure VI.1 Graphique des effets principaux F_z .	149
Figure VI.2 Représentation 3D de l'effort tangentiel F_z en fonction de a_p et f pour $r=0,8$ et les quatre niveaux de la vitesse.	150
Figure VI.3 Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour F_z .	151
Figure VI.4: Effet de conditions de coupe sur la rugosité R_a .	152
Figure VI.5 : Représentation 3D de la rugosité de surface R_a en fonction de r et f pour $a_p=2\text{mm}$ et les quatre niveaux de la vitesse.	153
Figure VI.6 Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour R_a	153

Index des tableaux

Tableau I.1 Les propriétés Physiques et Thermiques du Polyamide PA66	31
Tableau I.3 Caractéristiques d'usinage pour le polyamide PA6.6	32
Tableau I.4 Propriétés des polymères Vs métal	41
Tableau I.5 Principaux travaux de recherches	42
Tableau I.6 Synthèse des résultats de tournage du PEHD et du PA6 .	43
Tableau I.7 Résultats de l'ANOVA	44
Tableau I.8 Régimes de coupe optimal trouvés par la méthode DEAR	50
Tableau I.9 Combinaisons optimales trouvées par (PSI, MABAC et MAIRCA)	51
Tableau I.10 Paramètres de processus avec différents niveaux de fonctionnement.	51
Tableau I.11 Paramètres et leurs niveaux sélectionnés (pour une rugosité de surface optimale, MRR et PCA).	52
Tableau I.12 Tableau de réponse du rapport moyen S/N pour le CC _i	53
Tableau I.13 Tableau ANOVA.	53
Tableau II.1 Fréquences de rotation et les avances disponibles sur la machine-outil	56
Tableau II.2 Propriétés physiques et thermiques pour le polyamide PA6.6	62
Tableau II.3 Description dimensionnelle des plaquettes	63
Tableau II.4 Caractéristiques de porte plaquette utilisée pour le plan L27	64
Tableau II.5 Table orthogonale de Taguchi L27 (3 ³)	67
Tableau II.6 Matrice de planification pour le plan L27	68
Tableau II.7 Condition de coupe pour le plan de Taguchi L27	69
Tableau II.8 Planifications des expériences pour le plan de Taguchi (L16).	70
Tableau III.1 les valeurs des réponses (Fa, Fr, Ft, Ra, Rt, Rz, Kc, Pc, Q) en fonction des paramètres coupe (A:Vc, B:f, C:Ap) lors de l'usinage de polyamide PA66.	75
Tableau III.2 Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort Fa	76
Tableau III.3 Analyse de la variance pour l'effort Fr	80
Tableau III.4 L'analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort Ft	84
Tableau III.5 L'analyse de la variance « ANOVA » pour la rugosité Ra	88
Tableau III.6 Analyse de la variance (ANOVA) pour la rugosité Rt	92
Tableau III.7 Analyse de la variance (ANOVA) pour la rugosité Rz	96
Tableau III.8 Analyse de la variance (ANOVA) pour la puissance de coupe Pc	100
Tableau III.9 Résultats des Essais de confirmation	104
Tableau IV.1 Résultats expérimentaux des paramètres de performance	114
Tableau IV.2 Résultats expérimentaux et prédites du modèle ANN de la rugosité de surface	115
Tableau IV.3 Conditions de la modélisation de la rugosité de surface (Ra) par les ANN	116
Tableau IV.4 Résultats expérimentaux et prédites du modèle ANN de Ft	118
Tableau IV.5 Conditions de la modélisation de l'effort de coupe (Ft) par les ANN	119
Tableau IV.6 Résultats expérimentaux et prédites du modèle ANN de la puissance Pc(W)	121
Tableau IV.7 Conditions de la modélisation de la puissance de coupe (Pc) par les ANN	122
Tableau IV.8 Coefficients de corrélation pour RSM et ANN	124
Tableau V.1 Résultats des expériences de (Ra, Ft et MRR)	129
Tableau V.2 Contraintes pour les cinq cas d'optimisations	131

Tableau V.3 Optimisation pour l'objectif productivité /qualité de surface	131
Tableau V.4 Solutions pour 4eme cas d'optimisation	132
Tableau V.5 Solution pour 5eme cas d'optimisation	132
Tableau V.6 Résultats de la normalisation, coefficient relationnel gris (CRG) et grade relationnel gris (GRG).	135
Tableau V.7 Réponses pour la catégorie relationnelle grise (Grey Grade)	136
Tableau V.8 Résultats d'optimisation par la méthode DEAR	138
Tableau V.9 Résultats obtenue par les méthodes PCA et PCA-TOPSIS	141
Tableau V.10 Comparaison entre les régimes optimaux multi-objectif	143
Tableau VI.1 Résultats des conditions de coupe en fonction des paramètres du coupe.	148
Tableau VI.2 Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort Fz.	148
Tableau VI.3 Analyse de la variance (ANOVA) pour la rugosité de surface (Ra).	151
Tableau VI.4 But et gamme de paramètres pour notre cas d'optimisation	154
Tableau VI.5 Normalisation des résultats	156
Tableau VI.6 Analyse des valeurs et des vecteurs propres de la matrice de covariance	156
Tableau VI.7 Vecteurs propres	156
Tableau VI.8 Scores des composantes principales (PCs).	157
Tableau VI.9 Configuration optimal fourni par ACPP	157
Tableau VI.10 Résultats des Essais.	158
Tableau VI.11 normalisations des résultats	158
Tableau VI.12 les valeurs pondérées et leurs sommes.	159
Tableau VI.13 Les valeurs de K- et K+ calculées	160
Tableau VI.14: Les valeurs de les fonctions f(K-) et f(K+) calculées.	161
Tableau VI.15 les résultats de la fonction d'utilité dérivée et le classement des alternatives	161
Tableau VI.16 configuration optimal fourni par MARCOS	162

Nomenclature

<i>A</i>	Section du copeau [mm ²]
<i>ACP(PCA)</i>	Analyse des composants principale (<i>principal component analysis</i>)
<i>ANN</i>	Réseau de neurones artificiels
<i>ANOVA</i>	Analyse de la variance
<i>ap</i>	Profondeur de passe [mm]
<i>Cont. %</i>	Pourcentage de contribution
<i>CVD</i>	Dépôt chimique
<i>DL</i>	Degré de liberté
<i>f</i>	Avance par tour [mm/tr]
<i>F</i>	Valeur de Fisher
<i>Frés</i>	Effort de coupe résultant [N]
<i>F_x (F_a)</i>	Effort de coupe axial [N]
<i>F_y (F_r)</i>	Effort de coupe radial [N]
<i>F_z (F_t)</i>	Effort de coupe tangentiel [N]
<i>GFRP</i>	Polyamide renforcé de fibres de verre
<i>GRA</i>	Analyse Relationnelle Grise
<i>GRC</i>	Coefficient relationnel gris
<i>GRG</i>	Grade relationnel gris
<i>HB</i>	Dureté Brinell
<i>HRC</i>	Dureté Rockwell
<i>K_s</i>	Effort spécifique de coupe (Pression de coupe) [MPa] ou [N/mm ²]
<i>MRR</i>	Débit de copeau enlevé [cm ³ /min]
<i>MS</i>	Les carrés moyens
<i>MSR</i>	Méthodologie de surface de réponse
<i>P_c</i>	Puissance de coupe [W]
<i>PCD</i>	Diamond polycrystallin
<i>R²</i>	Coefficient de détermination
<i>R_a</i>	Rugosité moyenne arithmétique [μm]
<i>R_q</i>	Rugosité moyenne quadratique du profil [μm]
<i>R_t</i>	Rugosité totale [μm]
<i>R_z</i>	Profondeur moyenne de la rugosité [μm]
<i>r_ε</i>	Rayon de bec de l'outil [mm]
<i>S/N</i>	Rapport signal sur bruit [dB]
<i>SS</i>	Somme des carrés
<i>t</i>	Temps d'usinage [min]
<i>TOPSIS</i>	Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution
<i>V_c</i>	Vitesse de coupe [m/min]

Table des matières

<i>Dédicaces</i>	I
REMERCIEMENTS	II
<i>Résumé</i>	III
<i>Index des figures</i>	VI
<i>Index des tableaux</i>	IX
<i>Nomenclature</i>	XI
<i>Table des matières</i>	XII
<i>Introduction générale</i>	1
CHAPITRE I	4
I.1. Introduction	5
I.2. Généralités sur la coupe des métaux	5
I.2.1. Usinabilité des matériaux	6
I.2.2. Paramètres de performance en usinage	6
I.2.3 Paramètres de coupe	7
I.2.4 Évaluation des paramètres de sortie	10
I.3. Généralités sur les polymères	16
I.3.1. Définition	16
I.3.2. Classification des polymères	16
I.3.3. Comportement des polymères en usinage	18
I.3.4. Les polyamides	19
I.4. Méthodologie de recherche scientifique	21
I.4.1. Plan d'expérience	22
I.4.2. Méthodes de modélisation et d'optimisation	24
I.5. État de l'art sur les polymères	30
I.6. Conclusion	42
CHAPITRE II	44
II.1. Introduction	45
II.2. Equipements et instruments de mesure	45
II.2.1 Machine-outil	45
II.1. 2 instruments de mesure	47
II.3 Matériau à usiner	50
II.4. Plaquettes de coupe et porte-outils	52
II.4.1. Plaquettes de coupe	52
II.4.2. Porte-outils	53
II.5. Planification des expériences et conditions de coupe	54
II.6 Conclusion	59
CHAPITRE III	60
III.1 Introduction	61
III.2. ANOVA ou l'Analyse de la variance	61
III.3 l'Analyse de régression	62
III.4. Résultat des expériences	63
III.4.1. Analyse de la variance et modélisation pour l'effort axial F_a	65
III.4.2. L'analyse de la variance et modélisation pour l'effort radial F_r	69
III.4.3. L'analyse de la variance et modélisation de l'effort tangentiel F_t	73
III.4.4 Analyse de la variance et modélisation de la rugosité R_a	77

III.4.5. L'analyse de la variance et modélisation de R_t	81
III.4.6. L'analyse de la de variance et Modélisation de la rugosité de surface R_z	84
III.4.7. Analyse de la variance et modélisation de la puissance de coupe P_c	88
III.5. Confirmation des essais.....	92
III.6. Conclusion	94
CHAPITRE IV	95
IV.1 Introduction.....	96
IV.2. Les réseaux de neurones artificiels	96
IV.2.1. Définition	96
IV.2.2. Composantes d'un réseau de neurones artificiel.....	97
IV.2.2.2. Comportement (fonctions de transfert).....	98
IV.3. Modélisation des paramètres de performance par réseaux de neurones artificiels.....	102
IV.3.1. Modélisation de la rugosité (R_a) par la méthode ANN	103
IV.3.2. Modélisation de l'effort tangentiel de coupe (F_t) par la méthode ANN	107
IV.3.3. Modélisation de la puissance de coupe P_c par ANN	110
IV.4. Comparaison des résultats obtenus par les ANN et la méthodologie de surface des réponses RSM	113
IV.5. Conclusion.....	115
CHAPITRE V	116
V.1 Introduction	117
V.2 L'approche de la fonction de désirabilité	118
V.3. Optimisation multi-objectif avec la méthode d'Analyse Relationnelle Grise (GRA)	122
V.3.1 Génération relationnelle grise	122
V.3.2 La normalisation	122
V.3.3 Calcul des coefficients du Relationnel Gris	123
V.3.4 Calcul du GRG (Grey relational grade).....	123
V.4 Méthode de classement basée sur l'analyse d'enveloppement des données (DEAR).....	126
V.4.1 détermination de poids (w).....	126
V.4.2 Transformation des données de réponse en données pondérées	126
V.4.3 division des données	126
V.4.4 Traitement selon l'indice MRPI	126
V.5 Optimisation par la méthode de l'ACP	128
V.5.1 Calcule rapport signal/bruit (S/N)	128
V.5.2 Evaluation de coefficient de corrélation	128
V.5.3 recherche composantes principales correspondantes des caractéristiques de qualité	128
V.5.4 construire l'indice de performance MPI.....	128
V.5.5 classement de l'indice de performance MPI	129
V.6 optimisation par la Méthode TOPSIS basée sur l'ACP	129
V.7 Comparaison entre les régimes optimaux multi-objectif	131
V.8 conclusion	133
CHAPITRE VI	134
VI.1. Introduction.....	135
VI.2. Résultats d'expériences et discussion.....	135
VI.2.1. Modélisation de l'effort tangentiel F_z	136
VI.2.1.2 Les effets principaux pour F_z	137
VI.2.1.3. Modélisation mathématique de F_z :	137
VI.2.1.4 Représentation en 3D de l'effort tangentiel F_z :.....	138
IV 2.1.5 La comparaison entre les valeurs mesurées et prédites pour f_z	138

VI.2.2. Modélisation de la rugosité Ra	139
VI.3. Optimisation multi-objective.....	142
VI.3.1. Résultats de l'optimisation Par la fonction de désirabilité.....	142
VI.3.2. Analyse en composantes principales pondérées	143
VI.3.3. La méthode de MARCOS	145
VI.4 Comparaisons.....	150
VI.5 Conclusion.....	151
CONCLUSION GENERALE.....	152
<i>Conclusion générale</i>	<i>153</i>
CONCLUSION GENERALE.....	Error! Bookmark not defined.
Références Bibliographiques.....	Error! Bookmark not defined.

Introduction générale

Les polymères sont omniprésents dans pratiquement toutes les industries d'aujourd'hui. Leur utilisation est devenue inévitable dans la vie quotidienne, cela est dû aux larges gammes de propriétés physiques et chimiques qu'ils offrent, ainsi qu'à leur faible coût de transformation par rapport à d'autres matériaux. On apprécie leur maniabilité, leur esthétique, leur façonnage aisé pour le design, ainsi que leurs qualités, qui en font souvent des concurrents de l'acier et des autres métaux, notamment en raison de leur densité, de leur absence de corrosion et de leur tenue au vieillissement.

Malgré cela, les polymères sont souvent considérés comme des matériaux difficiles à usiner, en raison de leurs propriétés spécifiques. Ils ont une faible conductivité thermique, ont tendance à coller et à se déformer lorsqu'ils sont exposés à la chaleur, ce qui pose des défis particuliers lors de leur usinage. Les problèmes courants rencontrés lors de l'usinage des polymères incluent l'accumulation de chaleur, l'écaillage indésirable, le gauchissement partiel, la rugosité de surface et l'usure prématurée des outils de coupe. Par conséquent, l'utilisation des techniques spéciales et des paramètres de coupe appropriés est nécessaire pour obtenir les meilleurs résultats lors de l'usinage des polymères.

Dans le domaine de l'usinage, les chercheurs se concentrent sur les matériaux métalliques et leurs alliages, tandis que les travaux de recherche sur l'usinage des polymères, notamment le polyamide (PA66), sont moins nombreux. C'est pourquoi nous avons choisi de concentrer notre étude sur l'usinage du polyamide (PA66), également connu sous le nom de nylon 6.6. Ce matériau présente des avantages particuliers par rapport aux autres thermoplastiques en termes des propriétés physiques et chimiques, tels que la résistance mécanique, la rigidité et la ténacité élevée, une grande stabilité dimensionnelle, un bon comportement au glissement et une bonne résistance aux agents chimiques comme les solvants, le carburant, etc...

Notre étude comprend l'optimisation des conditions d'usinage, qui fait partie des stratégies efficaces permettant de réduire les coûts de fabrication et d'améliorer la rugosité de surface du produit fini. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé des plans d'expériences afin d'étudier l'influence des paramètres de coupe sur les indicateurs de performance d'usinage. Cette démarche nous permet de développer des modèles prédictifs et d'optimiser les processus de coupe. Il est important de noter que les tâches d'optimisation sont complexes, car de petites variations d'un paramètre entraînent des changements significatifs dans les autres paramètres.

Les principaux objectifs de cette thèse sont les suivants :

- Analyser l'influence des paramètres de coupe sur les performances d'usinage du polyamide (PA66) lors du tournage avec des plaquettes en carbure métallique et en diamant (PCD).
- Modéliser et optimiser les conditions de coupe en utilisant les plans d'expériences et des méthodes de modélisation et d'optimisation connues dans le domaine de l'usinage afin d'atteindre ces objectifs en identifiant les meilleures conditions de coupe qui maximisent la productivité, réduisent les coûts et améliorent la qualité des pièces usinées.

Les paramètres pris en compte sont :

- **Les conditions d'usinage :** tels que la vitesse de coupe, la profondeur de passe, l'avance, rayon de bec d'outil de coupe.
- **Les facteurs de performances d'usinage :** la rugosité de surface, les efforts de coupe, la puissance de coupe, l'effort spécifique de coupe et le taux d'enlèvement de la matière (MRR) .

La présente thèse est structurée en six chapitres, qui se présentent comme suit :

Dans le premier chapitre, nous fournissons les contextes nécessaires à la compréhension de cette étude. Nous faisons également référence à la méthode normalisée de la recherche scientifique. En outre, ce chapitre est subdivisé en quatre parties :

- ✓ La première partie présente un rappel sur la coupe des métaux, tels que la définition de l'usinabilité des matériaux, l'évaluation de l'usinabilité, les facteurs intervenants dans le processus de coupe (V_c , a_p et f , etc...).
- ✓ La deuxième partie présente les connaissances générales sur les polymères (définition, classification, critères de sélection, etc...). Un intérêt particulier est accordé à la connaissance du polyamide PA66.
- ✓ La troisième partie, nous abordons la méthodologie de recherche scientifique, nous détaillons la démarche, allant de la planification des expériences aux méthodes de modélisation utilisées, ainsi qu'aux techniques d'optimisation couramment utilisées.
- ✓ La quatrième partie, a été réservée à présenter des travaux de recherche portant sur le tournage des polymères, en mettant l'accent sur l'utilisation de plans d'expérience et les méthodes de modélisation et d'optimisation appliquées lors de l'usinage des polymères.

Le deuxième chapitre présente en détail la procédure expérimentale, comprenant la description des équipements et des instruments de mesure nécessaires pour mener les essais. Le

couple outil-matière utilisé sont aussi exposés. De plus, la planification des expériences est exposée, ainsi que les conditions de coupe. Les aspects théoriques et opérationnels des méthodes mathématiques et statistiques des plans d'expérience sont également abordés.

Le troisième chapitre est consacré à une étude statistique reposant sur l'analyse de la variance (ANOVA) et l'analyse de régression, afin de déterminer les modèles mathématiques des différents phénomènes étudiés, tels que les efforts de coupe, la rugosité de surface, la puissance de coupe et le débit du copeau enlevé. Le plan d'expérience utilisé est le plan de Taguchi L27 (27 essais). Ainsi, les valeurs des coefficients de corrélation et les constantes associées ont été calculées. Une comparaison entre les valeurs des paramètres de sortie obtenues par les modèles mathématiques de prédiction avec celles trouvées expérimentalement a été effectuée.

Dans *le quatrième chapitre*, nous avons utilisé les réseaux de neurones artificiels (ANN) comme méthode de modélisation performante en se servant des résultats d'un plan d'expérience de 27 essais. Les modèles obtenus sont ensuite comparés aux modèles obtenus précédemment par la méthode (RSM).

Dans le cinquième chapitre nous avons présenté cinq (05) approches d'optimisation multi-objective, à savoir Df, GRA, DEAR, ACP et TOPSIS couplée avec l'ACP. L'objectif est de maximiser le débit du copeau enlevé (*MRR*) tout en minimisant l'effort de coupe *F_t*, la puissance de coupe (*P_c*) et la rugosité arithmétique (*R_a*) simultanément. A la fin, une comparaison entre les régimes optimaux trouvés grâce aux cinq méthodes d'optimisation est réalisée.

Dans *le sixième chapitre*, considéré comme le dernier chapitre, une étude statistique lors de l'usinage du PA66 avec un outil en diamant est présentée. Cette étude repose sur l'analyse de la variance (ANOVA) et l'analyse de régression afin de déterminer les modèles mathématiques des différents phénomènes étudiés, tels que la rugosité de surface (*R_a*), l'effort de coupe (*F_z*), l'effort spécifique de coupe (*K_c*) et le débit de copeau (*MRR*). Le plan d'expérience utilisé est le plan de Taguchi L16 (16 essais). Les valeurs des coefficients de détermination et les constantes associées ont été calculées. Une étude d'optimisation a été réalisée en utilisant trois méthodes connues, à savoir, la fonction de désirabilité, l'ACP et MARCOS. Une comparaison entre les résultats des trois méthodes est effectuée.

Enfin, nous terminons notre modeste travail par une conclusion générale, accompagnée d'une liste de références bibliographiques et des perspectives.

CHAPITRE I

Étude Bibliographique

L'étude bibliographique donnée dans ce chapitre, représente un ensemble des connaissances générales sur le polyamide PA66, les caractéristiques d'usinage pour les matières plastiques aussi la classification des polymères, les principaux critères d'états de surface, les efforts de coupe, le taux d'enlèvement de copeau. Une initiation sur la méthode de planification des expériences accompagnée des méthodes de modélisation et d'optimisation telles que la méthode MSR, les ANN, la fonction de désirabilité DF, l'analyse des composants principale PCA et l'approche TOPSIS ont été aussi abordés. Finalement, ce chapitre se termine par un aperçu sur les différents travaux de recherche en abordant les résumés des articles relatifs à l'usinage des polymères et particulièrement l'usinage du polyamide.



I.1. Introduction

La norme ISO 472 définit les "plastiques" ou "matières plastiques" comme "tout matériau contenant, comme composant principal, un "haut polymère"". Les matériaux polymères (naturels et synthétiques) couvrent un très large éventail d'applications industrielles et quotidiennes. Seules les matières plastiques combinent les deux propriétés : la transparence et la résistance aux chocs[1].

On confond souvent les notions de synthétique, artificiel des plastiques. Or, si l'on peut considérer synthétique et artificiel comme des synonymes, le terme plastique fait intervenir la notion dépolymérisation et de malléabilité. Il a donc un sens plus restreint. Les scientifiques parlent plutôt de polymères (dérivé du grec ancien Poly, beaucoup, et meros, particule) [2]. Dans la pratique le plastique est le terme le plus couramment utilisé du grand public, le technicien utilise le terme de matières plastiques tandis que le scientifique parle de polymère.

Les polymères sont le plus souvent transformés par moulage, mais l'usinage est souvent pratique pour diverses raisons, telles que le perçage de pièces moulées, la découpe de préformes pour le thermoformage et la fabrication des pièces de géométrie complexe ou de dimensions extrêmement précises. Pour y arriver, les techniques d'usinage doivent être adaptées au comportement spécifique du polymère. La vaste gamme de polymères comprend également des polymères techniques qui regroupent plusieurs types de polymères tel que: (le Polyamide PA, Polycarbonate PC, Polyéthylène haute densité PEHD et Polypropylène PP, etc...). La fabrication de ce type de polymère ne présente pas de difficulté particulière si les outils sont bien affûtés et si les vitesses de coupe et d'avance recommandées sont respectées. Lors de l'usinage, les copeaux sont longs et doivent être enlevés rapidement pour éviter qu'ils ne s'enroulent autour de la pièce [3].

Dans ce chapitre, nous présentons dans un premier temps les notions de base, sur la coupe des métaux et des paramètres liés à l'usinage, suivi par des généralités sur les polymères (leurs caractéristiques, classements et le comportement de ces derniers vis-à-vis les différents processus d'usinage). Aussi, ce chapitre expose un nombre important des travaux de recherches sur l'usinage des polymères ainsi que les méthodes permettant de modéliser et d'optimiser le processus de coupe.

I.2. Généralités sur la coupe des métaux

Le développement de l'industrie mécanique a été stimulé par des technologies polyvalentes pour la fabrication de pièces et de composants de l'ensemble et des sous-ensembles mécaniques. Parmi les principaux procédés de fabrication mécanique, il est essentiel de mentionner les techniques de fonderies qui sont les moyens plus répandus pour des composants



semi-fini ou simples en termes de manœuvre et coût. Toutefois, ces techniques ne sont pas en mesure de satisfaire les besoins mécaniques en pièces et composants spécifiques et compliqués, par contre, l'usinage, est le processus le plus fiable adapté à la fabrication et à la finition de pièces de précision ou de formes compliquées. Il est indispensable de définir clairement le domaine de la coupe des métaux et celui, de l'étude de l'usinabilité. L'objectif de la coupe des métaux est d'étudier l'influence des différents facteurs intervenant dans le processus de coupe (vitesse de coupe, profondeur de coupe, l'avance, liquide de refroidissement, etc...) sur le comportement d'un matériau en utilisant des outils de différentes compositions (Acier rapide, nitrure de bore cubique CBN, carbure, céramique et le diamant), ainsi que les différentes géométries. Au contraire, l'étude de l'usinabilité vise à comparer le comportement de différents matériaux en appliquant la même méthode d'usinage (par exemple, le tournage) selon des conditions de coupe identiques, en utilisant le même outil en termes de leurs (géométrie, composition chimique ainsi que les traitements thermiques subie) [4].

I.2.1. Usinabilité des matériaux

L'usinabilité est définie sous différentes formes selon les chercheurs dans le domaine de la coupe des métaux :

- D'après C.Blais, [3] 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.
- D'après P.COMBE [5], l'usinabilité, c'est la capacité d'un matériau à être amené à des dimensions et formes données avec un état de surface défini par une ou plusieurs opérations d'usinage. Il ne s'agit pas d'une simple propriété du matériau, ni d'une quantité mesurable.

I.2.2. Paramètres de performance en usinage

Les indicateurs de performance (IP) en usinage sont nombreux et dépendent non seulement du type d'opération, mais aussi du choix de l'usineur entre la production au moindre coût et/ou à la meilleure qualité de la pièce. Il s'agit notamment des conditions de coupe (V_c , a_p et f), de l'état de surface (rugosité), de la durée de vie de l'outil, l'usure de l'outil, les efforts de coupe et la consommation d'énergie et la productivité [6], [7] et [8].

Selon le compromis de choix de l'usineur entre bon état de la surface usinée, vitesse d'usinage et coût de l'opération, (...), plusieurs critères peuvent définir les paramètres de coupe souhaités comme suit (**Fig I.1**) :

- Caractéristiques de la machine
 - ✓ Type de machine



- ✓ Puissance
- ✓ ...
- Caractéristiques de la pièce
 - ✓ Matière
 - ✓ Dimension
 - ✓ Dureté
 - ✓ Température de fusion
 - ✓ ...
- Caractéristique des outils
 - ✓ Matière de l'outil
 - ✓ Géométrie de l'outil
 - ✓ ...etc.

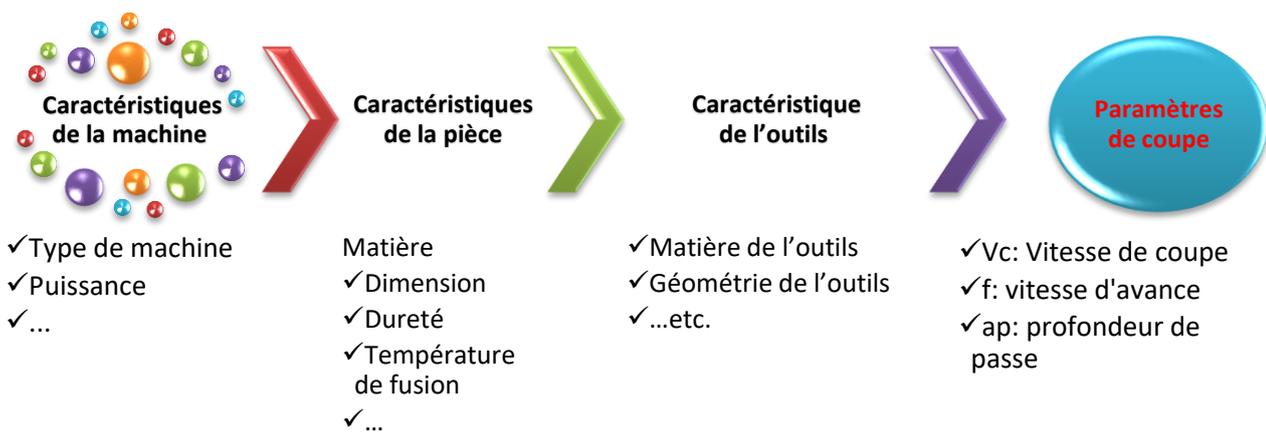


Figure I.1 paramètres de coupe.

I.2.3 Paramètres de coupe

La détermination des paramètres de coupe joue un rôle très important dans la production industrielle, ils sont subdivisés en deux catégories Fig (I.2) : [9]–[11].

- Paramètres cinématiques : les grandeurs qui caractérisent les mouvements de l'outil et de la pièce tel que (V_c , V_f , V_a) et l'avance f .
- Paramètres géométriques : les dimensions de coupe comme la section de coupe ($a \times h$)

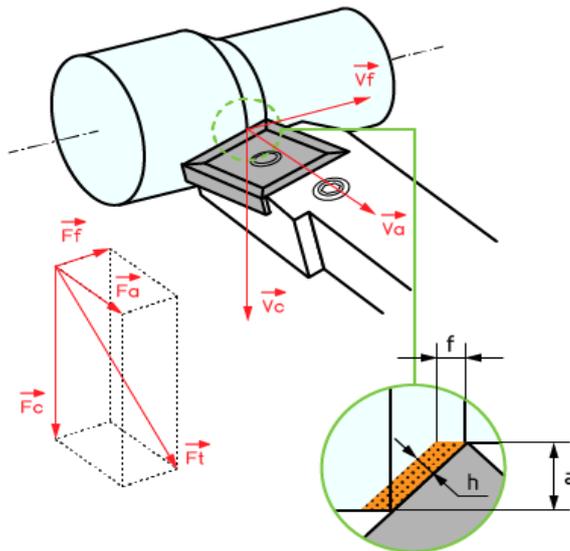


Figure I.2. Paramètres de coupe dans le cas de tournage [12]

✓ **Vitesse de coupe (Vc)**

Pour le tournage, la vitesse est le chemin circonférentiel (ou périmètre) parcouru par un point situé sur le diamètre extérieur de la pièce pendant une minute. Elle dépend de la matière usinée, du type d'opération, de l'outil de coupe, de l'état de surface souhaitée, etc... Elle est exprimée en (m/min), est régie par la formule **Eq. (I.1)** .

La vitesse linéaire en mètre par minute Vc (m/min) **fig (I.3)**, on aura :

$$V_c = \frac{\pi \cdot D \cdot N}{1000} \quad [m/min] \quad \text{(I.1)}$$

D : Diamètre en [mm] ;

N : Vitesse de rotation en tour par minutes [tr/min]

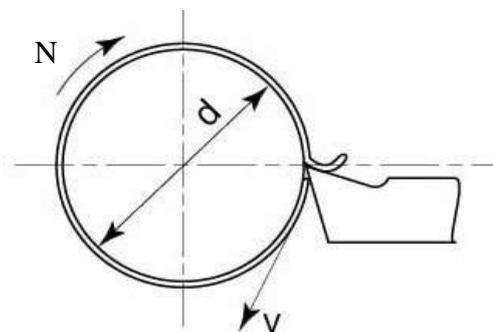


Figure I.3 Vitesse de coupe (Vc) [13]



➤ Vitesse d'avance (f)

La vitesse d'avance est la vitesse de déplacement de l'outil par rapport au bâti lorsque la pièce a effectué une révolution, elle s'exprime par V_f (mm / min), C'est une donnée clé pour la qualité de la surface usinée (**Fig I.4**).

$$V_f = f \times N \quad [\text{mm}/\text{min}] \quad (\text{I.2})$$

- f : l'avance par tour en [mm/tr].
- N : Fréquence ou vitesse de rotation [tr / min].

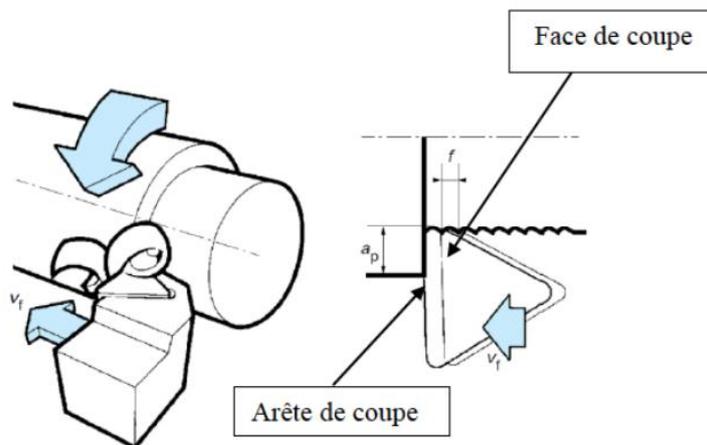


Figure I.4 Vitesse d'avance V_f , et l'avance par tour f [13]

➤ Profondeur de passe (a_p)

La profondeur de passe est le volume de matière enlevé par l'outil lors d'un usinage sur un tour **Fig (I.5)**. Les limites de choix de la profondeur de passe sont en fonction de la surépaisseur de métal à enlever, pour une limite maximum le choix se fait en considérant (puissance de la machine, nature du matériau à usiner, rigidité de la pièce et de l'outil), et pour une limite minimum signifiée taille de coupeau minimum en prend en considération la forme du bec de l'outil, finesse de l'arête tranchante, et nature du matériau et état de la machine.

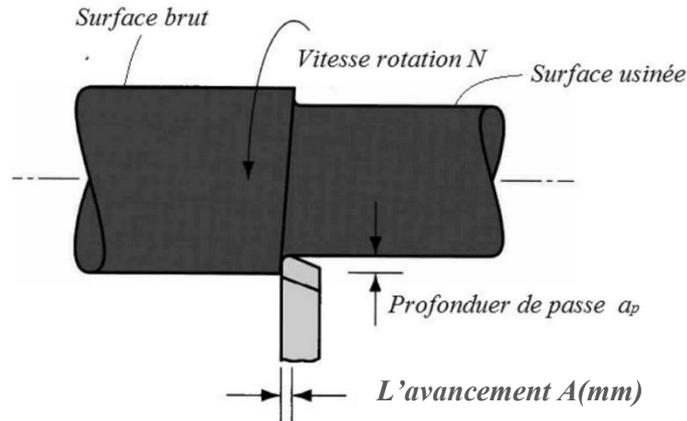


Figure I.5 Profondeur de passe (a_p)

➤ Section de copeaux

On peut définir la section de copeau S le produit de la profondeur de passe (a_p) par l'avancement (A) sur un plan (P_r) perpendiculaire à la vitesse de coupe V_c au point considéré O , fig (I.6).

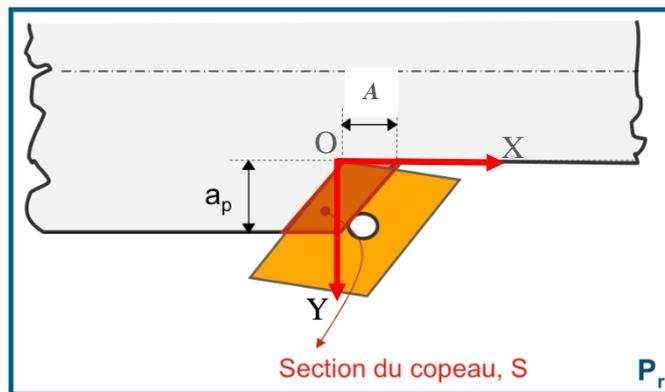


Figure I.6 Section de copeau lors d'un chariotage

I.2.4 Évaluation des paramètres de sortie

I.2.4.1. Efforts de coupe

L'évaluation des efforts de coupe est intéressante en usinage, notamment pour le choix de l'outil et des éléments de la machine-outil (porte-pièce, etc.) ainsi que l'évaluation de la puissance de coupe qui permet le choix rationnel de la machine [14].

Dans le cas du chariotage l'effort radial F_r est nul (pas d'avance radiale). De plus, la vitesse d'avance V_f est en général 1000 fois plus petite que la vitesse de coupe V_c [15].

- ✓ F_z ou F_t : Effort tangentiel dans le sens de vitesse de coupe.
- ✓ F_x ou F_a : Effort axial en tournage, mesuré dans le sens de l'avance
- ✓ F_y ou F_r : Effort de refoulement ou effort radial
- ✓ La force résultante de coupe $F_{rés}$ (Fig I.2), est donnée par la relation eq (I-3)

$$F_{rés} = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2} \quad (I-3)$$



Dans le cas de la coupe orthogonale, On peut donc négliger F_a et F_x devant F_z , l'effort de coupe sera :

$$F_{rés} = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2} = F_z \quad (I-4)$$

I.2.4.2. Effort spécifique de coupe (pression de coupe)

L'effort spécifique de coupe ou la pression de coupe est défini comme étant l'effort de coupe sur la section du copeau à déformer.

$$Kc = Fz/S \quad (I.5)$$

- **Fz** [N], Effort de coupe;
- **Kc** [N/mm²], Pression de coupe;
- **S** [mm²], Section du copeau.

$$S = ap \times A \quad (I.6)$$

- **A**[mm], l'avancement de l'outil de coupe lorsque la pièce a effectué une révolution ;
- **ap** [mm], profondeur de passe;

L'effort spécifique varie en fonction du matériau usiné, de l'épaisseur de coupe, de l'angle de coupe et finalement de l'usure de l'outil de coupe.

I.2.4.3. Puissance de coupe (Pc)

La puissance de coupe Pc , est principalement liée à la vitesse de coupe Vc et à la force de coupe tangentielle Fc . Dans le cas de tournage et durant l'opération de chariotage nous négligeons l'effort d'avance et l'effort radial est nul, donc on aura :

$$Pc = Fz . Vc / 60 \quad (I.7)$$

- ✓ Vc [m/min], vitesse de coupe ;
- ✓ Fz [N], force de coupe ;
- ✓ Pc [W], puissance de coupe.

I.2.4.4. Débit du copeau enlevé (MRR)

Le taux d'enlèvement de matière est défini par le volume de matière enlevée divisé par le temps de coupe, mesuré en centimètres cubes par minute (cm³/min). Le taux d'enlèvement de copeaux est un indicateur de la productivité d'une machine-outil Basée sur le principe de l'efficacité de la machine, diminue lorsque le taux d'enlèvement des copeaux augmente. Il en résulte l'équation suivante :

$$MRR \text{ ou } Q = Vc \times S \quad (I-8)$$

- ✓ **MRR**: Débit d'enlèvement de copeaux [cm³/min]



- ✓ V_c [m/min], vitesse de coupe ;
- ✓ S : Section de coupe [mm²] défini auparavant Eq.(I-6):

D'où :

$$MRR = V_c \times ap \times A \quad (I-9)$$

I.2.4.5 Rugosité de surface

I.2.4.5.1. Définition

L'état de surface d'une pièce influence considérablement ses propriétés et son comportement, comme la résistance au frottement, l'adhérence ou la résistance à la fissuration. Actuellement, la caractérisation géométrique d'une surface (macro, micro ou même nano) n'est réalisée que, sur un profil standard. Il s'agit de mesurer les différentes déformations géométriques du profil afin de détecter les différents défauts géométriques.

I.2.4.5.2. Défauts géométriques en usinage

La surface usinée d'une pièce mécanique n'est jamais parfaite ; elle contient toujours des imperfections dues à des erreurs de fabrication, ces défauts pouvant être de nature géométrique ou physico-chimique. Ici, nous nous concentrerons uniquement sur les défauts géométriques. Ils sont classés conventionnellement sous quatre numéros d'ordre **Fig (I.7)**. Si on parle de défauts macro-géométriques, ils sont habituellement reliés au comportement cinématique de la machine-outil. Par contre, les défauts micro-géométriques, sont généralement liés au phénomène de coupe lui-même, connu sous le nom de rugosité (voir diagramme) **Fig (I.8)**.

- **Défauts macro-géométriques** : Ils caractérisent l'écart maximal entre les dimensions à l'intérieur de certaines tolérances, elle dépend de la précision des machines et sa mesure relève de la métrologie dimensionnelle.
 - 1er ordre, écarts de forme
 - 2ème ordre, ondulations
- **Défauts micro-géométriques** :
 - 3ème ordre, sillons
 - 4ème ordre, arrachements

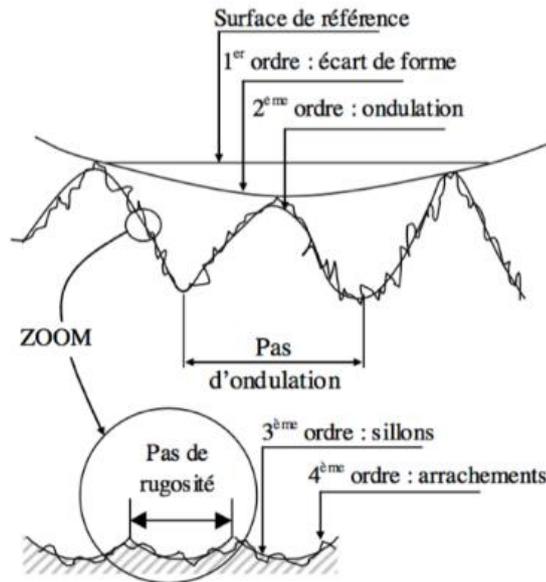


Figure I.7 Défauts géométriques d'une pièce usinées [16]

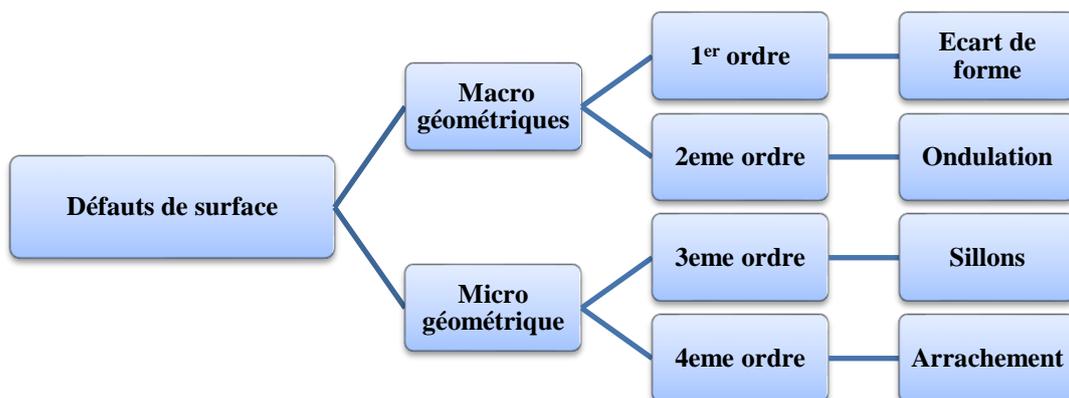


Figure I.8 Défauts Macro géométriques et Micro géométriques

Selon les normes ISO 4287-1997, ISO 468-1982 et ANSI/ASME B46.1-1985. [17] Les critères de rugosité de surface sont définis comme des profils dans un espace bidimensionnel dans lequel les paramètres de rugosité définissent uniquement les caractéristiques micro-géométriques de la surface. Chaque paramètre correspond à plusieurs surfaces obtenues par différentes techniques de traitement. Chacune de ces surfaces possède des propriétés mécaniques différentes. Dans ce travail, la qualité de la surface usinée a été limitée aux trois principaux critères (Ra, Rt et Rp ou Rz) Fig (I.9), Elles varient essentiellement selon la méthode d'usinage, les conditions de coupe, la matière à usiner et la stabilité d'ensemble de l'opération.

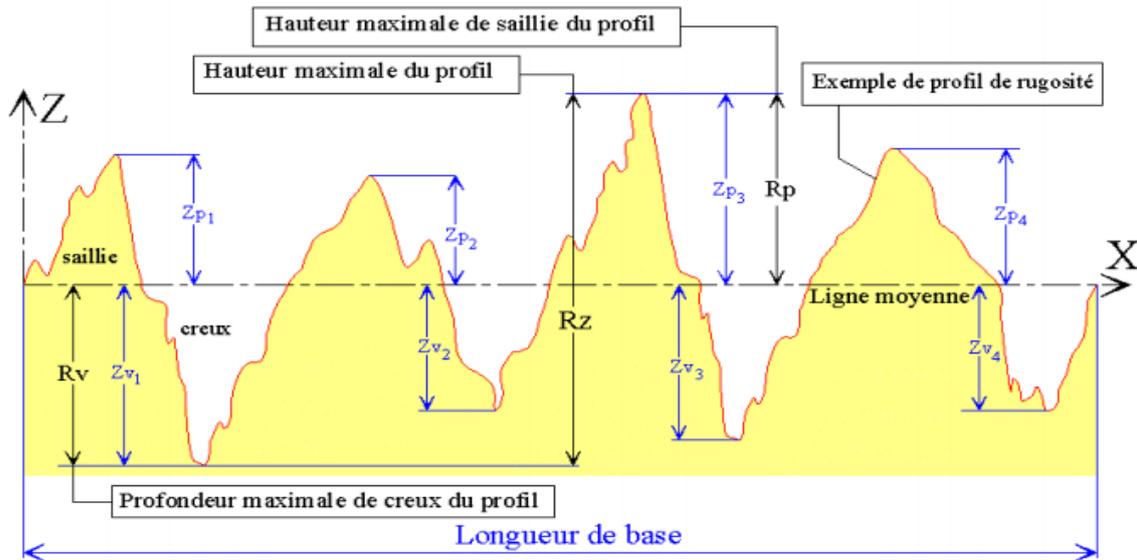


Figure I.9 Diagramme des critères de rugosité

I.2.4.5.3. Critères de la rugosité

La génération d’une surface usinée engendre des traces sur cette dernière par le tranchant de l’outil coupant pendant le mouvement de coupe relatif. Considérons une coupe locale de la surface usinée perpendiculairement aux sillons d’usinage nous définissons **fig (I.10) [18]**:

- ✓ **Rugosité totale Rt** : Représente l’écart maximum entre le point le plus haut et le point le plus bas du profil.

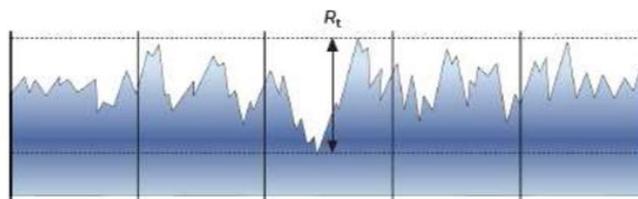


Figure I.10 hauteur de profil total Rt [18].

- ✓ **Rugosité Rz** : Représente la distance moyenne entre les sommets les plus élevés et les cinq creux les plus bas.

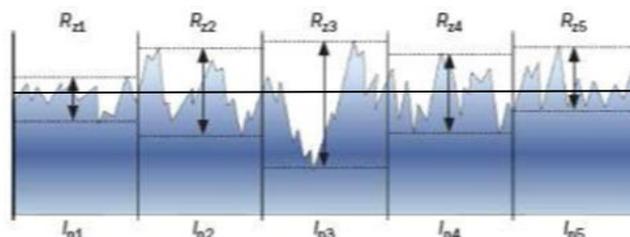


Figure I.11 hauteur de profil maximum Rz [18].

$$R_z = \frac{R_{z1} + R_{z2} + R_{z3} + R_{z4} + R_{z5}}{5} \tag{I.10}$$



- ✓ **Rugosité moyenne arithmétique Ra** : Représente la moyenne arithmétique des écarts (en valeur absolue) par rapport à OX, est calculée sur une longueur d'évaluation (L) **Fig (I.12)**.

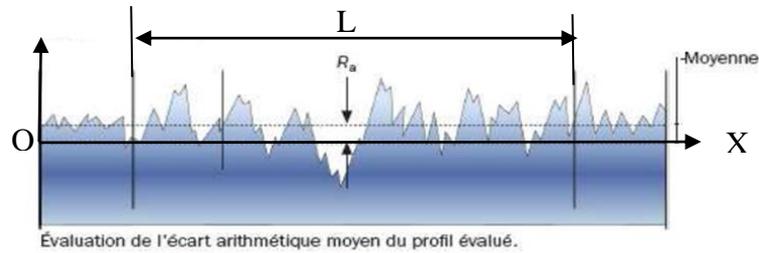


Figure I.12 Rugosité moyenne du profil Ra [18].

$$Ra = \frac{1}{L} \int_0^L Y dx \tag{I.11}$$

- ✓ **Rugosité maximum Rmax** : est le maximum de la hauteur des irrégularités du profil de rugosité Rmax étant prise sur une saillie et un creux consécutif.
- ✓ **Rugosité Rp** : est la hauteur maximum de sillons de rugosité. Rp est la distance entre la ligne des saillies et la ligne moyenne pour une longueur (L).

I.2.4.5.4. Évaluation de la rugosité

Le calcul théorique de la profondeur maximale des sillons marqués sur la surface usinée se fait en fonction de l'avance (f) ainsi que la géométrie de l'outil. En tournage par exemple, la rugosité totale Rt de la surface obtenue est déterminée à partir d'un profil géométrique donné par la **Fig (I.13) [8], [19]**.

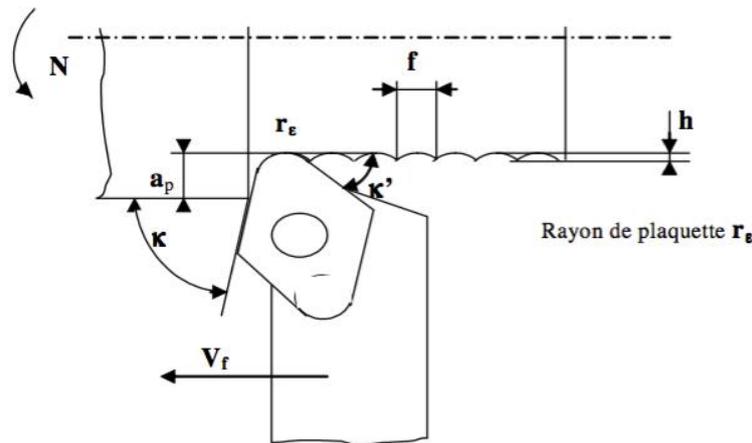


Figure I.13 sillons théoriques [8].

$$R_t \text{ (theorique)} = r_\epsilon \left[1 - \sqrt{1 - \frac{f^2}{4r_\epsilon^2}} \right] \tag{I.12}$$

Avec r_ϵ le rayon de bec de l'outil. Dans le cas où l'avance serait suffisamment petite devant la valeur de r. L'équation (I.14) pourrait être remplacée par l'approximation :



$$R_t \text{ (théorique)} \approx \frac{f^2}{8r_\epsilon} \quad (\text{I.13})$$

A l'aide d'un certain nombre d'expériences, il est possible de développer une relation mathématique entre la rugosité obtenue par usinage et les paramètres de coupe habituels [18].

Ces relations sont généralement de la forme :

$$Ra = K_1 \cdot r_\epsilon \cdot HB^{K_2} \cdot ap^{K_3} \cdot f^{K_4} \cdot V_C^{K_5} \quad (\text{I.14})$$

I.3. Généralités sur les polymères

I.3.1. Définition

Un polymère est un matériau composé de longues chaînes d'unités répétitives appelées monomères.

Le mot polymère vient des mots grecs **poly-**, qui signifie "beaucoup", et **-mer**, qui signifie "partie". Les polymères peuvent être naturels ou synthétiques et possèdent un large éventail de propriétés, notamment la résistance, la flexibilité et la ténacité [20]. Les polymères sont utilisés dans une grande variété de produits, notamment les plastiques, les textiles et dans l'industrie automobile [21].

I.3.2. Classification des polymères

Les polymères peuvent être classés selon :

- La nature chimique ;
- Tenez compte de sa structure des chaînes;
- Le type de réaction utilisé pour les préparations et son effet sur les propriétés physiques des polymères résultants.

- Leurs usages technologiques [20].

- **Selon la nature chimique** (Polymères minéraux - Polymères organiques - Polymères mixtes)
- **selon structure des chaînes** (Polymères linéaires - Polymères ramifiés- Polymères réticulés) (**fig I.14**).
- **Selon leur origine** (Polymères naturels - Polymères synthétiques et de transformation)
- **Selon leur comportement thermique** (Polymères thermoplastiques- Polymères thermodurcissables- Polymères thermo élastiques)
- ✓ **Selon les usages technologiques**, on peut distinguer (Les fibres synthétiques - thermodurcissables et thermoplastiques - Les élastomères).

Une explication relative a les grandes familles des polymères selon leurs appellations standards été résumé à la **Fig (I.15)**.

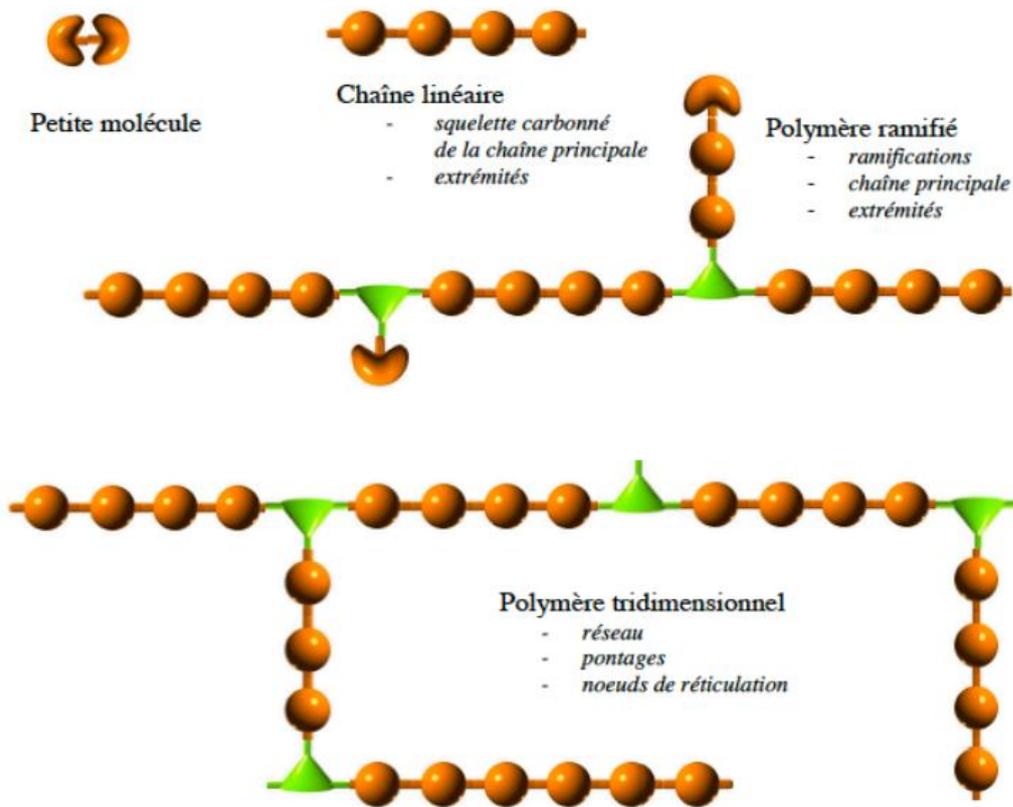


Figure I.14 Structure de polymères [21]

Polymère

Thermoplastiques

- Polypropylène (PP)
- Polyéthylène (PE)
- Polyamide (PA)**
- Polystyrène (PS)
- Polychlorure de vinyle (PVC)

Elastomère

- Caoutchouc synthétique
 - Caoutchouc Styène-butadiène (SBR)
 - Caoutchouc Acrylonitrile-butadiène (NBR)
 - Silicone
- Caoutchouc naturel (NR)

Elastomères thermoplastique

- Copolymères en masse

Résines thermodurce

- Résines époxy et polyester (UP)
- Résines phénoliques et Amino-résines

Figure I.15 Famille des polymères



I.3.3. Comportement des polymères en usinage

L'usinage des polymères est un processus de fabrication polyvalent à l'aide d'une machine-outil, C'est une alternative à d'autres processus de fabrication, tels que la coulée et le moulage, et il peut être utilisé pour créer des pièces aux géométries complexes qui seraient difficiles ou impossibles à produire en utilisant d'autres méthodes.

Il existe de nombreux types de processus d'usinage des polymères, chacun avec ses propres avantages et inconvénients. Certaines des méthodes les plus courantes incluent ; le tournage le fraisage, le perçage, le sciage, la découpe laser et la découpe jet d'eau.

Le choix du processus d'usinage des polymères à utiliser dépendra des exigences spécifiques de concept Couple Outil-Matière (C.O.M), Plusieurs facteurs doivent être pris en compte, tels que la taille et la géométrie de la pièce, la précision et la rugosité de surface désirée, ainsi que le coût du processus [22].

I.3.3.1. Outils de coupe

Concernant l'usinage des Polymères sans renforcement, les outils en acier rapide peuvent réaliser l'usinage sans aucune difficulté. Par contre, pour les polymère renforcés, des outils en carbure métallique sont nécessaires pour obtenir la qualité de surface et la précision recherchées [23].

I.3.3.2. Tournage

Les différentes opérations de tournage des polymères thermoplastiques ne présentent pas de difficulté particulière. Comme pour toutes les autres opérations d'usinage, il est important de respecter les conditions de coupes adaptées. Lors de l'usinage des thermoplastiques, les copeaux sont longs et doivent être rapidement dégagés pour éviter qu'ils s'enroulent sur les pièces. Avec les thermodurcissables, la matière s'usine plutôt avec des copeaux courts et des poussières, dans ce cas, des installations d'aspiration sont obligatoires pour éviter des problèmes de santé pour les utilisateurs [24].

I.3.3.3. Fraisage

En général, les fraiseuses utilisées habituellement pour l'usinage des métaux légers sont particulièrement adaptés à l'usinage des polymères. Pour une production d'un grand nombre de pièce, il est préférable d'utiliser des fraiseuses munies de plaquettes en carbure pour que la vitesse de coupe (V_c) puisse être augmentée.

I.3.3.4. Perçage

Il est conseillé durant le perçage d'évacuer les copeaux pour éviter l'échauffement de la matière au passage du foret et de travailler par perçages successifs en dégageant régulièrement l'outil et en refroidissant par un liquide ou par un soufflage d'air comprimé. Aussi, d'utiliser des forets à



lames affûtées et 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-perçés ou exécutés au moyen d'une mèche creuse ou par alésage au tour.

I.3.3.5. Sciage

La plupart des plastiques peuvent être découpés à l'aide d'une scie à ruban ou d'une scie circulaire, mais les dents doivent être affûtées pour garantir une coupe parfaite.

I.3.3.6. Refroidissement

Les polymères sont de mauvais thermo-conducteurs, par conséquent, pendant le l'usinage, des températures trop élevées peuvent ramollir ou faire fondre les surfaces, voire endommager le polymère usiné. Le refroidissement est optimal lorsque les copeaux sont correctement évacués par les outils. Si le temps d'usinage est long, il convient d'utiliser des lubrifiants pour minimiser l'accumulation de chaleur, parfois il est nécessaire de les refroidir, soit avec de l'eau, ou avec de l'air uniquement dans le cas de La plupart des plastiques amorphes afin d'éviter la présence des fissures dues à la contrainte interne [22].

I.3.4. Les polyamides

I.3.4.1. Définition

Le polyamide PA66 résulte de la polycondensation de l'acide adipique et de l'hexaméthylène diamine. Il s'agit d'un thermoplastique semi-cristallin de couleur blanc. Plus connu sous le nom commercial de nylon non renforcé, plus solide et plus résistant à l'abrasion. Sa très faible viscosité à l'état fondu peut poser des problèmes lors de la fabrication mécanique, et l'exposition aux lumières peut entraîner une fragilisation et un changement de couleur s'il n'est pas stabilisé ou protégé auparavant. Il est utilisé dans la fabrication de pièces mécaniques (pignons non lubrifiés, roues de ventilateurs et de textiles), grâce à sa bonne résistance chimique, mécanique et thermique, le PA 66 est aussi utilisé dans les équipements sportifs, comme une résine pour les matériaux composites, des structures de vélos, l'automobile, aviation, etc....[25].

I.3.4.2. Caractéristiques principales

Le polyamide se caractérise par sa résistance à la fatigue, ses propriétés de glissement favorables, sa capacité d'amortissement élevée, sa résistance mécanique, sa rigidité et sa dureté élevées, ainsi qu'une excellente résistance à l'usure [26].



I.3.4.2.1. Propriétés thermiques et physiques du Polyamide PA66

Les propriétés physico-thermiques du polyamide PA66 sont présentés sur le Tableau (I.1)

Tableau I.1 Les caractéristiques techniques du Polyamide PA66 [26]

<i>Propriétés</i>	<i>Valeur</i>
Densité	1.15 g/cm ³
Absorption d'humidité (en poids)	8%
Résistance à la traction	80 MPa
Module d'élasticité à la traction	3000 MPa
Température de fusion	220 C°
conductivité thermique	0.23W/(m*k)

I.3.4.2.2. Avantages et Inconvénients du PA66

- Avantages du PA66 sont les suivants :
 - ✓ Résistance et dureté exceptionnellement élevées sur un vaste domaine de températures.
 - ✓ Haute température permanente d'utilisation.
 - ✓ Très bonne usinabilité.
 - ✓ Haute résistance à l'abrasion et Grand pouvoir d'amortissement.
 - ✓ Bonnes propriétés mécaniques.
 - ✓ Bonnes caractéristiques de glissement.
 - ✓ Très bonne résistance aux hydrocarbures, substance sal câlines, graisses, huiles, carburants, éthers, esters, cétones.
 - ✓ résistant à une large gamme de produits chimiques, y compris les acides, les bases et les solvants
 - ✓ Bonnes caractéristiques de collage.
- Inconvénients du PA66 sont les suivants
 - ✓ Haute absorption d'humidité, L'absorption d'humidité peut affecter la stabilité dimensionnelle
 - ✓ Ne résiste pas aux agents oxydants puissants.



I.3.4.3. Conditions de coupe de polyamide PA6.6

Les polyamides ont une faible conductibilité thermique. Il convient donc d'éviter tout échauffement dû à l'usinage sous risque de générer des contraintes internes préjudiciables à la géométrie et à la fiabilité de la pièce finie [22]. La qualité d'affutage et le bon dégagement du copeau sont plus importants que la nature du matériau de l'outil. Une bonne qualité des surfaces et une bonne précision des contours ne sont possibles qu'avec des outils impeccablement affûtés [25]. Le **Tableau (I.3)** présente les paramètres de coupe en général pour le polyamide PA6.6.

Tableau I.3 Caractéristiques d'usinage pour le polyamide PA6.6 [26]

Scier			Tourner			Percer			Fraisier		
$\alpha [^\circ]$	20	30	$\alpha [^\circ]$	6	10	$\alpha [^\circ]$	5	15	$\alpha [^\circ]$	10	20
$\gamma [^\circ]$	2	5	$\gamma [^\circ]$	0	5	$\gamma [^\circ]$	10	20	$\gamma [^\circ]$	5	15
$V_c [m/min]$	40	500	$x [^\circ]$	45	60	$\varphi [^\circ]$	90		$V_c [m/min]$	250	500
$t [mm]$	3	8	$V_c [m/min]$	200	500	$V_c [m/min]$	50	150			
			$f [mm/tr]$	0.1	0.5	$f [mm/tr]$	0.1	0.3			
α : Angle de dépouille, φ : Angle de point γ : Angle de coupe						x : Angle de réglage, V_c : Vitesse de coupe t : Pas, f : Avance (mm/rev)					

I.4. Méthodologie de recherche scientifique

On utilise forcément certaines méthodes de recherche afin de collecter et d'analyser des données jusqu'à la synthèse des résultats et la conclusion finale, la méthodologie de recherche représente l'ensemble des techniques et des méthodes mises en place dans n'importe quel domaine. La méthodologie est l'ensemble des règles et des démarches adoptées par un chercheur pendant sa recherche pour aboutir aux résultats voulus [27].

Les travaux de recherche dans le domaine de l'usinage, adaptant la même méthodologie de recherche qui est basée sur [28]:

1- Au premier ordre, présenter les recherches scientifiques et les travaux menés dans leurs domaines sous le nom de "Etat d'art",

2- En deuxième ordre la planification des expériences sous un plan appelé « Plan d'expérience » ou plan expérimental, selon la normalisation ISO, un plan d'expérience est l'ensemble des procédures sur lesquelles une planification expérimentale doit être faite et le



choix des variantes (niveaux) d'un ou plusieurs facteurs, ou combinaisons des facteurs, qui doivent être introduits dans l'expérience [29].

3. En fonction du plan expérimental choisi, les essais sont réalisés soit en laboratoire, soit sur une simulation informatique.

4. L'analyse des résultats en deux étapes modélisation puis optimisation ;

5. Après le choix final des paramètres, une confirmation doit être faite suivie d'une conclusion.

Afin de maîtriser les concepts, nous aborderons dans la partie suivante une explication détaillée de l'ensemble des méthodes et des approches disponibles pour soutenir notre travail de recherche, selon les règles et les informations que nous souhaitons obtenir.

I.4.1. Plan d'expérience

Le plan d'expérience est utilisé dans les recherches scientifiques et industrielles. Il permet de modéliser au mieux un phénomène étudié, en utilisant un nombre minimal d'essais. Ils s'inscrit donc dans une logique d'amélioration permanente de la qualité et de la productivité [30]. Il existe plusieurs techniques de planification du plan d'expérience, telles que:

- ✓ Planification en blocs ;
- ✓ Planification facteurs qualitatifs ;
- ✓ Planification optimale ;
- ✓ Planification pour facteurs quantitatifs ;
- ✓ Planification pour mélanges ;

Ces méthodes de planification sont illustrées à l'aide d'une multitude de techniques tels que (plan factoriel, composites centrés, Taguchi, Box et Behnken ... etc). La plupart de ces méthodes mathématiques sont basés sur les mêmes démarches de planification expérimentale de l'objectif, réponse, Facteurs, Domaine expérimental et à la fin la réalisation des expériences). Parmi ses différents plans expérimentaux, le plan d'expérience de Taguchi est très employé dans différents domaines scientifiques [31].

I.4.1.1 Démarche de planification expérimentale

I.4.1.1.1 Objectifs

Actuellement, les expériences en laboratoire et les procédés de fabrication deviennent plus complexes, car ils se basent sur le traitement multi-variables difficiles à régler intuitivement.

De tels phénomènes complexes ne peuvent être modélisés qu'au moyen d'un plan d'expériences. Si ces plans sont réalisés sans méthodologie rigoureuse, ils risquent de conduire soit à des impasses (modèle impossible à ajuster, résultats incohérents, etc...), soit à des résultats



de qualité décevante. C'est pourquoi la méthode des plans d'expérience est préconisée afin d'optimiser ce phénomène. En résumé, l'objectif principal de cette méthode par : “Obtenir un maximum d'information en un minimum d'expériences” [30].

I.4.1.1.2. Facteur

Un facteur est une variable qui peut être contrôlée, et peut influencer la réponse observée. Les facteurs sont quantitatifs lorsqu'ils sont exprimés à l'aide de valeurs numériques (température, pression, durée, etc...), ou bien qualitatifs dans le cas contraire (couleur, type de matériau, etc..). En peut procéder la transformation des facteurs qualitatifs en facteurs quantitatifs à l'aide d'un codage approprié comme exemple (donne la valeur 0 pour "Homme" et la valeur 1 pour "Femme" dans le cas du sexe) [32].

I.4.1.1.3. Réponse

On qualifie de réponse la grandeur qui est observée pour chaque expérience réalisée. Il est supposé que cette grandeur est toujours numérique et qu'une seule réponse est enregistrée à la fois comme des techniques de planification multi réponse peuvent être utilisées, il appartient donc aux experts du phénomène étudié de définir le plus concrètement possible ce qui les intéresse et d'indiquer le type de réponse étudié ainsi que l'objectif recherché par rapport à cette réponse) [33].

I.4.1.1.4. Domaine expérimental

Soit un groupe de M facteurs de type quantitatifs appartient à un intervalle $[A_i, B_i]$ où A_i et B_i sont respectivement ses niveaux bas et haut. En pratique, cet intervalle a une variation sur la plage de i -ème facteur $[1 \leq i \leq M]$. Les experts du domaine doivent fournir ces informations préalables.

I.4.1.2 Méthode de Taguchi

La méthodologie de Taguchi constitue en une véritable révolution dans le développement de des méthodes de planification des expériences. Son application dans plusieurs domaines d'ingénierie en est une illustration [34]–[36]. 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 [37]. Taguchi a introduit deux outils majeurs du plan robuste à savoir le paramètre 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 [35].

On cherche donc dans la méthode de Taguchi à minimiser l'influence des facteurs de bruit. La méthode de Taguchi n'est pas seulement une méthode de planification des expériences,



mais elle dépasse ses limites de modélisation et d'optimisation. La figure (I.16) montre les étapes d'optimisation par la méthode de Taguchi [38].

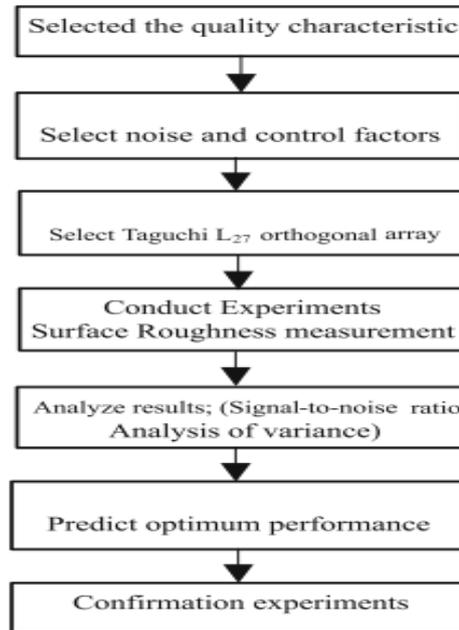


Figure I.16 Étapes d'optimisation par la méthode de Taguchi

I.4.2. Méthodes de modélisation et d'optimisation

La modélisation et l'optimisation sont deux domaines étroitement liés qui sont exploités pour résoudre une grande variété de problèmes. La modélisation est le processus de création d'une représentation mathématique d'un système réel. L'optimisation consiste à trouver la meilleure solution possible pour un problème, compte tenu d'un ensemble de contraintes.

La modélisation et l'optimisation sont utilisées dans un grand nombre de domaines, notamment l'ingénierie, l'économie, la finance et la recherche opérationnelle [39]. Comme nous le savons, l'optimisation est une tâche avancée dans le processus d'usinage, qui permet de choisir les conditions de coupe les plus appropriées afin d'obtenir les valeurs souhaitées pour une certaine réponse tel que la qualité de la surface, le temps d'usinage et/ou le coût total d'exploitation.

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 durée de vie d'outil, les forces, la puissance, etc., pour développer des contraintes réalistes ;
- Spécifications possibles 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 [40], [41].

I.4.2.1. Méthodologie de surface de réponse (RSM)

La méthode (RSM) est une technique permettant de déterminer les variations de la réponse en fonction des facteurs ayant une influence significative. La méthode permet de déterminer une fonction approximative des réponses (variables de sortie) qui dépend de la variation des paramètres d'entrée. Ces derniers sont représentés par des variables aléatoires, X_i , où $i = 1, \dots, n$. permettent de représenter les variations tridimensionnelles ou spatio-temporelles des paramètres d'entrée par des modèles mathématiques, ces derniers résument la relation qui existe entre la réponse de sortie et les variables d'entrée former géométriquement une nappe appelée surface de réponse [42].

Cette méthode se déroule en trois étapes : la conception expérimentale, la modélisation de la réponse et la représentation graphique. La modélisation de la réponse est réalisée à l'aide de techniques de régression qui relient une réponse "y" à un ensemble de facteurs "Xi" selon la relation suivante [43]:

$$Y = f(X_1, X_2, X_3, \dots, X_k) \quad (\text{I.15})$$

Un polynôme du second degré permet d'obtenir une bonne approximation de cette relation et peut être utilisé pour décrire les phénomènes étudiés. Ce modèle comprend des effets linéaires, des effets d'interaction et des effets factoriels quadratiques. Le modèle de surface des réponses du second degré peut s'écrire comme suit :

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n (\beta_i X_i) + \sum_{i=1}^n (\beta_{ii} X_i^2) + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\beta_{ij} X_i X_j) + \dots \quad (\text{I.16})$$

Où :

X_i et X_j : facteurs cryptés ou codés représentent les variables de prédiction ;

β : coefficient de régression ;

Les modèles obtenus doivent être validés. Pour cela, il est nécessaire de procéder à des analyses statistiques et prendre en compte les deux coefficients : « coefficients de détermination (R^2) et le coefficient de détermination ajustée (R^2 adj) », suivie par une représentation graphique des modèles à l'aide de courbes de surface de réponse, qui permettent d'observer le comportement des réponses en fonction des paramètres étudiés, afin d'optimiser les paramètres du système expérimentalement.



I.4.2.2. Réseau de neurones artificiels (ANN)

Les modèles de réseau de neurones font l'objet de travaux récents en raison de leur capacité à modéliser les processus non linéaires.

Le réseau de neurones artificiels sont des réseaux interconnectés de processeurs individuels fonctionnant en parallèle. Chaque processeur calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit [44].

La figure (I.17) représente un neurone avec : Le vecteur des entrées \mathbf{p} ; Le vecteur des poids \mathbf{W} ; Le biais associé au neurone \mathbf{b} ; La fonction de transfert f et La sortie \mathbf{a} ;

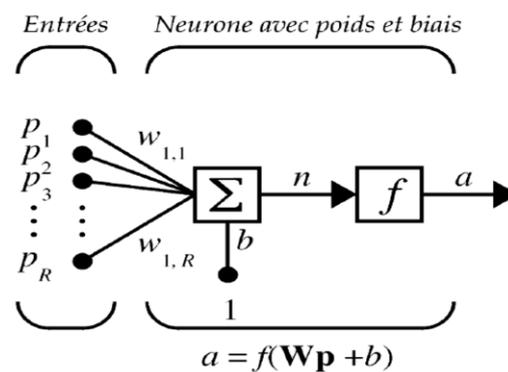


Figure I.17 Schéma d'un neurone unique [38].

I.4.2.3. La fonction désirabilité

Elle possède une bonne réputation auprès des chercheurs et ce, en raison de son utilisation intensive pour l'optimisation multi-objectifs des réponses. Ceci est dû à sa simplicité, sa flexibilité de pondération et sa disponibilité sur les logiciels statistiques [24].

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.

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

$$D = (d_1 \times d_2 \times \dots \times d_n)^{1/n} = (\prod_{i=1}^n d_i)^{\frac{1}{n}} \tag{I.17}$$

Les significations des paramètres de but sont [45] :

- - Si l'on veut rechercher le **maximum**, la fonction de désirabilité est reformulée de la manière suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} d_i = 0 \text{ si la réponse} < \text{la valeur basse} \\ 0 \leq d_i \leq 1 \text{ si la réponse varie entre la valeur basse et la valeur haute} \\ d_i = 1 \text{ si la réponse} > \text{la valeur élevée} \end{array} \right. \tag{I.18}$$

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



$$\left\{ \begin{array}{l} d_i = 1 \text{ si la réponse} < \text{ la valeur basse} \\ 1 \geq d_i \geq 0 \text{ si la réponse varie entre la valeur basse et la valeur haute} \\ d_i = 0 \text{ si la réponse} > \text{ la valeur élevée.} \end{array} \right. \quad (\text{I.19})$$

I.4.2.4. L'analyse en composantes principales PCA

La méthode PCA est une technique d'une grande importance pratique dans de nombreuses applications scientifiques, où il devient difficile de relier de nombreuses variables indépendantes à un certain nombre de résultats dépendants sans disposer d'un nombre suffisant d'observations pour effectuer l'analyse de manière fiable. L'analyse en composantes principales est utilisée pour optimiser les réponses multiples corrélées dans un processus donné [46]. Les réponses corrélées sont transformées en indices de qualité indépendants ou non corrélés, appelés composantes principales [47].

Les étapes à suivre pour analyser les données à l'aide de l'analyse en composantes principales sont classées en cinq (05) étapes [48]:

Étape 1 : Calculer les rapports signal/bruit (S/N) de Taguchi pour toutes les réponses de sortie. Ce rapport η_{ij} est classé en deux catégories en fonction de l'objectif visé :

- Le plus faible, le meilleur (LTB),
- Plus haut, mieux (HTB),

Étape 2 : former une matrice comporte les covariances associées à toutes les paires possibles de variables initiales

L'objectif de cette étape est de comprendre comment les variables de l'ensemble des données d'entrée varient par rapport à la moyenne les unes par rapport aux autres et de voir s'il existe une relation entre elles

Étape 3 : Trouver les composantes principales correspondantes des caractéristiques de qualité qui peuvent être obtenues

Étape 4 : Choisir les composantes qui expliquent environ 80 % de la variance pour construire l'indice de performance multiple MPI.

Étape 5 : Classement des MPI. La meilleure solution au problème d'optimisation dépend du rang le plus élevé.



I.4.2.5. Méthode TOPSIS

D'une manière générale, l'être humain aspire à prendre une décision "calculée" dans une situation de sélection multiple. En termes scientifiques, c'est l'intention de développer des méthodes analytiques et numériques qui prennent en compte des alternatives multiples avec des critères multiples. TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) est l'une des méthodes numériques de prise de décision multicritères. Il s'agit d'une méthode largement applicable avec un modèle mathématique simple. En outre, s'appuyant sur un support informatique, c'est une méthode pratique très appropriée. Elle a été développée pour la première fois par Hwang et Yoon [49] pour résoudre un problème de prise de décision à attributs multiples. Un concept similaire a également été mis en évidence par Zeleny [50].

La méthode est appliquée depuis une trentaine d'années ([51], [52]) et ses applications font l'objet de nombreux articles nous les citons ci-après :

Lia et al [53] ont étendu le concept de TOPSIS pour développer une méthodologie permettant de résoudre des problèmes de prise de décision à objectifs multiples (MODM). Récemment, Abo-Sinna [54] a étendu l'approche TOPSIS à la résolution de problèmes de programmation dynamique multi-objectifs (MODP). Il montre qu'en utilisant l'opérateur flou max-min avec des fonctions d'appartenance non linéaires, les solutions obtenues sont toujours des solutions non dominées des problèmes MODP d'origine. Abo-Sinna et al. ont présenté d'autres extensions de TOPSIS pour les problèmes de programmation non linéaire multi-objectifs à grande échelle avec une structure angulaire en blocs dans [54] , [55]. Deng et al [56] ont formulé le processus de comparaison interentreprises comme un modèle d'analyse multicritères et ont présenté une approche efficace en modifiant TOPSIS pour résoudre un tel problème. Chen [57] a approfondie le concept de TOPSIS pour développer une méthodologie permettant de résoudre les problèmes de prise de décision multicritères à plusieurs personnes dans un environnement flou et il a défini la solution idéale positive floue (FPIS) et la solution idéale négative floue (FNIS). de même contexte Baky et Abo-Sinna [58] ont étendu la proposition de l'algorithme TOPSIS flou pour résoudre les problèmes de prise de décision multi-objectifs à deux niveaux BL-MODM (*Bi-Level Multi-Objective Decision-Making*). et dans lequel la fonction objective à chaque niveau sont des fonctions non linéaires qui doivent être maximisées. Le modèle proposé pour obtenir une solution satisfaisante aux problèmes BL-MODM comprend les fonctions d'appartenance pour le vecteur des variables de décision du niveau supérieur avec des tolérances possibles, la fonction d'appartenance de la distance par rapport à la solution idéale positive (PIS) et la fonction d'appartenance de la fonction d'appartenance de la distance par rapport à la solution idéale négative (NIS). Une étude similaire



présenté par Z. Pavić et autres [59] démontrent l'application de la méthode TOPSIS à l'aide de deux exemples choisis. Dans le premier exemple, il est démontré que la meilleure solution TOPSIS n'est ni la plus proche de la solution idéale positive, ni la plus éloignée de la solution idéale négative.

on se basant sur nombreux ouvrages enfermer la méthode TOPSIS, nous pouvons extraire ce qui suit : Le principe de base de cette approche est que l'alternative choisie doit avoir la distance la plus courte par rapport à la solution idéale positive et la plus longue par rapport à la solution idéale négative".

Les principales étapes de la méthode TOPSIS, peuvent être résumées comme suit :

Etape 01 : Construction de la matrice (variable d'entrée)

- Définir les niveaux de chaque critère
- Construction de la matrice des scores (chaque critère relié à chaque alternative Alternatives X Critères)

Etape 02 : Normalisation de la matrice

- Normalisation de la matrice en utilisant la distance Euclidienne d'entrées entre 0 et 1
- Multiplication des entrées de la matrice par les poids associés aux critères

Etape 03 : Calcul de la pire et la meilleure solution A+ et A-

Etape 04 : Calcul de la distance de chaque alternative de la pire et la meilleure solution.

- Etape 4(a): Calcul du vecteur E+ exprimant la distance de chaque alternative de la meilleure solution A+
- Etape 4(b): Calcul du vecteur E- exprimant la distance de chaque alternative de la pire solution A.

Etape 05 : Calcul de la proximité de chaque alternative

- le coefficient de proximité de chaque alternative est obtenu par le facteur :

$$\text{(entre 0 et 1) : } E/(E-+E+)$$

En se ramenant à un exemple deux dimensions (2D) **Fig (I.17)** pour mieux comprendre la dimension (des alternatives X et des critères A), On peut étendre le principe précédent comme suit :

La meilleure alternative est la plus éloignée de la solution A- (appelée la pire solution ou solution idéale négative) et la plus proche de la solution A+ (appelée la meilleure solution ou solution idéale positive).

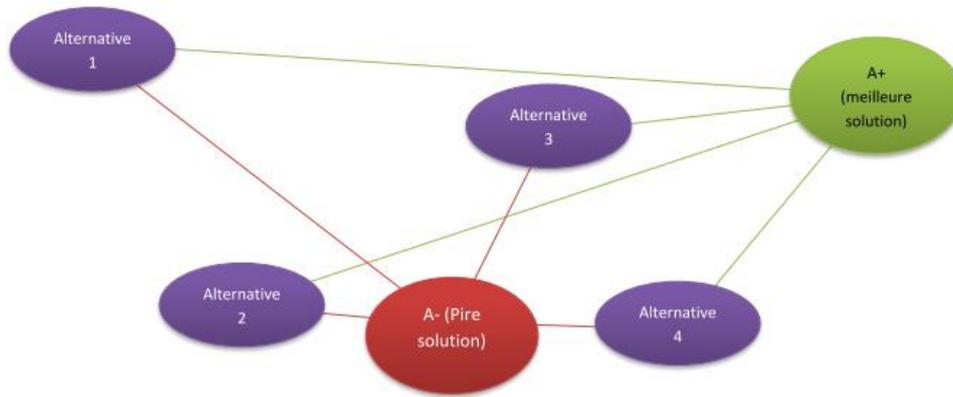


Figure I.18 Exemple d’une solution TOPSIS à deux dimensions (2D).

I.5. État de l'art sur les polymères

Pour approfondir notre étude bibliographique, nous présenterons un ensemble significatif de travaux pertinents à notre étude, que ce soit au niveau du matériau étudié ou des méthodes et approches utilisées. L'objectif est de comprendre le travail qui a été fait concernant la synthèse sur l'usinage des polymères jusqu'à aujourd'hui et d'élaborer une étude sur la base des articles présentés.

Nous avons remarqué que la plupart des auteurs se sont concentrés sur l'étude de l'effet des matériaux à mettre en œuvre, des paramètres de coupe, de la géométrie de l'outil, et de l'effet des types de substrats d'outils sur l'usinabilité de ces polymères que soit renforcé ou non. Parmi ces études, nous citons :

JAGTAP et autres [60] ont déclaré que les propriétés mécaniques comme la ténacité, la rigidité, la résistance à l'abrasion et la résistance à la chaleur de certains polymères tels que : ABS, POM, PA, PC, LDPE, HDPE, PMMA, PP, PS, PVC, EP et PF sont similaires aux métaux. et ils ont également un comportement de fabrication différent entre eux. À cet effet, les auteurs proposent d'étudier séparément les effets des paramètres de coupe pour ces différents polymères,

Tableau (I.4).

Tableau I.4 Propriétés des polymères Vs métal

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



Récemment, durant la dernière décennie (2013-2023), plusieurs chercheurs ont publié des travaux de recherche concernant l'usinage du polymère dans divers contextes d'usinage, le tableau (I.5), récapitule une synthèse des études présentées sur le tournage des différents polymères, citons les paramètres à étudier, et les techniques de modélisation et d'optimisation, utilisés.

Tableau I.5 Principaux travaux de recherches

Authors	year	Workpiece Mterial	Machining parameters	Performance parameters	modeling & Optimisation method
GAITONDE, VN, et AL [72]	2009	Polyamide PA-66 GF30	f, Vc, ap		
Lazarevic et autres [68]	2012	PA-6	f, Vc, ap	Ra	Taguchi,
Parida et Autres [75]	2014	glass fiber reinforced polymer (GFRP)	f, Vc, ap	Ra,MRR	Taguchi, anova , TOPSIS
Moghri. M et autres [69]	2014	PA-6/NC	f, Vc, ap	Ra, taux des fibre	ANN-GA
GUPTA [74]	2015	UD-GFRP	f, Vc, ap dry, wet, cooled tool geometry, tool material Work piece material: metals, composite materials	Ra,MRR	Taguchi,PCA
Hanafi, I. (2016)	2016	PEEK CF30 Composites	f, Vc, ap	Ks,F,Pc	RSM,Swarm
Panda et autres [63]	2016	Nylon-66	f, Vc, ap	MRR and SR	ANOVA
Chabbi et al. [66]	2017	Polyoxymethylene POM-C	f, Vc, ap	Ra, Fz, Pc and MRR.	RSM, DF
Chabi (2017)	2017	Polyoxymethylene POM-C	f, Vc, ap	Ra, Fz, Pc and MRR	ANN, RSM, DF
Alateyah et al. [62]	2020	HDPE, PA-6	f, Vc, ap	Ra, MRR, and chip formation (γ_c)	RSM, GA, hybrid FFD-GA
Sidiq et autres [64]	2020	Polyamide PA-66	nose radius, cutting-edge, angles, and included angle	Cutting force	ANOVA
Aruna (2020)	2020	Polyoxymethylene POM-C	f, Vc, ap	MRR, SR	RSM
Natarajan (2020)	2020	polytetrafluoroethylene (PTFE)	f, Vc, ap and nose radius	Rugosité and MRR	NSMTLBO
Chérafà et al [67]	2021	PA66-GF30	f, Vc, ap	Ra,Fz,P,MRR	Taguchi
Trifunovic (2021)	2021	Polyoxymethylene POM-C	f, Vc, ap	Cutting force, Surface roughness, Specific cutting energie and cutting energie.	MOGA
Haouas et al [73]	2022	pa66-gf30%	f, Vc, ap	Ra,Fz,Pc,MRR	Taguchi
Haouas et al [74]	2022	PA66-GF30% and PA66	f, Vc, ap	Ra, Fz, et Pc	PSI, MABAC et MAIRCA
Haouas et al [73]	2022	PA-66, PA-66-GF30%	f, Vc, ap	Ra, Fz, Pc and MRR	PSI, MABAC, MAIRCA

Alateyah et al. [61] ont réalisé une étude expérimentale et analytique de l'influence des paramètres de coupe sur le tournage de deux types de polymères différents, à savoir le polyéthylène haute densité (HDPE) et le polyamide non renforcé (PA-6). Les résultats montrent que (Ra) augmente avec (Vc) et (f) ; cependant, une augmentation de (ap) génère une meilleure qualité de surface. Un (MRR) élevé de (HDPE) est obtenu pour des (Vc), (f) et (ap) élevées, ce qui affecte négativement la surface usinée Tableau (I.6).



Tableau I.6 Synthèse des résultats de tournage du PEHD et du PA6 .

Response		FFD	RSM	GA	FFD-GA	MOGA		
						Ra, MRR	Ra, λ_c	
HDPE	Ra	Value	2.12075	2.11569	1.90249	1.90249	2.197	2.76
		v_c	50	50.0169	50	50	50.1	58.07
		f	0.01	0.0100328	0.01	0.01	0.012	0.01
		d	1.5	1.47381	1.5	1.5	1.498	1.49
	MRR	Value	12,200	12,206.8	12,039	12,039.1	12,024.143	
		v_c	150	146.782	150	150	149.84	
		f	0.1	0.0993131	0.1	0.1	0.099	
		d	1.5	1.49676	1.5	1.5	1.49	
	λ_c	Value	26.0365	25.071	25.0711	25.0708		25.01
		v_c	100	99.5332	99.425	99.032		95.2
		f	0.01	0.01	0.01	0.01		0.01
		d	1.5	1.5	1.5	1.5		1.499
PA6	Ra	Value	2.3975	2.3769	2.23008	2.22768	2.25	3.042
		v_c	50	50	50	50	50.01	59.78
		f	0.01	0.01	0.01	0.01	0.0103	0.01
		d	1	1	1.139	1.139	1.149	1.225
	MRR	Value	25,394	24,658.7	24,775.9	24,979.8	24,967.431	
		v_c	150	150	149.113	150	149.96	
		f	0.1	0.1	0.1	0.1	0.099	
		d	1.5	1.5	1.5	1.5	1.49	
	λ_c	Value	55.0771	52.9358	52.9293	52.9296		52.67
		v_c	100	77.1147	75.735	75.665		66.98
		f	0.01	0.01	0.01	0.01		0.01
		d	1.5	1.5	1.5	1.5		1.49

Panda et autres [62] ont présenté une étude d'analyse d'ANOVA afin de suggérer l'influence des paramètres d'usinage (V_c , a_p et f) sur la rugosité de surface lors du tournage du nylon 6/6. Ils ont constaté que la rugosité de surface diminue avec l'augmentation de la vitesse de coupe et augmente avec l'augmentation de l'avance par tour (f). Les points optimaux pour les paramètres du processus pour une rugosité de surface optimale sont : $a_p = 0,3$ mm, $V_c = 1400$ m / min et $f = 0,1$ tr/min (fig I.19).

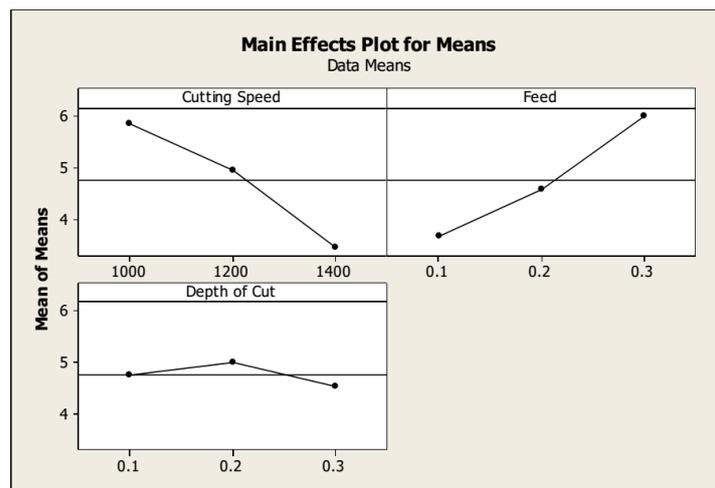


Figure I.19 Diagramme des effets principaux pour (Ra) [62].

De même manière Sidiq et autres [63] ont fait une étude d'influence des différentes valeurs des angles de coupe et du rayon du bec de l'outil sur l'effort de coupe lors du tournage du (PA-



66) à l'aide d'outils en carbure non revêtus. La méthode de Taguchi a été appliquée au plan expérimentale et les résultats analysés par ANOVA ont montré que :

1. L'Angle de l'arête de coupe a une contribution maximale de 49,21% sur la valeur de l'effort de coupe principale (F_c), suivi de l'angle de coupe 28,10 %, tandis que le rayon du bec a enregistré la plus faible valeur (19,63%) sur le tableau d'ANOVA Tableau (I.7)

2. L'effort de coupe F_c minimum, obtenue de la combinaison du rayon de 0,2 mm, d'un angle de coupe de 35 et d'un angle de l'arête de coupe de 45. Les auteurs les ont suggérés comme la valeur optimale des facteurs de géométrie d'outil

Tableau I.7 Résultats de l'ANOVA [63].

Source	Degree of freedom	Sum of squares	Variance	Variance ratio	Percentage Contribution
	DoF	SS	V	F-test	P [%]
A	2	33.27	16.64	6.40	19.63
B	2	47.64	23.82	9.16	28.10
C	2	83.44	41.72	16.05	49.21
Residual error	2	5.20	2.60	1.00	3.07
Total	8	169.55	-	-	100

M. Marin [64] a appliqué la méthode ANOVA pour indiquer l'influence des facteurs de coupe sur l'effort de coupe principale produit lors de l'usinage du plastique semi-extrudé PA66 en utilisant un outil de coupe en carbure cémenté non-revêtu sans brise-copeaux K15. Il a constaté que la plus grande influence sur l'effort de coupe principale entre les paramètres de coupe était respectivement la profondeur de coupe (a_p), l'avance par tour (f) et la vitesse de coupe (V_c). Cette dernière a une influence négative sur l'effort de coupe. Plus la vitesse de coupe augmente, plus les valeurs de l'effort de coupe diminuent, **Fig (I.20)**.

D'autres travaux se sont intéressés à l'étude de l'usinabilité des polymères, Chabbi et al. [65] se sont concentrées sur l'évaluation des paramètres technologiques du tournage en fonction des conditions de coupe lors de l'usinage du (POM-C) avec un outil de coupe en carbure cémenté. L'optimisation est basée sur la méthodologie de la surface de réponse (RSM) (approche de la fonction de désirabilité). En outre, l'analyse de la variance (ANOVA) est exploitée pour établir la signification statistique des paramètres de coupe sur les différents paramètres technologiques étudiés. Les auteurs ont révélé que la rugosité de surface est fortement influencée par l'avance, suivie par la profondeur de coupe, alors que la vitesse de coupe n'a pas d'influence. En ce qui concerne l'effort de coupe, on constate que la profondeur de coupe et l'avance sont les plus significatifs **Fig (I.21)**. Le modèle RSM a permis d'optimiser les conditions de coupe pour



obtenir une rugosité de surface, un effort de coupe et une puissance de coupe minimales, ainsi qu'un taux d'enlèvement de matière maximal.

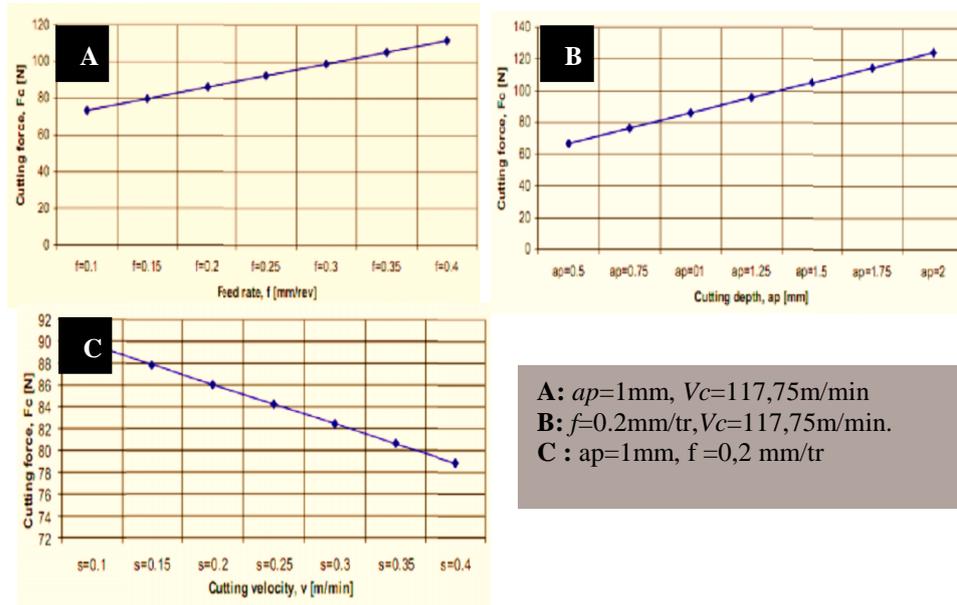


Figure I.20 Influence des paramètres de coupe sur la l'effort de coupe [65].

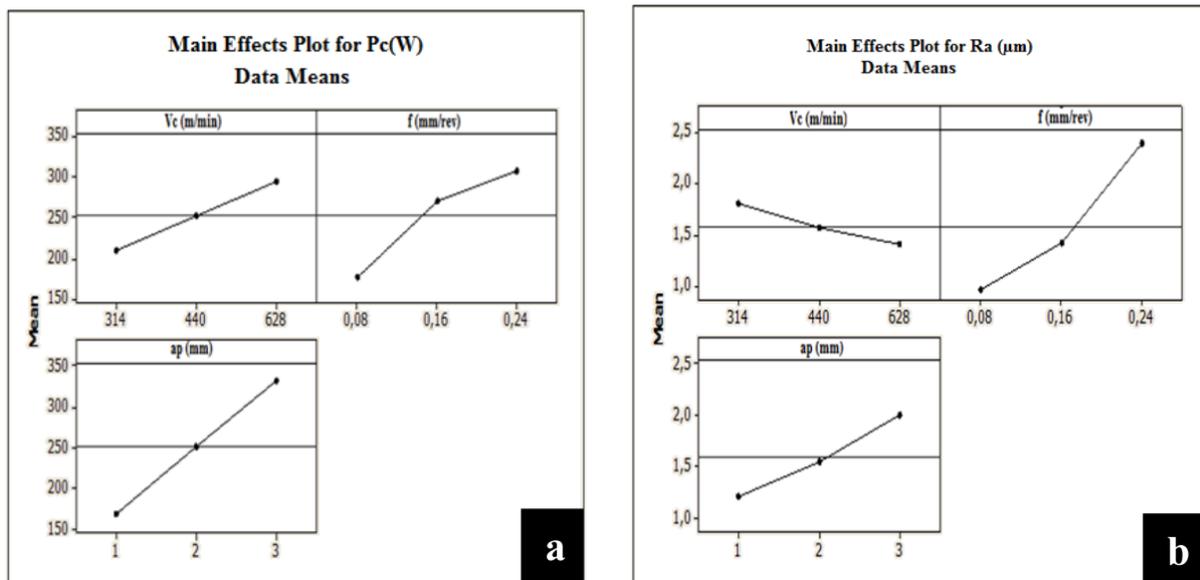


Figure I.21 Graphique des effets principaux pour : a) P_c , b) R_a [65].

Le travail mené par Cherfa et al [66] s'intéresse à la modélisation et l'optimisation des paramètres de coupe lors de l'usinage du polyamide renforcé de fibres de verre (PA66-GF30%). Les essais ont été réalisés en tournage à sec à l'aide des outils en carbure revêtus, suivant le plan de Taguchi L18. Les facteurs d'entrée étaient (V_c , f , a_p et r) et les paramètres de sortie étaient la rugosité de surface (R_a), l'effort de coupe (F_z), la puissance de coupe (P_c) et le débit du copeau enlevé (MRR). L'ANOVA a été appliquée pour déterminer et évaluer l'impact des facteurs d'entée sur les sorties. Des modèles quadratiques basés sur la méthodologie de surface de



réponse (RSM) ont été proposés pour élaborer des prédictions. Les résultats de l'ANOVA ont révélé que les facteurs affectant (Ra) sont (f) et le rayon de l'outil (r), tandis que ceux influençant (Fz) sont (f) puis (ap). Aussi, le (MRR) et (P) ont été influencés ensemble par (ap) et (Vc) respectivement. L'optimisation multi-objective en utilisant la fonction de désirabilité a été appliquée par les chercheurs afin de trouver un régime optimal qui minimise (Ra, Fz, P) et maximise (MRR) **Fig(I.22)**.

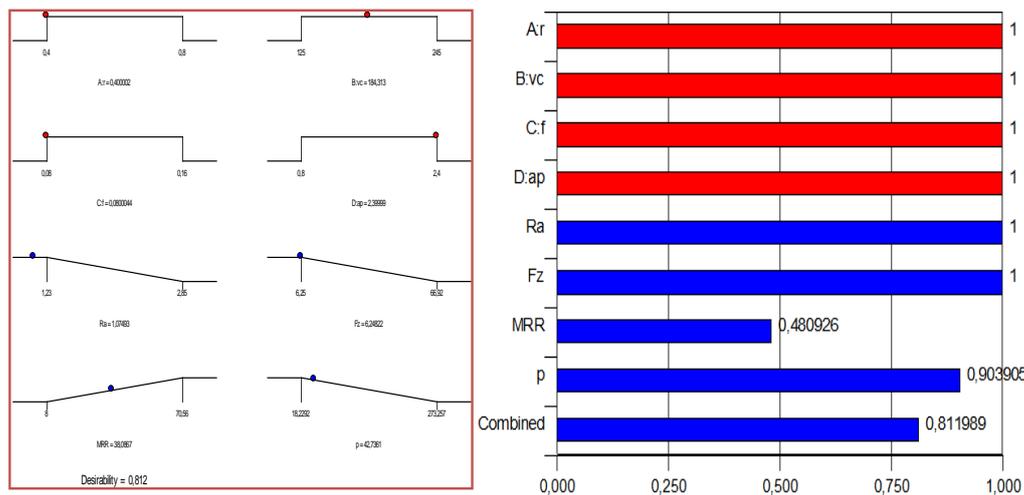


Figure I.22 Résultat de l'optimisation en utilisant la fonction de désirabilité [66].

Lazarevic et autres [67] ont présenté une approche de l'intégration des réseaux neuronaux artificiels et de la méthode Taguchi dans le but d'optimiser les paramètres de coupe dans le processus de tournage du polyamide PA-6 non forcé. Quatre paramètres de coupe - vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de coupe et le rayon du bec de l'outil ont été considérés comme des paramètres d'entrée et la rugosité de surface comme le paramètre de sortie lors du tournage. Les données de rugosité de surface issues de l'expérience ont été transformées en rapports signal/bruit (S/N) de Taguchi et utilisées comme valeur cible dans le processus d'apprentissage du réseau neuronal artificiel. Les combinaisons de paramètres de coupe optimaux avec le rapport (S/N) maximal correspondant ont été identifiées en générant des surfaces de réponse 3D du modèle de réseau neuronal artificiel.

De même Moghri. M et autres [68] ont développé une approche ANN-GA intégrée pour la modélisation et l'optimisation de la rugosité de surface dans le fraisage des nanocomposites PA-6/NC. Les résultats statistiques indiquent que l'approche proposée peut être utilisée efficacement pour une modélisation précise des relations dans l'usinage des nanocomposites PA-6/NC. Ils ont observé que l'ajout de nano-argile au PA-6 a une influence négligeable sur la rugosité de la surface **Fig (I.23)**. Une rugosité optimale enregistrée pour les petites valeurs d'avance et des vitesses de rotation moyennes. L'augmentation la fréquence de rotation de la broche augmente la rugosité de la surface

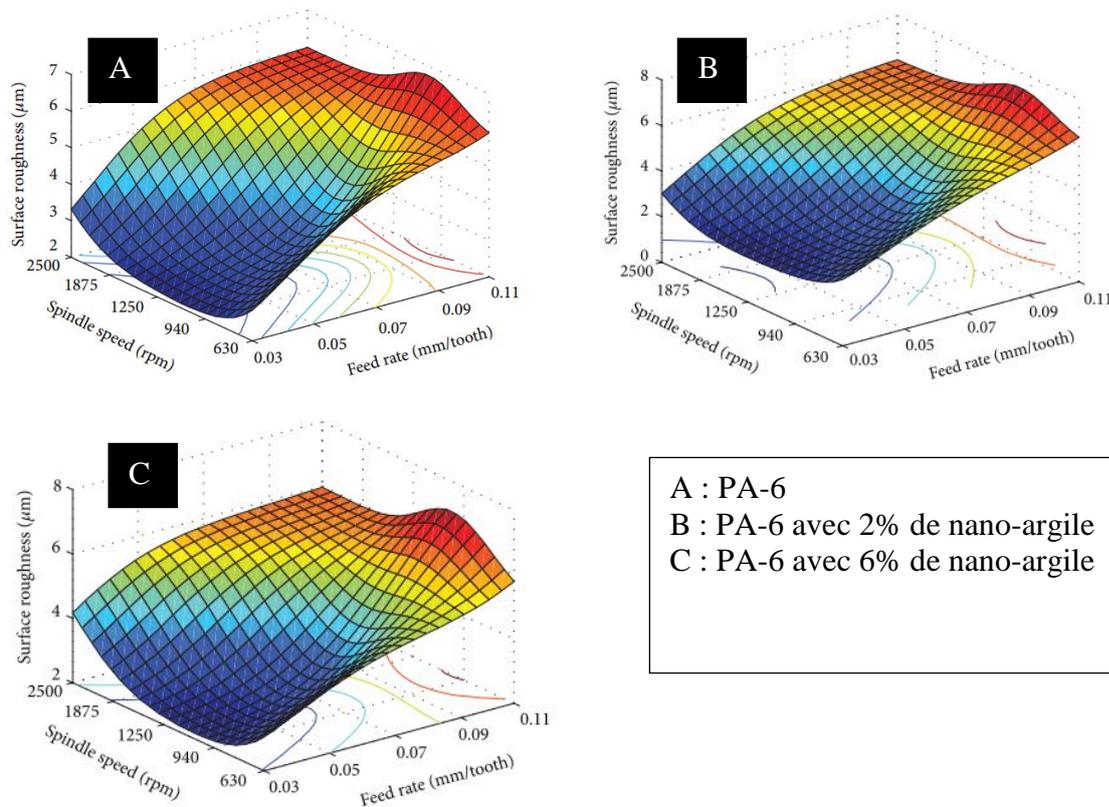


Figure I.23 les effets taux nano-argile sur la rugosité de surface pendant le fraisage du PA6 [68].

M. Kaddeche et autres [69] ont réalisé une étude comparative de l'usinabilité de deux polymères semi-cristallins (POM-C) et (PA-6) lors d'opérations de tournage à sec. L'objectif est d'examiner expérimentalement l'impact des paramètres de coupe, à savoir la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de coupe, sur la rugosité de surface, l'effort de coupe, la puissance de coupe et le taux d'enlèvement de matière. Une série d'expériences selon un plan Taguchi L18 a été mise en œuvre. Suite à l'analyse d'ANOVA, ils ont révélé que le type de matériau a un effet substantiel sur la rugosité de surface, suivi par l'avance, tandis que l'effort de coupe et la puissance de coupe sont plus affectés par la profondeur de coupe. Les modèles de régression linéaire avec interactions se sont avérés efficaces pour prédire les réponses étudiées, et l'optimisation mono-objectif utilisant les méthodes SA et GA a été appliquée pour optimiser chaque réponse. Les méthodes GRA et COPRAS couplées aux méthodes de pondération CRITIC, ROC, SWARA et Entropie sont utilisées pour l'optimisation multi-objective des réponses considérées. Les résultats ont montré que la combinaison de la méthode COPRAS avec la méthode SWARA fournit un meilleur compromis, ce qui est d'un intérêt crucial pour les chercheurs dans le domaine de l'optimisation de l'usinage des matériaux polymères. Ils ont trouvé que (ap) est le facteur prédominant dans l'évolution de (Fz) et (Pc), alors que (Vc) a un



effet très faible sur l'évolution de ces derniers. En effet, ils ont clairement distingué trois surfaces espacées sur les **fig (I.24)**. Nous voyons également dans cette étude que pour de faibles valeurs de (a_p), le facteur (f) a un faible effet sur (F_z) et (P_c), alors que pour des valeurs plus élevées de (a_p), l'influence de (f) devient plus prononcée. Ce facteur (f) a un effet faible sur (F_z) et (P_c).

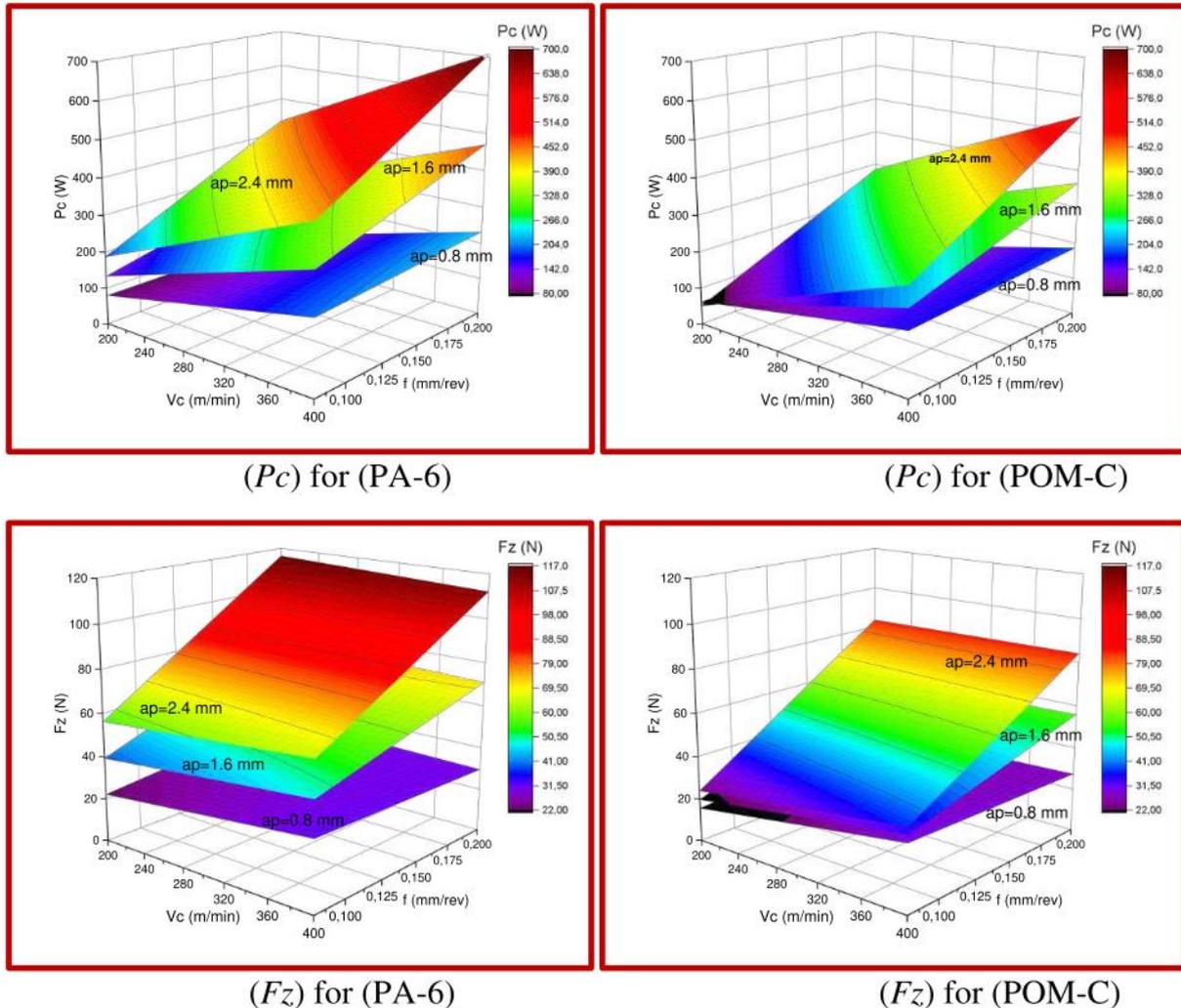


Figure I.24 3D graphs pour (F_z), (P_c) en fonctions de (f), (V_c) et (a_p) [69].

Dans le même contexte, nous mentionnons une autre comparaison réalisée par Davim et Mata [70] afin d'évaluer l'influence du renforcement des fibres de verre lors de tournage des polymères PA6 et PA66 (GF30) avec un outil de coupe en carbure cémenté (K15). Les auteurs ont trouvé que la présence de fibres de verre dans le polymère PA66 conduit à des valeurs plus élevées des efforts de coupe par rapport au polymère PA6.

GAITONDE, VN [71] a fait une étude comparative des deux polymères, polyamide non renforcé (PA6) face au polyamide renforcé avec 30% de fibres de verre (PA66 GF30) **Fig (I.25)**, examiné lors le perçage à grande vitesse. Les auteurs se sont concentrés sur la rugosité de la surface comme un paramètre clef. Les auteurs ont développé des modèles mathématiques de troisième



ordre basés sur la méthode de la surface de réponse, ces modèles sont justifiés par la relation non linéaire entre les critères de la rugosité R_a , R_z et les conditions de coupe utilisées. L'analyse paramétrique indique clairement l'influence de la présence des fibres sur l'état de la surface lors le perçage à grande vitesse. Les valeurs R_a et R_z pour PA66 GF30 sont faibles par rapport au matériau de PA6 pour toutes la plage des valeurs de l'avance et la vitesse **Fig (I.26)**



Figure I.25: Matériaux utilisés : (a) Polyamides non renforcés (PA6), (b) Polyamides renforcés avec 30% de fibres de verre (PA66 GF30) [71].

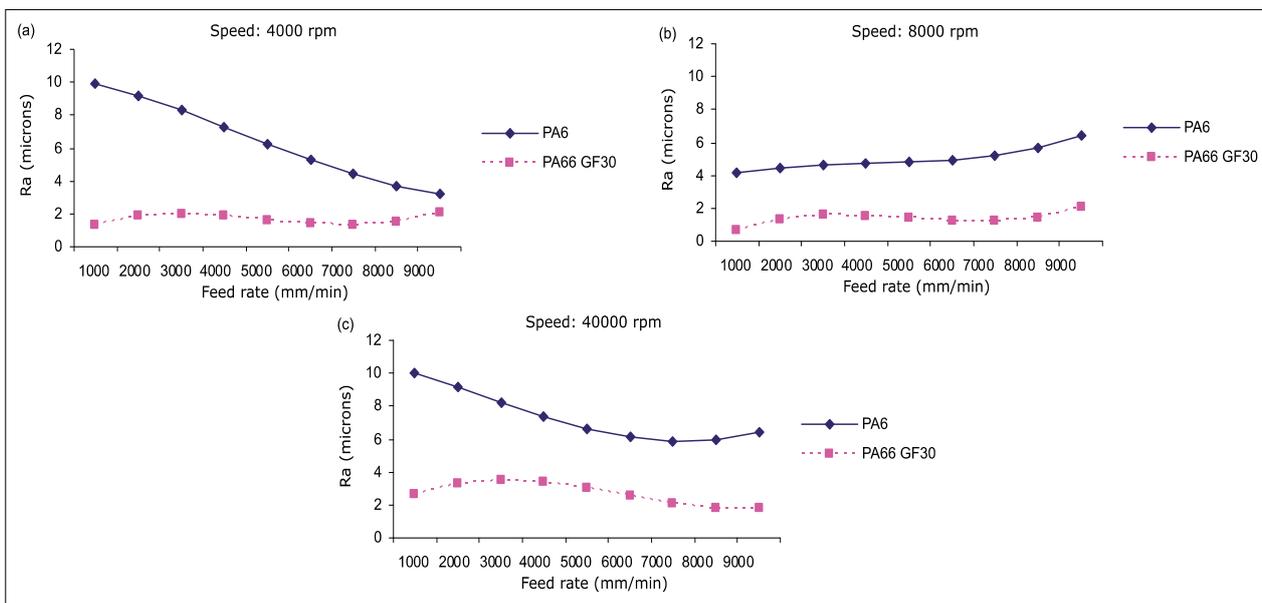


Figure I.26 Comparaison de la rugosité pour différentes vitesses de coupe [71].

Haouas et al [72] ont réalisé une étude concernant l'optimisation mono et multi-objective de l'usinage du polyamide (PA66-GF30%) en utilisant la méthode Taguchi-DEAR basée sur le rapport Signal/bruit. L'usinage est réalisé en tournage à sec suivant un plan de Taguchi L9. Les facteurs d'entrée étaient (V_c , f et a_p) et l'optimisation avait pour objectif de minimiser les paramètres de performance tels que ; (R_a , P_c et F_z) et maximiser le débit du copeau enlevé (DCE). Les résultats de l'optimisation mono-objective de Taguchi basée sur le rapport (S/N)



pour réduire chacun des paramètres (Ra), (Fz) et (Pc), sont : ($Vc= 206$ m/min, $f= 0,08$ mm/tr et $ap= 0,5$ mm) ; ($Vc= 206$ m/min, $f= 0,08$ mm/tr et $ap= 0,5$ mm) ; ($Vc= 80$ m/min, $f= 0,08$ mm/tr et $ap= 0,5$ mm) respectivement. La combinaison optimale pour la maximisation du DCE est : ($Vc= 206$ m/min, $f= 0,16$ mm/tr et $ap= 2$ mm). Les résultats de l'optimisation multi-objective en utilisant la méthode DEAR a abouti au (**Tableau I.8**) :

- Le régime de coupe pour le 1^{er} cas concernant la minimisation de (Ra , Fz et Pc) est : ($Vc= 80$ m/min, $f= 0,08$ mm/tr, $ap= 0,5$ mm).

- Par contre, pour le 2^{ème} cas, qui s'intéresse à la minimisation de (Ra , Fz et Pc) avec la maximisation du DCE en même temps est : ($Vc= 206$ m/min, $f= 0,08$ mm/tr et $ap= 0,5$ mm).

Finalement, les auteurs affirment que contrairement aux méthodes heuristiques, les méthodes (MCDM) n'ont pas besoin d'un modèle mathématique pour l'optimisation des conditions de coupe, il suffit seulement d'un plan d'expérience.

Tableau I.8 Régimes de coupe optimal trouvés par la méthode DEAR[72].

Cas	Combinaisons optimales			Valeurs correspondantes			Réponses réelles				MRPI
							Ra	Fz	Pc	DCE	
1 ^{er}	Vc_1	f_1	ap_1	80	0.08	0.5	1.4	16.480	21.97	-	-4.12
2 ^{ème}	Vc_3	f_1	ap_1	206	0.08	0.5	1.134	14.753	50.653	8.240	-3.45

Dans une autre étude similaire, Haouas et al [73] ont effectué une investigation qui s'intéresse à la modélisation des paramètres de performance suivie d'une comparaison entre trois méthodes d'optimisation (MCDM) à savoir ; (PSI, MABAC, et MAIRCA). Ces méthodes ont été appliquées en tournage du polyamide PA66-GF30% and PA66. La comparaison entre les régimes optimaux obtenus par les trois méthodes (PSI, MABAC et MAIRCA) montre que les valeurs des facteurs (Vc et f) sont restées les mêmes pour les deux polyamides ($Vc= 206$ m/min et $f= 0,08$ mm/tr). De plus, les deux méthodes (MABAC et MAIRCA) proposent un ap égale à 0,5 mm pour les deux polyamides, cependant la méthode PSI propose $ap= 2$ mm et $ap = 1$ mm pour les deux polyamides (PA66-GF30%) et (PA66) respectivement. Aussi, les résultats ont révélé que la méthode (PSI) a favorisé la maximisation du MRR pour les deux les polyamides, alors que les méthodes (MABAC et MAIRCA) ont favorisé la minimisation de (Ra , Fz , et Pc) (**Tableau I.9**).


Tableau I.9 Combinaisons optimales trouvées par (PSI, MABAC et MAIRCA)

	V_c	f	ap	Ra	F_z	P_c	MRR
PSI							
PA66-GF30%	206	0.08	2	1.23	36.57	125.59	32.95
PA66	206	0.08	1	1.031	20.365	70.074	16.484
MABAC							
PA66-GF30%	206	0.08	0.5	1.13	14.75	50.65	8.24
PA66	206	0.08	0.5	1.03	12.80	44.04	8.24
MAIRCA							
PA66-GF30%	206	0.08	0.5	1.13	14.75	50.65	8.24
PA66	206	0.08	0.5	1.03	12.80	44.04	8.24

GUPTA [74] ont proposé une étude d'usinabilité du polymère renforcés de fibres de verre unidirectionnels (UD-GFRP) lors du tournage. Le modèle orthogonal de Taguchi L18 est utilisé. Les six paramètres (**Tableau I.10**), à savoir le rayon du bec de l'outil, l'angle de coupe de l'outil, l'avance, la vitesse de coupe, l'environnement de coupe (sec, humide et refroidi) et la profondeur de coupe, sont choisis pour étudier leur effet sur les deux réponses de sorties telles que l'état de surface et le taux d'enlèvement de matière. Les auteurs font appel à la technique de l'analyse en composantes principales PCA afin de transformer les réponses corrélées en indices de qualité indépendants ou non corrélés appelés composantes principales. Les résultats expérimentaux montrent clairement que la rugosité de la surface augmente avec l'avance. Il s'avère que l'avance est le facteur le plus significatif, suivi de la profondeur et de la vitesse de coupe **Fig (I.27)**. L'avance = 0.2 mm/tr, la profondeur de passe=1.4 mm et la vitesse de coupe = 159.66 m/min donnent les valeurs optimales de la rugosité de surface $Ra = 1.498$ mm et du taux d'enlèvement de matière $MRR = 330.267$ mm³/s (**Tableau I.11**).

Tableau I.10 Paramètres de processus avec différents niveaux de fonctionnement.

Input parameters	Levels		
	Level 1	Level 2	Level 3
Tool nose radius/mm	0.4	0.8	NIL
Tool rake angle/°	-6	0	+6
Feed rate/(mm/rev)	0.05	0.1	0.2
Cutting speed/(m/min) & rpm	(55.42) 420	(110.84) 840	(159.66) 1210
Cutting environment	Dry (1)	Wet (2)	Cooled (3)
Depth of cut/mm	0.2	0.8	1.4

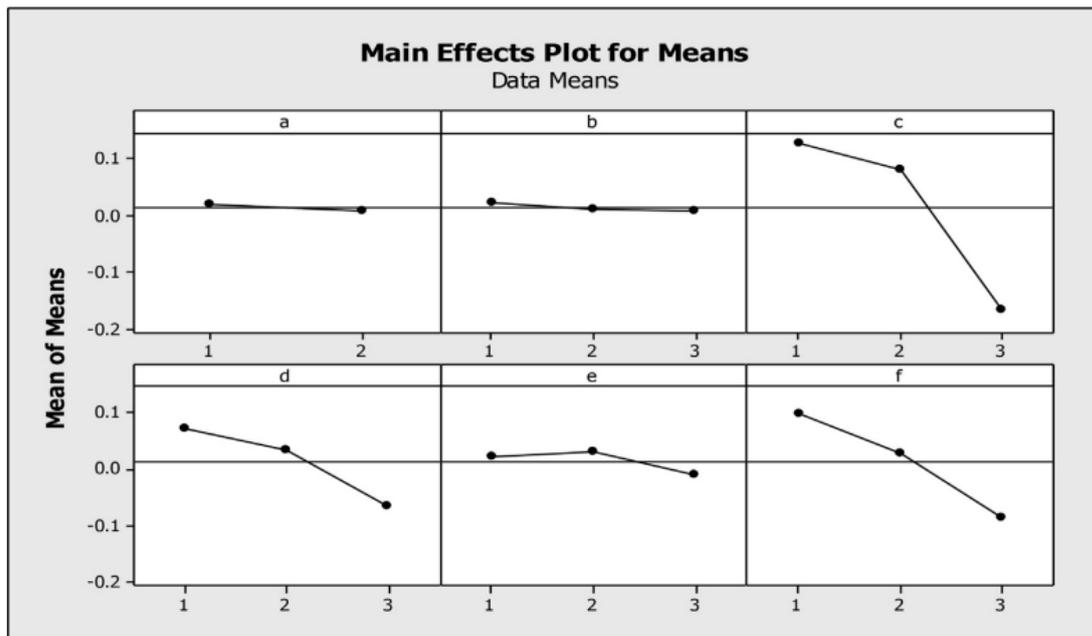


Figure I.27 Effets des paramètres de procédé sur PCA (Ra et MRR)

Tableau I.11 Paramètres et leurs niveaux sélectionnés (pour une rugosité de surface optimale, MRR et PCA).

Parameter designation	Process parameters	Optimal levels surface roughness	Optimal levels MRR	Optimal levels PCA
A	Tool nose radius	0.8 mm (the insignificant factor are set at economic levels)	0.8 mm (same)	0.8 mm (same)
B	Tool rake angle	0° (the insignificant factor are set at economic levels)	+6° (same)	+6° (same)
C	Feed rate	0.1 mm/rev	0.2 mm/rev	0.2 mm/rev
D	Cutting speed	110.84 m/min & 840 rpm	159.66 m/min & 1210 rpm	159.66 m/min
E	Cutting environment	Wet (the insignificant factor are set at economic levels)	Cooled (same)	Cooled (same)
F	Depth of cut	0.8 mm	1.4 mm	1.4 mm

De nombreuses méthodes d'optimisation des réponses multiples dans les processus d'usinage ont été étudiées, cet fois-ci A. Parida et al [75] ont proposé une nouvelle méthode d'optimisation basé sur la technique de préférence d'ordre par similarité à la solution idéale (TOPSIS) afin



d'optimiser le taux d'enlèvement de matière (MRR) et la rugosité de surface en considérant les trois paramètres, la profondeur de coupe (a_p), la vitesse de coupe (V_c) et l'avance (f).

Le principal avantage de cette méthode est qu'il n'est pas nécessaire de calculer des formulations de modélisation complexes ou des simulations de processus, ce qui prend beaucoup de temps et de matériel pour trouver la solution optimale. Au lieu de la formulation de modélisation complexe, un simple calcul statistique a été utilisé pour obtenir un résultat appréciable. Cette approche donne également des solutions beaucoup plus fiables car des valeurs expérimentales exactes sont utilisées pour représenter le processus. Les auteurs font une comparaison du tableau (I.12) du coefficient de proximité (CC_i) de la combinaison initiale de paramètres (v , f , d) et les contributions du tableau d'ANOVA tableau (I.13). Les résultats ont montré que la profondeur de coupe est un facteur qui a une grande influence sur l'augmentation du MRR et la diminution de R_a , suivi de la vitesse et de l'avance. Ils ont également noté un bon accord entre la valeur estimée (0,782267) et la valeur expérimentée (0,71686) en utilisant la méthode TOPSIS pour l'optimisation multi-réponse.

Le résultat expérimental pour le réglage optimal montre qu'il y a une amélioration considérable des caractéristiques de performance. Ainsi, l'utilisation de l'approche d'optimisation multi-réponse TOPSIS avec l'approche Taguchi est capable de résoudre n'importe quel type de problème d'optimisation.

Tableau I.12 Tableau de réponse du rapport moyen S/N pour le CC_i [75].

Symbol	Process parameters	Mean S/N ratio			Max.-min.	Rank
		Level 1	Level 2	Level 3		
v	Speed	-6.093	-5.184	-4.686	1.407	2
f	Feed	-4.835	-5.648	-5.480	0.813	3
d	Depth of cut	-8.640	-4.453	-2.870	5.769	1
		Total mean S/N ratio = -5.321 dB				

Tableau I.13 Tableau ANOVA [75].

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	% contribution
v	2	0.014202	0.014202	0.007101	6.24%
f	2	0.004299	0.004299	0.002150	1.89%
d	2	0.189207	0.189207	0.094603	83.24%
Error	2	0.019585	0.019585	0.009793	
Total	8	0.227294			

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni les contextes nécessaires à la compréhension de cette étude, et nous avons également fait référence à la méthode normalisée de la recherche scientifique, nous avons donc divisé ce chapitre en quatre (4) parties. La première fait un rappel des bases scientifiques et des mécanismes de la coupe des métaux tels que : la définition de



l'usinabilité des matériaux, l'évolution de l'usinabilité, les paramètres de coupe (la vitesse de coupe, la profondeur de coupe, la vitesse d'avance... etc.).

La seconde présente les connaissances générales sur le polyamide PA66, et les caractéristiques de fabrication des plastiques en général ainsi que la classification des polymères et leurs principaux critères de sélection.

La troisième partie présente la méthodologie de recherche scientifique y compris la démarche de la planification des expériences et les méthodes de modélisation et d'optimisation les plus utilisées dans les publications les plus récentes dans ce domaine, en plus de quelques méthodes classiques.

La quatrième partie traite l'état de l'art sur l'usinabilité des polymères et les techniques d'optimisation des conditions de coupe lors de l'usinage des polymères.

Le chapitre qui suit (chapitre II) présente l'ensemble des outils mis en œuvre pour une approche expérimentale scientifique et méthodique.

CHAPITRE II

Procédure Expérimentale

Ce chapitre, présente 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 présentées.



II.1. Introduction

ce chapitre, présente les différents équipements ainsi que les instruments de mesure utilisés pour la réalisation des expériences, pour évaluer le comportement du couple outil-matière en usinage. Un suivis des efforts de coupe générés, de la rugosité de surfaces obtenue, de la puissance de coupe consommée et de l'effort de coupe spécifique ont été enregistrés. Nous présentons en même temps le matériau polymère choisi dans cette étude, les outils de coupe utilisés, la procédure utilisée pour la planification des expériences et l'adaptation des conditions de coupe.

Toutes les expériences dans ce travail ont été réalisées au sein de l'équipe coupe des métaux du laboratoire (LMS), du département de GENIE MECANIQUE « UNIVERSITE DE 08 MAI 1945 ».

II.2. Equipements et instruments de mesure

Cette partie explore les équipements utilisés pour l'élaboration des expériences. Un banc d'essais compose d'un tour parallèle, équipé d'une plateforme **KISTLER** sert à l'acquisition des trois (03) composants des efforts de coupe et un rugosimètre pour enregistrer la rugosité de surface de la pièce usinée et enfin, un variateur de fréquence pour contrôler le nombre de tour par seconde de la machine et par conséquent la vitesse de coupe.

II.2.1 Machine-outil

Le tour parallèle Modèle SN 40C à 6,6 kW de puissance de la marque « TOS TRENCIN», **Fig (II.1)** a servi pour la réalisation des différents essais. Les fréquences de rotation et les avances disponibles sur ce tour sont présentées dans le (**Tableau II.1**).

Tableau II.1 Fréquences de rotation et les avances disponibles sur la machine-outil

Fréquences de rotation	de 0 à 2000tr/min (Sous variateur de fréquence)
Avances par tour	0,08; 0,10; 0,11; 0,12; 0,14; 0,16; 0,18; 0,20; 0,22; 0,24;...0,8... ; 6,4 mm/tr



Figure II.1 Tour parallèle modèle SN40.

Notre machine d'usinage est équipée d'un variateur de vitesse modèle ABB série ACS355 (*Figure II.2*). Il permet le contrôle du nombre de tour de la broche et le réglage des vitesses de coupe souhaitées qui ne sont pas disponibles dans la boîte des vitesses. Aussi, un capteur de vitesse (*Figure II.3*) a été utilisé afin de faire une estimation exacte du nombre de tour à réaliser.

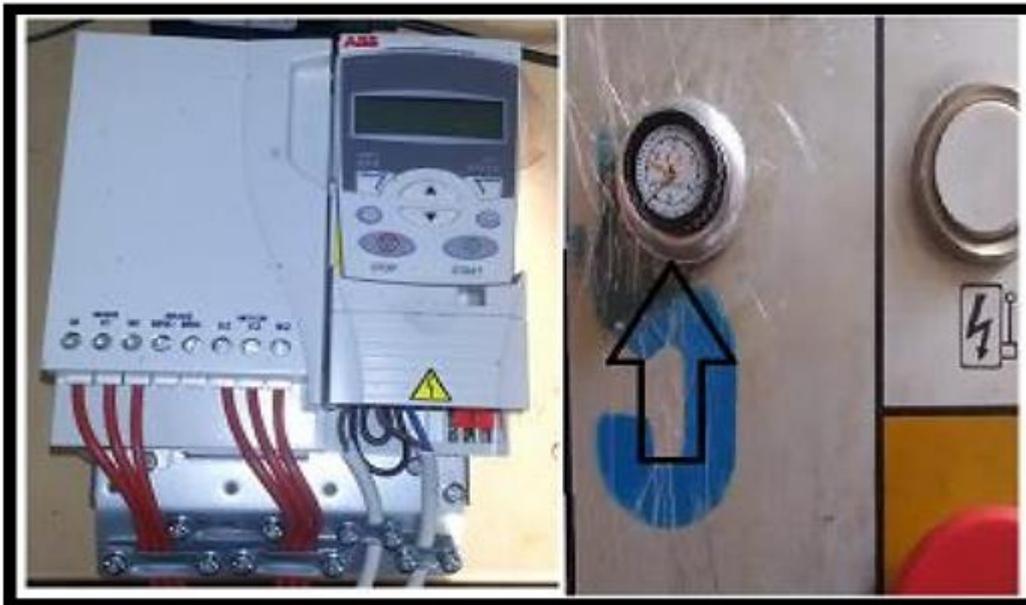


Figure II.2 Variateur de vitesse modèle ABB série ACS355.



Figure II.3 Capteur de vitesse.

II.1. 2 instruments de mesure

II.2. 2 Instrument de mesure des efforts de coupe (Dynamomètre)

Afin d'estimer les efforts de coupe lors de l'usinage de notre polymère, nous avons utilisé un dynamomètre « KISTLER 9257B », c'est un instrument très fiable pour la mesure des efforts de coupe en tournage (**Figure II.4**).



Figure II.4 Plateforme KISTLER

Il se compose de plusieurs éléments dont on cite : la table KISTLER (**Figure II.4**) repose sur des capteurs piézo-électriques (**Figure II.6**) relié à un amplificateur de signaux, lui-même relié à un micro-ordinateur doté d'un logiciel de traitement et d'une imprimante permettant de tracer les relevés des différents signaux.

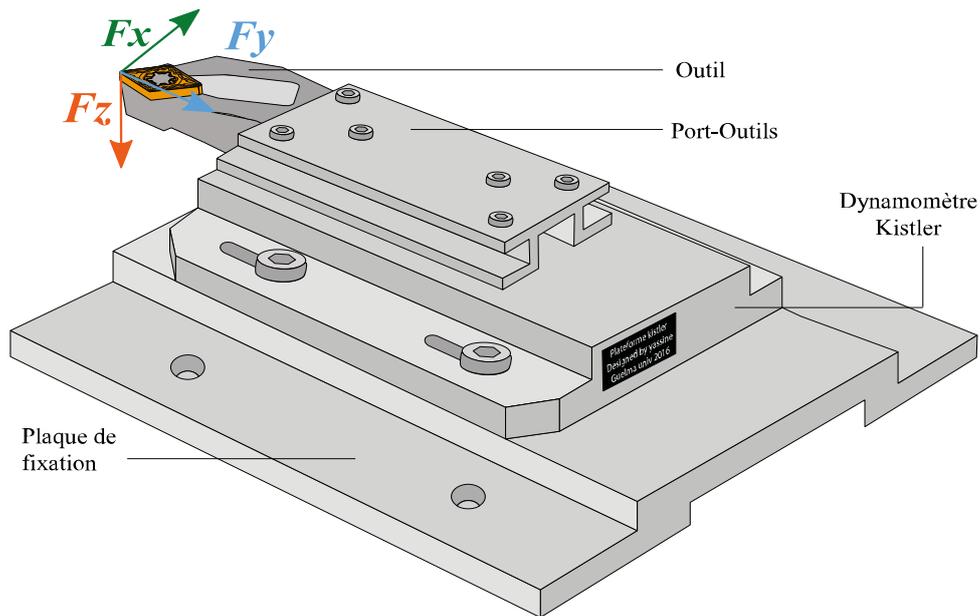


Figure II.5 Dynamomètre KISLER sur la tour

Les forces exercées sur la table KISTLER pendant l'usinage sont transformées en charges électriques par les capteurs piézoélectriques, puis amplifiées par l'amplificateur de signaux et transmises à l'ordinateur (PC) au moyen de la carte d'acquisition installée sur l'unité centrale. Un logiciel (DYNOWARE) analyse et traite ces signaux et présentés en trois profilés qui signifient les trois composants de la force produite pendant le processus de tournage :

- Effort axial : $F_x (Fa)$
- Effort radial : $F_y (Fr)$
- Effort tangentiel : $F_z (Fv)$.

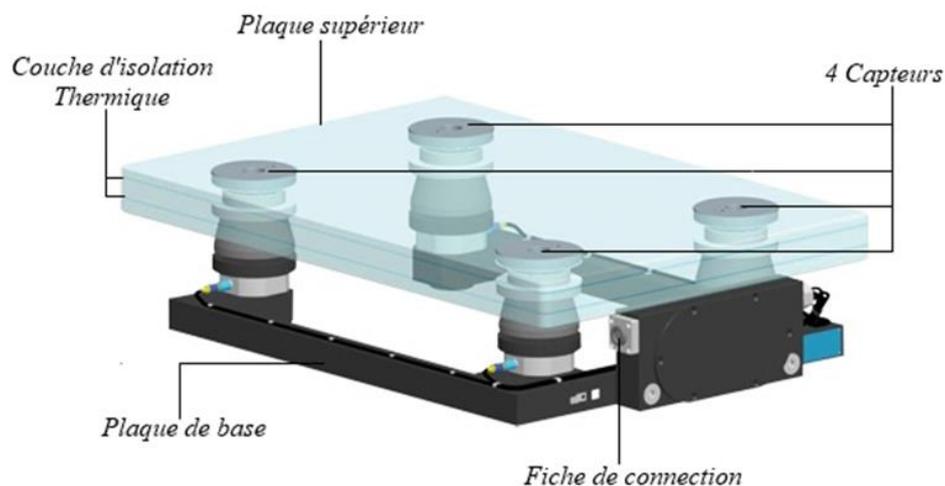


Figure II.6 Capteurs piézoélectriques



La **figure II.7** présente un exemple d'acquisition du logiciel (DYNOWARE) qui montre les profils des trois composants de l'effort de coupe (effort axial, effort radial et effort tangentiel) en fonction du temps d'acquisition

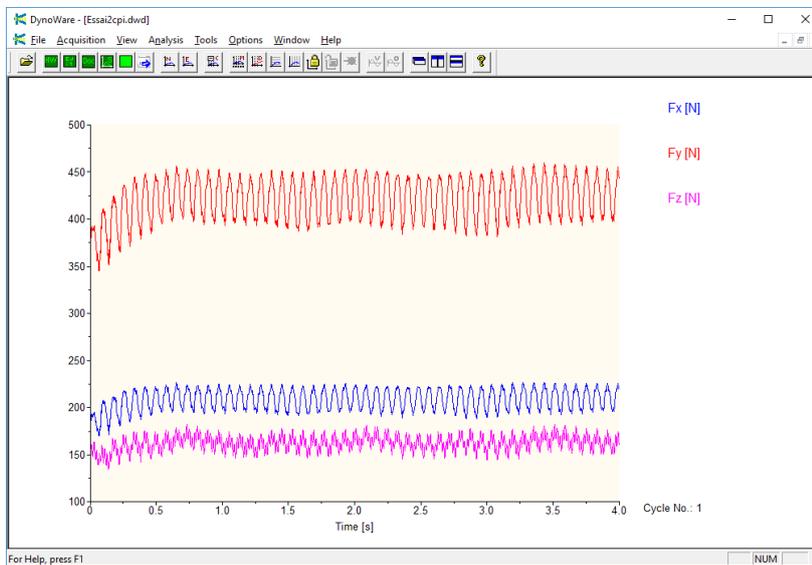


Figure II.7 interface logiciel DYNOWARE -acquisition des profils-

La **Figure II.8** présente la chaîne de mesure composant l'ensemble des équipements de la plate-forme Kistler.

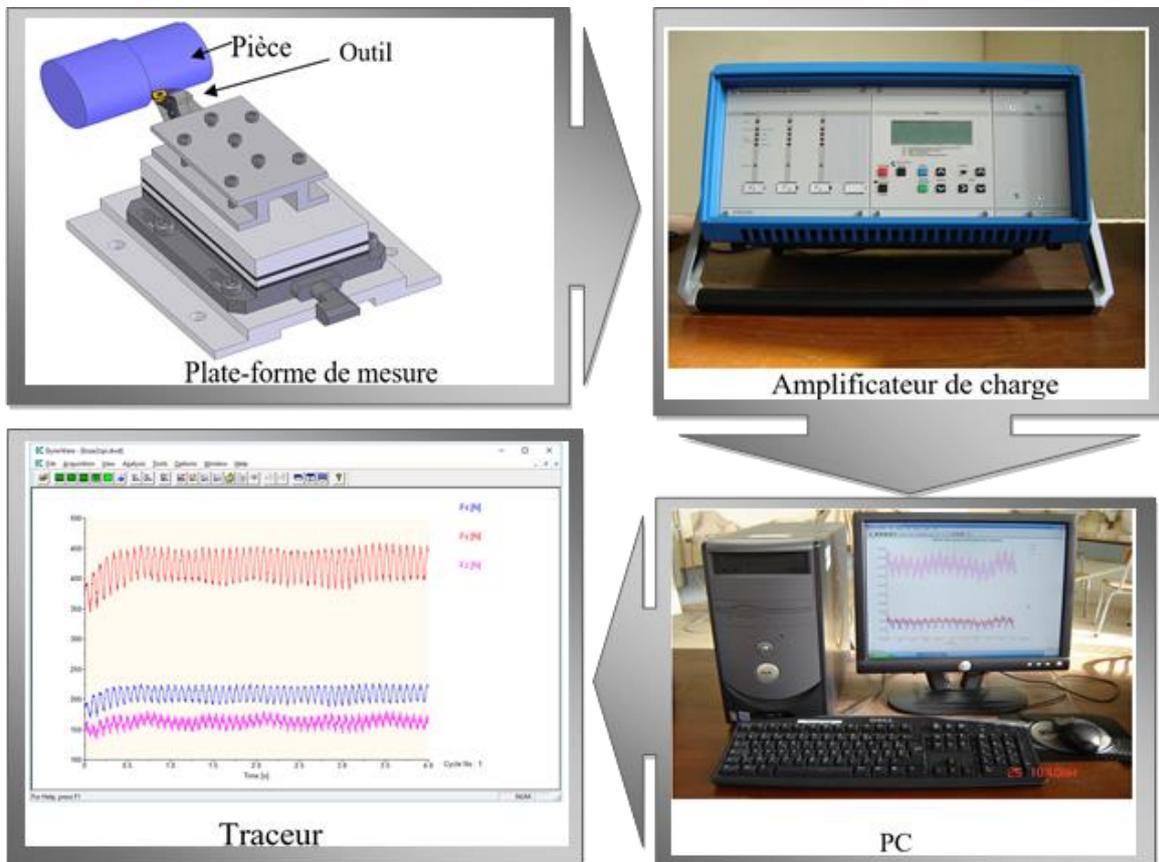


Figure II.8 procédé de mesure « efforts de coupe »



II.2.2.2 Instruments de mesure de la rugosité (Rugosimètre)

Nous avons utilisé un Rugosimètre SURFTEST 201 (MITUTOYO) Équipé d'un palpeur en diamant (sonde), de rayon de pointe de $5\mu\text{m}$ se déplaçant linéairement sur la surface de la pièce pour mesurer les différents critères de rugosité de surface (R_a , R_t et R_z). Afin d'éviter les erreurs de reprise et pour plus de précision, la mesure de la rugosité de surface a été réalisée directement sur la machine et sans démontage de la pièce comme le montre la figure II-9.

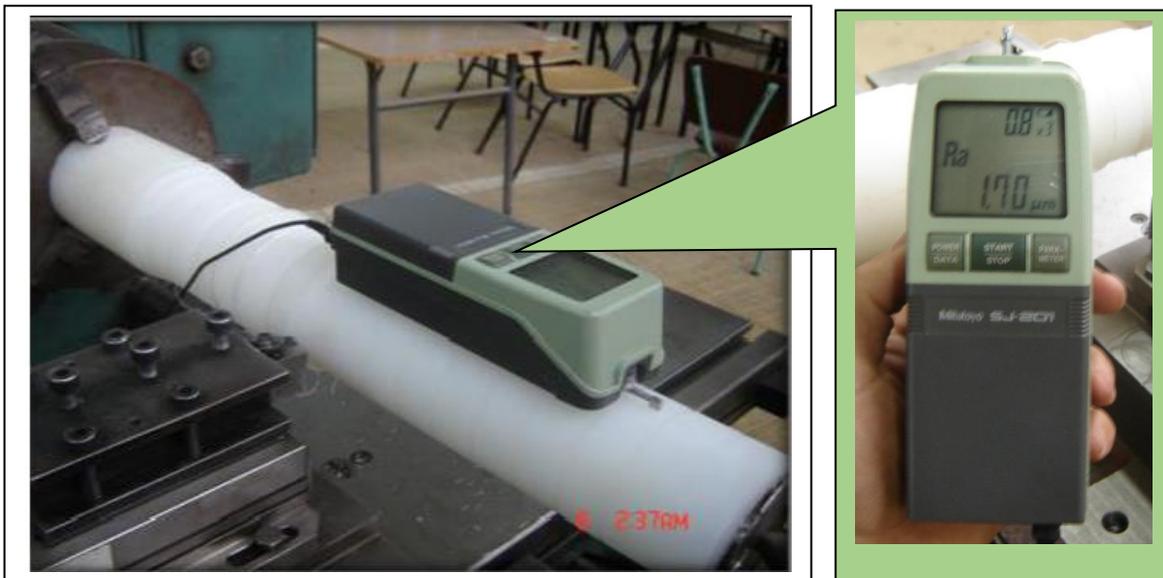


Figure II.9 Rugosimètre SurfTest 201 (Mitutoyo) en position de mesure.

II.2.2.3 Puissance de coupe et débit de copeau enlevé

La puissance consommée (P_c) dans les opérations d'usinage des pièces est un indicateur très important à suivre à cause de son impact sur le coût final d'un produit [76]. Cet indicateur mérite d'être évalué afin de pouvoir le minimiser dans les études d'optimisation. Le paramètre de sortie (P_c) représente la puissance consommée durant l'opération d'usinage. Il est calculé en se basant sur les efforts de coupe mesurés et la vitesse de coupe, Il est donné par la relation suivante :

$$P_c[\text{W}] = F_t \cdot V_c / 60 \quad (\text{II.1})$$

Pour le débit du copeau enlevé (Q), il représente un indice de productivité, plus sa valeur est élevée, plus l'usinage est rapide, ce qui a un effet sur le coût de l'opération d'usinage. Il est exprimé par l'équation II.02.

$$Q [\text{cm}^3 / \text{min}] = V_c \cdot f \cdot a_p \quad (\text{II.2})$$

II.3 Matériau à usiner

Le matériau utilisé dans les expériences est le polyamide PA6.6 qui est un polymère thermoplastique de couleur blanche. 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 [26], [77], [78]. Les éprouvettes utilisées possèdent un diamètre $d = 85$ mm et une longueur $l = 350$ mm avec plusieurs paliers de 20 mm de longueurs séparées par des gorges de 5 mm (**Figure II.10**). Toutes les caractéristiques Physiques et Thermiques pour le Polyamide PA6.6 sont données dans le **Tableau II**.

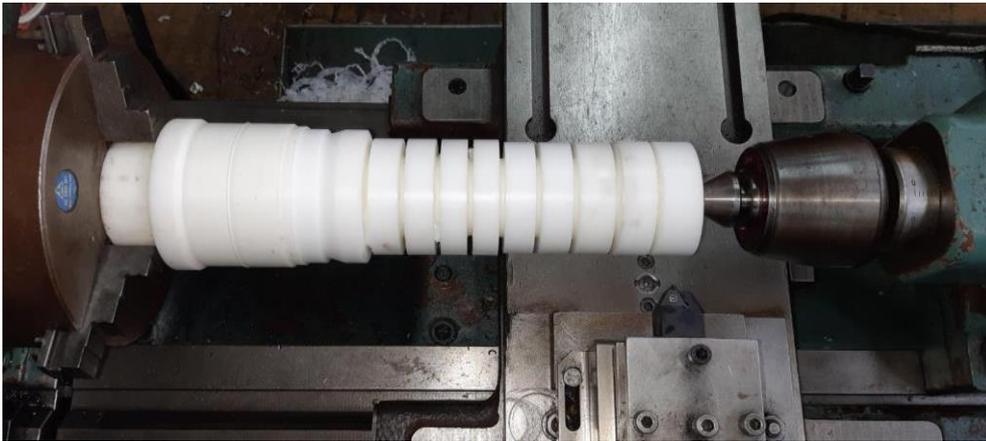


Figure II.10 Eprouvette utilisée pour différents essais.

Tableau II.2 Propriétés physiques et thermiques pour le polyamide PA6.6[26]

Propriétés Physiques	Norme	Unités	PA66
Dureté Shore, échelle D	ISO 868	-	80
Absorption d'eau à 23 [°C] HR 50 [%]	ISO62	[%]	8
Résistance de résilience Charpy (entaille)	ISO179/I eU	[KJ/m ²]	80
Résistance à la traction au point de rupture	ISO527	MPa	80
Module d'élasticité en traction	ISO527	MPa	3000
Densité	ISO1183-1	[g/cm ³]	1.15
Propriétés Thermiques			
Température maximum de fonctionnement pour quelques heures		[T°C]	≤180
Point de Fusion	ISO3146	[T°C]	220
Conductivité thermique		[W/°K.m]	0.23



II.4. Plaquettes de coupe et porte-outils

II.4.1. Plaquettes de coupe

Dans cette étude deux types de plaquettes ont été utilisées. Pour le plan de Taguchi L27, nous avons utilisé des plaquettes en carbure métallique non revêtues, amovibles et de forme carrée SPMR 120308 (**Fig II.11**). Concernant les essais pour le plan de Taguchi L16, nous avons utilisé deux plaquettes de coupe triangulaires TCMT16T308 et TCMT16T304 avec deux différents rayons du bec ($r_1=0,4\text{mm}$ et $r_2=0,8\text{mm}$). Chaque plaquette comporte un insert en diamant (PCD) (**Fig II.12**). Le Tableau II-3 montre la description dimensionnelle des plaquettes utilisées.



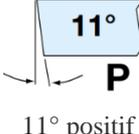
Figure II.11 Plaquette de coupe utilisée au plan de Taguchi L27



TCMT16T308, PCD TCMT16T304, PCD

Figure II.12 Plaquette de coupe utilisée au plan de Taguchi L16

Tableau II.3 Description dimensionnelle des plaquettes

Désignation	Forme de la plaquette	Angle de dépouille	Mode de fixation	Longueur de l'arête de coupe	Epaisseur de la plaquette	Rayon du bec $r\epsilon$
SPMR 120308	 S	 11° P 11° positif	 R - Brake	12	3,18	0,8
TCMT16T308, PCD	 60°	C = 7° Positive		16,5	T3=3,97	0,8
TCMT16T304, PCD		C - 7°		16,5	T3=3,97	0,4



Abmessungen / Dimensions (mm)				
TC...	ℓ	$\varnothing d$ (IC)	s	d_1
0902...	9,62	5,56	2,38	2,5
1102...	11,0	6,35	2,38	2,8
16T3...	16,5	9,525	3,97	4,3

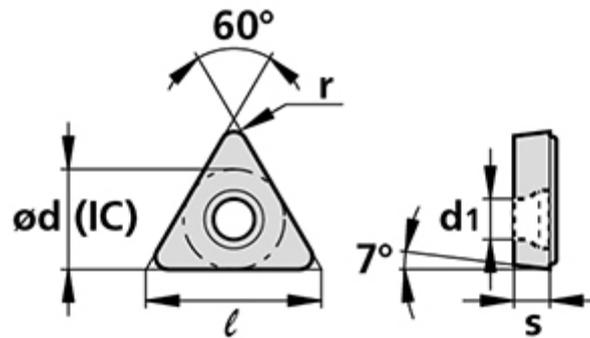


Figure II.13 géométries du plaquette TCMT16T03

II.4.2. Porte-outils

Pour la réalisation des essais, nous avons utilisé deux porte-outils, le premier a été réservé à la réalisation des essais pour le plan L27 dont la désignation est CSDPN2525M12 (Fig II.13), avec une géométrie positive. Les caractéristiques de ce porte-outil sont indiquées au Tableau (II.4). Le porte-outil utilisé pour les essais du plan L16 est de désignation STECR 2525M16 (Fig II.14).

Tableau II.4 Caractéristiques de porte plaquette utilisée pour le plan L27

CSDPN2525M12	H	HF	B	LF	LH	WF	GAMP	GAMF	MIID
	25.0	25.0	25.0	150.00	30.0	12.50	0.0	6.0	SPMR 120308



Figure II.13 Porte outil utilisé pour les essais L27.



Figure II.14 Porte outil utilisé pour les essais L16.

II.5. Planification des expériences et conditions de coupe

Dans un processus d'usinage les paramètres de coupe (V_c , f , a_p), la lubrification, la dureté de la pièce, la nuance de la plaquette de coupe ainsi que la géométrie de la partie active de l'outil (α , γ , λ , χ , r_ϵ), sont considérées comme des paramètres d'entrée. Les efforts de coupe, la durée de vie de l'outil, la rugosité de surface, les vibrations, le volume du copeau enlevé et la puissance consommée représentent les éléments de sortie. Les essais d'usinage réalisés dans cette étude ont été exécutés suivant la planification des expériences (Fig II.15).

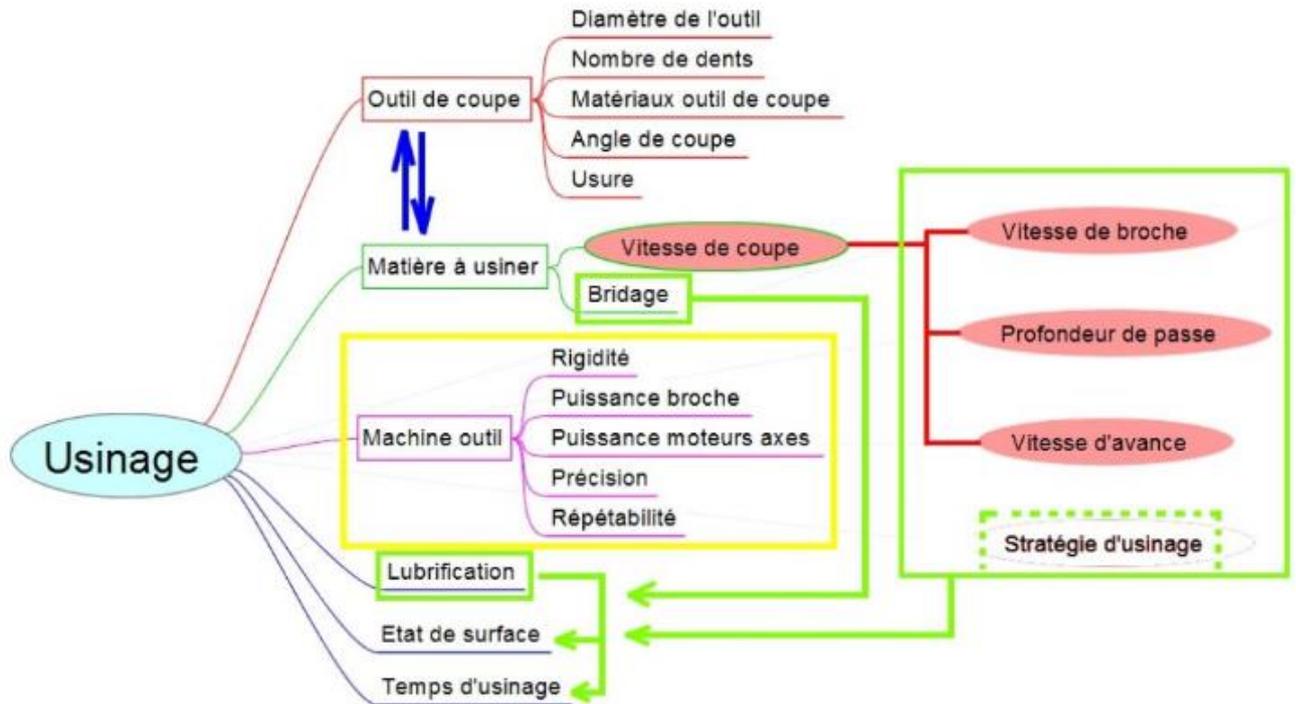


Figure II.15 Procéssus d'usinage.

✓ Procédure de planification des expériences

Cette méthode permet d'organiser et de mener des expériences de manière optimale, afin d'obtenir des modèles mathématiques pour simuler le processus de coupe. La stratégie consiste d'abord à déterminer le nombre d'essais nécessaires. Le nombre d'essais dépend des facteurs de base (facteur d'entrée) et les niveaux de variation de chaque facteur. Dans notre étude, une première série d'essai a été réalisée suivant le plan de Taguchi L27. Nous avons considéré l'influence de trois facteurs de base (ap, V_c et f) sur les différents facteurs (rugosité de surface, efforts de coupe, puissance de coupe et débit de copeau enlevé). Par contre, pour la deuxième série d'expérience, quatre (04) facteurs d'entrée (ap, V_c , f et r) ont été adoptés lors de l'usinage du polyamide avec un outil en diamant (PCD). Le plan de Taguchi L16 a été choisi.

La table orthogonale standard L_{27} (3^3) de Taguchi à 27 lignes correspondant au nombre d'essais, il a été adoptée pour le choix du plan pour la première série d'expérience (**Tableau II.5**). Les facteurs et leurs interactions sont assignés aux 13 colonnes. En effet, la première colonne de la table a été assignée à la vitesse de coupe (V_c), la seconde à l'avance (f) et la cinquième à la profondeur de passe (ap).

Tableau II.5 Table orthogonale de Taguchi L27 (3³)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
01	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
02	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2
03	1	1	1	1	3	3	3	3	3	3	3	3	3
04	1	2	2	2	1	1	1	2	2	2	3	3	3
05	1	2	2	2	2	2	2	3	3	3	1	1	1
06	1	2	2	2	3	3	3	1	1	1	2	2	2
07	1	3	3	3	1	1	1	3	3	3	2	2	2
08	1	3	3	3	2	2	2	1	1	1	3	3	3
09	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



La matrice de planification de 27 lignes et 04 colonnes montre les combinaisons possibles des trois facteurs codifiés qui forment les régimes de coupe sous une matrice de planification tableau (II.6).

Tableau II.6 le plan L27 sous une Matrice de planification

N° d'essai	Facteurs		
	Vc [m/min]	f [mm/tr]	ap [mm]
	Valeurs codifiées des facteurs		
	X ₁	X ₂	X ₃
1	-1	-1	-1
2	-1	-1	0
3	-1	-1	+1
4	-1	0	-1
5	-1	0	0
6	-1	0	+1
7	-1	+1	-1
8	-1	+1	0
9	-1	+1	+1
10	0	-1	-1
11	0	-1	0
12	0	-1	+1
13	0	0	-1
14	0	0	0
15	0	0	+1
16	0	+1	-1
17	0	+1	0
18	0	+1	+1
19	+1	-1	-1
20	+1	-1	0
21	+1	-1	+1
22	+1	0	-1
23	+1	0	0
24	+1	0	+1
25	+1	+1	-1
26	+1	+1	0
27	+1	+1	+1

L'usinage a été réalisé sans lubrification sous les conditions de coupe indiquées dans le **Tableau (II.7)**



Tableau II.7 Condition de coupe pour le plan de Taguchi L27

Condition de coupe	Facteurs	Valeurs
Usinage à sec	Vc (m/min)	200 ; 280 ; 380
	ap (mm)	1 ; 1.5 ; 2
	f (mm/tr)	0,08 ; 0,16 ; 0,24

Concernant la deuxième série d'expérience, notre polymère est usiné avec un outil en diamant (PCD). L'influence des quatre (04) facteurs de base (Vc, f, ap, r) ont été examinés sur les différentes fonctions d'optimisation (rugosité de surface, efforts de coupe et puissance de coupe). On a un plan de divers niveaux, pour les 3 facteurs (Vc, f et ap) nous avons 04 niveaux de variation et 02 niveaux de variation d'un seul facteur qui est le rayon du bec (r). Alors le plan qu'on va utiliser est L16 ($4^3 2^1$), et ça signifie que le plan comporte 16 essais 3 facteurs à 4 niveaux et 1 facteur à 2 niveaux. La matrice de planification est illustrée dans le (**Tableau II.8**) selon le plan de Taguchi (L16). Nous tenons à préciser que tous les niveaux des facteurs d'entrée ont été choisis dans les intervalles recommandés par le fabricant d'outil de coupe (Sandvik Company).



Tableau II.8 Planifications des expériences pour le plan de Taguchi (L16).

N° d'essais	Valeurs des facteurs d'entrée			
	Vc (m/min)	f (mm/tr)	ap (mm)	r (mm)
1	250	0,08	0,5	0,4
2	250	0,12	1	0,4
3	250	0,16	1,5	0,8
4	250	0,2	2	0,8
5	300	0,08	1	0,8
6	300	0,12	0,5	0,8
7	300	0,16	2	0,4
8	300	0,2	1,5	0,4
9	350	0,08	1,5	0,4
10	350	0,12	2	0,4
11	350	0,16	0,5	0,8
12	350	0,2	1	0,8
13	400	0,08	2	0,8
14	400	0,12	1,5	0,8
15	400	0,16	1	0,4
16	400	0,2	0,5	0,4

II.6 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

Analyse statistique et Modélisation RSM des paramètres technologiques lors l'usinage de PA 66

Ce chapitre, présente une étude statistique qui repose sur l'analyse de la variance ANOVA et l'analyse de régression, afin de déterminer les modèles mathématiques des différents phénomènes étudiés tels que : la rugosité de surface, les efforts de coupe, la puissance de coupe et le débit de coupeau. Le plan d'expérience utilisé est le plan de Taguchi pour les 27 essais L₂₇. Ainsi la valeurs de coefficient de corrélation et les constantes associées ont été calculées. Une comparaison entre les valeurs des paramètres de sortie obtenues par les modèles mathématiques de prédiction avec ceux trouvées expérimentalement a été faite.



III.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à une étude statistique basée sur l'analyse de la variance (ANOVA) afin de déterminer l'influence des facteurs d'entrée sur les différentes réponses. Cette partie est suivie par la détermination des modèles mathématiques des différents paramètres technologiques étudiés. Ces modèles permettent d'exprimer la relation entre les paramètres de coupe (V_c, f, ap) et les paramètres technologiques d'usinage (Rugosité de surface, Effort de coupe, pression spécifique, puissance de coupe et débit de copeau enlevé), lors de l'usinage de Polyamide PA66 avec un outil en carbure métallique. Les modèles trouvés permettent aussi d'optimiser le processus de coupe. Pour réaliser l'analyse de la variance (ANOVA) et pour déduire les constantes des différents modèles mathématiques ainsi que la présentation en 3D sous forme d'une surface de réponse (RSM), on a utilisé deux logiciels statistiques « *MiniTAB 18, Design-Expert 11* ». L'objectif de cette analyse est de déterminer les facteurs et les interactions qui ont un effet statistiquement significatif sur les paramètres technologiques d'usinage étudiés et de proposer des modèles mathématiques de prédiction pour chaque paramètre de sortie étudié.

La méthodologie de surface de réponse (RSM) est une procédure visant à déterminer une relation entre les paramètres indépendants du processus d'entrée et les données de sortie (réponses du procédé). Cette procédure comprend 6 étapes[79]:

- 1) Définir les variables d'entrée indépendantes et les réponses de sortie désirées,
- 2) Adopter un plan de conception expérimentale,
- 3) Effectuer une analyse statistique de la variance (ANOVA) des variables d'entrées indépendantes afin de trouver les paramètres les plus significatifs qui affectent la réponse,
- 4) Effectuer une analyse de régression avec le modèle quadratique de (RSM),
- 5) Déterminer la situation du modèle quadratique de (RSM) et enfin,
- 6) Optimiser, confirmer et vérifier les caractéristiques de performance prédites.

III.2. ANOVA ou l'Analyse de la variance

L'utilisation de la méthode d'ANOVA se révèle pertinente pour évaluer l'impact des facteurs d'entrée en se basant sur les résultats expérimentaux, notamment en utilisant la technique du plan d'expérience dans le contexte d'usinage. De plus, elle offre la possibilité d'interpréter les données de sortie obtenues.[80]. Son principe fondamental est de diviser la variation totale observée lors d'une expérience en composantes attribuables aux facteurs contrôlés et aux erreurs générées. La pertinence statistique des modèles de prédiction quadratiques est évaluée à l'aide des valeurs P et F de l'ANOVA.



- a. La valeur de P (P-value) est une probabilité (allant de 0 à 1)
 - De $0 > P > 0,05$ le paramètre est insignifiant (Non significiant)
 - De $P < 0,05$ le paramètre est significiant
- b. L'équation somme des carrés « SC » est exploitée afin d'estimer le carrée de la déviation de la moyenne en générale

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

Où : $(\bar{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$:

- \bar{y}_i la moyenne de la réponse ;
- f le facteur ;
- N nombre d'expériences,
- N_{nf} : Niveau pour chaque facteur f .

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

$$MC_i = \frac{SS_i}{df_i} \dots \dots \dots (III-2)$$

- d. Afin de vérifier l'adéquation du modèle, l'indice *F-value* est utilisé avec la base que les valeurs de *F*-calculées devraient être plus élevés que ceux obtenus à partir du *F*-tableau.

$$F_i = \frac{MC_i}{MC_e} \dots \dots \dots (III-3)$$

Avec : MC_e les carrés moyens des erreurs.

- e. Cont% ou (*Contribution en %*), présente la contribution des facteurs en (%) sur le totale, il sont analysé pour évaluer le degré d'influence sur le résultat

$$Contribution\ en\ \% = \frac{SC_f}{SC_T} \times 100 \dots \dots \dots (III-4)$$

III.3 l'Analyse de régression

La méthode statistique en question vise à analyser la relation ou l'association entre une variable dépendante spécifique et une ou plusieurs variables indépendantes. Cette relation concerne les conditions de coupe, telles que la vitesse de coupe (V_c), la vitesse d'avance (f) et la profondeur de passe (ap), en tant que variables d'entrée, et la variable de sortie (Y), qui représente un aspect spécifique de l'usinabilité ou les paramètres technologiques d'usinage.

$$Y = f(V_c, ap, f) \dots \dots \dots (III-5)$$



Il est proposé de faire une approximation des valeurs Y à l'aide d'un modèle mathématique quadratique, convient à l'étude des effets d'interaction des paramètres de coupe. Le modèle mathématique de second ordre, basé sur la méthode de régression générale, est formulé comme suit :

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i X_i + \sum_{ij}^k b_{ij} X_i X_j + \sum_{i=1}^k b_{ii} X_i^2 + \varepsilon_{ij} \quad \text{(III-6)}$$

$$\varepsilon_{ij} = y_{ij} - \bar{y}_{ij} \quad \text{(III-7)}$$

- b_0 signifie terme constant de l'équation de régression,
- $b_1, b_2 \dots b_k$ sont les termes linéaires
- b_{11}, b_{22}, b_{kk} les termes quadratique
- b_{12}, b_{13}, b_{k-1} les termes d'interaction.
- X_i Les facteurs d'entrée (Vc, ap, f)
- ε_{ij} est l'erreur d'ajustement pour du modèle.
- y_{ij} l'observation des essais
- \bar{y}_{ij} la valeur ajusté.

R^2 :Le coefficient de détermination défini par la relation (III-8) :[81]

$$R^2 = \frac{\sum(y_i - \bar{y})^2}{\sum(\bar{y}_i - \bar{y})^2} \quad \text{(III-8)}$$

y_i : Valeur de la réponse calculée à la $i^{ème}$ expérience

\bar{y}_i : Valeur mesurée à la $i^{ème}$ expérience

\bar{y} : Valeur moyenne des réponses mesurées

Pour évaluer la validité du modèle, une analyse de variance (ANOVA) est utilisée pour examiner la signification et l'adéquation du modèle qui est considérée valide supérieure ou égale 95% [82].

III.4. Résultat des expériences

Le *Tableau III.* présente les résultats expérimentaux correspondants aux efforts de coupe (Fa, Fr, Ft), la rugosité de surface (Ra, Rt et Rz), la puissance de coupe (Pc), la pression spécifique (Kc) et le débit de coupe (Q). Ces résultats sont obtenus suite aux différentes combinaisons des conditions de coupe (matrice de planification des expériences pour un plan $L27$ de Taguchi), lors de tournage de polyamide PA66.



Tableau III.1 les valeurs des réponses (Fa, Fr, Ft, Ra, Rt, Rz, Kc, Pc, Q) en fonction des paramètres coupe (A:Vc, B:f, C:Ap) lors de l'usinage de polyamide PA66.

Std	Factors			Responses								
	A:Vc m/min	B:f mm/tr	C:Ap mm	Fa N	Fr N	Ft N	Ra µm	Rt µm	Rz µm	Kc N/mm ²	Pc W	Q cm ³ /min
1	200	0,08	1	10,13	11,41	32,11	2,73	26,07	19,09	401,38	67,93	16,00
2	200	0,08	1,5	19,75	15,09	35,42	2,78	24,16	17,39	295,17	124,27	24,00
3	200	0,08	2	20,93	8,30	37,28	2,57	20,75	14,49	233,00	118,07	32,00
4	200	0,16	1	17,67	14,24	43,13	2,98	21,87	13,33	269,56	144,47	32,00
5	200	0,16	1,5	27,06	19,94	59,77	2,91	23,20	16,29	249,04	199,23	48,00
6	200	0,16	2	32,35	22,46	65,88	2,69	17,57	12,34	205,88	219,60	64,00
7	200	0,24	1	11,73	16,74	43,34	4,41	27,45	18,25	180,58	143,77	48,00
8	200	0,24	1,5	23,55	22,27	74,27	4,06	26,98	16,56	206,31	247,57	72,00
9	200	0,24	2	33,11	23,60	95,98	4,49	28,23	19,06	199,96	319,93	96,00
10	280	0,08	1	21,63	17,15	25,53	2,74	21,91	13,49	319,13	104,81	22,40
11	280	0,08	1,5	29,65	22,58	30,37	2,57	21,26	13,57	253,08	141,73	33,60
12	280	0,08	2	32,09	19,46	45,88	2,19	16,48	10,84	286,75	163,57	44,80
13	280	0,16	1	27,60	26,74	35,05	2,93	20,17	13,70	219,06	214,11	44,80
14	280	0,16	1,5	38,01	34,12	74,43	2,66	18,97	13,35	310,13	347,34	67,20
15	280	0,16	2	42,69	28,89	76,89	2,66	19,93	13,33	240,28	358,82	89,60
16	280	0,24	1	28,40	28,74	50,17	4,29	26,64	18,71	209,04	234,13	67,20
17	280	0,24	1,5	38,05	36,45	82,69	4,08	28,42	19,58	229,69	385,89	100,80
18	280	0,24	2	46,14	35,65	105,81	4,23	28,73	20,01	220,44	493,78	134,40
19	380	0,08	1	20,14	15,08	22,46	1,36	12,49	8,29	280,75	203,36	30,40
20	380	0,08	1,5	29,81	18,58	42,52	1,65	13,90	7,52	354,33	269,29	45,60
21	380	0,08	2	30,00	19,22	48,98	1,39	10,94	6,51	306,13	310,21	60,80
22	380	0,16	1	21,93	23,47	37,47	2,11	16,20	10,52	234,19	272,78	60,80
23	380	0,16	1,5	33,04	31,45	62,28	2,09	16,41	10,87	259,50	394,44	91,20
24	380	0,16	2	42,39	28,68	76,69	2,15	16,52	12,07	239,66	485,70	121,60
25	380	0,24	1	22,33	23,91	43,07	3,35	21,49	14,91	179,46	237,31	91,20
26	380	0,24	1,5	32,98	31,34	70,69	3,51	25,46	17,98	196,36	447,70	136,80
27	380	0,24	2	41,00	35,76	99,17	3,77	27,29	19,25	206,60	628,08	182,40
Min	200	0,08	1	10,10	8,30	22,46	1,40	10,90	6,51	179,50	67,93	16,00
Max	380	0,24	2	46,10	36,5	105,80	4,50	28,70	20,00	401,4	628,08	182,40



III.4.1. Analyse de la variance et modélisation pour l'effort axial F_a

L'analyse ANOVA de l'effort axial (F_a) (Tableau III-2), montre que la profondeur de passe (ap) est le facteur le plus important qui affecte (F_a), sa contribution est 46,35 %. Il est suivi par les produits (Vc^2), l'avance (f), la vitesse de coupe (Vc) et le terme carré (f^2) avec des pourcentages de contribution de (13,51 ; 10,15 ; 9.52 et 4,57) % respectivement. Les interactions à 2 facteurs ($Vc*f$, $Vc*ap$, $f*ap$) et le produit (ap^2) n'ont pas d'effets significatifs sur l'effort (F_a) ceci est illustré par la petite valeur de la contribution (2,97% et 1,33%).

Tableau III.2 Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort F_a

Source	DL	SomCar		CM ajust	Valeur F	Valeur P	Cont %	Remarks
		SomCar séq	ajust					
Modèle	9	2097,74	2097,74	233,08	14,40	0,000	88,40%	S
Linéaires	3	1566,70	1596,02	532,01	32,86	0,000	66,02%	S
Vc	1	225,91	260,68	260,68	16,10	0,001	9,52%	S
f	1	240,83	237,32	237,32	14,66	0,001	10,15%	S
ap	1	1099,96	1098,02	1098,02	67,83	0,000	46,35%	S
Carré	3	460,59	460,59	153,53	9,48	0,001	19,41%	S
Vc*Vc	1	320,52	320,52	320,52	19,80	0,000	13,51%	S
$f*f$	1	108,43	108,43	108,43	6,70	0,019	4,57%	S
$ap*ap$	1	31,63	31,63	31,63	1,95	0,180	1,33%	NS
Interaction à 2 facteurs	3	70,46	70,46	23,49	1,45	0,263	2,97%	NS
$Vc*f$	1	4,65	4,65	4,65	0,29	0,599	0,20%	NS
$Vc*ap$	1	0,01	0,01	0,01	0,00	0,980	0,00%	NS
$f*ap$	1	65,80	65,80	65,80	4,06	0,060	2,77%	NS
Erreur	17	275,20	275,20	16,19			11,60%	
Total	26	2372,94					100,00%	

III.4.1.1. Effets principaux pour F_a

Le Figure III expose les graphiques des effets principaux pour l'effort axial (F_a), il est claire que la pente de profondeur de passe (ap) est plus grande que les autres facteurs.

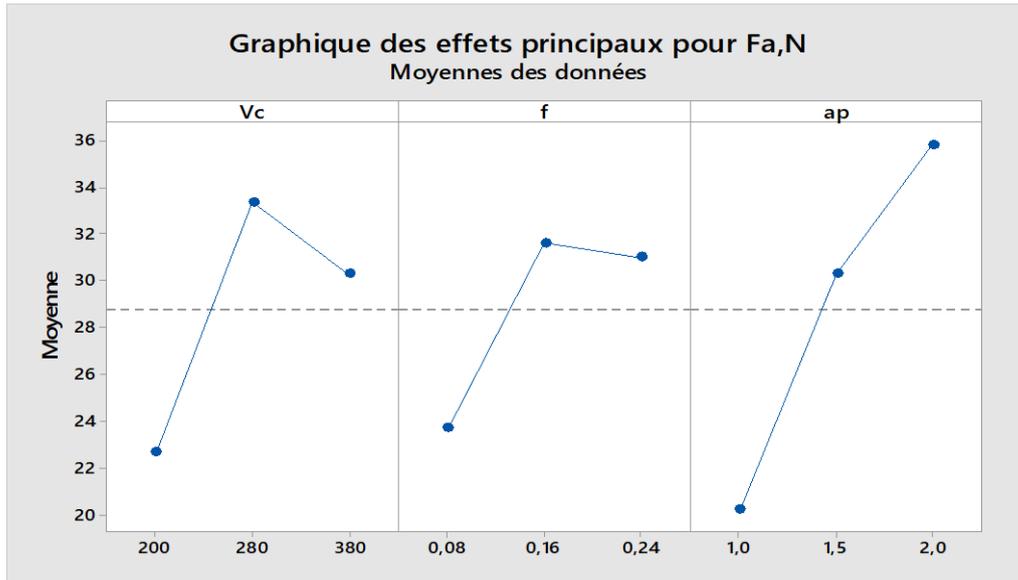


Figure III.1: Effet de conditions de coupe sur l'effort Fa

III.4.1.2. Analyse de régression pour Fa

La relation fonctionnelle entre la variable dépendante pour l'effort axial (Fa) et les variables indépendantes étudiées (Vc , f et ap) ont été exprimées par des équations de régression de 2ième ordre avec un coefficient de détermination ($R^2 = 88,40 \%$) correspondant à la précision de régression. Le modèle quadratique obtenu à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire l'effort de coupe axial (Fa) selon les intervalles des facteurs d'entrée étudiés. Le modèle obtenu est présenté par l'équation (III-9).

$$Fa [N] = -109,031 + 0,586Vc + 195,186 f + 33,632 ap - 0,001 Vc*Vc - 0,0862 Vc*f + 0,001 Vc*ap - 664,236 f*f + 58,542 f*ap - 9,184 ap*ap \dots \dots \dots (III-9)$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites pour l'effort (Fa) est exposé dans la Figure III.2 et la Figure III.3. L'analyse de résultats démontré que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont très proches, cela montre la précision de modèle trouvé, et montre aussi la normalité de la distribution de l'erreur.

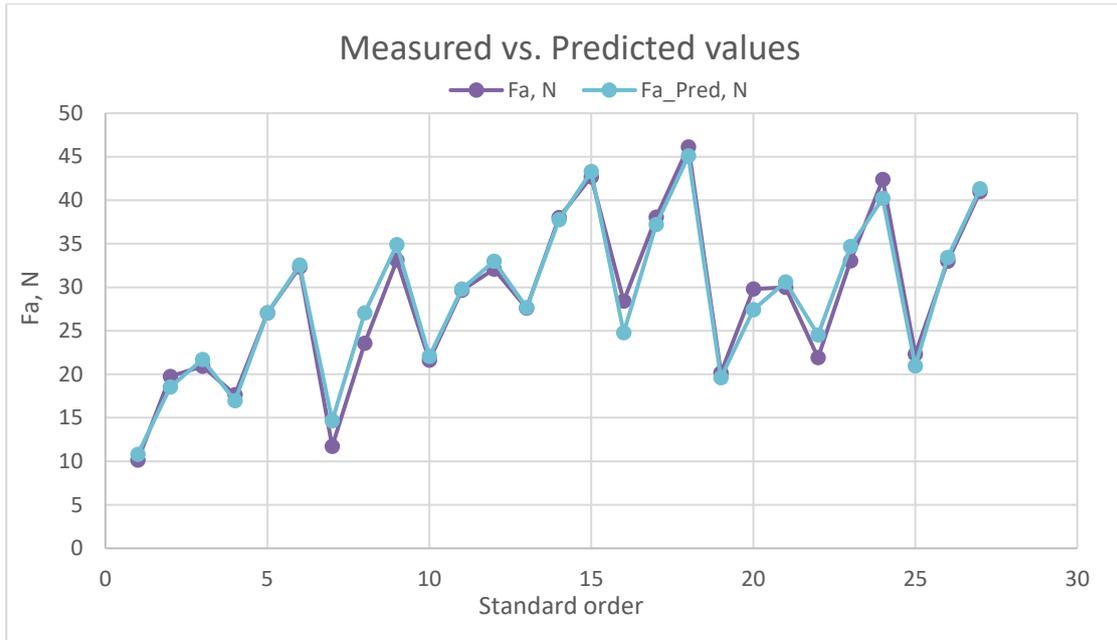


Figure III.2 Comparaison entre les valeurs mesurées et estimées pour l'effort Fa

Design-Expert® Software
Fa

Color points by value of
Fa :
48,14
10,13

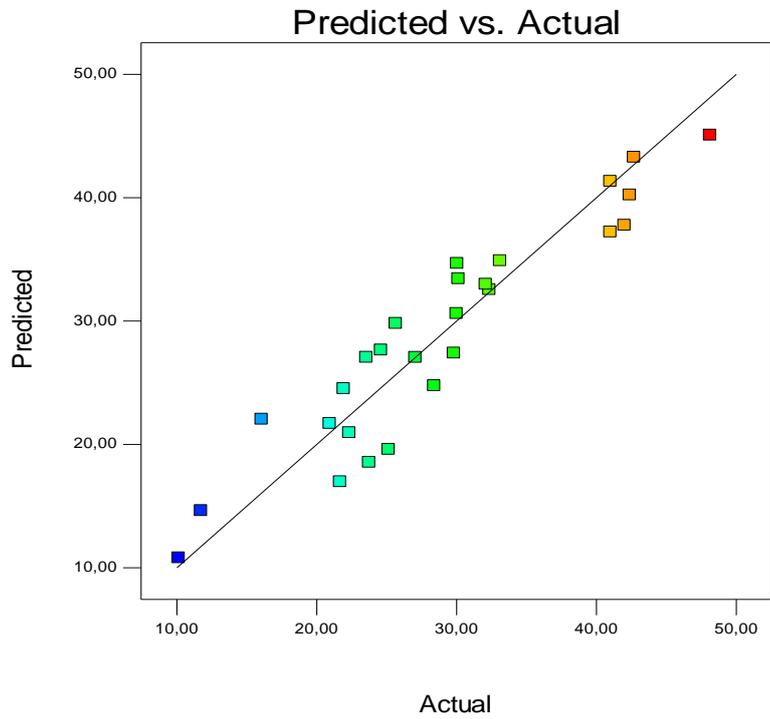


Figure III.3 Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour l'effort Fa

III.4.1.3 L'analyse de la surface de réponse et graphique des contours pour Fa

Le graphe de surface de réponse Figure III.4 représente les résultats de la surface de réponse (3D) de l'effort (Fa) en fonction des paramètres de coupe (Vc, f, ap). La **Figure III.4** présente aussi les contours en 2D, l'analyse des résultats confirme les résultats de l'ANOVA, on remarque que la pente de la profondeur de passe (ap) est importante, donc ce facteur (ap) possède l'effet le plus significatif sur la composante (Fa).

Les graphes de contour permettent de visualiser la surface de réponse (Fa), et aussi d'établir les valeurs de la réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

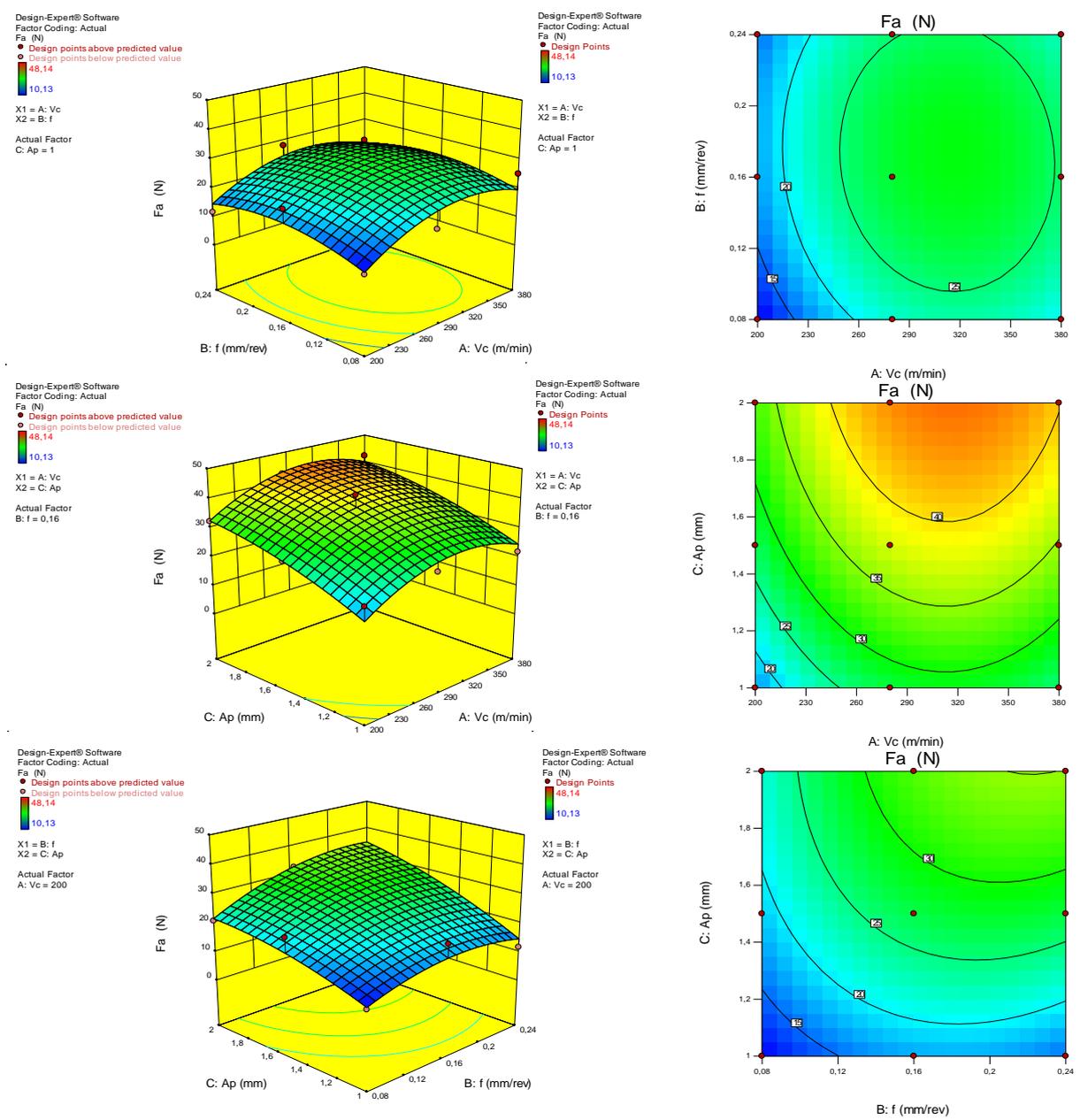


Figure III.4 Surfaces de réponse et contours pour l'effort Fa en fonction de (Vc, ap, f)



III.4.2. L'analyse de la variance et modélisation pour l'effort radial Fr

L'analyse ANOVA concernant l'effort radial (Fr) (Tableau III.3) montre que l'avance (f) est le facteur le plus important qui affecte (Fr). Sa contribution est de 41,16 %, suivie par le produit Vc^2 avec 18,79 % puis la vitesse de coupe (Vc) avec 16,89 % de contribution. Concernant la profondeur de passe (ap), sa contribution est de 7,05 % puis les produits (ap^2) et (f^2) avec des contributions respectives de 4,88% et 4,08%. Finalement, l'interaction ($f*ap$) est aussi significative avec une contribution de 2,65%.

Tableau III.3 Analyse de la variance pour l'effort Fr

Source	DL	SomCar séq	SomCar ajust	CM ajust	Valeur F	Valeur P	Cont%	Remrks
Modèle	9	1507,57	1507,57	167,508	52,04	0,000	96,50%	S
Linéaires	3	1017,24	1060,44	353,481	109,82	0,000	65,11%	S
Vc	1	263,94	299,64	299,635	93,09	0,000	16,89%	S
f	1	643,09	648,18	648,178	201,38	0,000	41,16%	S
ap	1	110,21	112,63	112,630	34,99	0,000	7,05%	S
Carré	3	433,52	433,52	144,506	44,90	0,000	27,75%	S
Vc*Vc	1	293,63	293,63	293,632	91,23	0,000	18,79%	S
f*f	1	63,70	63,70	63,700	19,79	0,000	4,08%	S
ap*ap	1	76,18	76,18	76,184	23,67	0,000	4,88%	S
Interaction à 2 facteurs	3	56,81	56,81	18,938	5,88	0,006	3,64%	NS
Vc*f	1	7,77	7,77	7,772	2,41	0,139	0,50%	NS
Vc*ap	1	7,67	7,67	7,675	2,38	0,141	0,49%	NS
f*ap	1	41,37	41,37	41,367	12,85	0,002	2,65%	NS
Erreur	17	54,72	54,72	3,219			3,50%	NS
Total	26	1562,29					100,00%	100,00%

III.4.2.1. Effets principaux pour l'effort Fr

La *Figure III* expose les graphiques des effets principaux pour l'effort (Fr), il est claire que l'influence de l'avance (f) est plus grand que la vitesse de coupe (Vc) et la profondeur de passe (ap) car elle possède la plus grande pente.

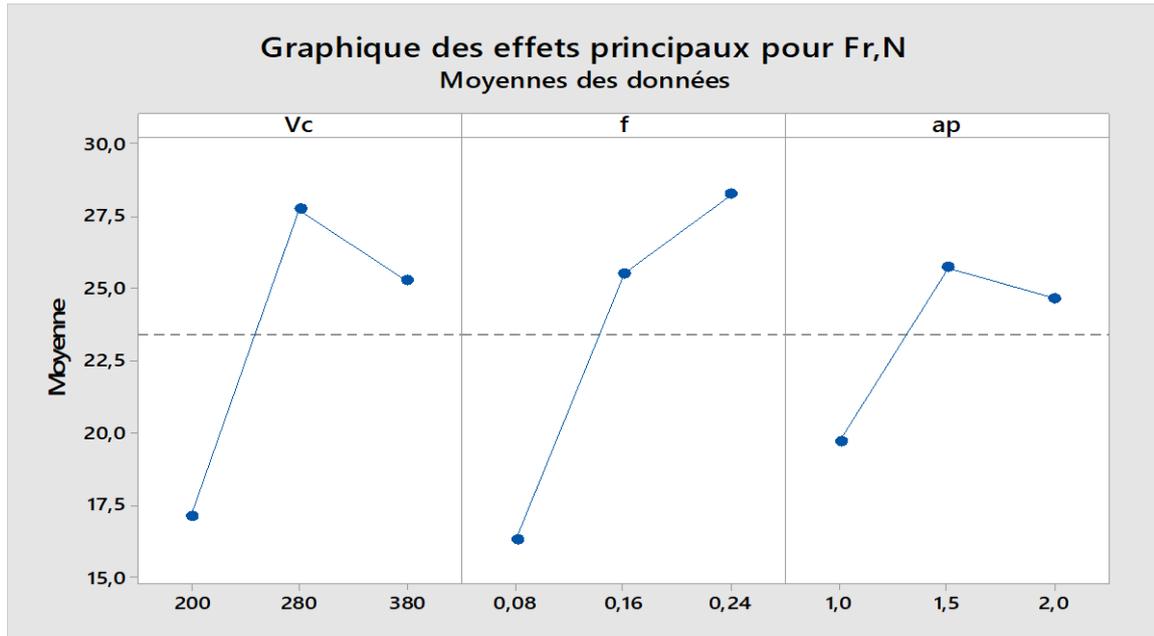


Figure III.5 Graphique des effets principaux pour l'effort Fr

III.4.2.2. L'analyse de régression pour Fr

La relation fonctionnelle entre la variable dépendante pour la composante dans le sens de l'effort (Fr) et les variables indépendantes étudiées (ap , f et Vc) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 89,86\%$), correspondant à la précision de régression. Le modèle quadratique obtenu (Eq.III-10) à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire l'effort radial (Fr) en fonction des facteurs d'entrée étudiés.

$$Fr[N] = -94,6 + 0,5091 Vc + 136,0 f + 35,20 ap - 0,000876 Vc * Vc - 509 f * f - 14,25 ap * ap + 0,1115 Vc * f + 0,0177 Vc * ap + 46,4 f * ap \dots \dots \dots (III-10)$$

La Figure III.6 et Figure III.7 sont ulistrent la comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites. L'analyse de résultats montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont très proches, Aussi, la Figure III.7 montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont proches de la ligne médiane pour les ensembles des expériences (avec une inclinaison de 45°), cela montre la précision du modèle trouvé.

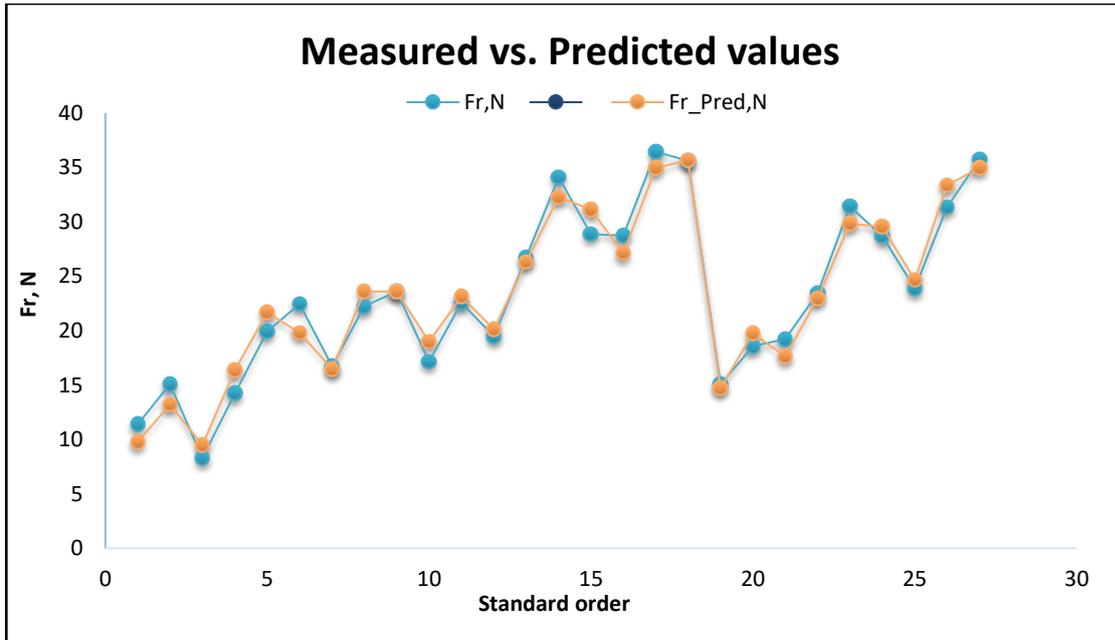


Figure III.6 Valeurs mesurées Vs prédites pour l'effort radial Fr

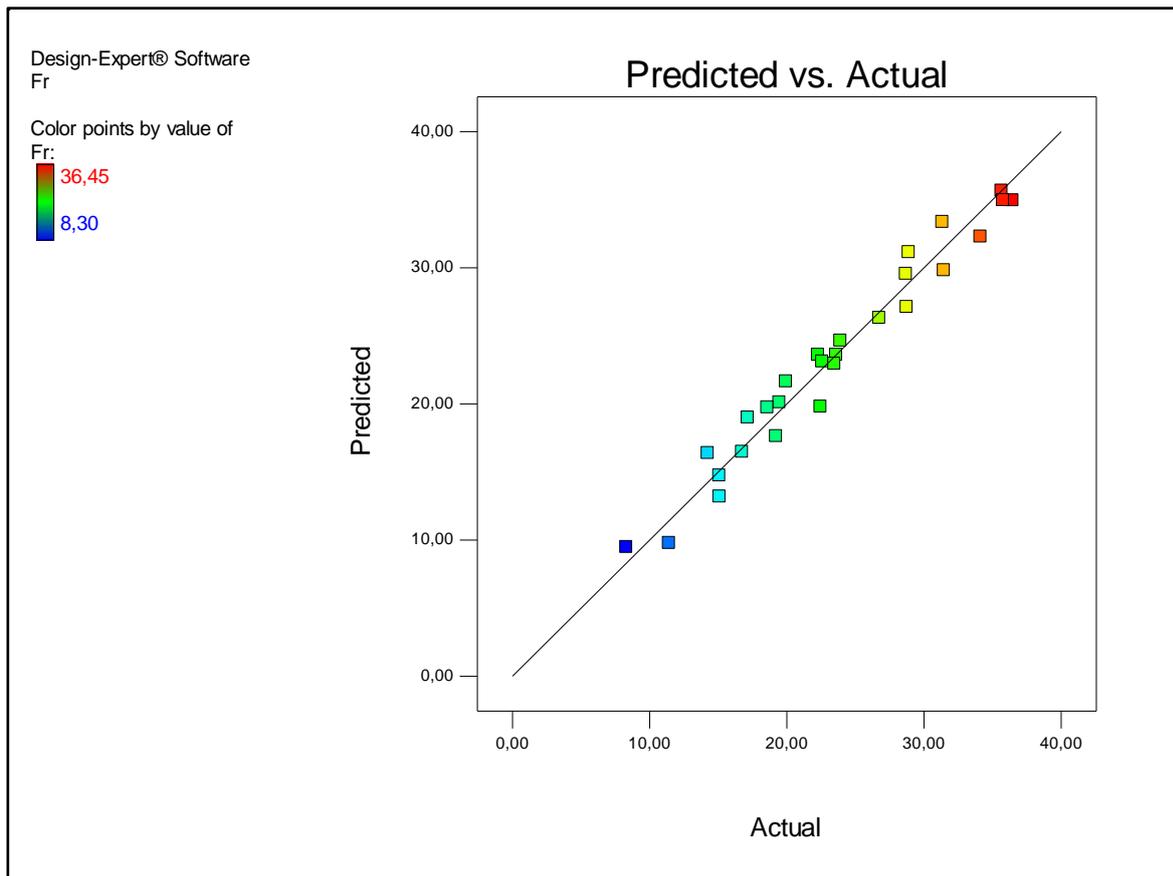


Figure III.7 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour l'effort Fr

III.4.2.3. L'analyse de la surface de réponse et graphique des contours pour Fr

Les graphiques des surfaces de réponse présentée dans la **Figure III-8** montre les résultats de la surface de réponse (3D) de l'effort (Fr), en fonction des paramètres de coupe (Vc, f, ap) ainsi que les contours en 2D. L'analyse des résultats confirme les résultats de l'ANOVA, on remarque que la pente de l'avance (f) est importante, donc ce facteur (f) possède l'effet le plus significatif sur la composante (Fr).

Les graphes de contour permettent de visualiser la surface de réponse (Fr), et aussi d'établir les valeurs de réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

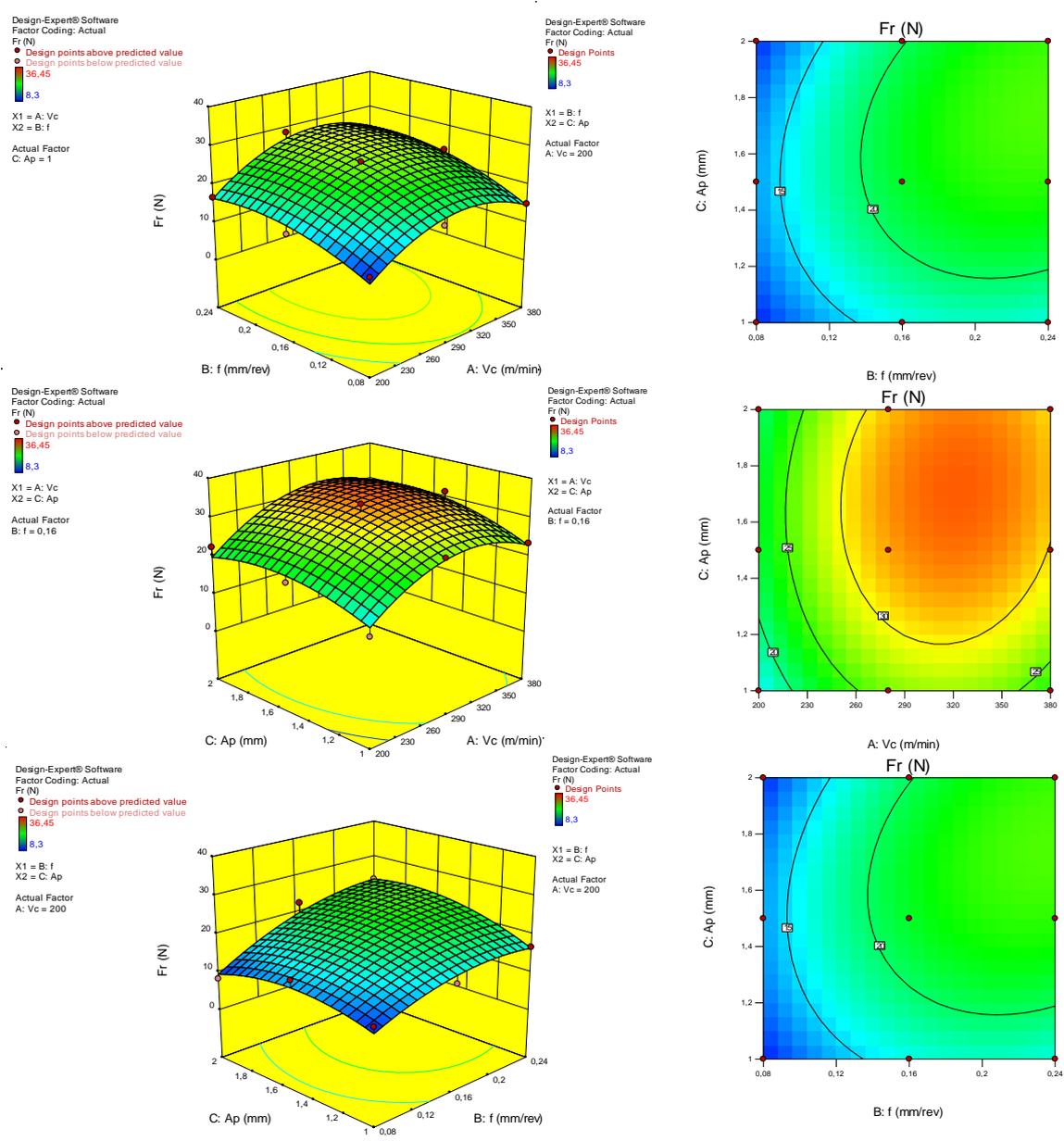


Figure III.8 Surface de réponse et le contour pour l'effort Fr en fonction de (ap ,Vc, f,)



III.4.3. L'analyse de la variance et modélisation de l'effort tangentiel F_t

Les résultats de l'ANOVA présentés au **Tableau III-4** montre que l'avance (f) est le facteur le plus important qui affecte (F_t), sa contribution est de 46.28%, suivie par la profondeur de passe (ap) avec la contribution de 39.96%, puis le produit ($f*ap$) avec 7.38 %. Concernant la vitesse de coupe (V_c) et les interactions (V_c*f) et ($V_c.ap$). ainsi que les termes carrés (V_c^2 , f^2 et ap^2) ils n'ont pas d'effets significatifs sur l'effort (F_t). Plusieurs chercheurs affirment que l'augmentation de la section du copeau ($f * ap$) conduit directement à l'augmentation des trois composantes de l'effort de coupe [83], [84]

Tableau III.4 L'analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort F_t

Source	D L	Som Car séq	Som Car ajust	CM ajust	Valeur F	Valeur P	Cont%	Remarks
Modèle	9	13810,9	13810,9	1534,54	58,46	0,000	96,87%	S
Linéaires	3	12306,3	12338,2	4112,73	156,69	0,000	86,32%	S
Vc	1	10,6	14,5	14,49	0,55	0,468	0,07%	NS
f	1	6598,7	6559,3	6559,33	249,90	0,000	46,28%	S
ap	1	5697,1	5764,4	5764,37	219,61	0,000	39,96%	S
Carré	3	307,3	307,3	102,43	3,90	0,027	2,16%	S
Vc*Vc	1	77,7	77,7	77,74	2,96	0,103	0,55%	NS
f*f	1	111,1	111,1	111,05	4,23	0,055	0,78%	NS
ap*ap	1	118,5	118,5	118,49	4,51	0,049	0,83%	S
Interaction à 2 facteurs	3	1197,3	1197,3	399,09	15,20	0,000	8,40%	S
Vc*f	1	12,5	12,5	12,47	0,47	0,500	0,09%	NS
Vc*ap	1	133,1	133,1	133,11	5,07	0,038	0,93%	S
f*ap	1	1051,7	1051,7	1051,69	40,07	0,000	7,38%	S
Erreur	17	446,2	446,2	26,25			3,13%	
Total	26	14257,1					100,00%	

III.4.3.1. Effets principaux pour F_t

La **Figure III.9** illustre les graphiques des effets principaux pour l'effort (F_t), il est clair que l'influence de l'avance (f) est la plus importante car elle possède la plus grande pente. Elle est suivie par la profondeur de passe (ap). Ces deux facteurs représentent la section du copeau à enlever.

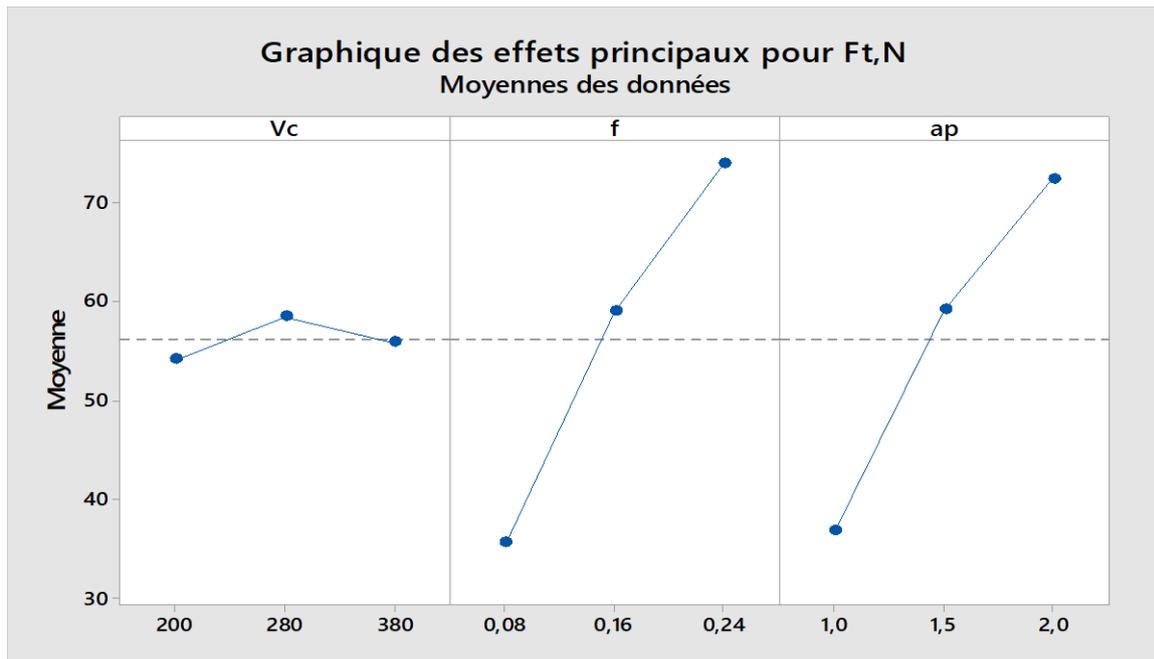


Figure III.9 Graphique des effets principaux pour l'effort Ft

III.4.3.2 L'analyse de régression pour Ft

La relation fonctionnelle entre la variable dépendante pour la composante dans le sens de vitesse de coupe, ou l'effort tangentiel (F_t) et les variables indépendantes étudiées (V_c , f et ap) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 96.87\%$) correspondant à la précision de régression. Le modèle quadratique obtenu à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire l'effort de coupe (F_t). Le modèle obtenu, présente l'évolution de l'effort de coupe (F_t) en fonction de (V_c , f , et ap) est présenté par l'équation (III-11).

$$F_t \text{ [N]} = -43,7 + 0,183 V_c + 144 f + 30,3 ap - 0,000451 V_c * V_c - 672 f * f - 17,78 ap * ap - 0,141 V_c * f + 0,0739 V_c * ap + 234,0 f * ap \quad \text{(III-11)}$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites est présentée dans les **Figure III.10**, et **Figure III.11**. L'analyse de résultats montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont en bonne concordance. Cela montre la précision du modèle trouvé.

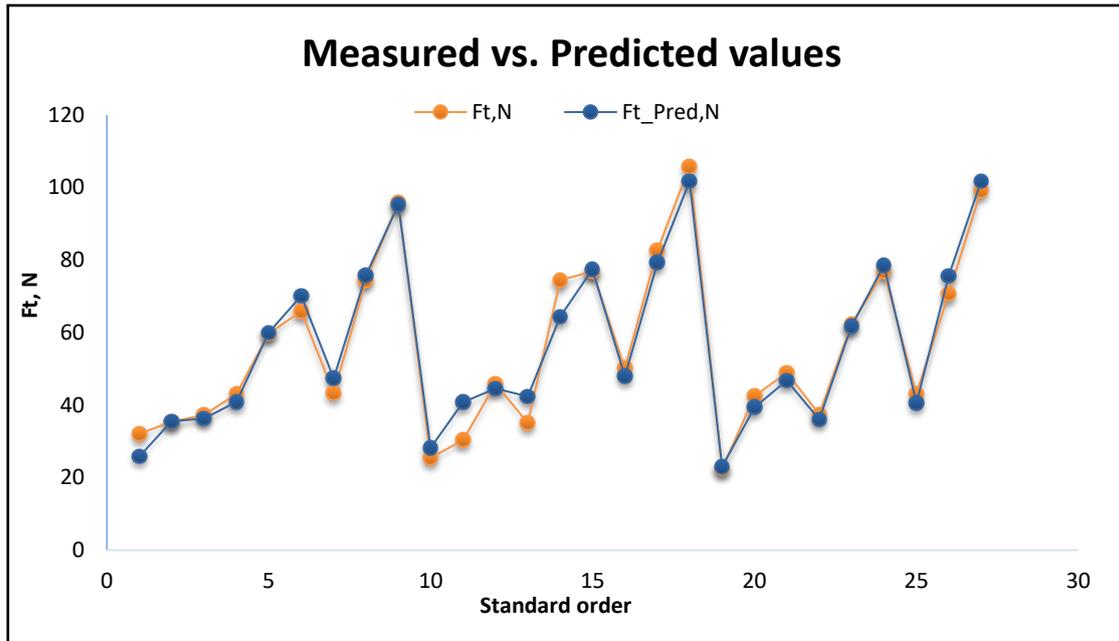


Figure III.10 valeurs mesurées Vs prédites pour l'effort tangentiel Ft

Design-Expert® Software
Ft

Color points by value of Ft:

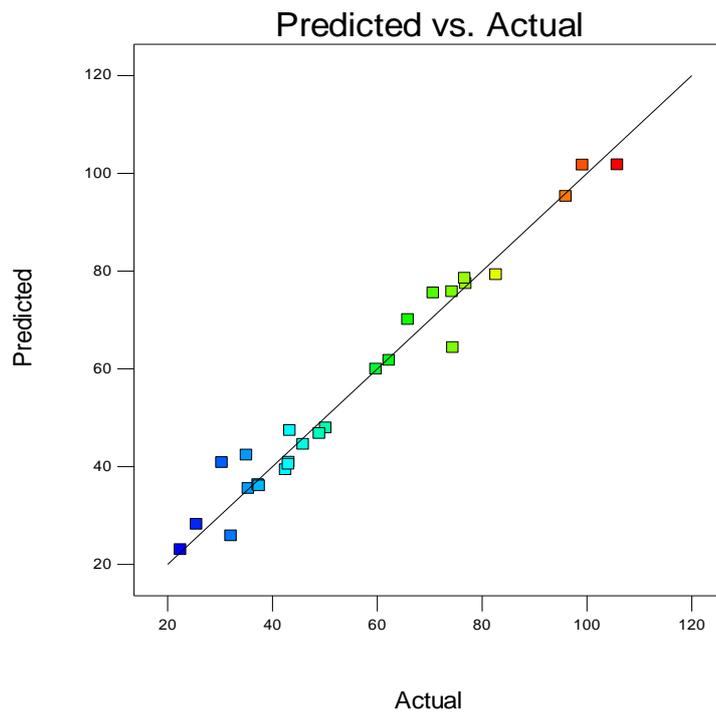


Figure III.11 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour l'effort Ft

III.4.3.3 L'analyse de surface de réponse et graphique des contours pour Ft

Le graphe de surface de réponse **Figure III.12** représente les résultats de la surface de réponse (3D) de l'effort (F_t), en fonction des paramètres de coupe (V_c , f , ap) ainsi que les contours en 2D. L'analyse des résultats confirme les résultats de l'ANOVA, on remarque que la pente de l'avance (f) est importante, donc ce facteur (f) possède l'effet le plus significatif sur la composante (F_t). Donc, l'effort le plus faible est enregistré avec les plus petites valeurs de (f) et (ap) et la plus grande valeur de (V_c). Les graphes de contour permettent de visualiser la surface de réponse (F_t) en 2D, et aussi d'établir les valeurs de réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

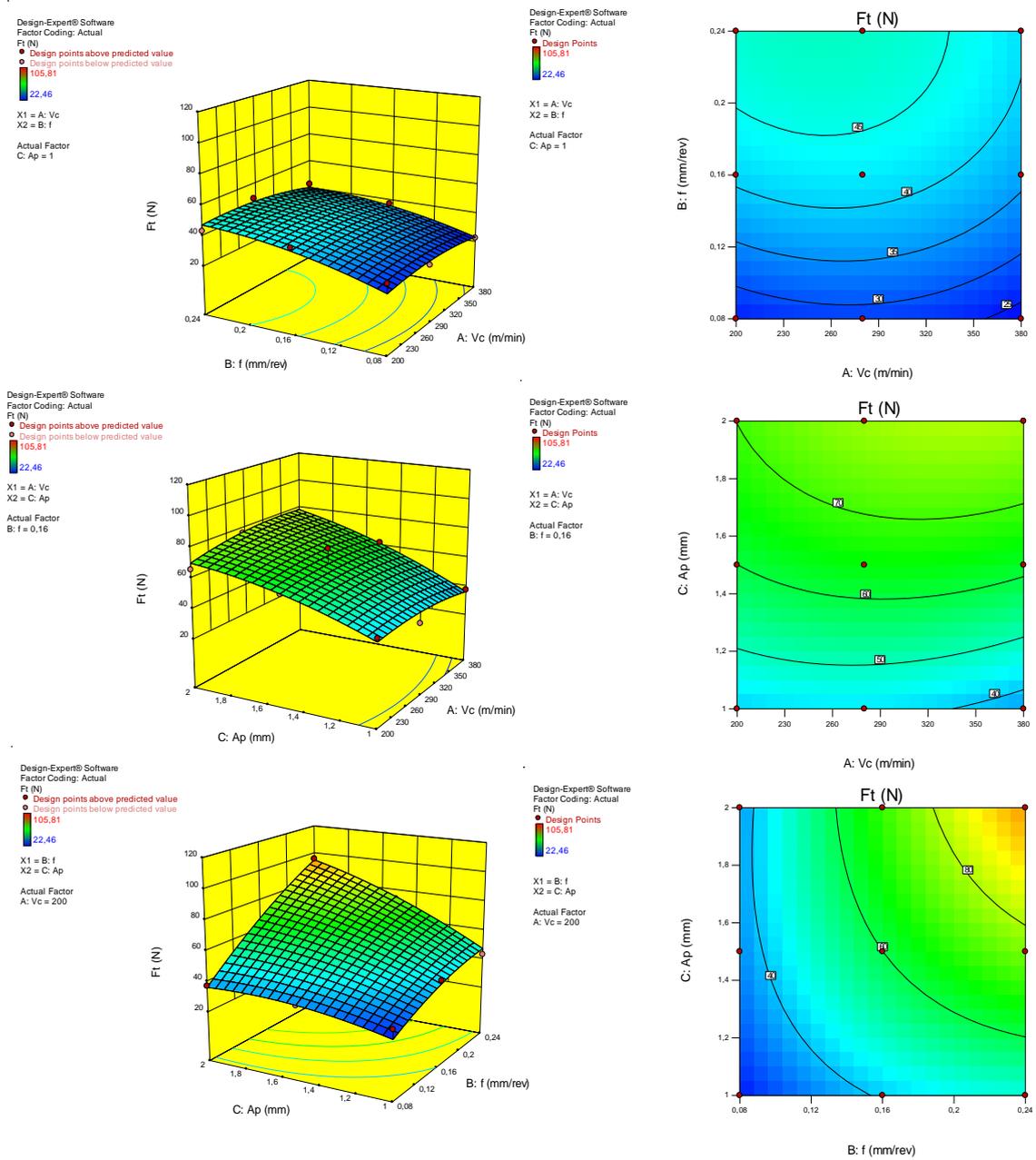


Figure III.12 Surface de réponse et le contour pour l'effort F_t en fonction de (V_c , f , ap)



III.4.4 Analyse de la variance et modélisation de la rugosité Ra

Le résultat du **Tableau III.13** montre que l'avance (f) est le facteur le plus important qui affecte la rugosité moyenne arithmétique (Ra). Sa contribution est de 68.49%, elle est suivie par la vitesse de coupe (Vc) avec la contribution de 18.69 % puis le produit de l'avance (f^2) avec 8.25 %. Le terme carré (Vc^2) ainsi que les interactions ($Vc*f$, $Vc*ap$,) sont aussi significatifs. Les termes restants ne sont pas significatifs. Des résultats analogues de l'effet de (f) sur (Ra) ont été rapportés par Davim 2008[85], Parida 2014[75] et Haoues 2023[86] lors de l'usinage des polymères.

Tableau III.5 L'analyse de la variance « ANOVA » pour la rugosité Ra

Source	DL	SomCar			Valeur F	Valeur P	Cont%	Remarks
		SomCar séq	ajust	CM ajust				
Modèle	9	21,7546	21,7546	2,4172	124,67	0,000	98,51%	S
Linéaires	3	19,2641	19,1801	6,3934	329,75	0,000	87,23%	S
Vc	1	4,1274	3,9574	3,9574	204,11	0,000	18,69%	S
f	1	15,1250	15,2142	15,2142	784,70	0,000	68,49%	S
ap	1	0,0118	0,0085	0,0085	0,44	0,517	0,05%	NS
Carré	3	2,1902	2,1902	0,7301	37,65	0,000	9,92%	S
Vc*Vc	1	0,3542	0,3542	0,3542	18,27	0,001	1,60%	S
f*f	1	1,8223	1,8223	1,8223	93,99	0,000	8,25%	S
ap*ap	1	0,0137	0,0137	0,0137	0,71	0,412	0,06%	NS
Interaction à 2 facteurs	3	0,3002	0,3002	0,1001	5,16	0,010	1,36%	S
Vc*f	1	0,1164	0,1164	0,1164	6,01	0,025	0,53%	S
Vc*ap	1	0,1278	0,1278	0,1278	6,59	0,020	0,58%	S
f*ap	1	0,0560	0,0560	0,0560	2,89	0,107	0,25%	NS
Erreur	17	0,3296	0,3296	0,0194			1,49%	
Total	26	22,0842					100,00%	

III.4.4.1 Effets principaux pour Ra

La **Figure III.14** expose les graphiques des effets principaux pour la rugosité Ra en fonction de conditions de coupe (ap , Vc , f), l'analyse des graphes montre que l'influence de l'avance (f) est la plus grande, elle est suivie par la vitesse de coupe (Vc) et finalement viens le facteur (ap).

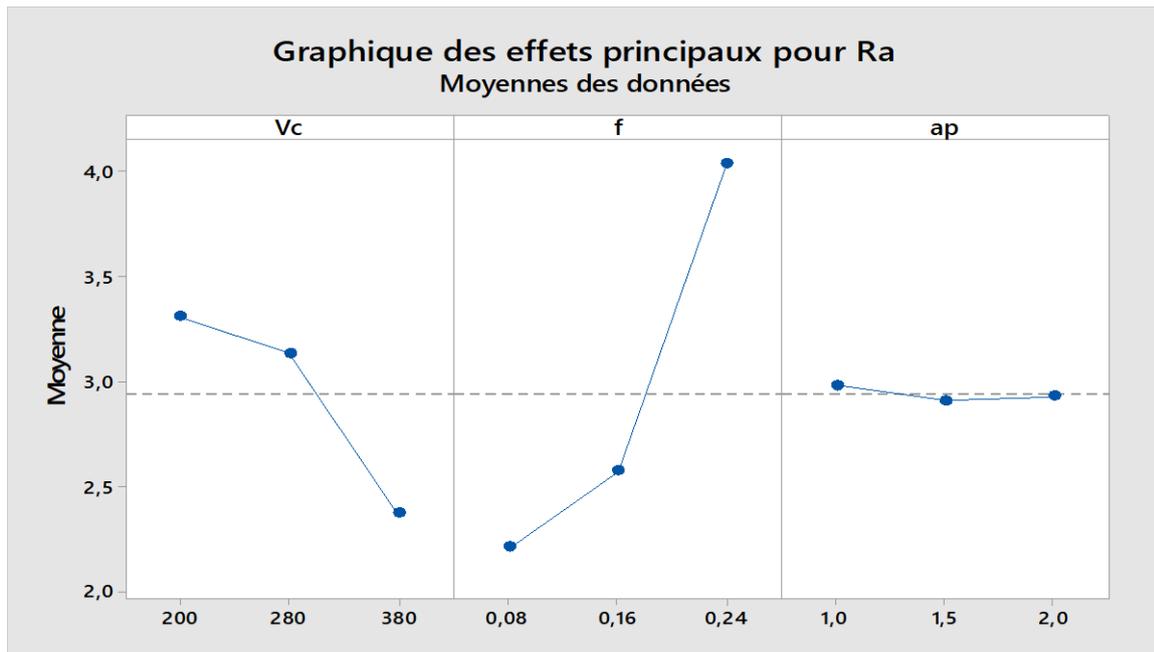


Figure III.14 Effet de conditions de coupe sur la rugosité Ra

III.4.4.2 Analyse de régression pour Ra

La relation fonctionnelle entre la rugosité moyenne arithmétique (Ra) et les variables indépendantes étudiées (Vc , f et ap) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 98.51\%$) 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 est présenté par l'équation (III-12).

$$Ra [\mu m] = 4,541 + 0,00682 Vc - 22,57 f - 1,554 ap - 0,000030 Vc*Vc + 86,11 f*f + 0,191 ap*ap + 0,01365 Vc*f + 0,002288 Vc*ap + 1,71 f*ap \quad (III-12)$$

Une comparaison des valeurs expérimentales avec les valeurs prédites est présentée dans les Figure III.15 et Figure III.16 . L'analyse de résultats montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont très proches, cela montre la précision de modèle trouvé.

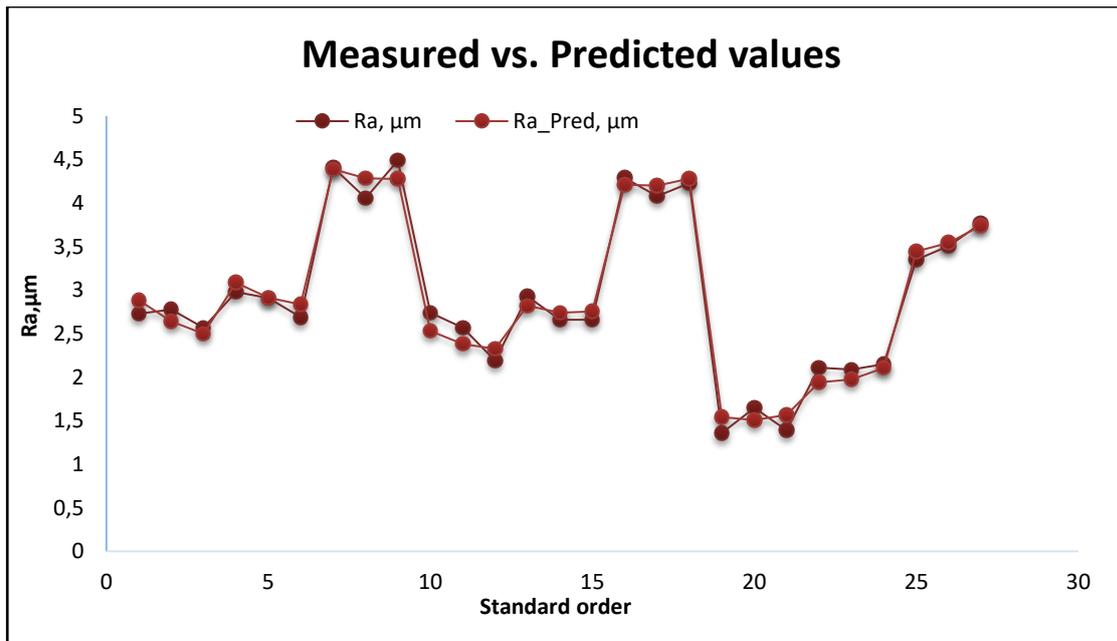


Figure III.15 Comparaison entre les valeurs mesurées et prédites pour la rugosité Ra

Design-Expert® Software
Ra

Color points by value of

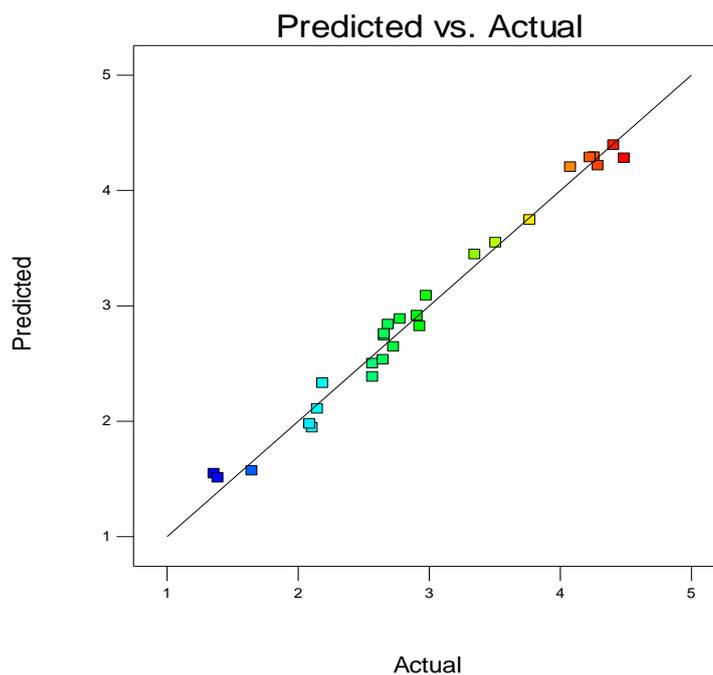


Figure III.16 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour la rugosité Ra

III.4.4.3 Analyse de la surface de réponse et graphique de contours pour Ra

Les graphiques des surfaces de réponse **Figure III.17** représentent les résultats de la surface de réponse (3D) de la rugosité (Ra), en fonction des facteurs de coupe (V_c , f , a_p), ainsi que les contours en 2D. L'analyse des résultats confirme les résultats de l'ANOVA, on remarque que la pente de l'avance par tour (f) est importante, donc ce facteur (f) possède l'effet le plus

significatif sur la rugosité (Ra). Pour obtenir une rugosité minimale, il faut choisir la petite avance et la plus grande valeur de (Vc).

Les graphes de contour permettent de visualiser la surface de réponse (Ra) sous forme d'une carte topographique a deux dimensions dans laquelle les points ayant la même valeur de réponse sont reliés pour produire des lignes de contour.

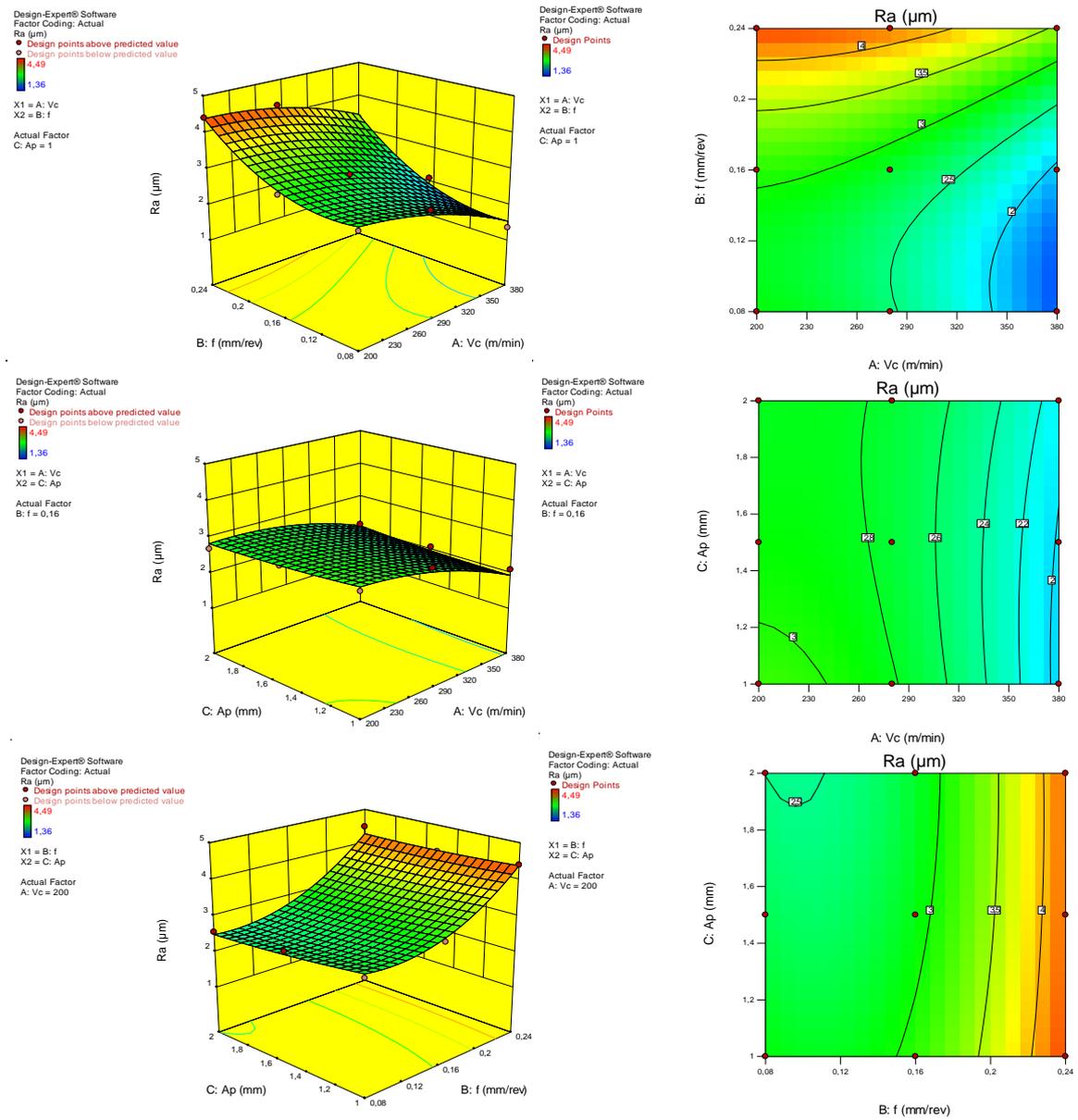


Figure III.17 Surfaces de réponse et les contours pour la rugosité Ra en fonction de (f , Vc et ap).



III.4.5. L'analyse de la variance et modélisation de R_t

L'analyse ANOVA du critère de rugosité (R_t) **Tableau III.6**, montre que l'avance (f) est la premier facteur qui affecte la rugosité (R_t) avec un pourcentage de contribution 42,05%, puis la vitesse de coupe (V_c) de 25.38% suivie par le produit de l'avance (f^2) de 11.89%, les interactions suivantes (V_c*f , $f*ap$, V_c*ap) sont aussi significatives avec des contributions de (7.57 ; 5.24 ; 2.17)% respectivement. Les autres termes carrés (V_c^2 , ap^2) sont significatifs, tandis que le facteur (ap) n'est pas significatif.

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

Source	DL	SomCar	SomCar	CM ajust	Valeur	Valeur	Cont%	Remarks
		séq	ajust		F	P		
Modèle	9	676,433	676,433	75,159	57,17	0	96,80%	
Linéaires	3	474,655	479,055	159,685	121,47	0	67,93%	S
V_c	1	177,362	171,619	171,619	130,55	0	25,38%	S
f	1	293,87	304,639	304,639	231,74	0	42,05%	S
ap	1	3,423	2,797	2,797	2,13	0,163	0,49%	NS
Carré	3	97,092	97,092	32,364	24,62	0	13,89%	S
V_c*V_c	1	8,817	8,817	8,817	6,71	0,019	1,26%	NS
$f*f$	1	83,055	83,055	83,055	63,18	0	11,89%	S
$ap*ap$	1	5,22	5,22	5,22	3,97	0,063	0,75%	NS
Interaction à 2 facteurs	3	104,685	104,685	34,895	26,54	0	14,98%	S
V_c*f	1	52,877	52,877	52,877	40,22	0	7,57%	S
V_c*ap	1	15,163	15,163	15,163	11,53	0,003	2,17%	S
$f*ap$	1	36,645	36,645	36,645	27,88	0	5,24%	S
Erreur	17	22,348	22,348	1,315			3,20%	
Total	26	698,781					100,00%	

III.4.5.1. Effets principaux pour R_t

La **Figure III.18** expose les graphiques des effets principaux pour la rugosité (R_t) en fonction de conditions de coupe (ap , V_c , f), l'analyse des graphes montre que la tendance des courbes est semblable à celle de la rugosité (R_a), avec une avance (f) qui a la plus grande influence, suivie par la vitesse de coupe (V_c).

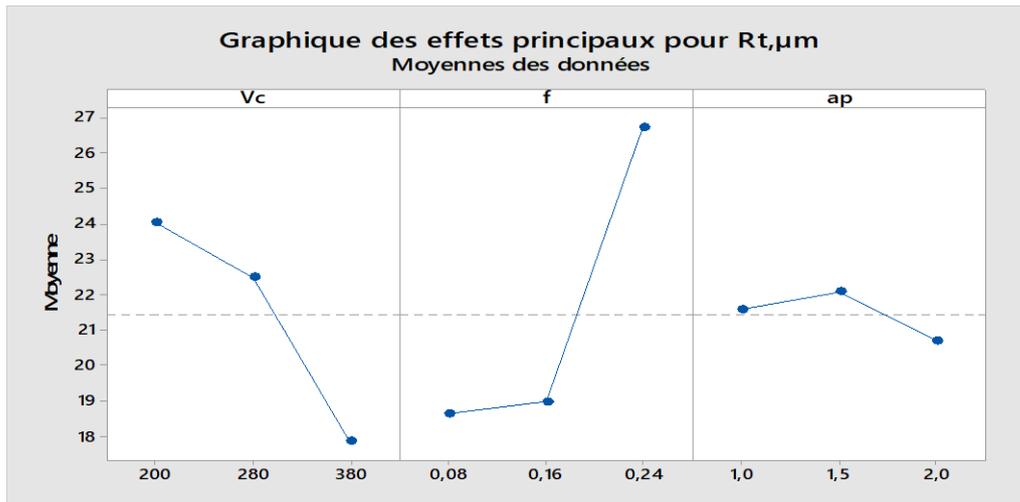


Figure III.18 Effet de conditions de coupe sur la rugosité Rt

III.4.5.2. Analyse de régression pour Rt

La relation fonctionnelle relative à la rugosité (Rt) et les variables indépendantes étudiées (Vc , f et ap) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 96.80\%$), 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 (Rt) en fonction des facteurs étudiés. Le modèle obtenu est présenté par l'équation (III-13).

$$\begin{aligned}
 Rt [\mu m] = & 51,76 - 0,0302 Vc - 284,5 f - 3,82 ap - 0,000152 Vc*Vc + 581,3 f*f - 3,73 ap*ap \\
 & + 0,2909 Vc*f + 0,02493 Vc*ap + 43,69 f*ap
 \end{aligned}
 \tag{III-13}$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites pour la rugosité (Rt) est présentée dans la **Figure III.19** et **Figure III.20** l'analyse de résultats montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont voisines, cela montre la précision et la robustesse du modèle trouvé. D'autres parts, dans la **Figure III.20** montre la normalité de la distribution de l'erreur

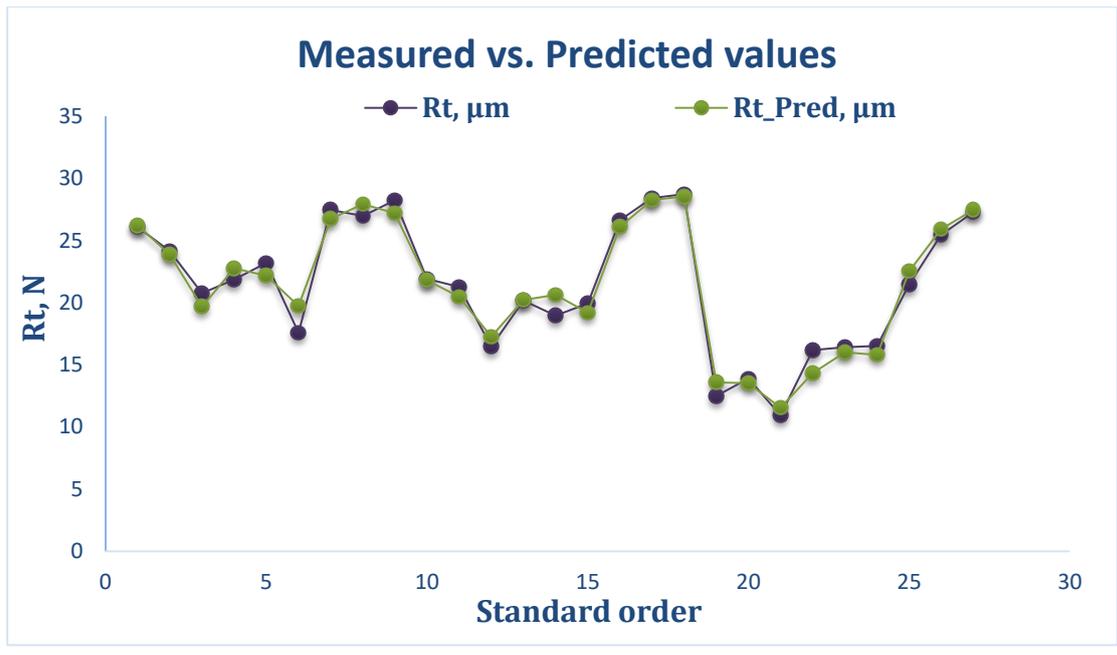


Figure III.19 valeurs mesurées contre les valeurs prédites pour la rugosité Rt

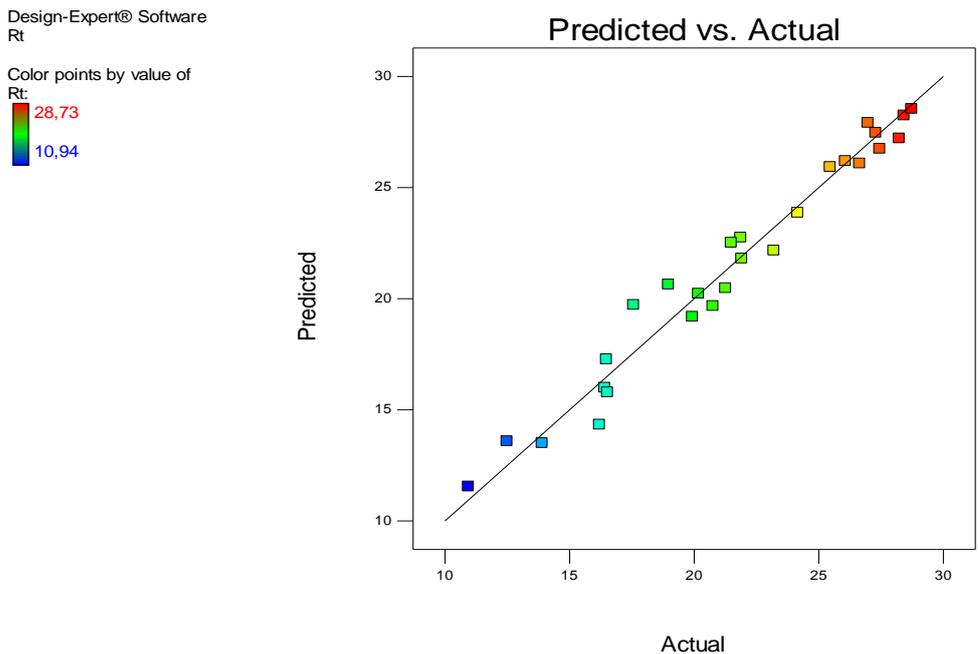


Figure III.20 Valeurs prévues en fonction des valeurs expérimentales pour la rugosité Rt

III.4.5.3. Surfaces de réponse et graphiques des contours pour Rt

Le graphe de surface de réponse *Figure III.21* représente les résultats de la surface de réponse (3D) de la rugosité (Rt), en fonction des paramètres de coupe (a_p , V_c , f), il présente aussi les contours en 2D. L'analyse des résultats confirme les résultats de l'ANOVA, on remarque que la pente de la vitesse d'avance (f) est importante, donc ce facteur (f) possède l'effet le plus significatif sur la rugosité (Rt).



Les graphes de contour permettent de visualiser la surface de réponse (Rt), et aussi d'établir les valeurs de réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

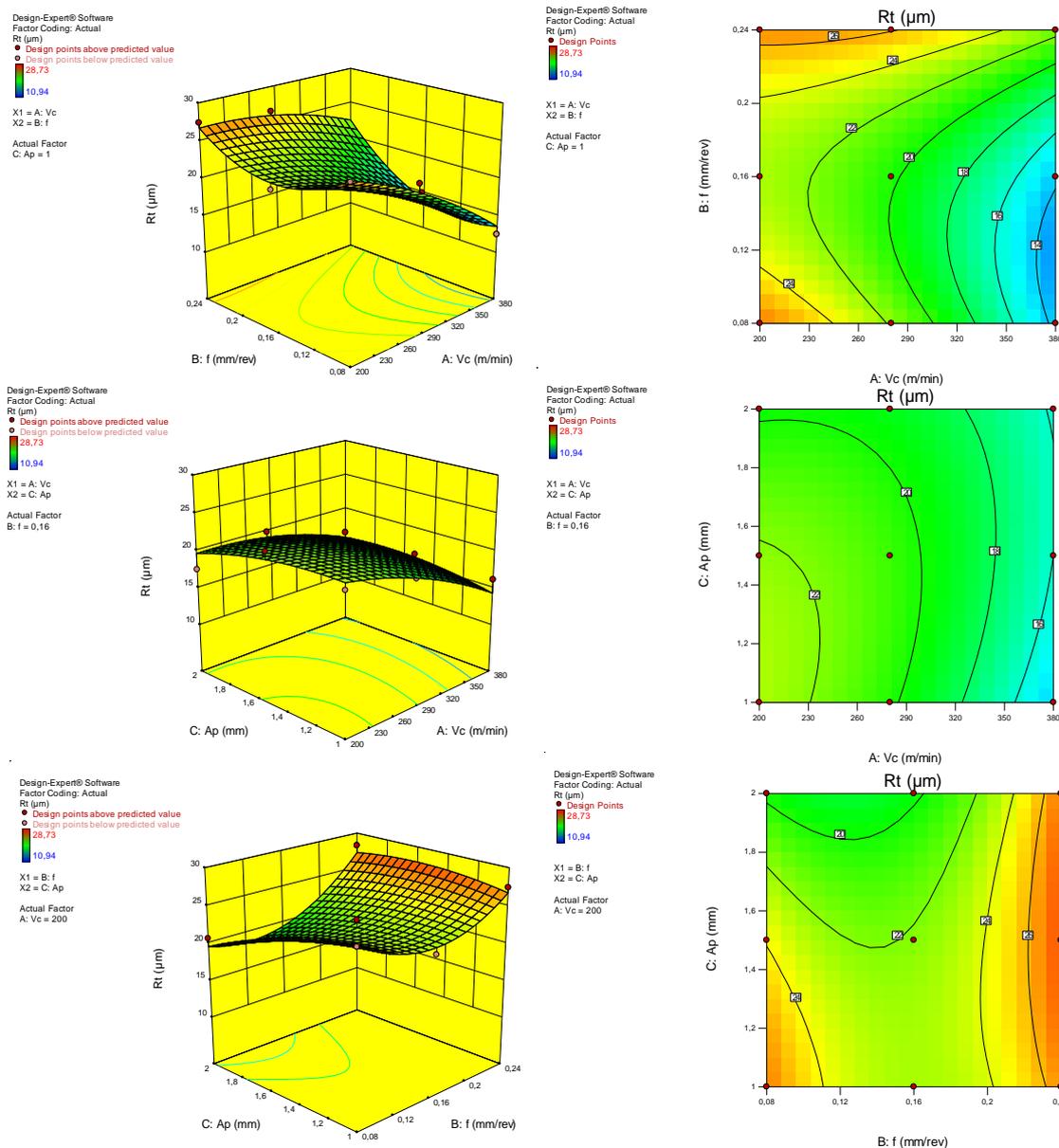


Figure III.21 Surfaces de réponse et les contours pour la rugosité Rt en fonction de (ap , Vc , f)

III.4.6. L'analyse de la de variance et Modélisation de la rugosité de surface Rz

Le *Tableau III.7* expose les résultats de l'analyse ANOVA pour le critère de la rugosité (Rz), il est clair que les résultats trouvés sont dans le même sens des critères (Ra) et (Rt). L'avance (f) est le premier facteur affectant la rugosité (Rz) avec un pourcentage de contribution 40.08%, puis la vitesse de coupe (Vc) de 22.14%, elle est suivie par l'interaction ($Vc*f$) avec 15.04% puis le produit de l'avance (f^2) avec 09.12% de contribution. Les interactions suivantes ($f*ap$, $Vc*ap$) ont la contribution de (5.11 ; 1.72)% respectivement. Les autres (ap , Vc^2 , ap^2) n'ont pas un effet significatif sur la rugosité (Rz).



Tableau III.7 Analyse de la variance (ANOVA) pour la rugosité Rz

Source	DL	SomCar séq	SomCar ajust	CM ajust	Valeur F	Valeur de p	Cont%	Remarks
Modèle	9	369,735	369,735	41,082	32,62	0,000	94,53%	S
Linéaires	3	243,681	249,417	83,139	66,01	0,000	62,30%	S
Vc	1	86,601	83,981	83,981	66,67	0,000	22,14%	S
f	1	156,763	165,238	165,238	131,19	0,000	40,08%	S
ap	1	0,317	0,199	0,199	0,16	0,696	0,08%	NS
Carré	3	40,560	40,560	13,520	10,73	0,000	10,37%	S
Vc*Vc	1	3,677	3,677	3,677	2,92	0,106	0,94%	NS
f*f	1	35,689	35,689	35,689	28,33	0,000	9,12%	S
ap*ap	1	1,194	1,194	1,194	0,95	0,344	0,31%	NS
Interaction à 2 facteurs	3	85,494	85,494	28,498	22,63	0,000	21,86%	S
Vc*f	1	58,813	58,813	58,813	46,69	0,000	15,04%	S
Vc*ap	1	6,711	6,711	6,711	5,33	0,034	1,72%	NS
f*ap	1	19,969	19,969	19,969	15,85	0,001	5,11%	S
Erreur	17	21,413	21,413	1,260			5,47%	
Total	26	391,148					100,00%	

III.4.6.1. Effets principaux pour Rz

La *Figure III.22* expose les graphiques des effets principaux pour la rugosité (R_z) en fonction de conditions de coupe (ap , V_c , f). L'analyse des graphes montre que l'avance (f) a la plus grande influence, suivie par la vitesse de coupe (V_c).

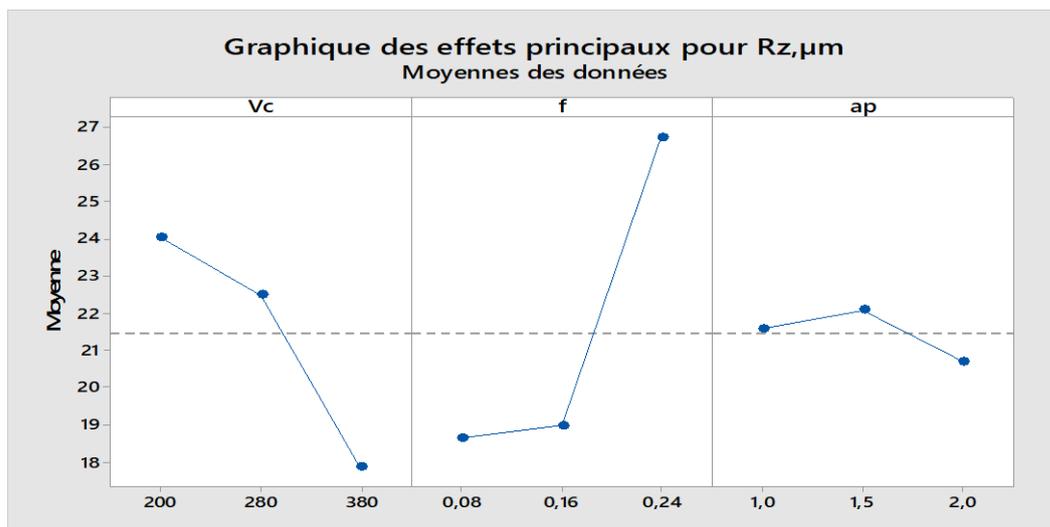


Figure III.22 Effet de conditions de coupe sur la rugosité Rz

III.4.6.2. Analyse de régression pour Rz

La relation fonctionnelle relative à la rugosité (R_z) et les variables indépendantes étudiées (Ap , V_c , f) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 94.53\%$). 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 (R_z) selon les facteurs étudiés. Le modèle obtenu est présenté par l'équation (III-14)

$$R_z, \mu m = 41,51 - 0,0411 V_c - 221,4 f - 4,83 a_p - 0,000098 V_c * V_c + 381,1 f * f - 1,78 a_p * a_p + 0,3068 V_c * f + 0,01658 V_c * a_p + 32,25 f * a_p [\mu m] \dots \dots \dots (III-14)$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites pour la rugosité (R_z) est présentée dans la *Figure III.23*, et la *Figure III.24*. L'analyse de résultats montre que les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont en bonne concordance, cela montre la précision et la robustesse du modèle trouvé. Aussi, la *Figure III.24* et montre bien aussi la normalité de la distribution de l'erreur.

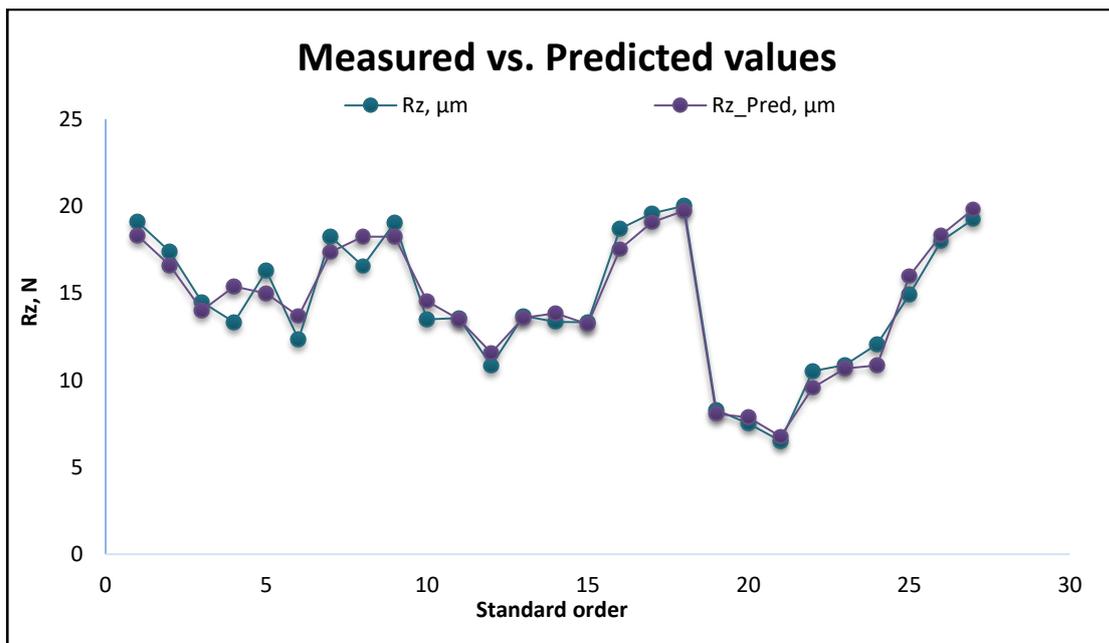


Figure III.23 valeurs mesurées et prédites pour la rugosité R_z



Design-Expert® Software
Rz

Color points by value of
Rz:

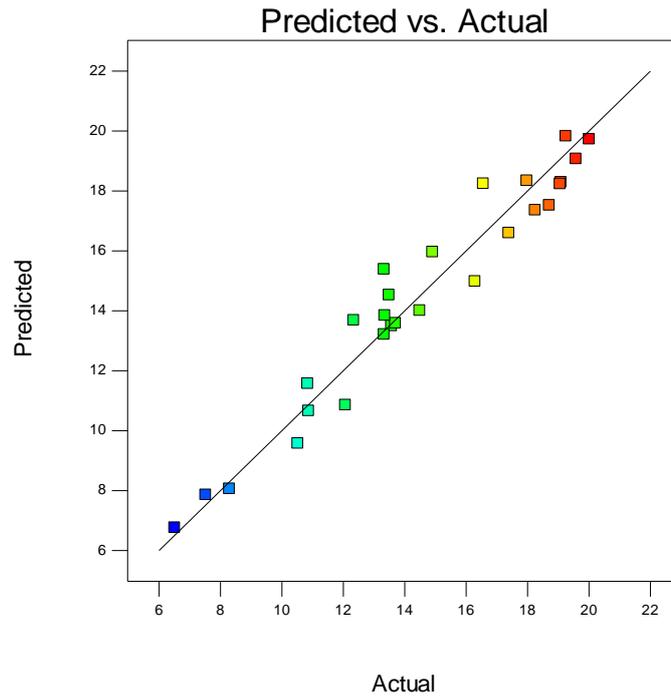


Figure III.24 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour la rugosité Rz

III.4.6.3. Surfaces de réponse et graphiques de contours pour Rz

Les graphes des surfaces de réponse *Figure III.25* représentent les résultats de la surface de réponse (3D) de la rugosité (Rz) en fonction des paramètres de coupe (V_c , f , a_p). Ils présentent aussi les contours en 2D.

L'analyse des résultats confirme les résultats de l'ANOVA, on remarque que la pente de l'avance (f) est importante, donc ce facteur (f) possède l'effet le plus significatif sur la rugosité (Rz). Le choix de la valeur la plus basse de (f) ainsi que la valeur élevée de (V_c) permet d'obtenir une rugosité (Rz) minimale. Les graphes de contour permettent de visualiser la surface de réponse (Rz), et aussi d'établir les valeurs de réponse et les conditions d'exploitation souhaitables.

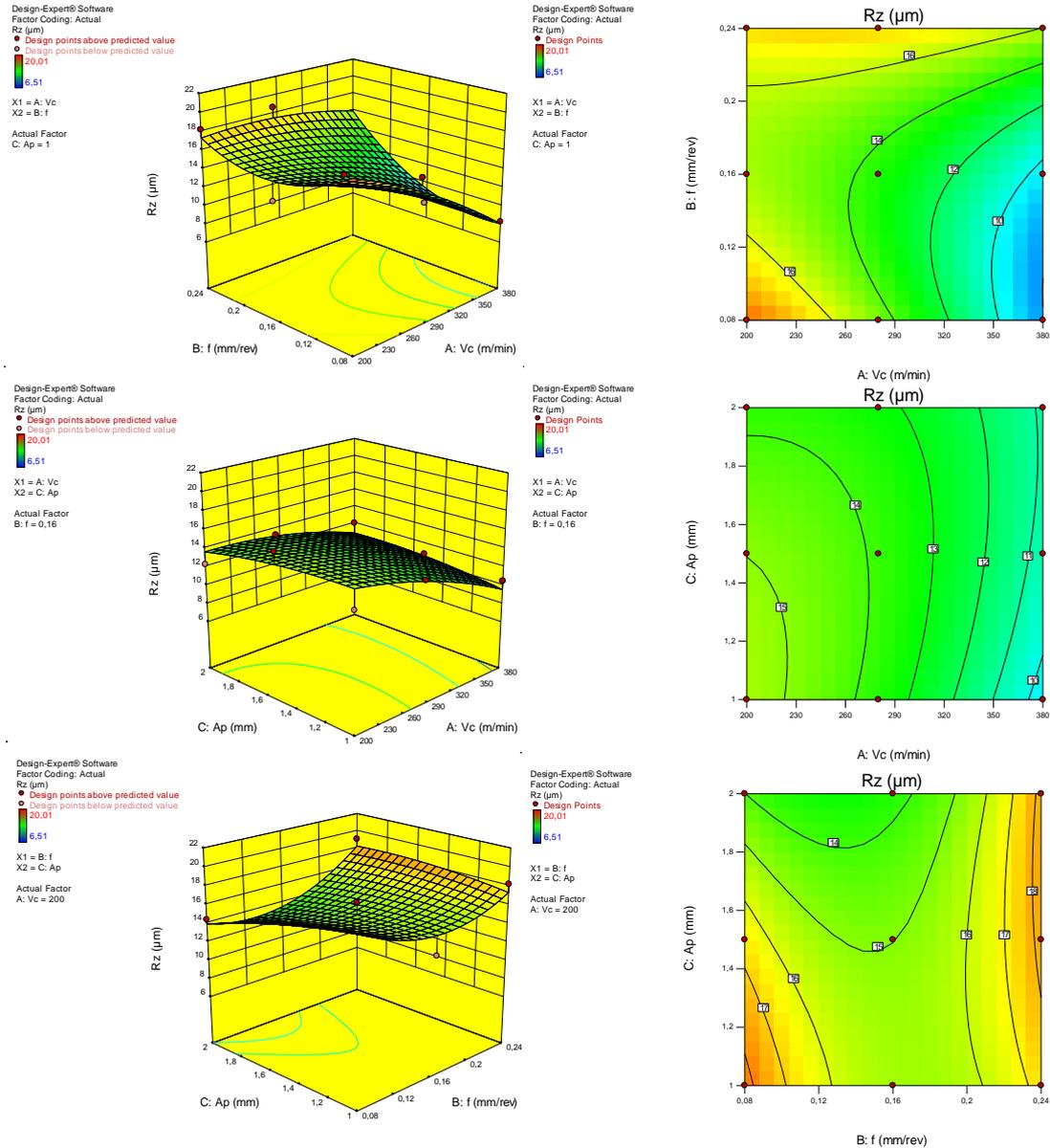


Figure III.25 Surfaces de réponse et les contours pour la rugosité Rz en fonction de (ap, Vc, f)

III.4.7. Analyse de la variance et modélisation de la puissance de coupe P_c

Le résultat du *Tableau III.8* montre que l'avance (f) est le facteur qui affecte plus la puissance de coupe (P_c), avec une contribution de 30.29 %. Il est suivi par la profondeur de passe (ap) avec la contribution de 28.89 % puis la vitesse de coupe (V_c) avec la contribution de 27.69 %. On remarque que la contribution des trois facteurs principaux est très proche. Les interactions ($f*ap$, V_c*ap et V_c*f) sont tous significatives avec les contributions de (4.46; 4.28 et 1.10) % respectivement. Les produits (f^2 et ap^2) sont aussi significatifs.



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

Source	DL	SomCar séq	SomCar ajust	CM ajust	Valeur F	Valeur de p	Cont%	Remarks
Modèle	9	477057	477057	53006	97,94	0,000	98,11%	S
Linéaires	3	422378	430493	143498	265,14	0,000	86,86%	S
Vc	1	134633	135863	135863	251,03	0,000	27,69%	S
f	1	147285	149527	149527	276,28	0,000	30,29%	S
ap	1	140460	145102	145102	268,10	0,000	28,89%	S
Carré	3	6823	6823	2274	4,20	0,021	1,40%	S
Vc*Vc	1	1436	1436	1436	2,65	0,122	0,30%	NS
f*f	1	2662	2662	2662	4,92	0,040	0,55%	S
ap*ap	1	2725	2725	2725	5,03	0,038	0,56%	S
Interaction à 2 facteurs	3	47856	47856	15952	29,47	0,000	9,84%	S
Vc*f	1	5335	5335	5335	9,86	0,006	1,10%	S
Vc*ap	1	20824	20824	20824	38,48	0,000	4,28%	S
f*ap	1	21697	21697	21697	40,09	0,000	4,46%	S
Erreur	17	9201	9201	541			1,89%	
Total	26	486258					100,00%	

III.4.7.1. Effets principaux pour la puissance P_c

La **Figure III.26** expose les graphiques des effets principaux pour la puissance (P_c) en fonction de conditions de coupe (V_c , f , ap). L'analyse des graphes montre que l'avance (f), la profondeur de passe (ap) et la vitesse de coupe (V_c) ont tous une influence presque égale, leur augmentation conduit directement à l'élévation de la puissance de coupe. Des résultats similaires de l'effet des conditions de coupe (V_c , f , ap) sur la puissance de coupe sont évoqués dans la littérature [87] et [88].

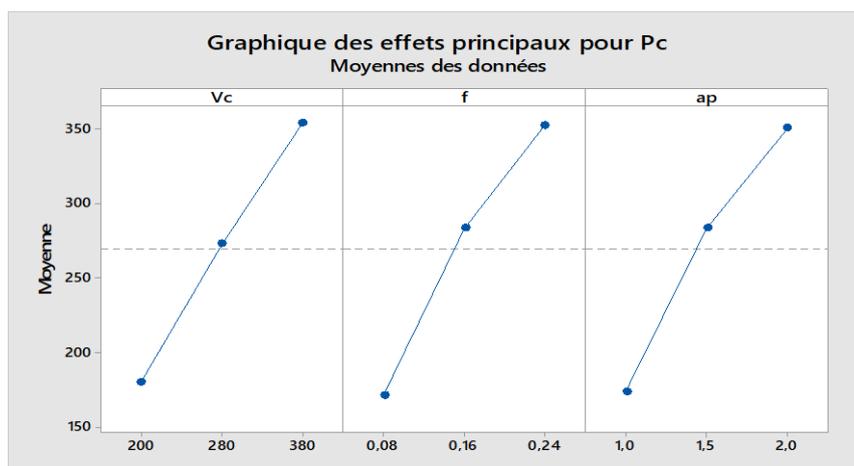


Figure III.26 Effet de conditions de coupe sur la puissance de coupe P_c



III.4.7.2. L'analyse de régression pour la puissance de coupe P_c

La relation fonctionnelle relative à la puissance de coupe (P_c) et les variables indépendantes étudiées (V_c , f et ap) ont été exprimées avec un coefficient de corrélation ($R^2 = 98.11\%$), correspondant à la précision de régression. Le modèle quadratique obtenu à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire la puissance de coupe (P_c) selon les facteurs étudiés. Le modèle obtenu est présenté par l'équation (III-15).

$$P_c = -67 + 0,236 V_c - 248 f - 3 ap - 0,00194 V_c * V_c - 3291 f * f - 85,2 ap * ap + 2,922 V_c * f + 0,924 V_c * ap + 1063 f * ap \text{ [w]}. \quad \text{(III-15)}$$

La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites pour la puissance (P_c) est présentée dans la **Figure III.27** et la **Figure III.28**. 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.

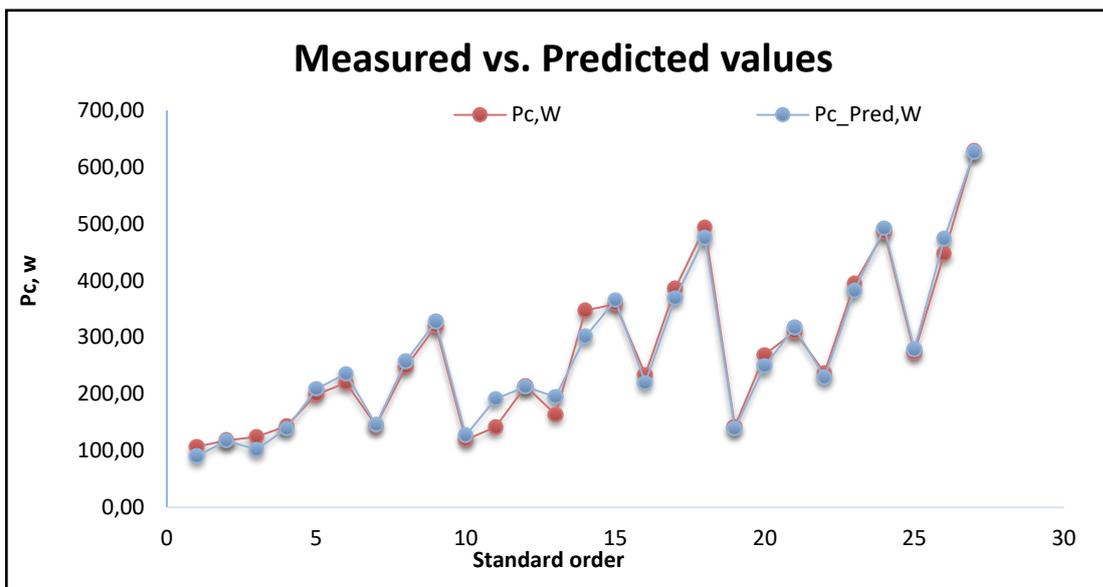


Figure III.27 Comparaison entre les valeurs mesurées et prédites pour la puissance de coupe P_c



Design-Expert® Software
Pc

Color points by value of

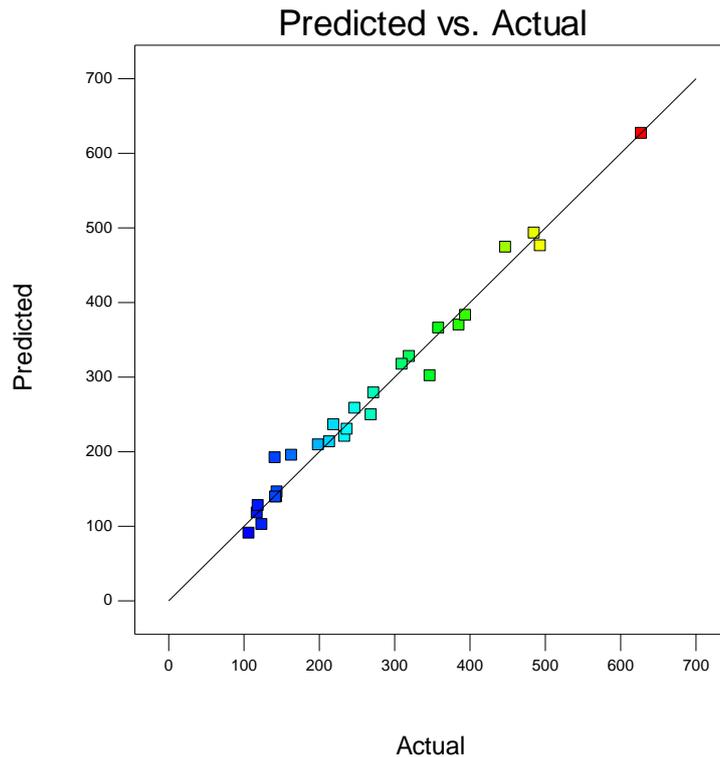
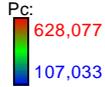


Figure III.28 Valeurs prédites en fonction des valeurs expérimentales pour la puissance de coupe Pc

III.4.7.3. Surfaces de réponse et graphiques des contours pour Pc

La **Figure III.29** expose les graphes des surfaces de réponse (3D) de la puissance de coupe (P_c) en fonction des conditions de coupe (a_p , V_c , f , a_p). Aussi, les graphiques des contours en 2D sont illustrés dans cette figure. L'analyse des résultats confirme les résultats de l'ANOVA, on remarque que la pente de l'avance (f) est importante, comparativement aux facteurs (a_p) et (V_c). La puissance de coupe (P_c) minimale est assurée avec les valeurs minimales des conditions de coupe (V_c , f , a_p). Les graphes de contour permettent de visualiser la surface de réponse (P_c) en fonction de la variation des conditions de coupe. Ces graphes sont faciles à utiliser et permettent d'estimer la puissance de coupe en changeant les valeurs des facteurs d'entrée [89].

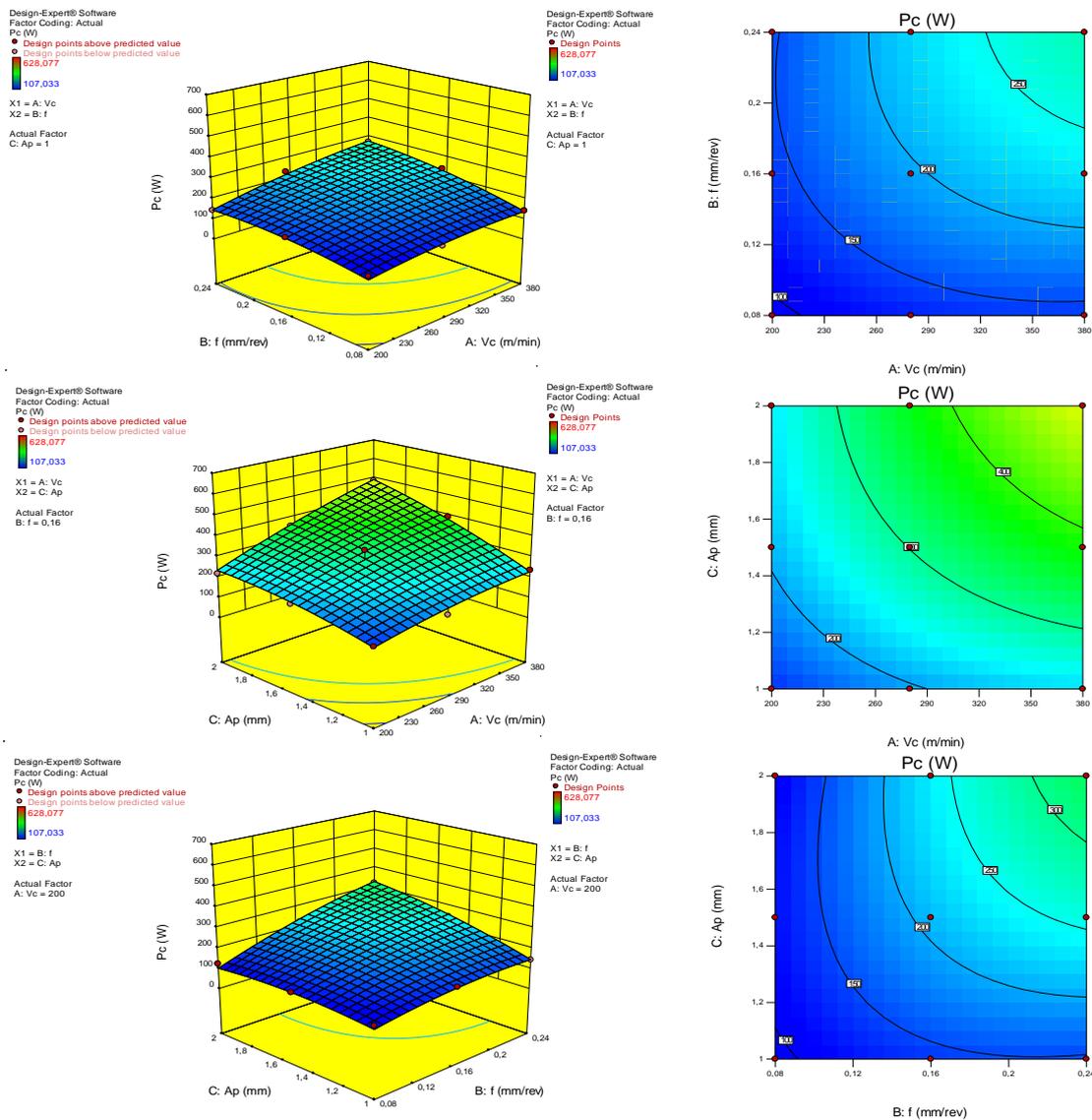


Figure III.29 Graphes des surfaces de réponse et des contours pour Pc en fonction de (ap, Vc, f)

III.5. Confirmation des essais

Afin de vérifier la validation des modèles quadratiques obtenus pour (Ra), (Ft) et (Pc) des tests de confirmation ont été effectués. Les résultats obtenus sont présentés dans le **tableau III.9** et sur la **figure III.30**. On voit clairement que l'erreur calculée est très faible. Les erreurs moyennes entre les valeurs expérimentales des essais de confirmation et les valeurs prédites pour (Ra), (Ft) et (Pc) sont de 3.13% ; 3.97% et 3.88 respectivement. Cela prouve que les modèles obtenus sont très fiables.



Tableau III.9 Résultats des Essais de confirmation

Essais	Vc m/min	f mm/tr	ap mm	Valeurs expérimentales	Valeurs prédites	Erreur (%)
Rugosité de surface (Ra)						
1	200	0,08	1	2,73	2,88	5,64
2	280	0,16	1,5	2,66	2,74	3,04
3	380	0,24	2	3,77	3,74	0,71
Err moy= 3.13%						
Effort de coupe (Ft)						
1	200	0,08	1	32,11	30,86	3,89
2	280	0,16	1,5	74,43	70,37	5,46
3	380	0,24	2	99,17	101,70	2,55
Err moy= 3.97%						
Puissance de coupe de coupe (Pc)						
1	200	0,08	1	67,9333	63,33	6,77
2	280	0,16	1,5	347,34	331,42	4,58
3	380	0,24	2	628,077	626,32	0,28
Err moy= 3.88%						

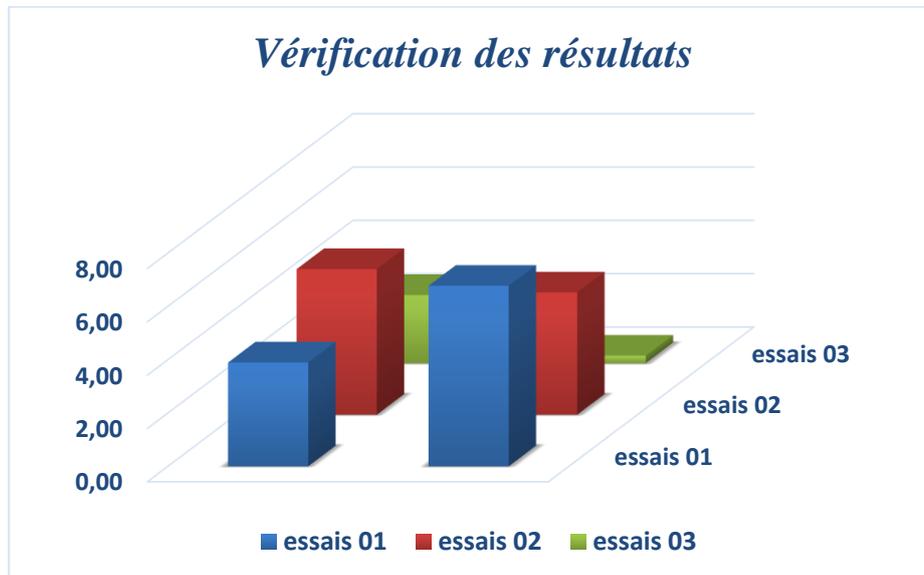


Figure III.30. Vérification des résultats obtenus pour (Ra) et (Ft)



III.6. Conclusion

Dans ce chapitre, l'application de l'analyse de la variance *ANOVA*, l'analyse de régression en tournage conventionnel de polyamide PA66 a permis d'obtenir des modèles mathématiques à la fois pour les critères de la rugosité de surface (Ra , Rt et Rz), pour les composantes de l'effort de coupe (Fa , Fr et Ft) et la puissance de coupe (Pc) et le débit de copeau (Q) en fonction des paramètres d'usinage (Vc , f , ap). L'étude réalisée débouche sur les conclusions suivantes :

- L'analyse statistique de la variance *ANOVA* a confirmé que :
 - La profondeur de passe (ap) a la plus forte influence sur l'effort axial (Fa) avec la contribution 46,27%.
 - La vitesse d'avance (f) a la plus forte influence sur :
 - L'effort radial (Fr) et l'effort tangentiel (Ft) avec une contribution de 28,66 % et 51,47 %, successivement.
 - La rugosité de surface (Ra), (Rt) et (Rz) avec la contribution de 64,83 % et 42,26 % successivement.
 - La puissance de coupe (Pc) et le débit de copeau (Q) avec une contribution de 35,54 % et 50,69 %, respectivement.
- Les modèles mathématiques trouvés représentent un intérêt industriel important pour l'usinage de polyamide PA66, puisqu'ils permettent de faire des prédictions. Les R^2 des différents modèles sont tous élevés et dépassent la valeur de 88,40 %.

CHAPITRE IV

MODÉLISATION DES PARAMÈTRES TECHNOLOGIQUE EN UTILISANT L'APPROCHE ANN

« Dans ce chapitre, nous avons utilisés les réseaux de neurones artificiels comme une méthode de modélisation performante en se servant des résultats d'un plan d'expérience de 27 essais. Les modèles trouvés sont comparés aux modèles obtenus par la méthode RSM afin de déterminer la capacité de prédiction et la précision des deux méthodes ».



IV.1 Introduction

Les réseaux de neurones artificiel sont apparus en quelques années comme des outils précieux dans un large éventail de secteurs industriels et de services. Néanmoins, ils n'ont pas encore pris leur plein essor, pour des raisons plus psychologiques que techniques, liées aux conjectures biologiques du terme, et au fait qu'ils sont considérés, dignement, comme des outils d'Intelligence Artificielle. Mais l'intérêt des réseaux de neurones dans le domaine des sciences de l'ingénieur n'est pas dû à la métaphore biologique : il est uniquement dû aux propriétés mathématiques spécifiques de ces réseaux. Récemment, l'algorithme des réseaux de neurones artificiels (ANN) est devenu l'une des méthodes les plus efficaces pour la modélisation empirique et l'optimisation, en particulier pour les systèmes non linéaires.[90]

Dans ce chapitre, la modélisation par réseaux de neurones artificiels a été utilisée en se servant des résultats d'un plan d'expérience de 27 essais. Les modèles trouvés sont comparés aux modèles obtenus par la méthode RSM afin de déterminer la capacité de prédiction et la précision des deux méthodes.

IV.2. Les réseaux de neurones artificiels

IV.2.1. Définition

Un réseau de neurones artificiels est un modèle informatique dont la conception s'inspire très schématiquement du fonctionnement de neurones réels (humains ou animaux). Les réseaux de neurones sont souvent optimisés par des méthodes d'apprentissage de type statistique, ils se placent donc, d'une part, dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent d'un ensemble de paradigmes qui permettent de générer un large espace d'applications flexibles et systèmes fonctionnels partiellement structurés, En revanche, dans la famille des méthodes d'intelligence artificielle, ils enrichissent les méthodes en permettant de fonder les décisions davantage sur la perception plutôt que sur un raisonnement logique formel. La *Figure IV.01* illustre la structure d'un neurone biologique et d'un neurone artificiel. [91], [92]

Un réseau neuronal artificiel consiste en une collection d'éléments de traitement hautement interconnecté et transformer un ensemble d'entrées à un ensemble de sorties désirées. Le résultat de la transformation est déterminé par les caractéristiques des éléments et les poids associés avec les interconnexions entre eux. En modifiant les connexions entre les nœuds, le réseau est capable de s'adapter aux résultats souhaités[93].

Contrairement aux systèmes experts, qui peuvent fournir à l'utilisateur une réponse définitive si les caractéristiques qui sont examinées correspondent exactement à celles qui ont été codées dans la base de règles, un réseau neuronal analyse les informations et fournit une estimation de probabilité que les données correspondent aux caractéristiques qu'il a été entraîné à



reconnaître. Alors que la probabilité d'une correspondance déterminée par un réseau de neurones peut être de 100%, l'exactitude de ses décisions repose entièrement sur l'expérience acquise par le système dans l'analyse d'exemples du problème énoncé.

Le réseau de neurones acquiert d'abord l'expérience en formant le système pour identifier correctement les exemples présélectionnés du problème. La réponse du réseau neuronal est revue et la configuration du système est affinée jusqu'à ce que l'analyse des données d'apprentissage par le réseau neuronal atteigne un niveau satisfaisant. En plus de la période de formation initiale, le réseau de neurones acquiert également de l'expérience au fil du temps en effectuant des analyses sur les données liées au problème.

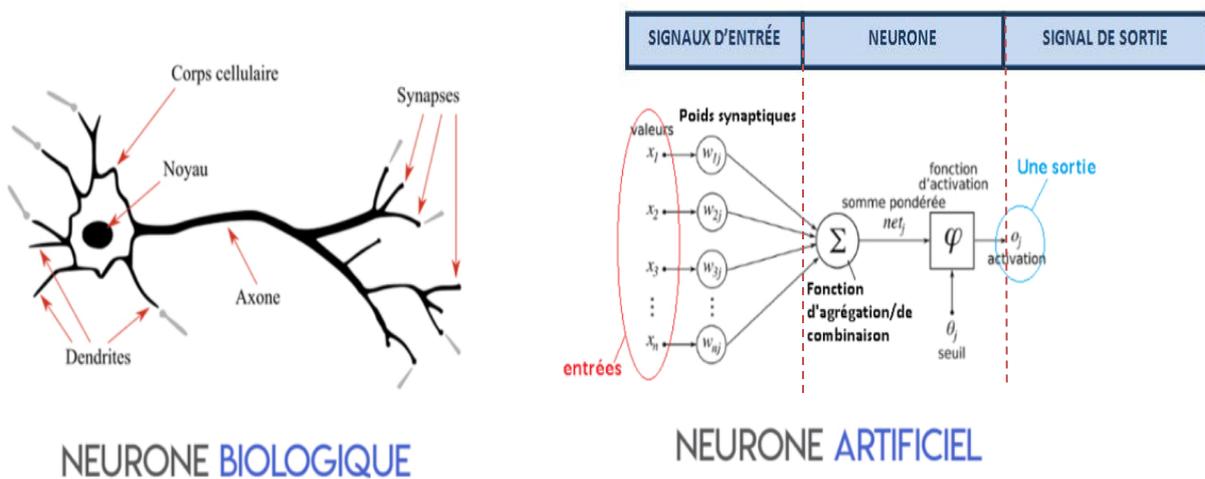


Figure IV.01 Composition d'un neurone biologique & artificiel.

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

IV.2.2.1. Neurone formel

La *figure IV.2* illustre la structure d'un neurone artificiel, considéré comme un processeur élémentaire. Chaque neurone artificiel reçoit un nombre variable d'entrées de la part des neurones en amont. Chacune de ces entrées est associée à un poids w , représentant la force de la connexion correspondante. Chaque processeur élémentaire génère une seule sortie, qui se divise ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval. Chaque connexion est également associée à un à un poids spécifique.

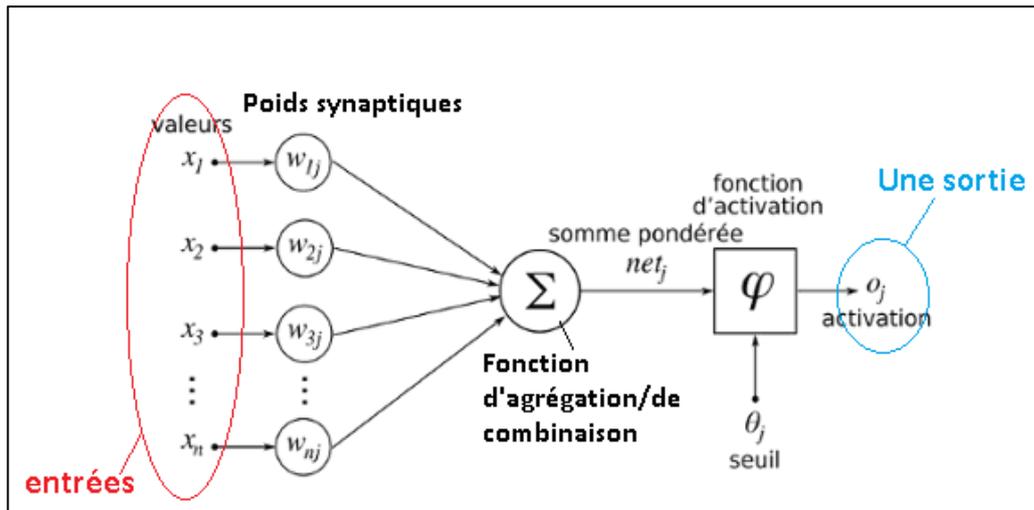


Figure IV.2 Schéma d'un neurone formel [94]

IV.2.2.2. Comportement (fonctions de transfert)

En premier lieu , le calcul de la somme pondérée des entrées (a) selon l'expression suivante :

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

Une fonction de transfert calcule la valeur de l'état du neurone à partir de cette valeur. Celle-ci sera transmise aux neurones situés en aval. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert. Les plus courantes sont présentées dans la *figure IV.3*.

Notons que, contrairement aux neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant un nombre infini de valeurs possibles 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



IV.2.2.3. Perceptron

Le Perceptron (un seul neurone) en phase d'utilisation (*figure IV.4*).

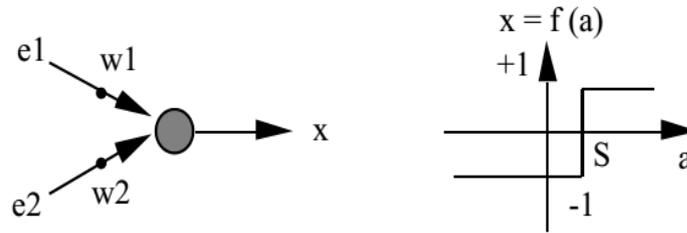


Figure IV.4 Structure et comportement du perceptron

On distingue deux types de perceptron : Perceptron simple et Perceptron multi-couches.

- *Perceptron simple*

Pour faciliter l'étude des comportements du perceptron, il est courant d'utiliser un perceptron d'une forme plus simple que celle définie par le modèle générale. Dans ce cas :

- Les valeurs de sorties de toutes les cellules (rétine, association, décision) sont binaires en 0 et 1.
- Les fonctions réalisées par les cellules d'associations sont des fonctions booléennes et les cellules de décision sont des automates à seuil.
- Il n'existe pas de connexion entre deux cellules d'association, ni entre deux cellules de décisions.
- Les connexions entre cellules d'association et cellules de décision sont à sens unique association décision.

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

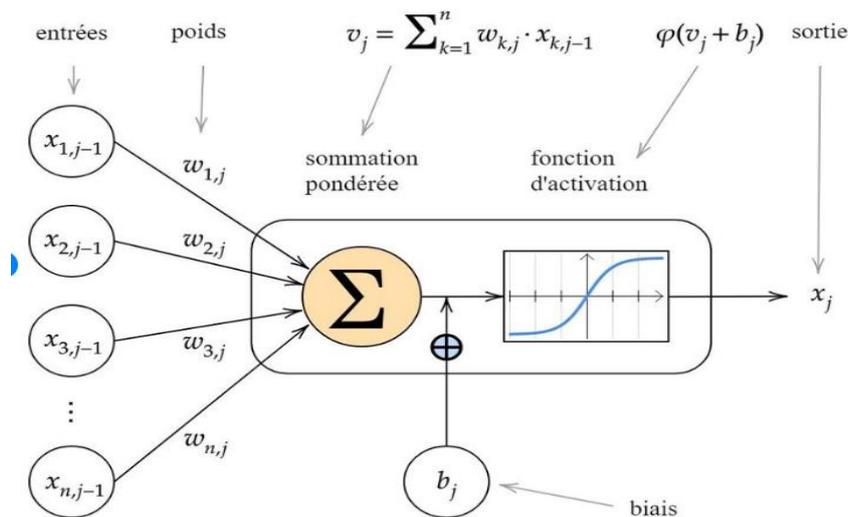


Figure IV.5 Principe d'un perceptron simple [95].

- *Perceptron multi-couches*



Le perceptron multi-couches est un type de réseau neuronal formel organisé en plusieurs couches au sein desquelles une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement (*figure IV.6*). Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la dernière couche (dite « de sortie ») étant les sorties du système global.

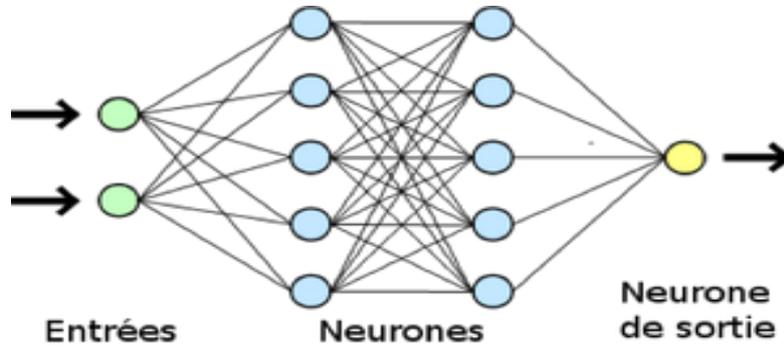


Figure IV.6 Perceptron multi-couches : 02 entrées + 02 couches cachées (10 neurones) et 01 sortie.

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. La procédure de l'apprentissage d'un réseau de neurones est expliquée dans *la figure IV.7*.

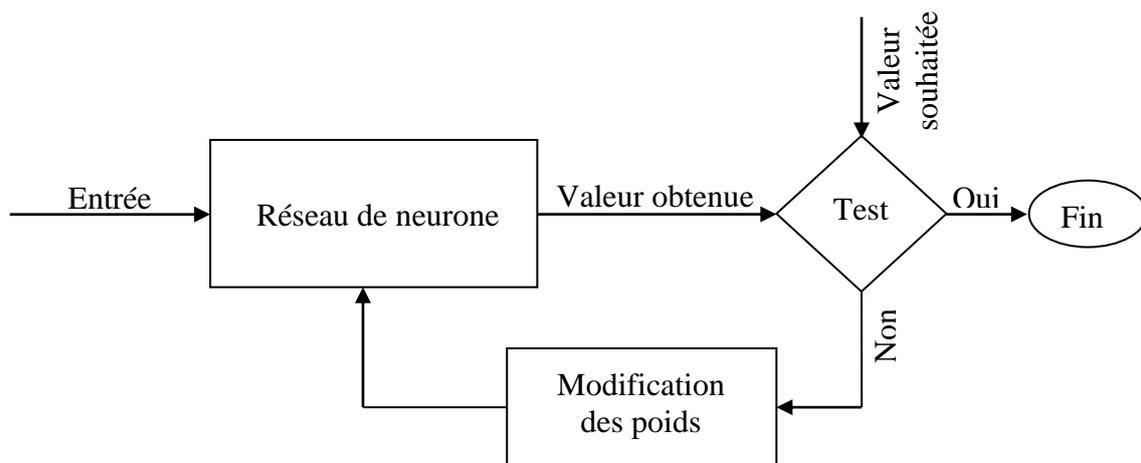


Figure IV.7 Système d'apprentissage du réseau de neurone [96]

Les procédures d'apprentissage peuvent se subdiviser, elles aussi, en deux grandes catégories : *supervisé* ou *non supervisé*



- 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.

- 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 [96].

IV.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 :

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

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

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 $E(W)$ 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 . Posant maintenant :

$$\delta_{Pi} = -\frac{\partial E_P}{\partial S_{Pi}} = (t_{Pi} - O_{Pj}) \quad (\text{IV.7})$$

L'astuce est de calculer δ_{Pi} 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.

Pour la couche de sortie :

$$\delta_{Pk} = (t_{kP} - O_{kP})(1 - O_{kP}); \quad k=1, \dots, k \quad (\text{IV.8})$$

Pour la couche cachée :

$$\delta_{Pi} = O_{Pi}(1 - O_{Pi}) \sum_{j=1}^j \delta_{Pk} W_{kj}; \quad j=1, \dots, j \quad (\text{IV.9})$$

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 :

$$\bar{E} = \frac{1}{R} \sum_{P=1}^R \frac{1}{NA} \sum_{k=1}^N (s_{kp} - y_{kp})^2 \quad (\text{IV.10})$$

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 de la rugosité de surface (Ra) et l'effort tangentiel de coupe (Ft) et la puissance de coupe (Pc) lors du tournage du polymère PA66, nous avons employé un perceptron multicouche. À cet effet, un plan expérimental de 27 essais a été utilisé. Nous avons utilisé un logiciel de calcul «JMP 11» pour l'apprentissage et la validation



des réseaux. Les données expérimentales utilisées pour établir les modèles des différents paramètres étudiés sont présentées dans *le tableau IV.1*.

Tableau IV.1 Résultats expérimentaux des paramètres de performance

N°	Facteurs			Réponses		
	V_c , m/min	f , mm/tr	ap , mm	R_a , μm	F_t , N	P_c W
1	200	0.08	1	2.73	32.11	107.03
2		0.08	1.5	2.78	35.42	118.07
3		0.08	2	2.57	37.28	124.27
4		0.16	1	2.98	43.13	143.77
5		0.16	1.5	2.91	59.77	199.23
6		0.16	2	2.69	65.88	219.6
7		0.24	1	4.41	43.34	144.47
8		0.24	1.5	4.06	74.27	247.57
9		0.24	2	4.49	95.98	319.93
10	280	0.08	1	2.74	25.53	119.14
11		0.08	1.5	2.57	30.37	141.73
12		0.08	2	2.19	45.88	214.11
13		0.16	1	2.93	35.05	163.57
14		0.16	1.5	2.66	74.43	347.34
15		0.16	2	2.66	76.89	358.82
16		0.24	1	4.29	50.17	234.13
17		0.24	1.5	4.08	82.69	385.89
18		0.24	2	4.23	105.81	493.78
19	380	0.08	1	1.36	22.46	142.25
20		0.08	1.5	1.65	42.52	269.29
21		0.08	2	1.39	48.98	310.21
22		0.16	1	2.11	37.47	237.31
23		0.16	1.5	2.09	62.28	394.44
24		0.16	2	2.15	76.69	485.7
25		0.24	1	3.35	43.07	272.78
26		0.24	1.5	3.51	70.69	447.7
27		0.24	2	3.77	99.17	628.08

IV.3.1. Modélisation de la rugosité (R_a) par la méthode ANN

Le plan expérimental comprend 27 essais : 21 sont utilisés pour l'apprentissage du réseau et 6 sont choisis arbitrairement pour valider le réseau. L'apprentissage du réseau neuronal est effectué par un algorithme de rétropropagation, qui est basé sur la méthode de descente de gradient. Avant de choisir la structure optimale, plusieurs structures de réseau ont été testées. La structure optimale est choisie en fonction du coefficient de corrélation R^2 , de l'erreur quadratique (RMSE) et les écarts absolus moyens pour les ensembles de formation et de validation. Dans notre cas, nous avons adopté la structure *3-5-1* (*Figure IV.8*). Elle est composée de trois nœuds dans la couche d'entrée, qui correspond au nombre de paramètres de coupe (V_c , f et ap), de cinq



nœuds dans la couche cachée avec une fonction de transfert à tangente hyperbolique et d'un nœud dans la couche de sortie avec une fonction de transfert linéaire.

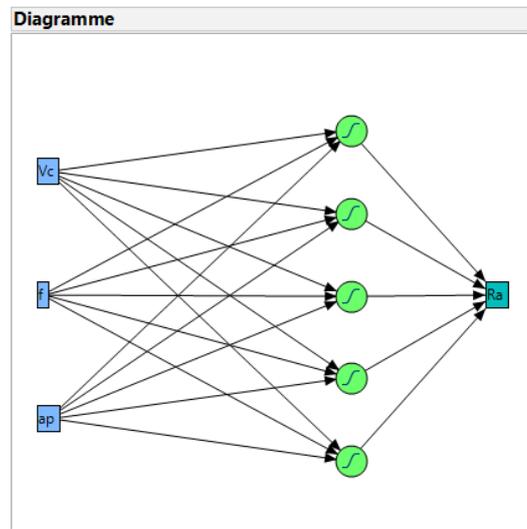


Figure IV.8. Architecture neurale choisie pour la rugosité (Ra).

Tableau IV.2 Résultats expérimentaux et prédites du modèle ANN de la rugosité de surface

N°	Facteurs			Réponses	
	Vc , m/min	f , mm/tr	ap , mm	Ra (exp) (μm)	Ra (pré) (μm)
1	200	0,08	1	2,73	2,78
2		0,08	1,5	2,78	2,77
3		0,08	2	2,57	2,57
4		0,16	1	2,98	2,99
5		0,16	1,5	2,91	2,91
6		0,16	2	2,69	2,69
7		0,24	1	4,41	4,40
8		0,24	1,5	4,06	4,06
9		0,24	2	4,49	4,49
10	280	0,08	1	2,74	2,72
11		0,08	1,5	2,57	2,58
12		0,08	2	2,19	2,20
13		0,16	1	2,93	3,01
14		0,16	1,5	2,66	2,65
15		0,16	2	2,66	2,65
16		0,24	1	4,29	4,30
17		0,24	1,5	4,08	4,08
18		0,24	2	4,23	4,25
19	200	0,08	1	1,36	1,36
20		0,08	1,5	1,65	1,65
21		0,08	2	1,39	1,39



22		0,16	1	2,11	2,03
23	380	0,16	1,5	2,09	2,09
24		0,16	2	2,15	2,15
25		0,24	1	3,35	3,35
26		0,24	1,5	3,51	3,51
27		0,24	2	3,77	3,77

D'après les résultats présentés dans le *tableau IV.2* on peut constater d'une première vue que les valeurs prédites sont très proches des valeurs expérimentales. Une profonde comparaison entre les valeurs obtenues par le modèle neuronal et celles obtenues expérimentalement a été réalisée en utilisant les méthodes statistiques, dont les résultats sont montrés dans le *Tableau (IV.3)* Ce dernier présente les valeurs du coefficient de corrélation, la racine de l'erreur quadratique moyenne (*RMSE*), les écarts absolus moyens et le nombre des essais pour les deux cas (apprentissage et validation). Ce dernier indique pour le groupe d'apprentissage et celui de validation que les coefficients de détermination R^2 sont respectivement (0.9989et 0.9999) et les racines de l'erreur quadratique moyenne sont respectivement (0.0272et 0.0093) et les écarts absolus moyens sont respectivement (0,014 et 0,007) ce qui nous donne un coefficient de détermination globale $R^2 = 99,94\%$. 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.3 Conditions de la modélisation de la rugosité de surface (*Ra*) par les ANN

Apprentissage		Validation	
Ra		Ra	
Mesures	Valeur	Mesures	Valeur
R carré	0.9989595	R carré	0.9999186
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.0272283	Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.0093138
Écart absolu moyen	0.014352	Écart absolu moyen	0.0075267
-Log-vraisemblance	-45.87577	-Log-vraisemblance	-19.54393
Somme des carrés des écarts (SSE)	0.015569	Somme des carrés des écarts (SSE)	0.0005205
Somme fréquences	21	Somme fréquences	6

La figure IV.9 expose les tracés des valeurs expérimentales en fonction de leurs valeurs prédites correspondantes pour la rugosité *Ra*. 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.

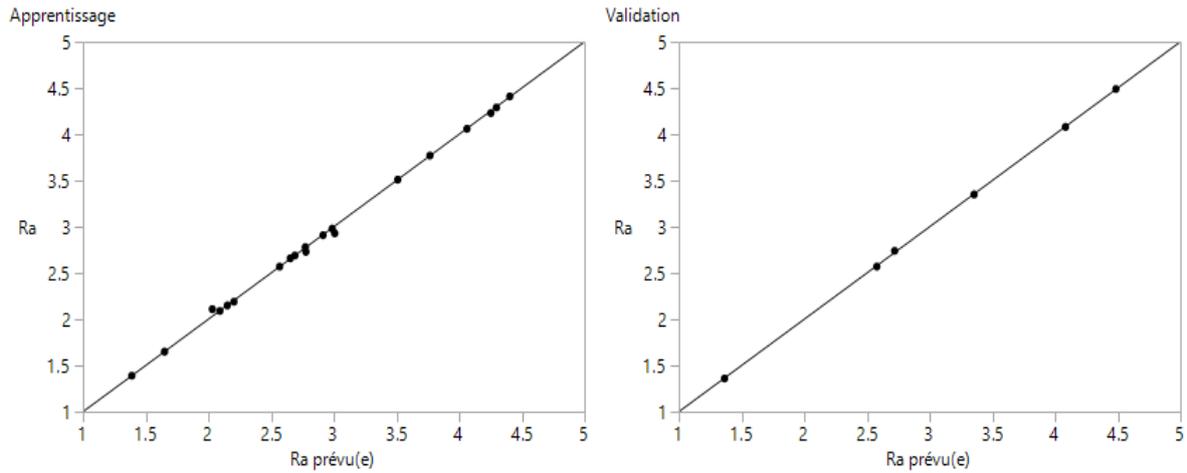


Figure. IV.9 Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour la rugosité (Ra).

Les équations ci-dessous de H_1 à H_5 (IV.11) ils présentent les sorties de chaque neurone de la couche cachée.

Hidden Layer Code:

$$\begin{aligned}
 H1 &= \tanh(.5*(-0.0110839915484104*Vc + -30.7899227268558*f + \\
 &-6.19754385201014*ap + 17.6641770629406)); \\
 H2 &= \tanh(.5*(-0.00801898555727415*Vc + -38.9531912743293*f + \\
 &-0.166588715310831*ap + 10.3092582726918)); \\
 H3 &= \tanh(.5*(0.00797987084218511*Vc + -28.2022963388858*f + \\
 &-4.07685162555114*ap + 9.99708189240504)); \\
 H4 &= \tanh(.5*(-0.0444052755768729*Vc + -8.13851773606384*f + \\
 &-2.63854853851495*ap + 19.1096226621173)); \\
 H5 &= \tanh(.5*(-0.0330398227380631*Vc + -16.3774315259287*f + \\
 &-5.02326100647359*ap + 20.9657285867298));
 \end{aligned}$$

(IV.11)

Le modèle mathématique de la rugosité de surface (Ra) est représenté par la somme des sorties des cinq (05) neurones de la couche cachée multipliée par une fonction de transfert linéaire selon l'équation (IV.12).

Final Layer Code :

$$\begin{aligned}
 Ra_Predicted &= THETA1=0.570532145778481*H1 + -1.14853384729006*H2 \\
 &+ -0.31339309676592*H3 + 1.09340158349858*H4 + - \\
 &0.831461377664023*H5 + 3.39657129054601;
 \end{aligned}$$

(IV.12)

IV.3.2. Modélisation de l'effort tangentiel de coupe (F_t) par la méthode ANN

Les mêmes étapes pour l'application de l'approche des ANN sont considérées pour le modèle de l'effort tangentiel de coupe (F_t). 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.10*). 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.

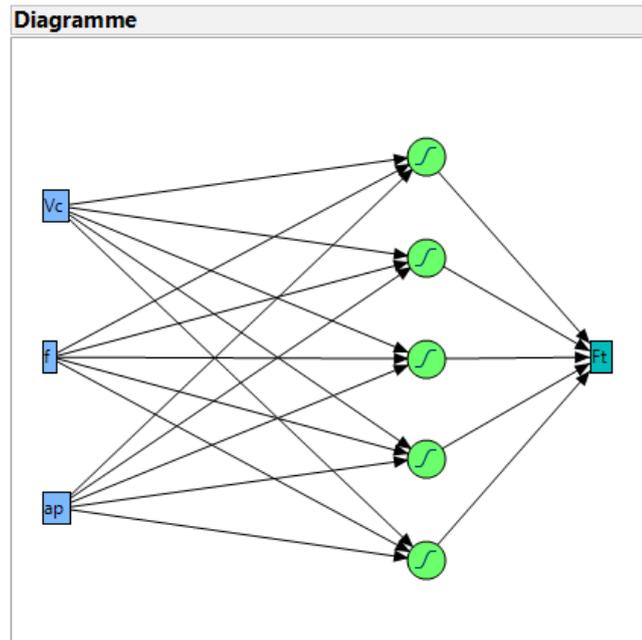


Figure.IV.10 Architecture neurale choisie pour l'effort (F_t).

Tableau IV.4 Résultats expérimentaux et prédites du modèle ANN de F_t

N°	Facteurs			Réponses	
	V_c , m/min	f , mm/tr	ap , mm	F_t (exp) (μm)	F_t (pré) (μm)
1	200	0,08	1	32,11	32,17
2		0,08	1,5	35,42	35,55
3		0,08	2	37,28	37,37
4		0,16	1	43,13	43,20
5		0,16	1,5	59,77	61,83
6		0,16	2	65,88	65,45
7		0,24	1	43,34	44,63
8		0,24	1,5	74,27	74,17
9		0,24	2	95,98	93,50



10		0,08	1	25,53	25,26
11		0,08	1,5	30,37	30,56
12		0,08	2	45,88	45,75
13		0,16	1	35,05	35,40
14	280	0,16	1,5	74,43	74,33
15		0,16	2	76,89	76,80
16		0,24	1	50,17	50,05
17		0,24	1,5	82,69	80,84
18		0,24	2	105,81	107,57
19		0,08	1	22,46	22,54
20		0,08	1,5	42,52	43,09
21		0,08	2	48,98	49,64
22		0,16	1	37,47	40,28
23	380	0,16	1,5	62,28	62,41
24		0,16	2	76,69	76,42
25		0,24	1	43,07	42,36
26		0,24	1,5	70,69	70,89
27		0,24	2	99,17	99,25

Le **tableau IV.4** montre que les valeurs prédites par le modèle neuronal avoisinent les valeurs expérimentales. Les résultats statistiques présentés dans le **tableau IV.5** le confirme aussi, car il a été trouvé pour le groupe d'apprentissage et celui de validation que les coefficients de détermination R^2 sont respectivement (0,9976 et 0,9999) et les racines de l'erreur quadratique moyenne sont respectivement (1,1325 et 2,338), et les écarts absolus moyens sont respectivement (0,740 et 0,150), ce qui nous donne un coefficient de détermination globale $R^2 = 99,87\%$. D'après ces résultats on peut conclure que le modèle neuronal explique très bien la variation de l'effort Ft en fonction des paramètres de coupe.

Tableau IV.5 Conditions de la modélisation de l'effort de coupe (Ft) par les ANN

Apprentissage		Validation	
Ft		Ft	
Mesures	Valeur	Mesures	Valeur
R carré	0.9976618	R carré	0.9999318
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	1.13257	Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.1671815
Écart absolu moyen	0.7406815	Écart absolu moyen	0.150456
-Log-vraisemblance	33.955415	-Log-vraisemblance	-1.848683
Somme des carrés des écarts (SSE)	28.219727	Somme des carrés des écarts (SSE)	0.1397483
Somme fréquences	22	Somme fréquences	5

La **figure IV.11** illustre le tracé des valeurs expérimentales en fonction de leurs valeurs prédites correspondantes pour l'effort tangentiel de coupe (Ft). Il est bien vu 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.

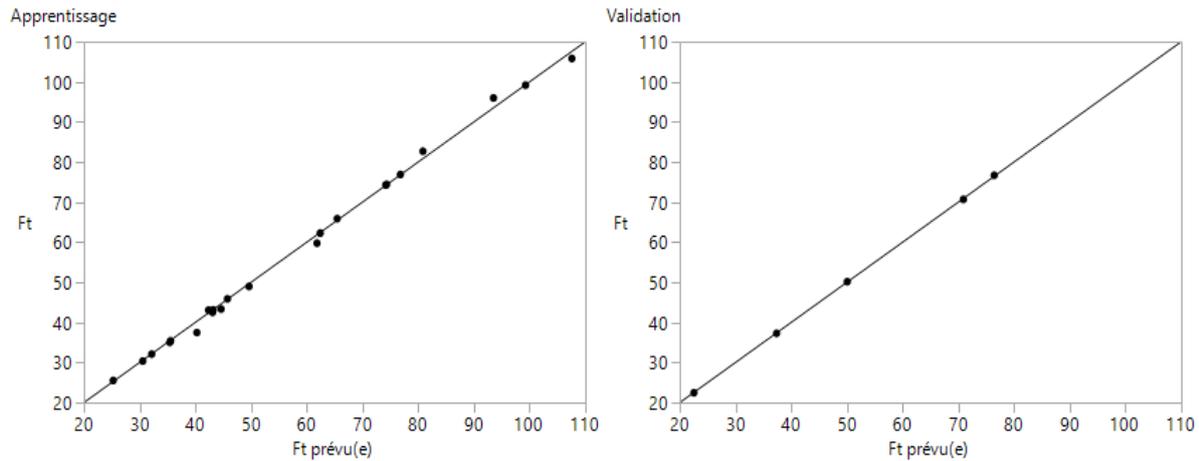


Figure. IV.11 Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour l'effort de coupe (Ft).

Les équations des sorties de chaque neurone de la couche cachée (de H_1 à H_5) de l'effort tangentiel de coupe (Ft) sont données par les équations (IV.13) :

Hidden Layer Code */

$$\left. \begin{aligned}
 H1 &= \tanh(.5*(0.262887494379122*Vc + -73.6962644338612*f + - \\
 &14.7486594879001*ap + -45.6058271031829)); \\
 H2 &= \tanh(.5*(-0.00914436259443537*Vc + -7.23402414618776*f + - \\
 &0.622335281896596*ap + 5.03341220729175)); \\
 H3 &= \tanh(.5*(0.0129696932906775*Vc + 26.0140375892434*f + - \\
 &3.77695618993259*ap + -0.219955341808213)); \\
 H4 &= \tanh(.5*(0.04797028663804*Vc + -91.5512583343734*f + \\
 &9.88918556109512*ap + -18.4676365934816)); \\
 H5 &= \tanh(.5*(0.00244274039712325*Vc + 3.30224038372451*f + - \\
 &1.7024362043496*ap + 1.10639277053205));
 \end{aligned} \right\} \text{(IV.13)}$$

L'effort tangentiel de coupe (Ft) est représenté par la somme des sorties des 5 neurones de la couche cachée multipliée par une fonction de transfert linéaire selon l'équation (IV.14).

Final Layer Code :

$$\left. \begin{aligned}
 Ft_Predicted &= THETA1= -7.78412923751181*H1 + - \\
 &31.8972606919533*H2 + 26.6700599078101*H3 + - \\
 &7.79365687533101*H4 + -66.3107329330192*H5 + 37.4044478360771;
 \end{aligned} \right\} \text{(IV.14)}$$



IV.3.3. Modélisation de la puissance de coupe P_c par ANN

La structure du réseau de neurones qui a donnée de meilleurs résultats dans la modélisation de l'effort radial est 3-5-1 (Figure IV.11). Cette dernière est composée d'une couche d'entrée à 3 nœuds (au nombre de paramètres), une couche cachée à 5 nœuds ayant une fonction de transfert tangente hyperbolique et une couche de sortie à 1 nœud ayant une fonction de transfert linéaire. Pareillement au cas précédent, 21 essais ont été utilisés pour l'apprentissage du réseau et 6 essais ont été choisis aléatoirement pour valider le modèle de la puissance de coupe (P_c). Selon le coefficient de corrélation R^2 et l'erreur de la racine moyenne carrée (RMSE).

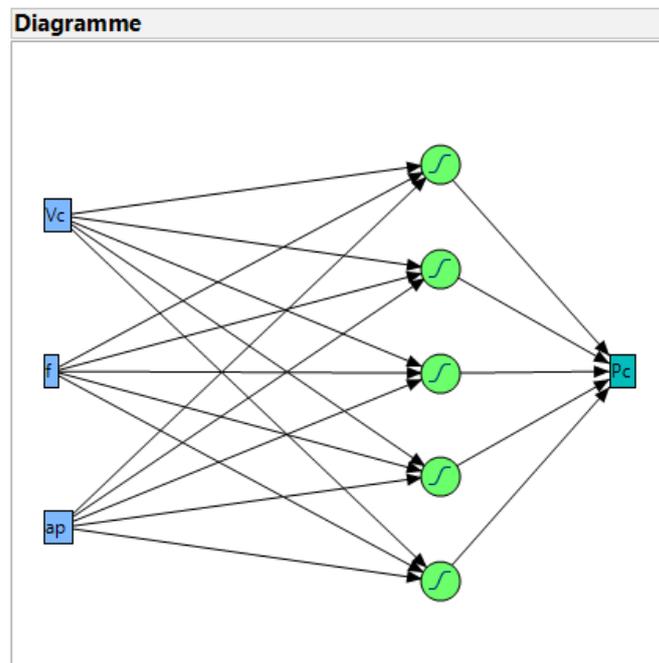


Figure IV.12. Architecture neurale choisie pour la puissance (P_c).

Tableau IV.6 Résultats expérimentaux et prédites du modèle ANN de la puissance $P_c(W)$

N°	Facteurs			Réponses	
	V_c , m/min	f , mm/tr	ap , mm	P_c (exp) (W)	P_c (pré) (W)
1	200	0,08	1	107,03	107,56
2		0,08	1,5	118,07	119,87
3		0,08	2	124,27	124,24
4		0,16	1	143,77	149,17
5		0,16	1,5	199,23	196,33
6		0,16	2	219,6	215,88
7		0,24	1	144,47	138,96
8		0,24	1,5	247,57	251,53



9		0,24	2	319,93	339,22
10		0,08	1	119,14	95,10
11		0,08	1,5	141,73	142,67
12		0,08	2	214,11	212,58
13		0,16	1	163,57	179,31
14	280	0,16	1,5	347,34	344,62
15		0,16	2	358,82	363,57
16		0,24	1	234,13	235,31
17		0,24	1,5	385,89	387,95
18		0,24	2	493,78	490,84
19		0,08	1	142,25	141,96
20		0,08	1,5	269,29	267,04
21		0,08	2	310,21	311,93
22		0,16	1	237,31	227,96
23	380	0,16	1,5	394,44	379,91
24		0,16	2	485,7	485,96
25		0,24	1	272,78	272,03
26		0,24	1,5	447,7	447,74
27		0,24	2	628,08	635,47

Le **tableau IV.6** montre que les valeurs prédites par le modèle neuronal avoisinent les valeurs expérimentales. Suivi par **Le tableau (IV.7)** présente les valeurs du coefficient de corrélation, la racine de l'erreur quadratique moyenne (*RMSE*), l'écart absolu moyen et le nombre des essais pour les deux cas (apprentissage et validation) de la structure optimale choisie. Ce dernier indique pour le groupe d'apprentissage et celui de validation que les coefficients de détermination R^2 sont respectivement (0,9958 et 0,9999) et les racines de l'erreur quadratique moyenne sont respectivement (8.7988 et 0.9722), l'écart absolu moyen sont respectivement (5,99 et 0,75), ce qui nous donne un coefficient de détermination globale $R^2=99,78\%$.

Tableau IV.7 Conditions de la modélisation de la puissance de coupe (*Pc*) par les ANN

Apprentissage		Validation	
Pc		Pc	
Mesures	Valeur	Mesures	Valeur
R carré	0.995831	R carré	0.999937
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	8.7988127	Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.9722482
Écart absolu moyen	5.9933447	Écart absolu moyen	0.7548896
-Log-vraisemblance	79.058217	-Log-vraisemblance	6.9539718
Somme des carrés des écarts (SSE)	1703.2203	Somme des carrés des écarts (SSE)	4.7263326
Somme fréquences	22	Somme fréquences	5

La figure IV.12 illustre le tracé des valeurs expérimentales en fonction de leurs valeurs prédites correspondantes pour la puissance de coupe *Pc*, Il est bien vu 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.

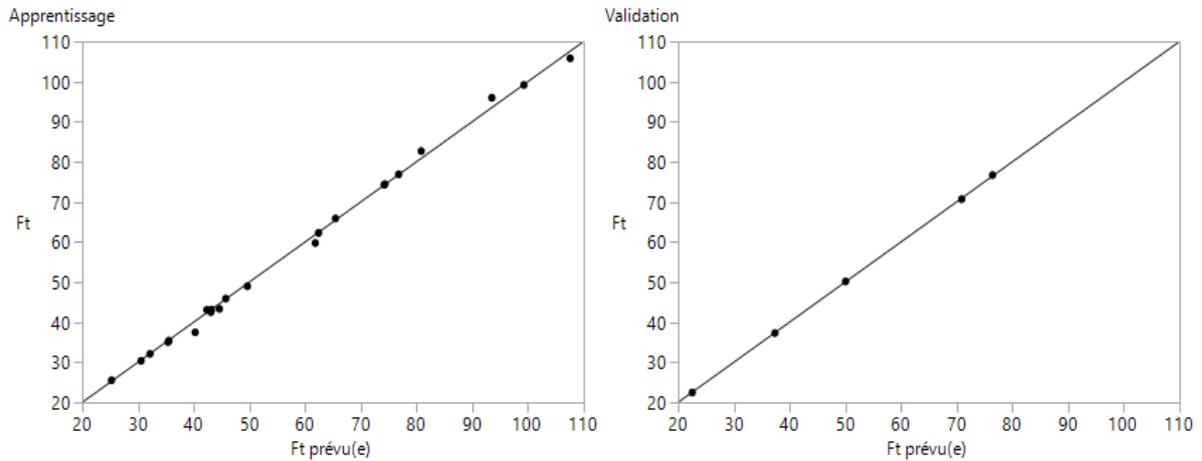


Figure. IV.13 Comparaison des valeurs expérimentales et prédites pour la puissance de coupe P_c

Les équations (IV.14) représente les équations des sorties de chaque neurone de la couche cachée (de H_1 à H_5), ainsi la puissance de coupe (P_c) sont données par l'équation de sortie (IV.15)

Hidden Layer Code */

$$\begin{aligned}
 H1 &= \tanh(.5*(-0.135238356743056*Vc + -55.2140647294273*f + - \\
 &7.69796166516878*ap + 54.8909769225006)); \\
 H2 &= \tanh(.5*(0.0054233555290097*Vc + 6.77071562790672*f + - \\
 &3.48709622575826*ap + 1.73489964668417)); \\
 H3 &= \tanh(.5*(-0.0204098885253993*Vc + -20.1327463272051*f + \\
 &4.77356944935496*ap + 0.686890190322752)); \\
 H4 &= \tanh(.5*(0.0136106897217997*Vc + -27.9602010391646*f + \\
 &1.41518149275782*ap + -3.41251187695008)); \\
 H5 &= \tanh(.5*(0.0116915197004306*Vc + 6.30879530763015*f + \\
 &1.77142208630686*ap + -8.99329739509882));
 \end{aligned}$$

(IV.14)

Final Layer Code

$$\begin{aligned}
 Pc_Predicted &= THETA1=-49.4951846797316*H1 + - \\
 &155.498050460561*H2 + -83.5880873216625*H3 + - \\
 &91.1142147109018*H4 + 216.379123698776*H5 + 290.451743760424;
 \end{aligned}$$

(IV.15)



IV.4. Comparaison des résultats obtenus par les ANN et la méthodologie de surface des réponses RSM

Le tableau (IV.8) résume les résultats trouvés des coefficients de détermination R^2 des modèles de la rugosité de surface (Ra) et de l'effort tangentiel de coupe (Ft) développés en utilisant la méthode de la surface de réponse (RSM) et les réseaux neuronaux artificiels (ANN). On peut constater que les deux modèles donnent de bons résultats pour les trois paramètres étudiés (Ra , Ft et Pc). Les valeurs de R^2 obtenus par les modèles des ANN sont plus grandes que celles des modèles obtenus par RSM. Ce constat nous permet de dire que le modèle des ANN est clairement meilleur que celui obtenu par RSM pour (Ra), (Ft) et (Pc), ce qui prouve la robustesse et la fiabilité de la méthode des ANN.

Tableau IV.8 Coefficients de corrélation pour RSM et ANN

	Coefficient de détermination R^2 (%)	
	RSM	ANN
Rugosité de surface Ra ; (μm)	98,51	99,94
Effort tangentiel de coupe Ft ; (N)	96,87	99,87
Puissance de coupe Pc (W)	98,11	99,78

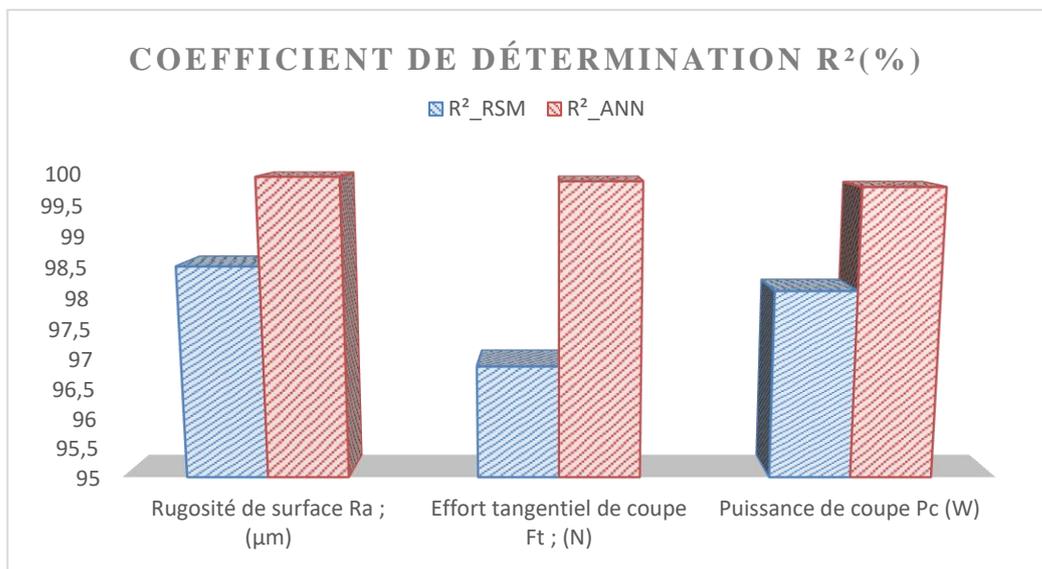
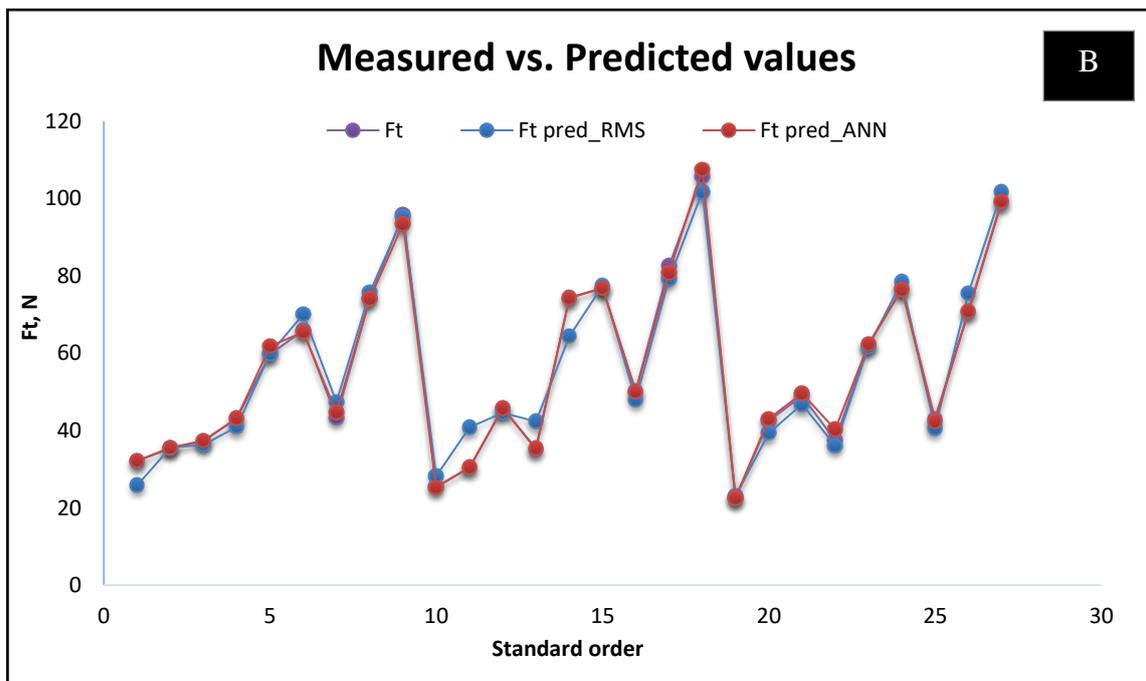
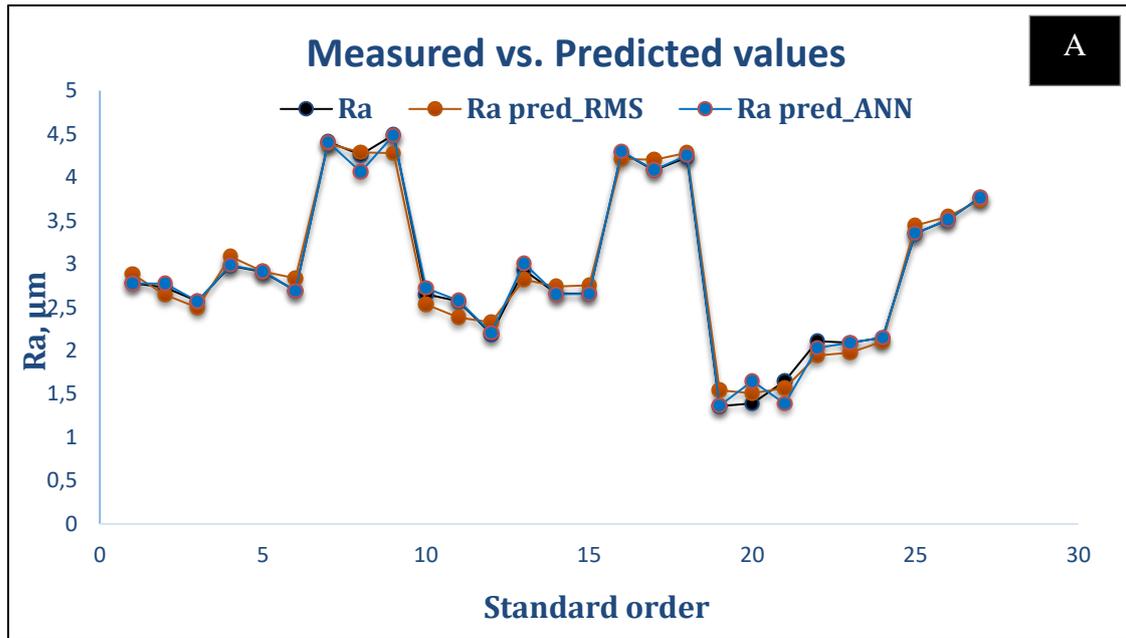


Figure. IV.14 Comparaison des valeurs Coefficients de corrélation R^2 pour RSM et ANN

Les valeurs expérimentales et prédites obtenues par les modèles RSM et ANN de la rugosité de surface (Ra), de l'effort tangentiel de coupe (Ft) et la puissance de coupe Pc sont présentées dans la figure IV.13 (a,b et c). On remarque que la courbe du modèle obtenu par RSM de la rugosité de surface (Ra) 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 l'effort tangentiel de coupe (F_t) et la puissance P_c , 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 selon la valeur de corrélation R^2 , comme indique la *figure. IV.12.*



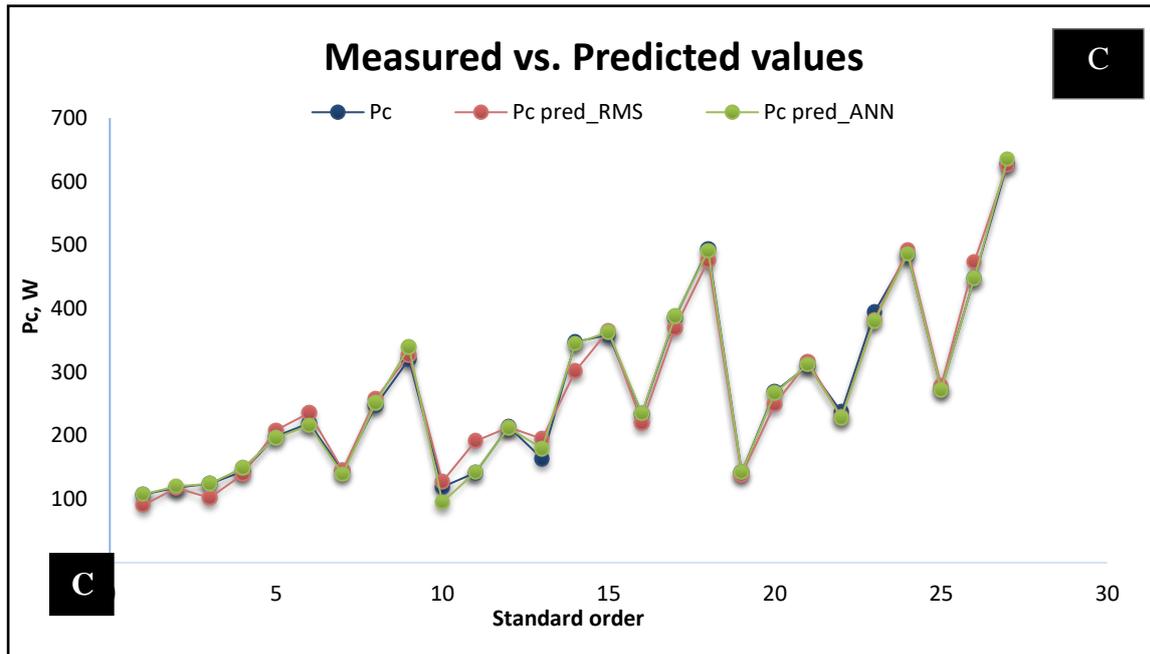


Figure IV.15 Comparaison entre les valeurs expérimentales, prédites par RSM et ANN :

A) Rugosité de surface (Ra), B) Effort tangentiel de coupe (Ft) et C) la puissance de coupe Pc .

IV.5. Conclusion

Nous avons appliqué la technique des ANN pour développer des modèles de prédiction de la rugosité de surface (Ra), de l'effort tangentiel de coupe (Ft) et de la puissance de coupe (Pc). Ensuite, nous avons comparé les modèles obtenus par la méthode des ANN avec ceux développés par la méthodologie de surface de réponse (RSM). On a trouvé que l'application de la technique des ANN sur un nombre limité d'expériences est capable de donner des résultats très satisfaisants. D'autre part, on a trouvé que les résultats dépendent de la structure du réseau, qui peut être modifiée à travers le nombre des couches et des nœuds et les paramètres d'apprentissage jouent un rôle important dans l'amélioration du modèle. On peut conclure que les modèles obtenus par les ANN représentent bien la relation non linéaire entre les réponses étudiées et les paramètres d'usinage plus efficacement que les modèles de régression.

CHAPITRE V

Optimisation multi objectif des paramètres de coupe

Dans ce chapitre, Cinq (05) approches d'optimisation multi-objective telles que : (Df, GRA, DEAR, ACP et TOPSIS basée sur l'ACP), ont été exploités pour but est de maximiser le débit du coupeau enlevé (*MRR*) et minimiser l'effort de coupe F_t , la puissance de coupe (P_c) ainsi que la rugosité arithmétique (*Ra*) simultanément. A la fin une comparaison entre les régimes optimaux obtenus par les cinq méthodes d'optimisation a été réalisée et discutée.



V.1 Introduction

Le choix des conditions d'usinage les plus appropriées est un défi pour les fabricants de pièces mécaniques. De nombreux facteurs doivent être pris en compte, tels que le type de matériau à usiner, la finition de surface souhaitée, la précision requise et le coût de l'opération. À cet effet, les fabricants utilisent souvent des méthodes d'optimisation multi-objectifs afin de trouver le bon compromis de ces paramètres de coupe. Ces méthodes permettent aux fabricants de prendre en compte des objectifs multiples, tels que la minimisation du temps d'usinage, la maximisation du taux d'enlèvement de matière et la minimisation de la rugosité de surface.

Dans ce contexte, plusieurs techniques d'optimisation des paramètres d'usinage ont été utilisées pour le choix judicieux des conditions d'usinage, telles que les méthodes ; Taguchi, GRA, TOPSIS, GA, NSGA II, TLBO, DF, PSO, DEAR etc..

Ce chapitre est consacré à la présentation de la démarche de l'application des méthodes d'optimisation « multi-objective » sur un plan d'expérience de Taguchi L27 pour le couple Outil/Matière (Carbure SPMR 120308 / Polyamide PA66), afin de déterminer les régimes optimaux. Les paramètres de coupe pris en compte lors de cette étude sont les suivants : la vitesse de coupe (V_c), l'avance (f) et la profondeur de passe (a_p) avec les paramètres technologiques de sorties qui sont : la rugosité de surface (R_a), l'effort de coupe tangentiel (F_t) et le débit du copeau enlevé (MRR) (Tableau V.1). L'optimisation multi-objective a été réalisée par les méthodes fonction de désirabilité (DF), l'analyse relationnelle grise (GRA), la technique d'ordre de préférence par similitude à la solution idéale (TOPSIS), méthode de classement basée sur l'analyse d'enveloppement des données (DEAR)

Le tableau V.1 présente les résultats expérimentaux correspondants aux résultats de la rugosité de surface (R_a), de l'effort (F_t) de coupe et le débit du copeau enlevé (MRR) avec les différentes combinaisons des paramètres de coupe, (V_c , f et a_p)



Tableau V.1 Résultats des expériences de (Ra , Ft et MRR)

Std	Facteurs			Réponses			
	A:Vc m/min	B:f mm/tr	C:Ap mm	Ft N	Ra μm	Pc W	MRR cm ³ /min
1	200	0,08	1	32,11	2,73	67,93	16,00
2	200	0,08	1,5	35,42	2,78	124,27	24,00
3	200	0,08	2	37,28	2,57	118,07	32,00
4	200	0,16	1	43,13	2,98	144,47	32,00
5	200	0,16	1,5	59,77	2,91	199,23	48,00
6	200	0,16	2	65,88	2,69	219,60	64,00
7	200	0,24	1	43,34	4,41	143,77	48,00
8	200	0,24	1,5	74,27	4,06	247,57	72,00
9	200	0,24	2	95,98	4,49	319,93	96,00
10	280	0,08	1	25,53	2,74	104,81	22,40
11	280	0,08	1,5	30,37	2,57	141,73	33,60
12	280	0,08	2	45,88	2,19	163,57	44,80
13	280	0,16	1	35,05	2,93	214,11	44,80
14	280	0,16	1,5	74,43	2,66	347,34	67,20
15	280	0,16	2	76,89	2,66	358,82	89,60
16	280	0,24	1	50,17	4,29	234,13	67,20
17	280	0,24	1,5	82,69	4,08	385,89	100,80
18	280	0,24	2	105,81	4,23	493,78	134,40
19	380	0,08	1	22,46	1,36	203,36	30,40
20	380	0,08	1,5	42,52	1,65	269,29	45,60
21	380	0,08	2	48,98	1,39	310,21	60,80
22	380	0,16	1	37,47	2,11	272,78	60,80
23	380	0,16	1,5	62,28	2,09	394,44	91,20
24	380	0,16	2	76,69	2,15	485,70	121,60
25	380	0,24	1	43,07	3,35	237,31	91,20
26	380	0,24	1,5	70,69	3,51	447,70	136,80
27	380	0,24	2	99,17	3,77	628,08	182,40
Min	200	0,08	1	22,46	1,40	67,93	16,00
Max	380	0,24	2	105,80	4,50	628,08	182,40

V.2 L'approche de la fonction de désirabilité

Dans la présente étude on cherche à optimiser simultanément l'effort de coupe (Ft), le critère de rugosité (Ra), le débit du copeau enlevé (MRR) et la puissance de coupe (Pc) avec une approche d'optimisation de DF. En effet, le but est de trouver les conditions de coupes optimales lors du tournage du polyamide PA66 avec une plaquette en carbure. Dans notre cas,



le logiciel Design Expert 10 a été exploité afin de trouver les régimes optimaux. Différents cas d'optimisation ont été considérés, à savoir :

- ✓ **1er cas** : concerne la maximisation du débit de copeaux, ce qui est souhaité pour les opérations d'ébauchage où l'objectif est d'obtenir une production maximale, donc on attribue une importance maximale (*****) au (*MRR*) tout en donnant à la rugosité de la surface un faible intérêt (*).
- ✓ **2eme cas** : Pour une opération de finition de la surface des pièces usinées, la minimisation de la rugosité de surface devient l'objectif principal, auquel on attribue une importance maximale (*****) tout en maintenant le (*MRR*) à son niveau bas (*).
- ✓ **3eme cas** : Dans le but de rechercher un compromis entre les deux paramètres (minimisation de (*Ra*) et maximisation de (*MRR*)) en même temps, on donne le même degré d'importance (*****) pour les deux paramètres considérés.
- ✓ **4eme cas** : consiste à minimiser à la fois l'effort de coupe (*Ft*) et la puissance de coupe (*Pc*) pour la minimisation de la consommation d'énergie. Dans ce cas, on donne une importance maximale de (*****) pour (*Ft*) et (*Pc*).
- ✓ **5eme cas** : consiste à minimiser à la fois la rugosité de surface (*Ra*) et la puissance de coupe (*Pc*) et maximisation de (*MRR*). Dans ce cas, on donne une importance maximale de (*****) pour les trois paramètres. Le **tableau V.2**, résume les cinq cas d'optimisations précédentes réalisés dans cette étude avec les contraintes souhaitées.

Le **tableau V.3** rassemble les résultats des trois cas d'optimisation dans le but de comparer les deux aspect la **Productivité et la Qualité**, dans les trois cas possibles, ce qui concerne la minimisation (*Ra*), la maximisation (*MRR*) et l'optimisation combinée de (*Ra*) et (*MRR*) avec le même degré d'importance. On voit que les deux aspects sont liés fidèlement à la vitesse d'avance et que la vitesse d'avance est la seule contrôle de notre choix, une petite vitesse d'avance pour une bonne qualité de surface et une grande vitesse pour une augmentation de la productivité, et cela est dû au fait que l'augmentation de la vitesse de coupe signifie l'enlèvement plus de matière dans un seul tour. Les **figures V.1 a, b et c**, illustrent les graphiques des bars de désirabilité pour les trois cas d'optimisation.



Tableau V.2 Contraintes pour les cinq cas d'optimisations

Nom	But	Limite inf.	Limite Sup.	Poids inf.	Poids sup.	Importance
A:Vc	dans l'interv	200	380	1	1	3
B:f	dans l'interv	0,08	0,24	1	1	3
C:Ap	dans l'interv	1	2	1	1	3
<u>Productivité /Qualité</u>						
<i>1er cas (productivité maximum)</i>						
Ra	minimise	1,36	4,49	1	1	1
MRR	maximise	16	182	1	1	5
<i>2eme cas (meilleur qualité)</i>						
Ra	minimise			1	1	5
MRR	maximise	16	182	1	1	1
<i>3emme cas (équilibre Productivité /Qualité)</i>						
Ra	minimise	1,36	4,49	1	1	5
MRR	maximise	16	182	1	1	5
<u>économie d'Energie</u>						
<i>4emme cas (minimum d'Energie)</i>						
Ft	minimise	22,46	105,81	1	1	5
Pc	minimise	107,033	628,077	1	1	5
<u>économie d'Energie/Productivité /Qualité</u>						
<i>5emme cas(équilibre energie min /Productivité /Qualité)</i>						
Ra	minimise			1	1	5
Pc	minimise			1	1	5
MRR	maximise	16	182	1	1	5

Tableau V.3 Optimisation pour l'objectif productivité /qualité de surface

	Cas N°	Désirabilité	Vc	f	Ap	Ra	MRR
Productivité	Cas 01	0,785	380	<u>0,227</u>	2	3,408	169,563
/Qualité	Cas 02	0,801	380	<u>0,113</u>	2	1,659	88,395
	Cas 03	0,697	380	<u>0,167</u>	2	2,202	126,482

Les résultats correspondant à la minimisation de la consommation d'énergie (Tableau V.4) montrent que cet objectif est atteint grâce à une réduction de l'avance par tour et de la profondeur de passe, c'est à-dire de la section de la tranche cisailée, alors que la vitesse de coupe sera à sa valeur maximale, ce qui permet une réduction de l'effort de coupe.

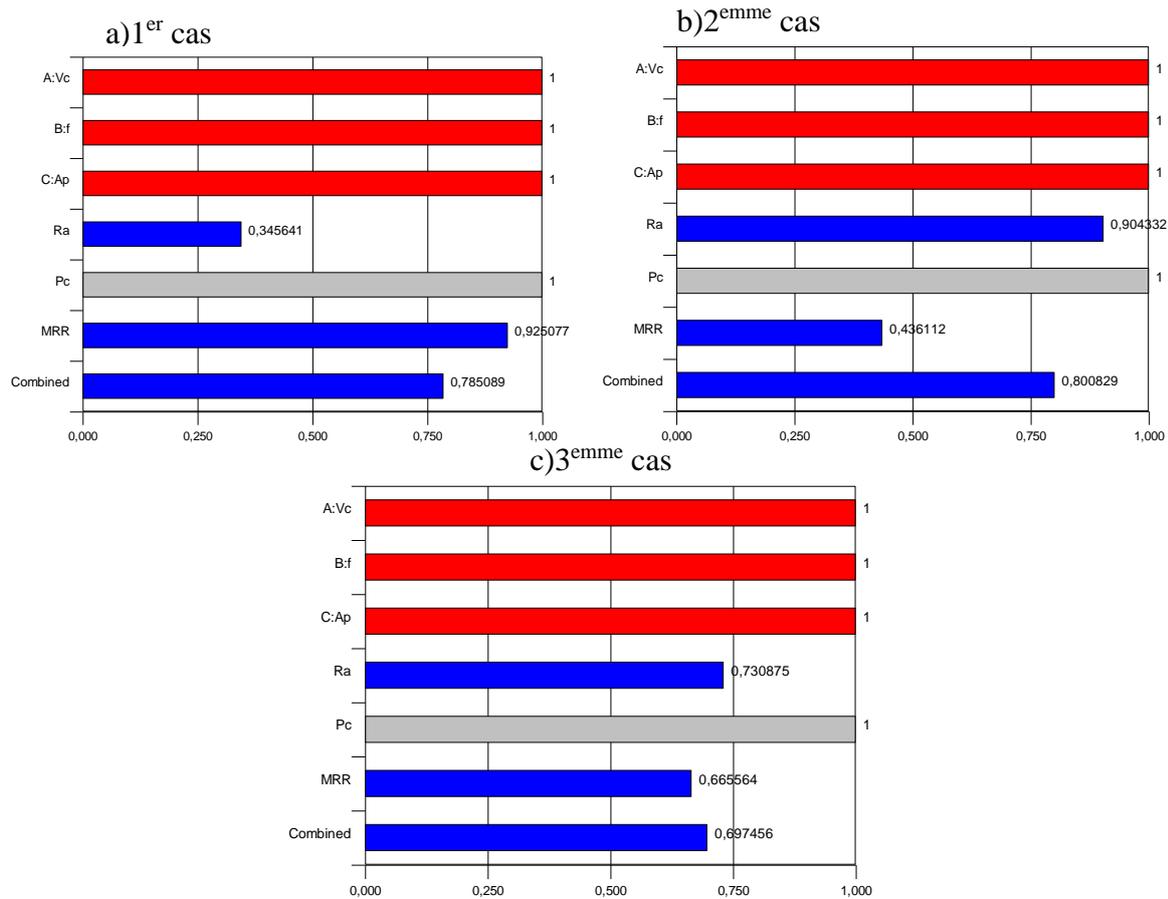


Figure V.1 Graphiques de bar de désirabilité pour les trois cas d'optimisation

Tableau V.4 Solutions pour 4^{ème} cas d'optimisation.

	Cas N°	Désirabilité	Vc	f	Ap	Ft	Pc
économie d'Énergie	cas 04	0,979	200	0,08	1	25,861	90,334

Le **Tableau (V. 5)** illustre les résultats du 5^{ème} cas d'optimisation, la minimisation de la rugosité de surface (Ra) et la puissance de coupe (Pc) avec la maximisation du débit du copeau enlevé (MRR) simultanément. L'analyse des résultats montre que cet objectif combiner est atteint grâce au régime de coupe suivant : $Vc = 380$ m/min, $f = 0.156$ mm/tr et $ap = 1.299$ mm, ce qui correspondant aux valeurs de $Ra = 1.898$ μ m, $Pc = 320.77$ W et $MRR = 76.685$ cm³/min.

Tableau V.5 Solution pour 5^{ème} cas d'optimisation

économie d'Énergie/Productivité /Qualité	Cas N°	Désirabilité	Vc	f	Ap	Ra	Pc	MRR
	Cas 05	<u>0,563</u>	<u>380</u>	<u>0,156</u>	<u>1,299</u>	<u>1,898</u>	<u>320,77</u>	<u>76,685</u>



La **figure V.2** présente les valeurs optimales exactes des paramètres d'entrée (V_c , f et a_p), pour les paramètres de sortie (R_a , P_c et MRR). D'après la figure V.2 les solutions de la rugosité de surface (R_a) est presque atteint l'objectif. D'autre part, la puissance de coupe (P_c) et le débit du copeau enlevé (MRR) prennent presque des valeurs moyennes dans les intervalles entre (107.033W - 628.077W) pour P_c et entre (16 cm³/min et 182.4 cm³/min) pour MRR .

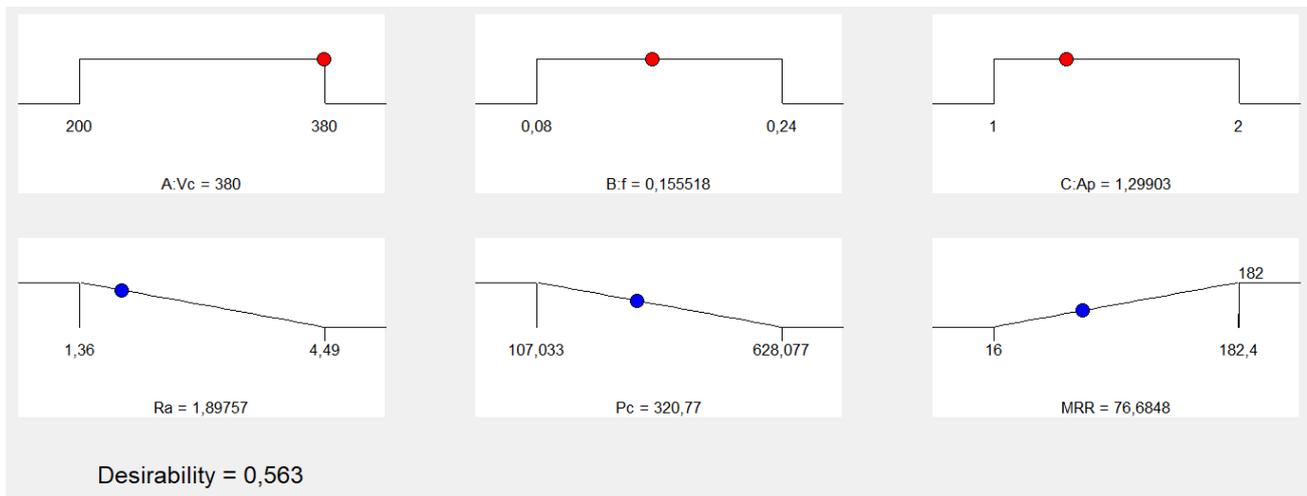


Figure V.2 Diagramme d'optimisation de réponses multiples de (R_a , P_c et MRR)

V.3. Optimisation multi-objectif avec la méthode d'Analyse Relationnelle Grise (GRA)

Le but de la méthode d'analyse rationnelle grise est de déterminer la combinaison optimale des paramètres de tournage qui nous permet de minimiser à la fois la rugosité de surface (R_a) et l'effort de coupe (F_t) et maximiser le débit du copeau enlevé (MRR)

Dans la partie suivante on va expliquer les étapes considérées pour cette méthode d'analyse :

V.3.1 Génération relationnelle grise

Selon l'objectif de l'optimisation prévue pour minimiser ou maximiser les résultats expérimentaux, la normalisation du rapport S/N pour les résultats expérimentaux dans l'intervalle entre zéro et un est nécessaire pour la génération relationnelle grise [2].

V.3.2 La normalisation

En fonction de la fonction objective de l'optimisation, la normalisation peut être effectuée pour deux cas. Si la plus petite-la-meilleure est la caractéristique sélectionnée dans la séquence d'origine pour la minimisation, elle devrait être normalisée par l'équation (V.5 et 6):

- Pour la minimisation du critère, la séquence originale est normalisée comme suit

$$x_i(k) = \frac{\max(x_i^0(k)) - x_i^0(k)}{\max(x_i^0(k)) - \min(x_i^0(k))} \quad (V.1)$$

Et c'est le cas de la rugosité de surface (R_a).



- Pour la maximisation du critère, et c'est le cas du débit du copeau enlevé (*MRR*), alors la séquence originale est normalisée comme suit :

$$x_i(k) = \frac{x_i^0(k) - \min(x_i^0(k))}{\max(x_i^0(k)) - \min(x_i^0(k))} \quad (\text{V.2})$$

Où : $x_i(k)$ valeur normalisée de la séquence, $\max(x_i^0(k))$ la plus grande valeur de $x_i^0(k)$ la $k^{\text{ième}}$ réponse, $\min(x_i^0(k))$ la plus petite valeur de $x_i^0(k)$ la $k^{\text{ième}}$ réponse

Le but de la normalisation est rendu toutes les réponses en même grandeur, les données traitées par la normalisation sont présentés dans **le tableau VI.4**.

V.3.3 Calcul des coefficients du Relationnel Gris

Les coefficients du Relationnel Gris (Grey Relationnel) ($\eta_i(k)$) peuvent être calculés comme suit

$$\eta_i(k) = \frac{\Delta_{\min} + \omega \Delta_{\max}}{\Delta_{oi}(k) + \omega \Delta_{\max}} ; \quad 0 < \eta_i(k) \leq 1 \quad (\text{V.3})$$

Où :

$\Delta_{oi}(k)$: La différence en valeur absolue entre $x_0^k(k)$ et $x_i^k(k)$,

Δ_{\min} : La plus petite valeur de $\Delta_{oi}(k)$,

Δ_{\max} : La plus grande valeur de $\Delta_{oi}(k)$ coefficient de distinction et sa valeur est comprise entre 0 à 1.

$$\Delta_{oi}(k) = \|x_0(k) - x_i(k)\| \quad (\text{V.4})$$

$$\Delta_{\min} = \min_{\substack{j \in i \\ \forall k}} \|x_0(k) - x_j(k)\| \quad (\text{V.5})$$

$$\Delta_{\max} = \max_{\substack{j \in i \\ \forall k}} \|x_0(k) - x_j(k)\| \quad (\text{V.6})$$

La valeur de ω est en générale égale à (0,5) [4].

La valeur du coefficient η a été prise (0,5). Les valeurs des coefficients "Gris Rationnelle Coefficients" est présentés dans le **tableau VI.4**.

V.3.4 Calcul du GRG (Grey relational grade)

Après avoir calculé la moyenne des coefficients du relationnel gris (*Grey Relational Coefficients*), les γ_i (*Grey Relational Grade*) peuvent être obtenu comme suit :

$$\alpha_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \eta_i(k) \quad (\text{V.7})$$

Où : n est le nombre des caractéristiques de performance (dans notre cas $n=2$).

La plus grande valeur de (*Grey Relational Grade*) est considérée comme la relation la plus forte entre la séquence idéale ($x_0(k)$) et la séquence donnée ($x_i(k)$). La séquence idéale



$(x_0(k))$ est la meilleure réponse dans le processus expérimental. Ainsi, le Grade Relationnel (*Relational Grade*) supérieur correspond à la combinaison des paramètres la plus proche de l'optimale [4].

Tableau V.6 Résultats de la normalisation, coefficient relationnel gris (CRG) et grade relationnel gris (GRG).

N° d'essai	Réponses			S/N calculate			Normalisation			Grey Relation Coefficients of S/N			Grey Relation Grade	
	Ft (N)	Ra (μm)	MRR (cm^3/min)	S-N for Ft	S-N for Ra	S-N For MRR	S-N for Ft*	S-N for Ra*	S-N For MRR*	S-N for Ft	S-N for Ra	S-N For MRR	GRG	Rank
1	32,11	2,73	16	-30,13	-8,72	24,08	0,23	0,58	0,00	0,68	0,46	0,33	0,493063	16
2	35,42	2,78	24	-30,99	-8,88	27,60	0,29	0,60	0,17	0,63	0,46	0,37	0,48663	18
3	37,28	2,57	32	-31,43	-8,20	30,10	0,33	0,53	0,28	0,60	0,48	0,41	0,500066	14
4	43,13	2,98	32	-32,70	-9,48	30,10	0,42	0,66	0,28	0,54	0,43	0,41	0,462198	22
5	59,77	2,91	48	-35,53	-9,28	33,62	0,63	0,64	0,45	0,44	0,44	0,48	0,452843	24
6	65,88	2,69	64	-36,38	-8,60	36,12	0,69	0,57	0,57	0,42	0,47	0,54	0,474304	19
7	43,34	4,41	48	-32,74	-12,89	33,62	0,42	0,98	0,45	0,54	0,34	0,48	0,451536	25
8	74,27	4,06	72	-37,42	-12,17	37,15	0,77	0,92	0,62	0,39	0,35	0,57	0,437763	27
9	95,98	4,49	96	-39,64	-13,04	39,65	0,94	1,00	0,74	0,35	0,33	0,65	0,445309	26
10	25,53	2,74	22,4	-28,14	-8,76	27,01	0,08	0,59	0,14	0,86	0,46	0,37	0,561837	7
11	30,37	2,57	33,6	-29,65	-8,20	30,53	0,19	0,53	0,30	0,72	0,48	0,42	0,540742	9
12	45,88	2,19	44,8	-33,23	-6,81	33,03	0,46	0,40	0,42	0,52	0,56	0,46	0,513632	12
13	35,05	2,93	44,8	-30,89	-9,34	33,03	0,29	0,64	0,42	0,64	0,44	0,46	0,512363	13
14	74,43	2,66	67,2	-37,44	-8,50	36,55	0,77	0,56	0,59	0,39	0,47	0,55	0,470995	20
15	76,89	2,66	89,6	-37,72	-8,50	39,05	0,79	0,56	0,71	0,39	0,47	0,63	0,496197	15
16	50,17	4,29	67,2	-34,01	-12,65	36,55	0,52	0,96	0,59	0,49	0,34	0,55	0,460733	23
17	82,69	4,08	100,8	-38,35	-12,21	40,07	0,84	0,92	0,76	0,37	0,35	0,67	0,465782	21
18	105,81	4,23	134,4	-40,49	-12,53	42,57	1,00	0,95	0,87	0,33	0,34	0,80	0,492509	17
19	22,46	1,36	30,4	-27,03	-2,67	29,66	0,00	0,00	0,26	1,00	1,00	0,40	0,801483	1
20	42,52	1,65	45,6	-32,57	-4,35	33,18	0,41	0,16	0,43	0,55	0,76	0,47	0,59043	3
21	48,98	1,39	60,8	-33,80	-2,86	35,68	0,50	0,02	0,55	0,50	0,96	0,53	0,662919	2
22	37,47	2,11	60,8	-31,47	-6,49	35,68	0,33	0,37	0,55	0,60	0,58	0,53	0,567999	5
23	62,28	2,09	91,2	-35,89	-6,40	39,20	0,66	0,36	0,72	0,43	0,58	0,64	0,550137	8
24	76,69	2,15	121,6	-37,69	-6,65	41,70	0,79	0,38	0,83	0,39	0,57	0,75	0,567641	6
25	43,07	3,35	91,2	-32,68	-10,50	39,20	0,42	0,75	0,72	0,54	0,40	0,64	0,526331	11
26	70,69	3,51	136,8	-36,99	-10,91	42,72	0,74	0,79	0,88	0,40	0,39	0,81	0,532844	10
27	99,17	3,77	182,4	-39,93	-11,53	45,22	0,96	0,85	1,00	0,34	0,37	1,00	0,570753	4
MIN	22,46	1,36	16,00	-40,49	-13,04	24,08	0,00	0,00	0,00					
MAX	105,81	4,49	182,40	-27,03	-2,67	45,22	1,00	1,00	1,00					

Selon le *tableau V.6* et la *figure V.5*, la combinaison des paramètres de coupe de l'expérience **19** a eu la qualité grise (*GRG*) la plus élevée et ceci signifie que cette expérience



présente la combinaison des paramètres optimaux qui donne une rugosité de surface et un effort de coupe minimaux, et un volume de copeau enlevé maximum.

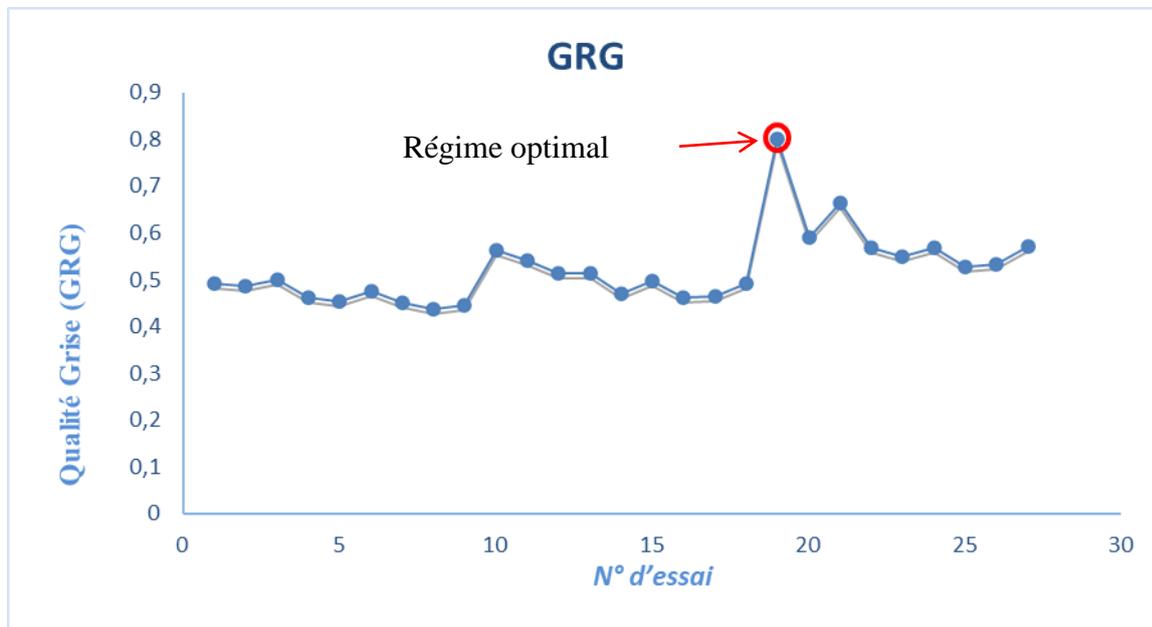


Figure V.3 Qualité Relationnelle Grise (GRG).

La combinaison optimale des paramètres du processus de tournage du polyamide (PA66) est obtenue à partir de **tableau V.6**. l'expérience **19** a eu la qualité grise (GRG) la plus élevée, Cette combinaison est :

- Vitesse de coupe optimale (niveau 3).
- Profondeur de passe optimale (niveau 1).
- Avance (niveau 1).

Tableau V.7 Réponses pour la catégorie relationnelle grise (Grey Grade)

Niveau	Vc	f	ap
1	200	0,08	1
2	280	0,12	1.5
3	380	0,16	2

Donc la combinaison optimale (pour les deux réponses) des paramètres est : $Vc^3 f^1 ap^1$. Les valeurs des paramètres du processus de coupe optimaux sont : (vitesse de coupe : $Vc = 380$ (m/min), avance : $f = 0,12$ (mm/tr) et profondeur de passe : $ap = 1$ (mm)).



V.4 Méthode de classement basée sur l'analyse d'enveloppement des données (DEAR)

Dans cette méthode, une combinaison de réponses originales est transformée en un rapport, de sorte que les niveaux les plus appropriés peuvent être calculés sur la base de ce rapport. La valeur peut être considérée comme un indice de performance multi réponses (MRPI) pour calculer les combinaisons optimales des paramètres d'entrée. Les étapes suivantes sont impliquées dans la méthodologie de classement basée sur l'analyse d'enveloppement des données [5], [6]

V.4.1 détermination de poids (w)

Déterminez les poids (w) pour chaque réponse pour toutes les expériences. Le poids de la réponse est le rapport entre la réponse à tout essai et la somme de toutes les réponses.

$$W_{MRR_i} = \frac{MRR_i}{\sum_{i=1}^n MRR_i} \quad (\text{V.8})$$

$$W_{Ra_i} = \frac{1/Ra_i}{\sum_{i=1}^n 1/Ra_i} \quad (\text{V.9})$$

$$W_{Pc_i} = \frac{1/Pc_i}{\sum_{i=1}^n 1/Pc_i} \quad (\text{V.10})$$

V.4.2 Transformation des données de réponse en données pondérées

Transformez les données de réponse en données pondérées en multipliant les valeurs expérimentales avec son propre poids.

$$MRR^* = MRR \times W_{MRR} \quad (\text{V.11})$$

$$Ra^* = Ra \times W_{Ra} \quad (\text{V.12})$$

$$Pc^* = Pc \times W_{Pc} \quad (\text{V.13})$$

V.4.3 division des données

Divisez les données comme suit : plus c'est grand, mieux c'est, et plus c'est petit, mieux

V.4.4 Traitement selon l'indice MRPI

MRPI est le rapport entre la somme des données des paramètres de maximisation et la somme des données des paramètres de minimisation. Dans la présente étude, le paramètre à maximiser est la productivité (MRR), par contre la rugosité de surface (Ra) et l'effort de coupe (Ft) sont les paramètres à minimiser. cette valeur (MRPI) est considérée comme un indice de performance multi réponses.

$$MRPI = \frac{MRR^*}{Ra^* + Ft^*} \quad (\text{V.14})$$

La valeur de MRPI de chaque essai avec différentes combinaisons des paramètres a été calculée en utilisant l'approche Taguchi - DEAR (**Tableau V.8**).

**Tableau V.8** Résultats d'optimisation par la méthode DEAR

N° d'essai	$F_t(N)$	R_a (μm)	MRR (cm^3/min)	W_{F_t}	W_{R_a}	W_{MRR}	F_t^*	R_a^*	MRR^*	MRPI	Rank
1	32,11	2,73	16	0,021	0,034	0,009	0,680	0,094	0,138	0,911	25
2	35,42	2,78	24	0,023	0,035	0,013	0,827	0,097	0,310	1,234	24
3	37,28	2,57	32	0,025	0,032	0,017	0,916	0,083	0,551	1,550	22
4	43,13	2,98	32	0,028	0,038	0,017	1,226	0,112	0,551	1,889	21
5	59,77	2,91	48	0,039	0,037	0,026	2,354	0,107	1,240	3,701	14
6	65,88	2,69	64	0,043	0,034	0,034	2,860	0,091	2,205	5,157	12
7	43,34	4,41	48	0,029	0,056	0,026	1,238	0,245	1,240	2,723	17
8	74,27	4,06	72	0,049	0,051	0,039	3,635	0,208	2,791	6,634	9
9	95,98	4,49	96	0,063	0,057	0,052	6,071	0,254	4,961	11,287	5
10	25,53	2,74	22,4	0,017	0,035	0,012	0,430	0,095	0,270	0,794	27
11	30,37	2,57	33,6	0,020	0,032	0,018	0,608	0,083	0,608	1,299	23
12	45,88	2,19	44,8	0,030	0,028	0,024	1,387	0,060	1,080	2,528	18
13	35,05	2,93	44,8	0,023	0,037	0,024	0,810	0,108	1,080	1,998	20
14	74,43	2,66	67,2	0,049	0,034	0,036	3,651	0,089	2,431	6,171	10
15	76,89	2,66	89,6	0,051	0,034	0,048	3,896	0,089	4,322	8,307	7
16	50,17	4,29	67,2	0,033	0,054	0,036	1,659	0,232	2,431	4,322	13
17	82,69	4,08	100,8	0,054	0,051	0,054	4,506	0,210	5,470	10,186	6
18	105,81	4,23	134,4	0,070	0,053	0,072	7,379	0,225	9,724	17,328	2
19	22,46	1,36	30,4	0,015	0,017	0,016	0,332	0,023	0,498	0,853	26
20	42,52	1,65	45,6	0,028	0,021	0,025	1,192	0,034	1,119	2,345	19
21	48,98	1,39	60,8	0,032	0,018	0,033	1,581	0,024	1,990	3,595	15
22	37,47	2,11	60,8	0,025	0,027	0,033	0,925	0,056	1,990	2,971	16
23	62,28	2,09	91,2	0,041	0,026	0,049	2,556	0,055	4,478	7,089	8
24	76,69	2,15	121,6	0,051	0,027	0,065	3,876	0,058	7,960	11,894	4
25	43,07	3,35	91,2	0,028	0,042	0,049	1,223	0,141	4,478	5,842	11
26	70,69	3,51	136,8	0,047	0,044	0,074	3,293	0,155	10,074	13,523	3
27	99,17	3,77	182,4	0,065	0,048	0,098	6,482	0,179	17,910	24,571	1

Une fois que l'indice de performance multi réponses (MRPI) est calculé, la sélection de la combinaison des niveaux optimaux est faite sur la base de la valeur MRPI la plus élevée qui est proche de la valeur normalisée idéale correspondant à la combinaison optimale. On peut conclure que la combinaison de paramètres d'usinage a été trouvée comme suit (V_{c3} , f_3 , Doc_3) : c'est-à-dire $V_c=380$ m/min, $f=0.24$ mm/tr et $a_p=2$ mm (**Tableau V.9**). Les résultats de l'utilisation de cette combinaison de niveaux optimaux sont : $R_a = 3.77\mu m$, $MRR = 182.4$ cm^3/min et $F_t= 99.17$ N.



V.5 Optimisation par la méthode de l'ACP

Pour analyser les données à l'aide de l'analyse en composantes principales (ACP), nous avons adopté la méthodologie de recherche suivante :

V.5.1 Calcule rapport signal/bruit (S/N)

Calculer les rapports signal/bruit (S/N) de Taguchi pour toutes les réponses de sortie. Ce rapport η_{ij} est classé en deux catégories en fonction de l'objectif visé [7].

Le plus faible, le meilleur (LTB),

$$\eta_{ij} = -10 \log_{10} \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_{ijk}^2 \right) \quad (\text{V.15})$$

- Plus haut, mieux (HTB),

$$\eta_{ij} = -10 \log_{10} \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{1}{y_{ijk}^2} \right) \quad (\text{V.16})$$

Où y_{ijk} est la réponse jaugée n est le nombre d'expériences répétées.

V.5.2 Evaluation de coefficient de corrélation

Le tableau des coefficients de corrélation peut être évalué comme suit :

$$Cor_{jl} = \frac{cov(\eta_i(j), \eta_i(l))}{\sigma_{x_i(j)} \times \sigma_{x_i(l)}} \quad j = 1, 2, \dots, m \quad l = 1, 2, \dots, n \quad (\text{V.17})$$

Où $cov(\eta_i(j), \eta_i(l))$: la covariance des séquences $\eta_i(j)$, et $\eta_i(l)$, $\sigma_{x_i(j)}$ est l'écart normal des caractéristiques de qualité.

Le vecteur propre et les valeurs propres sont évalués à partir du tableau des coefficients de corrélation :

$$(Cor - \lambda_k I_m) V_{ik} = 0 \quad (\text{V.18})$$

Où λ_k représente les valeurs propres et V_{ik} les vecteurs propres se rapportent aux valeurs propres.

V.5.3 recherche composantes principales correspondantes des caractéristiques de qualité

Trouver les composantes principales correspondantes des caractéristiques de qualité qui peuvent être obtenues à l'aide de l'équation (V.19)

$$PCs_i(k) = \sum_{j=1}^m \eta_i(j) V_{ij} \quad ; i = 1; 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (\text{V.19})$$

V.5.4 construire l'indice de performance MPI

Choisir les composantes qui expliquent environ 80 % de la variance pour construire l'indice de performance multiple MPI.

$$MPI_i = \sum_{j=1}^m \frac{\lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} \times PCs_i(j) \quad (\text{V.20})$$



V.5.5 classement de l'indice de performance MPI

Classement des MPI. La meilleure solution au problème d'optimisation dépend du rang le plus élevé.

V.6 optimisation par la Méthode TOPSIS basée sur l'ACP

Pour réaliser l'optimisation par l'analyse en composantes principales couplée à la méthode TOPSIS, nous adoptons les mêmes étapes que celles décrites ci-dessus jusqu'à l'étape **V5.3**, puis nous procédons comme suit :

Étape 1 : L'équation 8 suivante est appliquée afin de normaliser la matrice de décision performante.

$$r_i(k) = \frac{PCs_i(k)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m PCs_i(k)^2}} \quad (V.21)$$

Étape 2 : Calculez la matrice normalisée pondérée de la manière suivante :

$$P_i(k) = \lambda_i \times r_i(k) \quad (V.22)$$

Où λ_i , sont les poids (c'est-à-dire les valeurs propres liées à chaque composante principale), et $P_i(k)$: est la matrice de performance de qualité pondérée.

Étape 3 : Déterminer la solution idéale positive (PIS) et la solution idéale négative (NIS) de la manière suivante :

$$\begin{aligned} PIS &= (pis_1, pis_2, \dots, pis_n) \quad \text{Maximum values} \\ NIS &= (nis_1, nis_2, \dots, nis_n) \quad \text{Minimum values} \end{aligned} \quad (V.23)$$

Étape 4 : La séparation de chaque alternative du PIS et du NIS est déterminée comme suit :

$$S^+(k) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (P_i(k) - pis_j(k))^2} \quad (V.24)$$

$$S^-(k) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (P_i(k) - nis_j(k))^2} \quad (V.25)$$

Étape 5 : Le coefficient de proximité de chaque solution $C(k)$ est quantifié comme suit :

$$C(k) = \frac{S^-(k)}{S^+(k) + S^-(k)} \quad (V.26)$$

Étape 6 : calcul du rang ; la solution optimale au problème d'optimisation est en rapport avec le rang le plus élevé.

Le **Tableau V.9** les résultats obtenué par les deux techniques PCA et TOPSIS couplé a PCA



Tableau V.9 résultats obtenue par les méthodes PCA et PCA-TOPSIS

N° d'essai	S/N for Ft	S/N for Ra	S/N For MRR	PC1	PC2	PC3	PCA	Rank	PCA-TOPSIS	Rank
1	-30.1328	-8.7233	24.0824	-37.8091	3.8468	10.9414	-30.7388	1	0.4494	13
2	-30.9850	-8.8809	27.6042	-41.1595	2.9067	9.9187	-33.4626	4	0.4452	14
3	-31.4295	-8.1987	30.1030	-43.2749	1.4793	9.2907	-35.1825	6	0.4873	9
4	-32.6956	-9.4843	30.1030	-44.2461	2.8411	9.9675	-35.9721	7	0.4053	18
5	-35.5297	-9.2779	33.6248	-48.5942	1.8190	10.6937	-39.5071	14	0.3880	19
6	-36.3751	-8.5950	36.1236	-50.9276	0.4431	10.3982	-41.4041	16	0.4377	15
7	-32.7378	-12.8888	33.6248	-47.8699	4.8200	7.3317	-38.9182	12	0.2826	22
8	-37.4163	-12.1705	37.1466	-53.1085	3.5606	9.7355	-43.1772	20	0.2172	24
9	-39.6436	-13.0449	39.6454	-56.5358	3.8144	10.1341	-45.9636	24	0.1370	27
10	-28.1410	-8.7550	27.0050	-39.0998	2.6241	7.8838	-31.7881	2	0.4820	10
11	-29.6489	-8.1987	30.5268	-42.6497	1.1041	7.6119	-34.6742	5	0.5172	8
12	-33.2325	-6.8089	33.0256	-46.3167	-0.5750	9.7916	-37.6555	10	0.5736	7
13	-30.8938	-9.3374	33.0256	-45.6008	1.4766	7.1193	-37.0735	9	0.4554	11
14	-37.4350	-8.4976	36.5474	-51.8258	0.3458	11.1026	-42.1343	17	0.4306	16
15	-37.7174	-8.4976	39.0462	-54.0030	-0.4672	10.1424	-43.9045	21	0.4536	12
16	-34.0089	-12.6491	36.5474	-50.8754	3.7680	7.0581	-41.3617	15	0.2545	23
17	-38.3491	-12.2132	40.0692	-55.9921	2.7277	9.0994	-45.5216	23	0.2117	25
18	-40.4905	-12.5268	42.5680	-59.2494	2.4480	9.5895	-48.1697	26	0.1939	26
19	-27.0282	-2.6708	29.6575	-39.3050	-4.0892	7.4578	-31.9549	3	0.9093	1
20	-32.5719	-4.3497	33.1793	-45.5412	-3.0035	9.8837	-37.0250	8	0.7402	3
21	-33.8004	-2.8603	35.6781	-47.9055	-5.0810	10.1397	-38.9472	13	0.7698	2
22	-31.4737	-6.4856	35.6781	-47.4373	-2.0062	7.1592	-38.5666	11	0.6506	4
23	-35.8870	-6.4029	39.1999	-52.6715	-2.7081	9.1588	-42.8219	19	0.6027	5
24	-37.6948	-6.6488	41.6987	-55.7324	-3.0941	9.3919	-45.3104	22	0.5748	6
25	-32.6835	-10.5009	39.1999	-51.8304	0.6931	5.3143	-42.1381	18	0.4097	17
26	-36.9872	-10.9061	42.7217	-57.1122	0.4316	7.0815	-46.4322	25	0.3576	20
27	-39.9276	-11.5268	45.2205	-60.8715	0.5416	8.1449	-49.4885	27	0.3187	21

Trois rapports S/N sont utilisés dans cette étude, à savoir LTB pour Ra et Ft, et HTB pour MRR. Les rapports S/N pour les trois réponses de sortie ainsi les valeurs propres résultantes et les vecteurs propres correspondants sont présentés dans le **Tableau V.9** à la fois.

Le classement des valeurs des colonnes 9 (RANK PCA) et 11(RANK PCA-TOPSIS) du **Tableau V.9** ; par ordre croissant permet d'avoir quelle combinaison donne le résultat souhaité. Les niveaux optimaux des facteurs sont donc trouvés en utilisant le critère "plus la valeur du rang est élevée, mieux c'est". Les niveaux pour lesquels le rang le plus élevé a été atteint correspondent aux alternatives N°1 pour la méthode ACP et N°19 pour l'ACP-TOPSIS,



c'est-à-dire $V_c = 200$ m/min, $f = 0,08$ mm/tour, $a_p = 1$ mm pour l'ACP et $V_c = 380$ m/min, $f = 0,08$ mm/tour, $a_p = 1$ mm, ont été trouvés pour l'ACP-TOPSIS

V.7 Comparaison entre les régimes optimaux multi-objectif

Dans ce chapitre, nous avons appliqué Cinq (5) approches d'optimisation multi-objective tel que :

- ✓ La méthodologie des surfaces de réponse (RSM) basée sur l'approche de la fonction de désirabilité (DF), Cinq (5) cas différents ont été étudiés
 - 1^{er} cas (Productivité maximum)
 - 2^{ème} cas (Meilleure qualité)
 - 3^{ème} cas (Equilibre Productivité/Qualité)
 - 4^{ème} cas (Minimum d'Energie)
 - 5^{ème} cas (Equilibre Energie/Productivité/Qualité)
- ✓ La méthode Grise (Grey Relationnel Analysis)
- ✓ Méthode de classement basée sur l'analyse d'enveloppement des données (DEAR)
- ✓ La méthode de l'ACP
- ✓ La Méthode TOPSIS basée sur l'ACP

Nous avons utilisé ces méthodes afin d'optimiser le débit du copeau enlevé (MRR), la rugosité arithmétique de surface (Ra) l'effort de coupe F_t et la puissance de coupe P_c dans plusieurs combinaisons illustrées dans le **tableau V.8**. L'étude réalisée débouche sur les conclusions suivantes :

- La combinaison optimale, des paramètres du processus de tournage, obtenue à partir de :
 - ✓ la fonction de désirabilité totale est :
 - **Cas N°01:** pour une productivité maximum $MRR = 169,563$ cm³/min ($Ra = 3,41$ μm) : une vitesse de coupe de $V_c = 380$ m/min, une avance de $f = 0,227$ mm/tr, et une profondeur de passe $a_p = 2$ mm
 - **Cas N°02:** pour une rugosité optimale $Ra = 1,66$ μm ($MRR = 88,395$ cm³/min) et $V_c = 380$ m/min, $f = 0,113$ mm/tr et $a_p = 2$.
 - **Cas N°03 :** Pour une solution modérée qui intègre la productivité et la finition de surface ($MRR = 126,482$ cm³/min ; $Ra = 2,202$ μm) qui donne : $V_c = 380$ m/min, une avance de $f = 0,17$ mm/tr, et une profondeur de passe $a_p = 1$ mm



- **Cas N°04** : minimiser la consommation d'Energie pour ce la $P_c(w)=90,33$, $V_c=200$ m/min, une avance de $f = 0,08$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap=1$ mm
- **Cas N°05** : favorisant les trois critères d'optimisation (Productivité, Finition, consommation d'Energie) de même degré d'importance ($R_a=1,89$ μ m ; $MRR=76,68$ cm^3/min ; $P_c(w) =320,77$) pour ($V_c=380$ m/min, une avance de $f = 0,16$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap=1,30$ mm)
- ✓ L'Analyse Relationnelle Grise est : vitesse de coupe de $V_c = 380$ m/min, avance $f = 0,08$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap = 1$ mm.
- ✓ Méthode de classement basée sur l'analyse d'enveloppement des données (DEAR) est : vitesse de coupe de $V_c = 380$ m/min, avance $f = 0,24$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap = 2$ mm
- ✓ La méthode de l'ACP est : vitesse de coupe de $V_c = 200$ m/min, avance $f = 0,08$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap = 1$ mm
- ✓ La Méthode TOPSIS basée sur l'ACP est : vitesse de coupe de $V_c = 380$ m/min, avance $f = 0,08$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap = 1$ mm
- ✓ La méthodologie des surfaces de réponse (RSM) : la vitesse de coupe $V_c=452.343$ m/min, l'avance par tour $f = 0,119$ mm/tr et la profondeur de passe $ap=2$ mm.
- Les méthodes (GRA) et (DF) sont employées pour l'optimisation multi-objective, Afin de déterminer laquelle des solutions offre le régime de coupe optimal pour atteindre les objectifs fixés précédemment, la fonction de désirabilité totale est utilisée comme critère de décision. La fonction de rampe graphique pour la fonction de désirabilité totale de F_t , R_a et MRR est présentée dans la **Figure V.1** (3ème cas), La figure montre la solution optimale donnée par l'ACP. La méthode d'optimisation PCA-TOPSIS confonde avec les résultats illustrés par la méthode GRA. Cela signifie que couple PCA-TOPSIS est le meilleur moyen d'atteindre les objectifs multiples.

**Tableau V.10** Comparaison entre les régimes optimaux multi-objectif

Méthode	N° d'essai	Critère d'optimisation			Valeur d'optimum			Reponse souhaité			
		Productivité	Finition	consommation d'Energie	Vc (m/min)	f (mm/tr)	ap (mm)	Ra (µm)	Ft (W)	MRR (cm ³ /min)	Pc(w)
DF	Cas N°01	↑	↓	-	380	0,23	2	3,41	-	169,56	-
	Cas N°02	↓	↑	-	380	0,11	2	1,66	-	88,40	-
	Cas N°03	↑	↑	-	380	0,17	2	2,20	-	126,48	-
	Cas N°04	-	-	↑	200	0,08	1	-	25,86	-	90,33
	Cas N°05	↑	↑	↑	380	0,16	1,30	1,90	-	76,69	320,77
GRA	19	↑	↑	↑	380	0,08	1	1,36	22,46	30,40	-
DEAR	27	↑	↑	↑	380	0,24	2	3,77	99,17	182,40	-
PCA	1	↑	↑	↑	200	0,08	1	2,78	32,11	16,00	-
TOPSIS-PCA	19	↑	↑	↑	380	0,08	1	1,36	22,46	30,40	-

V.8 conclusion

Il existe de nombreuses approches différentes de l'optimisation multi-objectifs (MOO). Parmi les approches les plus courantes, nous avons appliqué Cinq (05) approches d'optimisation multi-objective telles que : (Df, GRA, DEEAR, ACP et TOPSIS basée sur l'ACP) pour but est de maximiser le débit du coupeau enlevé (*MRR*) et minimiser l'effort de coupe *Ft*, la puissance de coupe (*Pc*) ainsi que la rugosité arithmétique (*Ra*) simultanément. A la fin une comparaison entre les régimes optimaux obtenus par les cinq méthodes d'optimisation a été réalisée et discutée.

CHAPITRE VI

Modélisation et optimisation des paramètres de coupe (PA 6.6 par un outil PCD)

Ce chapitre présente une étude statistique qui repose sur l'analyse de la variance ANOVA et l'analyse de régression, afin de déterminer les modèles mathématiques des différents phénomènes étudiés tels que : l'effort de coupe (F_z), la rugosité de surface (R_a), l'effort spécifique de coupe (K_c) et le débit de coupe (MRR). Le plan d'expérience utilisée est le plan de Taguchi L16 (16 essais). Ainsi, les valeurs des coefficients de corrélations et les constantes associées ont été calculées. Une étude d'optimisation a été faite sur la base des trois méthodes suivantes (fonction de désirabilité, PCA et MARCOS). Une comparaison entre les résultats des trois méthodes, a été illustrée.



VI.1. Introduction

Le présent travail concerne une étude expérimentale portant sur le tournage du polyamide (PA 6.6) en utilisant un outil de coupe PCD. Ce travail est divisé en deux parties :

La première partie présente les résultats des essais paramétriques, où l'influence des paramètres de coupes (la vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de passe et le rayon de bec) sur les paramètres de sorties (l'effort de coupe F_z , la rugosité R_a , le taux d'enlèvement de matière MRR et l'effort spécifique de coupe K_c) est étudiée selon un plan Taguchi (L16). Ensuite, nous avons réalisé la modélisation des deux paramètres de sorties (F_z et R_a) en utilisant l'analyse de variance ANOVA, afin de trouver les modèles mathématiques nous permettant de calculer les valeurs prédites. Enfin, nous avons effectué la représentation en 3D de F_z et R_a en utilisant MATLAB.

Dans la deuxième partie, nous avons réalisé l'optimisation dans le cas de la minimisation de la rugosité (R_a) pour obtenir un bon état de surface, la maximisation du taux d'enlèvement de matière (MRR) pour une bonne productivité, et la minimisation de l'effort de coupe (F_z) et l'effort spécifique (K_c). Pour cela, nous avons utilisé trois méthodes : la fonction de désirabilité, l'Analyse en Composantes Principales l'ACP et la méthode de MARCOS. Enfin, une comparaison des résultats des trois méthodes est faite.

VI.2. Résultats d'expériences et discussion

Le **Tableau VI.1** présente les résultats expérimentaux correspondants des efforts de coupe (F_z), des critères arithmétiques de la rugosité de surface (R_a), du taux d'enlèvement de matière (MRR) et de l'effort spécifique (K_c) pour différentes combinaisons de paramètres de coupe lors de l'usinage du Polyamide (PA 66) en utilisant un outil de coupe PCD.

L'analyse des résultats de ce tableau montre que la valeur maximale de l'effort de coupe (F_z) a été obtenue lors de l'essai N°4 ($V_c = 250$ m/min ; $f = 0,20$ mm/tr , $a_p = 2$ mm et $r = 0,4$ mm), tandis que la valeur minimale de l'effort (F_z) a été observée lors de l'essai N°01 ($V_c = 250$ m/min ; $f = 0,08$ mm/tr ; $A_p = 0,5$ mm et $r = 0,4$ mm).

La valeur minimale de la rugosité de surface (R_a) a été observée lors de l'essai N°09 ($V_c = 350$ m/min ; $f = 0,08$ mm/tr ; $a_p = 1,5$ mm et $r = 0,4$ mm). En revanche, la valeur maximale de la rugosité de surface (R_a) a été enregistré lors de l'essai N°08 ($V_c = 300$ m/min ; $f = 0,20$ mm/tr ; $A_p = 1,5$ mm et $r = 0,4$ mm)

**Tableau VI.1** Résultats des conditions de coupe en fonction des paramètres du coupe.

Std	Facteurs				Réponses			
	A:Vc	B:f	C:Ap	D:r	Fz	Ra	MRR	Kc
	m/min	mm/rev	mm	mm	N	μm	cm ³ /min	N/mm ²
1	250	0,08	0,5	0,4	6,46	1,13	10000	161,50
2	250	0,12	1	0,4	18,80	1,29	30000	156,67
3	250	0,16	1,5	0,8	32,56	1,06	60000	135,67
4	250	0,2	2	0,8	50,00	1,75	100000	125,00
5	300	0,08	1	0,8	15,50	1,74	24000	193,75
6	300	0,12	0,5	0,8	13,11	1,34	18000	218,50
7	300	0,16	2	0,4	43,42	3,00	96000	135,69
8	300	0,2	1,5	0,4	37,35	4,37	90000	124,50
9	350	0,08	1,5	0,4	20,97	0,48	42000	174,75
10	350	0,12	2	0,4	34,20	1,20	84000	142,50
11	350	0,16	0,5	0,8	15,41	1,07	28000	192,63
12	350	0,2	1	0,8	28,81	1,87	70000	144,05
13	400	0,08	2	0,8	24,17	0,85	64000	151,06
14	400	0,12	1,5	0,8	28,94	0,90	72000	160,78
15	400	0,16	1	0,4	24,50	3,22	64000	153,13
16	400	0,2	0,5	0,4	16,18	4,28	40000	161,80
Min	250	0,08	0,5	0,4	6,46	0,5	10000	124,5
Max	400	0,2	2	0,8	50	4,4	100000	218,5

VI.2.1. Modélisation de l'effort tangentiel Fz

VI.2.1.1. Analyse de variance ANOVA pour Fz

L'analyse ANOVA du **tableau VI.2** montre que la profondeur de passe (ap) est le facteur le plus significatif pour l'effort (Fz), avec une contribution de 67,00 %. Ensuite, l'avance (f) contribue avec 28,15 % et enfin de la vitesse de coupe (Vc) avec un pourcentage de 1,63 %. Le facteur (r) et les interactions restantes n'ont pas d'effet significatif sur l'effort (Fz) .

Tableau VI.2 : Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort Fz.

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value	Cont%	Remars
Régression	10	2075,95	2075,95	207,595	154,79	0	99,68%	Signifiant
Vc	1	33,9	0,49	0,485	0,36	0,574	1,63%	Non
f	1	586,23	0,96	0,96	0,72	0,436	28,15%	Signifiant
ap	1	1395,29	6,13	6,129	4,57	0,086	67,00%	Signifiant
r	1	2,74	0,01	0,008	0,01	0,943	0,13%	Non
Vc*f	1	0,34	0,34	0,341	0,25	0,635	0,02%	Non
Vc*ap	1	3,55	3,47	3,47	2,59	0,169	0,17%	Non
Vc*r	1	0,61	0,6	0,605	0,45	0,532	0,03%	Non
f*ap	1	44,48	43,68	43,678	32,57	0,002	2,14%	Signifiant



f*r	1	0,48	0,48	0,484	0,36	0,574	0,02%	Non
ap*r	1	8,33	8,33	8,333	6,21	0,055	0,40%	Non
Erreur	5	6,71	6,71	1,341			0,32%	
Total	15	2082,65					100,00%	

VI.2.1.2 Les effets principaux pour Fz

Les graphiques des effets principaux sont présentés dans la **figure VI.1**. A partir de cette figure, on peut visualiser et comparer le degré d'influence des différents facteurs sur la réponse étudiée. La courbe ayant la pente la plus élevée indique que le facteur a la plus grande influence sur la réponse. Il est clair que la pente de la profondeur de passe (ap) est plus grande, ce qui signifie que c'est le facteur le plus significatif sur l'effort (Fz). Cela indique que l'augmentation de l'épaisseur de copeaux enlevé nécessite un effort de coupe important. Ensuite, on trouve l'avance par tour (f), ce qui est dû à l'augmentation de la section du copeau. Enfin, on trouve la vitesse de coupe (Vc), ou une augmentation de la vitesse de coupe entraîne une diminution de l'effort Fz. Cela est dû à l'augmentation de la température dans la zone de coupe lorsque la vitesse de coupe augmente, ce qui rend le matériau plus plastique et facile à usiner. Le rayon (r) n'affecte pas Fz. Ce qui est cohérent avec les résultats trouvés par méthode ANOVA.

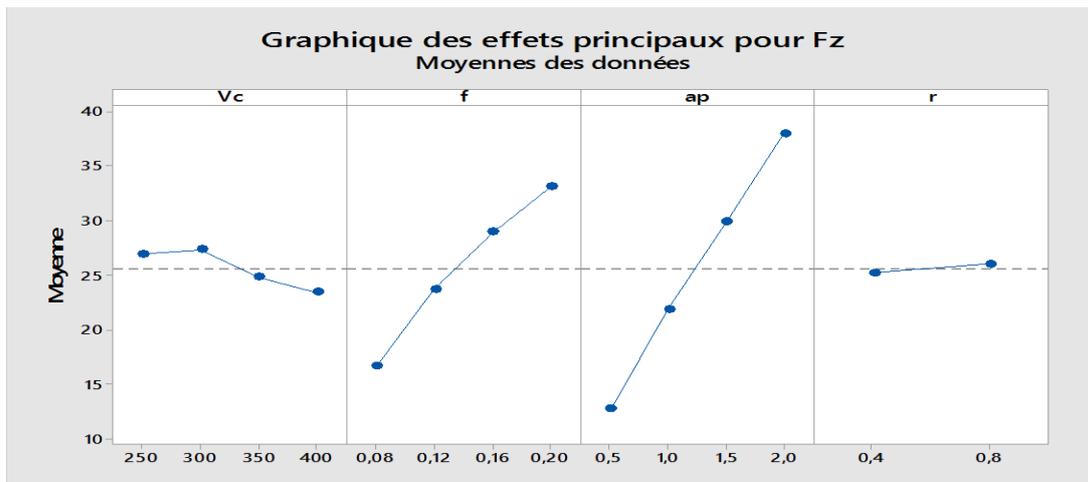


Figure VI.1 Graphique des effets principaux Fz.

VI.2.1.3. Modélisation mathématique de Fz :

La relation entre les facteurs d'entrée et de sortie est modélisée par une régression quadratique. Le modèle de régression obtenu est donné ci-dessous par l'équation (VI.1) avec un coefficient de corrélation $R^2 = 99,68 \%$.

$$\begin{aligned}
 Fz = & -5,9 + 0,0258 \times Vc - 78,0 \times f + 17,26 \times ap - 1,1 \times r + 0,133 \times Vc \times f - 0,0364 \times Vc \times ap \\
 & + 0,0275 \times Vc \times r + 111,6 \times f \times ap + 21,3 \times f \times r - 6,45 \times ap \times r
 \end{aligned}
 \tag{VI.1}$$



VI.2.1.4 Représentation en 3D de l'effort tangentiel F_z :

la **figure VI.2** présente les surfaces de réponse multiples de F_z en fonction ap et f , qui sont les deux facteurs significatifs, ont ce basent sur les résultats trouvés auparavant. Chacune de ces surfaces est tracée avec une vitesse de coupe différente, de 250 m/min jusqu'à 400 m/min en tenant compte que V_c est le troisième facteur influencant l'effort F_z , les autres facteurs sont considérés invariants.

D'après cette figure, on constate que l'effort tangentiel F_z augmente avec l'augmentation de f et ap . Ceci est dû à l'élargissement de la section de coupe. Aussi, on peut déduire que l'influence de la profondeur de passe est plus importante sur l'effort F_z , étant donné que la diminution de la vitesse de coupe dans les quatre surfaces contribue à augmenter l'effort tangentiel F_z . Cela est observable lorsque les surfaces sont fonction de (ap) par contre lorsque les surfaces sont en fonction de f , on observe que l'effort F_z augmente avec l'augmentation de l'avance f et la vitesse de coupe V_c .

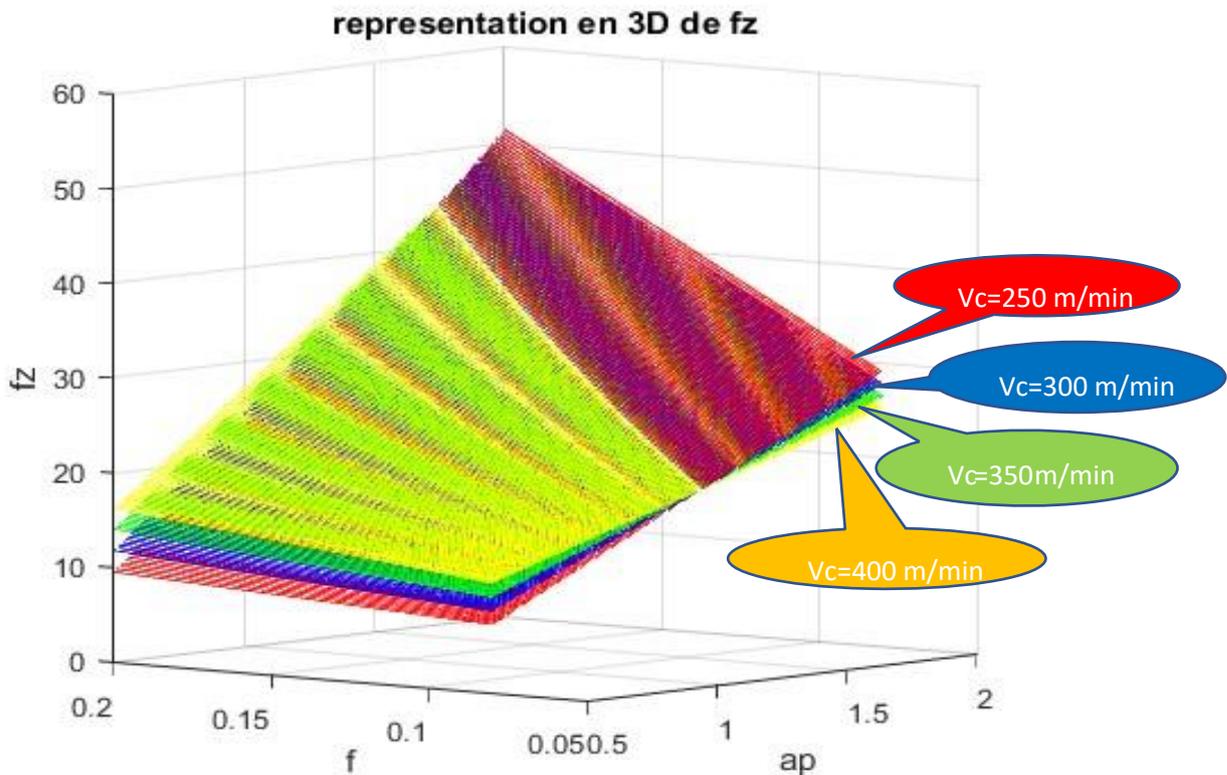


Figure VI.2 Représentation 3D de l'effort tangentiel F_z en fonction de ap et f pour $r=0,8$ et les quatre niveaux de la vitesse.

IV 2.1.5 La comparaison entre les valeurs mesurées et prédites pour fz

La **figure VI.3** présente la comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites de F_z . L'analyse des résultats montre que les valeurs expérimentales et prédites sont très proches, ce qui indique la précision du modèle. Cela nous permet de nous appuyer sur ces



valeurs prédites pour obtenir des résultats au lieu de recourir à des expériences, qui sont souvent coûteuses.

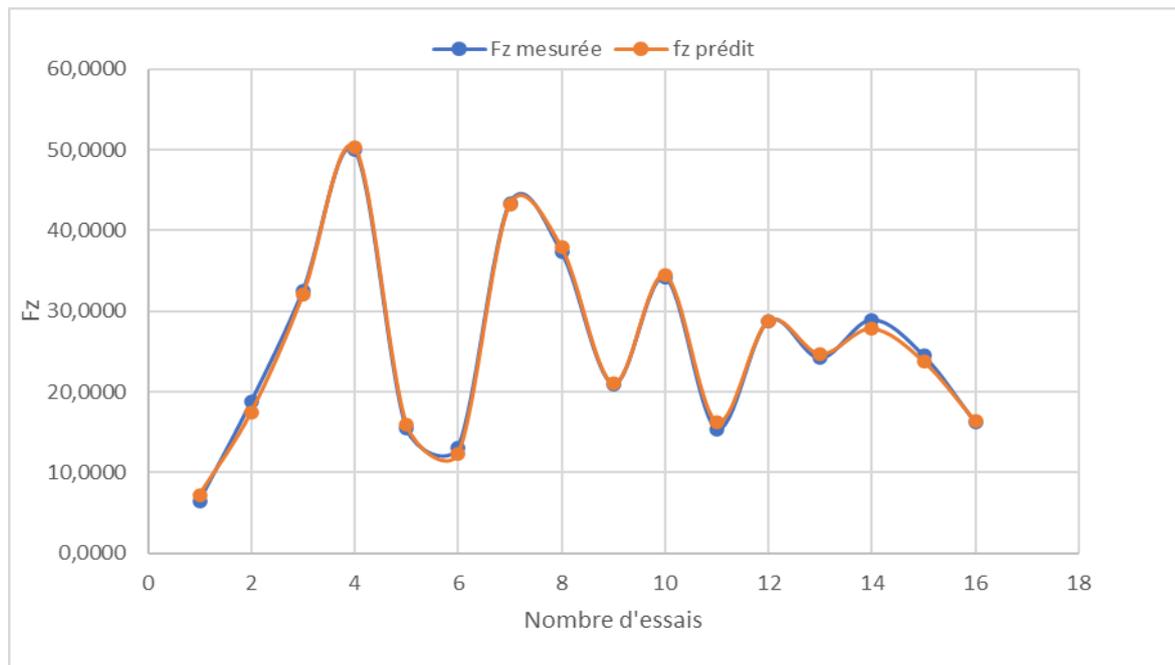


Figure VI.3 : Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour Fz.

VI.2.2. Modélisation de la rugosité Ra

VI.2.2.1 Analyse de variance ANOVA pour Ra

Le **tableau VI.3** illustre les résultats de l'ANOVA pour la rugosité de surface (Ra). Dans ce tableau, il est clair que l'avance par tour (f) est le facteur le plus important qui affecte la rugosité de surface (Ra), avec une contribution de 44,00%. Suivi par l'interaction $f*r$ avec 26,31 % de contribution et puis vient le rayon de bec (r) avec une contribution de 19,99 % . les facteurs (Vc , ap) ont des contributions de (2,20 % ; 1,08 %) respectivement. Les interactions restantes n'ont pas d'effets importants sur la rugosité de surface.

Tableau VI.3 Analyse de la variance (ANOVA) pour la rugosité de surface (Ra).

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value	Cont%	Remars
Régression	10	21,1236	21,1236	2,11236	12	0,007	96,00%	Signifiant
Vc	1	0,4852	0,0175	0,01748	0,1	0,765	2,20%	Non
f	1	9,6814	0,0822	0,08219	0,47	0,525	44,00%	Signifiant
ap	1	0,2387	0,1231	0,12312	0,7	0,441	1,08%	Non
r	1	4,3995	0,5748	0,57481	3,27	0,131	19,99%	Signifiant
Vc*f	1	0,1009	0,1009	0,10092	0,57	0,483	0,46%	Non
Vc*ap	1	0,0109	0,0051	0,0051	0,03	0,871	0,05%	Non
Vc*r	1	0,0392	0,0392	0,0392	0,22	0,657	0,18%	Non
f*ap	1	0,3173	0,519	0,51896	2,95	0,147	1,44%	Non
f*r	1	5,7896	5,7896	5,78956	32,9	0,002	26,31%	Signifiant
ap*r	1	0,0611	0,0611	0,06105	0,35	0,581	0,28%	Non
Erreur	5	0,8799	0,8799	0,17599			4,00%	



Total	15	22,0035	100,00%
--------------	----	---------	---------

VI.2.2.2 Effets principaux pour R_a :

La **figure VI.4** représente les graphiques des effets principaux pour la rugosité (R_a) en fonction de conditions de coupe (V_c , f , a_p , r). A partir de cette figure, il apparaît clairement que l'avance par tour (f) affecte fortement la rugosité de surface (R_a), ce qui est logique. En effet, une augmentation de l'avance génère des sillons plus profonds et plus larges en raison de la cinétique d'usinage. Le rayon de bec (r) est classé comme le deuxième facteur influant après l'avance, suivi par la vitesse de coupe (V_c). Par contre, la profondeur de passe (a_p) a une très faible influence sur (R_a), ce qui confirme les résultats de l'ANOVA.

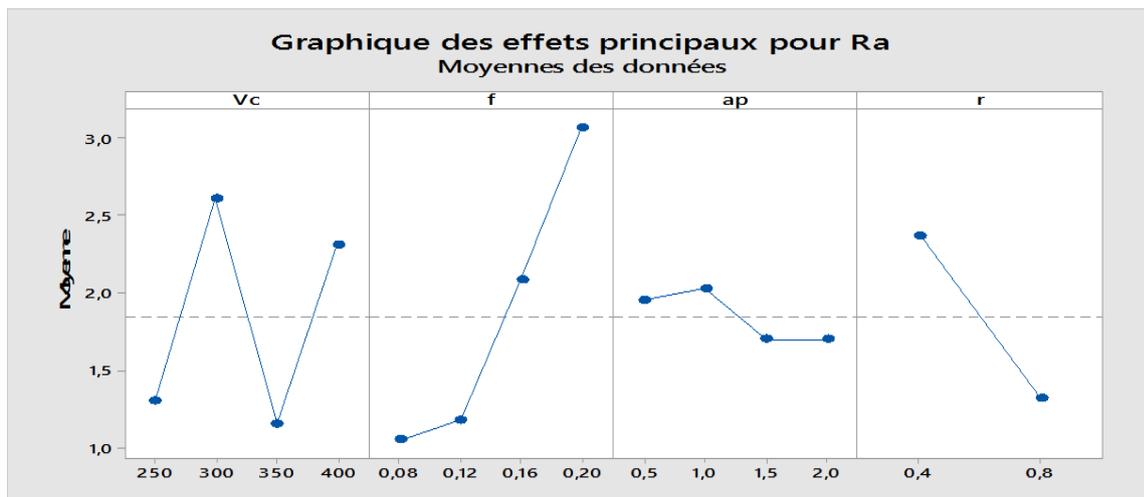


Figure VI.4: Effet de conditions de coupe sur la rugosité R_a .

VI.2.2.3 Modélisation mathématique de R_a :

L'équation (VI.2) montre la relation fonctionnelle entre la rugosité moyenne arithmétique (R_a) et les variables indépendantes étudiées (V_c , f , a_p et r). La relation étroite ont été exprimées à un coefficient de corrélation $R^2=96,00\%$

$$\begin{aligned}
 R_a = & -1,34 - 0,0049 \times V_c + 22,8 \times f - 2,45 \times a_p + 9,62 \times r + 0,0725 \times V_c \times f + 0,00140 \times V_c \times a_p \\
 & - 0,0070 \times V_c \times r + 12,17 \times f \times a_p - 73,5 \times f \times r + 0,553 \times a_p \times r \quad (VI.2)
 \end{aligned}$$

VI.2.2.4 Représentation 3D de la rugosité de surface R_a :

Selon les résultats d'analyse d'ANOVA en peut déduire que les facteurs f et r ayant une influence significative sur R_a par rapport aux autres facteurs,

Le but de **Figure VI.5** est de présenter le tracé de R_a en multi-surface à la base de ces facteurs (f , r) pour quatre niveaux différents de la vitesse de coupe, de 250 m/min jusqu'à 400 m/min, en maintenant la profondeur de passe fixe ($a_p=2$ mm). On constate d'après cette figure que l'état de surface est meilleur pour les petites valeurs de rayon de bec et de l'avance avec une influence presque nulle de taux de changement de rayon de bec sur la rugosité, contrairement aux grandes valeurs de l'avance et de la vitesse.

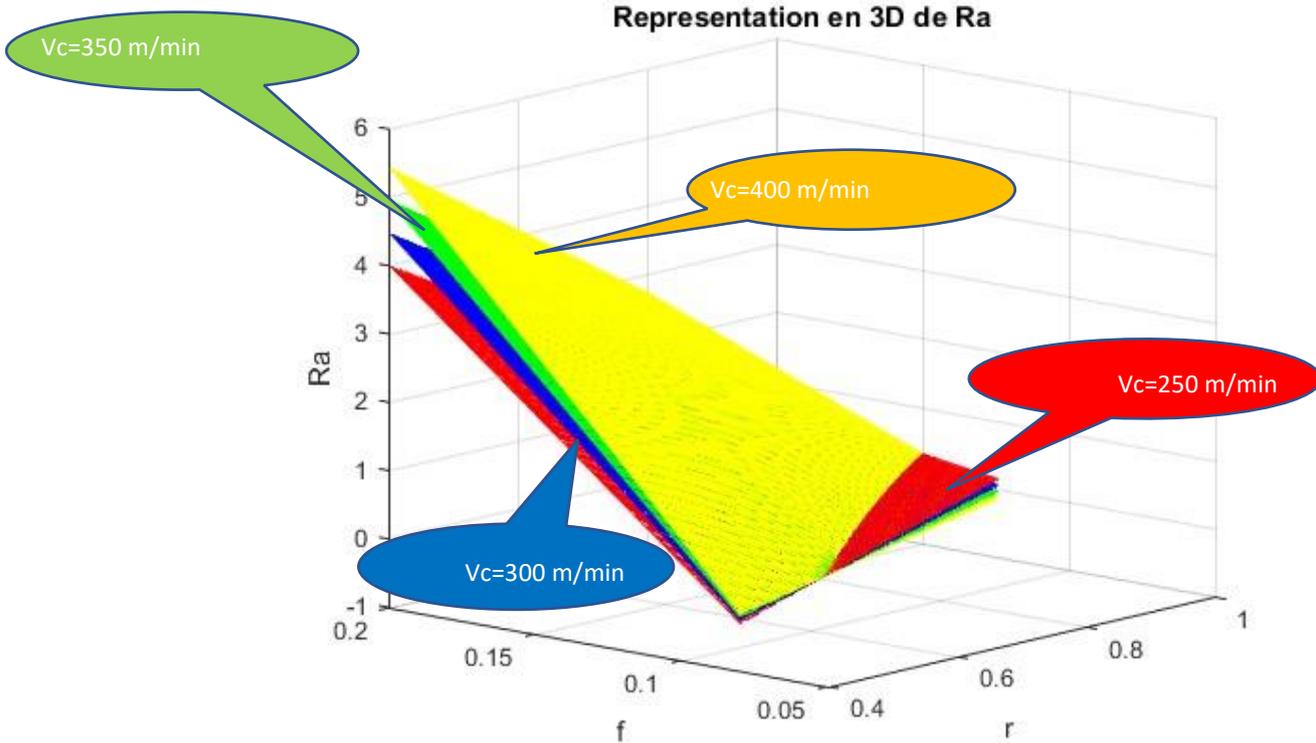


Figure VI.5 : Représentation 3D de la rugosité de surface Ra en fonction de r et f pour $a_p=2\text{mm}$ et les quatre niveaux de la vitesse.

IV.2.2.5 La comparaison entre les valeurs mesurées et prédites pour Ra

La **figure VI.6** présente la comparaison entre F_z expérimentale et théorique. L'analyse des résultats montre que les valeurs expérimentales et prédites sont très proches, ce qui explique l'efficacité du modèle obtenu.

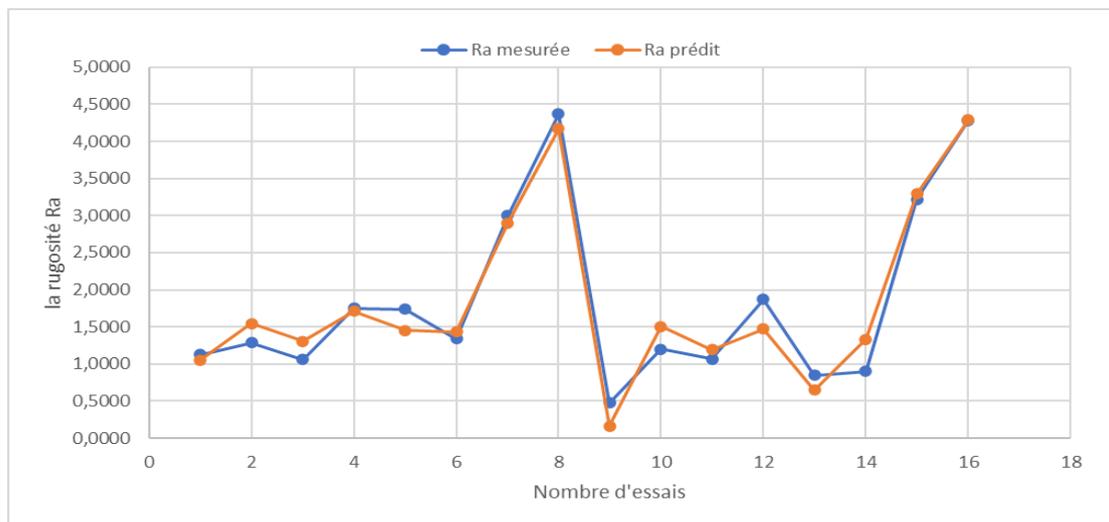


Figure VI. 6 Comparaison entre les valeurs mesurée et estimée pour Ra.



VI.3. Optimisation multi-objective

Cette partie est consacrée à l'optimisation multi-objective des conditions d'usinage lors du tournage du polyamide non renforcé (PA66) en utilisant un outil de coupe PCD. Dans la première section, l'approche de désirabilité est utilisée comme outil d'optimisation multi-objectif, La deuxième section de cette étude se focalise sur l'optimisation multi-objective du régime de coupe en utilisant l'analyse en composantes principales pondérée (WPCA). Enfin, la dernière partie concerne la méthode MCDM qui porte le nom mesure des alternatives et classement en fonction de la solution de compromis (MARCOS) ou en anglais « Measurement Alternatives and Ranking according to COmpromise Solution ». Quatre fonctions objectives seront étudiées dans cette partie afin de de trouver les conditions de coupes optimales permettant de produire une bonne qualité de surface, c.-à-d. un Ra minimum, qui présente une importance capitale lors de l'usinage de finition. La deuxième fonction objective est l'effort tangentiel de coupe Fz. La troisième fonction objective lié de la productivité (MRR maximum) qui est très importante pendant les opérations d'ébauche. Enfin, l'effort spécifique de coupe. L'objectif est de trouver les paramètres de coupe qui permette de réaliser un compromis entre ces quatre objectifs.

VI.3.1. Résultats de l'optimisation Par la fonction de désirabilité

Notre cas s'intéresse à une optimisation pour le minimum de l'effort de coupe Fz, le minimum de la rugosité Ra, le maximum d'enlèvement de matière MRR et enfin le minimum de L'effort spécifique Kc donc entre (Fz, Ra, MRR, Kc) avec une même importance (+3) pour les quatre sorties. Le régime optimal des conditions de coupe trouvée est de $V_c=399.989$ m/min, $f=0,094$ mm/tour, $a_p=2$ mm et $r=0.4$ mm alors que l'effort de coupe Fz, La rugosité Ra, le MRR, l'effort spécifique Kc et la désirabilité prennent successivement les valeurs (28.090 N, 0.480 μm , 77849.195 mm^3/min , 146.472 N/mm^2 et 0.734).

Tableau VI.4 But et gamme de paramètres pour notre cas d'optimisation.

Paramètres	Objectif	Limite	Limite	Poids	Poids	Importance
		Inférieure	supérieure	inférieur	supérieur	
A : V_c (m/min)	Dans la gamme	250	400	1	1	3
B : f (mm/tour)	Dans la gamme	0.08	0.2	1	1	3
C : a_p (mm)	Dans la gamme	0.5	2	1	1	3
D : r (mm)	Dans la gamme	0.4	0.8	1	1	3
Ra (μm)	Minimisé	6.46	50	1	1	3
Fz (N)	Minimisé	0.48	4.37	1	1	3
MRR(mm^3/min)	Maximisé	10000	100000	1	1	3
Kc (N/mm^2)	Minimisé	124.5	218.5	1	1	3



La figure VI.7 exprime les valeurs optimales exactes des paramètres (V_c , f , a_p et r), ainsi que celles des paramètres technologiques (F_z , R_a , MRR et K_c) et la désirabilité pour notre cas étudié. Dans notre cas d'optimisation, un avantage intéressant consiste à avoir une productivité élevée (Taux d'enlèvement de matière élevée MRR) et une bonne qualité de surface, tout en minimisant l'effort de coupe F_z et effort spécifique K_c , ce qui est visé dans l'industrie.

Figure VI.8. Diagramme d'optimisation de réponses multiples pour notre cas.

La Figure VI.9 présente le graphique des barres analogiques des désirabilités des conditions de coupe et des réponses qui confirme les résultats précédents.

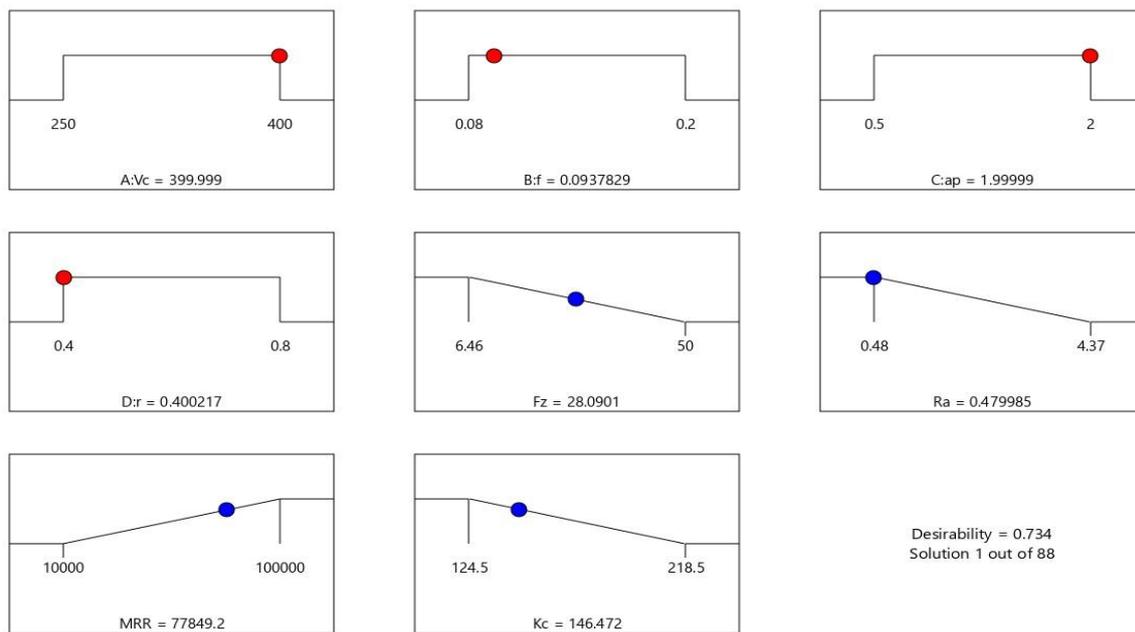


Figure VI.9. graphique des barres analogiques des désirabilités

VI.3.2. Analyse en composantes principales pondérées

Avant de faire l'analyse en composantes principale il est nécessaire de normaliser chaque réponse selon l'objectif visé « Higher the better » ou « Lower the better » selon les équations VI.3.les résultats sont représenté dans le tableau VI.5.

$$\begin{aligned}
 LTB \quad (x_{ij})_{normalisé} &= \frac{x_{ij} - \min(x_{ij})}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})} \\
 HTB \quad (x_{ij})_{normalisé} &= \frac{\max(x_{ij}) - x_{ij}}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})}
 \end{aligned}
 \tag{VI.3}$$

**Tableau VI.5** Normalisation des résultats

Fz	Ra	MRR	Kc
1	0,8329	0	0,60638298
0,7166	0,7918	0,2222	0,65780142
0,4006	0,8509	0,5556	0,88120567
0	0,6735	1	0,99468085
0,7924	0,6761	0,1556	0,26329787
0,8473	0,7789	0,0889	0
0,1511	0,3522	0,9556	0,88098404
0,2905	0	0,8889	1
0,6667	1	0,3556	0,46542553
0,3629	0,8149	0,8222	0,80851064
0,7944	0,8483	0,2	0,27526596
0,4867	0,6427	0,6667	0,79202128
0,5932	0,9049	0,6	0,71742021
0,4837	0,892	0,6889	0,61406619
0,5857	0,2956	0,6	0,69547872
0,7768	0,0231	0,3333	0,60319149

Les valeurs propres et les vecteurs propres correspondants, obtenus à partir des résultats du **tableau VI.1** sont donnés dans le **tableau VI.3** et **tableau VI.4** respectivement, pour la méthode de l'Analyse en composantes principales pondérées. Ces valeurs sont utilisées pour calculer les scores des composantes principales (PCs) à l'aide de l'équation **VI.3** qui est illustrée dans le **tableau VI.5**. Ces valeurs (PCs) sont converties en une seule réponse unique appelée indice de performance multi réponse (IPM). La formule de calcul de l'indice de performance multi réponse est donnée par l'équation **VI.6** et les résultats sont présentés dans le **tableau VI.6**.

Tableau VI.6 Analyse des valeurs et des vecteurs propres de la matrice de covariance

Valeur propre	0,24345	0,08288	0,02056	0,00344
Proportion	0,695	0,237	0,059	0,01
Cumulée	0,695	0,931	0,99	1

Tableau VI.7 Vecteurs propres

Variable	PC1	PC2	PC3	PC4
Ra	-0,512	-0,243	-0,358	-0,742
Fc	-0,304	0,947	-0,089	-0,057



Pc	0,629	0,195	0,35	-0,667
MRR	0,5	0,082	-0,861	0,044

Tableau VI.8 Scores des composantes principales (PCs).

PCs1	PCs2	PCs3	PCs4	MPI	Rang
-0,461729	0,595679	-0,954767	-0,762773	-0,180550254	15
-0,138669	0,67297	-0,816035	-0,696026	0,007600417	11
0,326526	0,888824	-0,783748	-0,67731	0,291614256	5
0,921717	0,913868	-0,566547	-0,661309	0,623569798	1
-0,381585	0,499738	-0,516568	-0,718536	-0,148278849	14
-0,614545	0,549227	-0,342069	-0,732225	-0,270788259	16
0,857129	0,554971	-0,509698	-0,730505	0,542977741	2
0,910338	0,184455	-0,654019	-0,764235	0,526010404	3
-0,18879	0,892405	-0,604486	-0,768216	0,007368697	12
0,488056	0,909828	-0,611148	-0,82826	0,383482075	4
-0,40103	0,67195	-0,527433	-0,758976	-0,137472285	13
0,370931	0,685081	-0,680375	-0,807337	0,290651662	6
0,157482	0,888407	-0,701072	-0,860164	0,198171313	9
0,221675	0,911649	-0,540581	-0,841933	0,236543967	7
0,335455	0,311575	-0,625091	-0,820821	0,22431489	8
0,106549	-0,052267	-0,68311	-0,773378	0,052324237	10

D'après le **Tableau VI.8**, les valeurs des IPM sont classées par ordre. La valeur du IPM qui a le rang le plus petit est considéré comme optimale. Les facteurs de contrôle optimaux sont présentés dans le **Tableau VI.9**. Il est évident que la configuration optimale des paramètres de coupe est : **Vc1f4ap4r2**.

Tableau VI.9 configuration optimal fourni par ACPP

$V_c(m/min)$	$f(mm/tour)$	$A_p(mm)$	$r(mm)$	$F_z(N)$	$Ra(\mu m)$	$MRR(mm^3/min)$	$K_c(N/mm^2)$
250	0,2	2	0,8	50	1,75	100000	125

VI.3.3. La méthode de MARCOS

Le **tableau VI.10** représente les données sur lesquelles on va faire l'étude d'optimisation par la méthode MARCOS, en passe à la normalisation de ces données dans l'étape qui suit.

**Tableau VI.10** Résultats des Essais.

Ra(μm)	Fz(N)	Kc(N/mm2)	MRR (mm3/min)
1,13	6,46	161,5	10000
1,29	18,8	156,666667	30000
1,06	32,56	135,666667	60000
1,75	50	125	100000
1,74	15,5	193,75	24000
1,34	13,11	218,5	18000
3	43,42	135,6875	96000
4,37	37,35	124,5	90000
0,48	20,97	174,75	42000
1,2	34,2	142,5	84000
1,07	15,41	192,625	28000
1,87	28,81	144,05	70000
0,85	24,17	151,0625	64000
0,9	28,94	160,777778	72000
3,22	24,5	153,125	64000
4,28	16,18	161,8	40000

Etape 02 : Normalisation

La matrice normalisée est calculée par la solution idéale comme suit :

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{x_{ai}} \quad (\text{VI.4})$$

Et pour le critère anti-idéal on a :

$$n_{ij} = \frac{x_{aj}}{x_{ij}} \quad (\text{VI.5})$$

La normalisation est pratiquée pour la matrice étendue et AAI et AI font également partie du processus de normalisation. Le **tableau VI.11** présente les données du **tableau VI.10** après l'étape de normalisation.

Tableau VI.11 normalisations des résultats

NRa	NFz	NKc	NMRR
0,42477876	1	0,77089783	1
0,37209302	0,34361702	0,79468085	3
0,45283019	0,19840295	0,91769042	6
0,27428571	0,1292	0,996	10



0,27586207	0,41677419	0,64258065	2,4
0,35820896	0,49275362	0,56979405	1,8
0,16	0,14877936	0,91754952	9,6
0,10983982	0,1729585	1	9
1	0,30805913	0,71244635	4,2
0,4	0,18888889	0,87368421	8,4
0,44859813	0,41920831	0,64633355	2,8
0,25668449	0,2242277	0,86428323	7
0,56470588	0,26727348	0,82416218	6,4
0,53333333	0,22322046	0,77436075	7,2
0,14906832	0,26367347	0,81306122	6,4
0,11214953	0,39925834	0,76946848	4

Étape 3 : Matrice pondérée

$V = [v_{ij}]m \times n$ Est la matrice pondérée qui est calculée en fonction des poids des critères comme suit :

$$v_{ij} = n_{ij} \times w_j \tag{VI.6}$$

w_j Sont les poids propres calculés par plusieurs méthodes, on peut citer par exemple AHP, l'entropie, SWARA. Dans notre cas les poids sont égaux à $\frac{1}{4}$ pour pouvoir comparer avec les résultats de désirabilité.

La somme des valeurs pondérées S_i est calculée comme suit :

$$s_i = \sum_j v_{ij} \tag{VI.7}$$

Les valeurs pondérées sont calculées pour la matrice étendue. Le **Tableau VI.12** présente les valeurs pondérées et leurs sommes.

Tableau VI.12 : les valeurs pondérées et leurs sommes.

v1	v2	v3	v4	Si
0,10619469	0,25	0,19272446	0,25	0,79891915
0,09302326	0,08590426	0,19867021	0,75	1,12759772
0,11320755	0,04960074	0,2294226	1,5	1,89223089
0,06857143	0,0323	0,249	2,5	2,84987143
0,06896552	0,10419355	0,16064516	0,6	0,93380423
0,08955224	0,12318841	0,14244851	0,45	0,80518916
0,04	0,03719484	0,22938738	2,4	2,70658222
0,02745995	0,04323963	0,25	2,25	2,57069958
0,25	0,07701478	0,17811159	1,05	1,55512637
0,1	0,04722222	0,21842105	2,1	2,46564327
0,11214953	0,10480208	0,16158339	0,7	1,078535
0,06417112	0,05605692	0,21607081	1,75	2,08629886
0,14117647	0,06681837	0,20604055	1,6	2,01403539



0,13333333	0,05580511	0,19359019	1,8	2,18272863
0,03726708	0,06591837	0,20326531	1,6	1,90645075
0,02803738	0,09981459	0,19236712	1	1,32021909

Étape 4 : degré d'utilité

Les degrés d'utilité sont calculés pour toutes les alternatives sur la base des valeurs de la solution idéale et de la solution anti-idéale.

Comme suit : $K_i^- = \frac{S_i}{S_{aai}}, K_i^+ = \frac{S_i}{S_{ai}}$ (VI.8)

Tableau VI.13 : Les valeurs de K- et K+ calculées.

K-	K+
7,97E-06	7,89E-05
1,12E-05	0,0001113
1,89E-05	0,00018677
2,84E-05	0,00028129
9,31E-06	9,22E-05
8,03E-06	7,95E-05
2,70E-05	0,00026715
2,56E-05	0,00025373
1,55E-05	0,0001535
2,46E-05	0,00024337
1,08E-05	0,00010645
2,08E-05	0,00020592
2,01E-05	0,00019879
2,18E-05	0,00021544
1,90E-05	0,00018817
1,32E-05	0,00013031

Étape 5 : Fonction d'utilité

Différentes fonctions d'utilité positives et négatives sont calculées sur la base des valeurs d'utilité. Cependant, la fonction d'utilité est calculée sur la base des valeurs d'utilité et des fonctions comme suit :

$f(K_i^-) = \frac{K_i^+}{K_i^+ + K_i^-}$ (VI.9)

$f(K_i^+) = \frac{K_i^-}{K_i^+ + K_i^-}$ (VI.10)



$$f(K_i) = \frac{K_i^+ + K_i^-}{i + \frac{1-f(K_i^+)}{K_i^+} + \frac{1-f(K_i^-)}{K_i^-}} \tag{VI.11}$$

Le **Tableau VI.14** présente les résultats du calcul de la fonction d'utilité :

Tableau VI.14: Les valeurs de les fonctions $f(K^-)$ et $f(K^+)$ calculées.

$f(k^-)$	$f(k^+)$
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671
0,90823329	0,09176671

Étape 6 : Classement

Le classement des alternatives est basé sur la fonction d'utilité dérivée de l'étape 5 de la méthodologie.

Tableau VI.15 les résultats de la fonction d'utilité dérivée et le classement des alternatives.

$f(k)$	Rank
7,89E-06	16
1,11E-05	12
1,87E-05	9
2,82E-05	1
9,23E-06	14
7,96E-06	15
2,67E-05	2
2,54E-05	3
1,54E-05	10
2,44E-05	4
1,07E-05	13
2,06E-05	6
1,99E-05	7



2,16E-05	5
1,88E-05	8
1,30E-05	11

La valeur du $f(k)$ qui a le rang le plus petit est considéré comme optimale. Les facteurs de contrôle optimaux sont présentés dans le **Tableau VI.16**. Il est évident que la configuration optimale des paramètres de coupe est : $Vc1f4ap4r2$.

Tableau VI.16 configuration optimal fourni par MARCOS.

$Vc(m/min)$	$f(mm/tour)$	$Ap(mm)$	$r(mm)$	$Fz(N)$	$Ra(\mu m)$	$MRR(mm^3/min)$	$Kc(N/mm^2)$
250	0,2	2	0,8	50	1,75	100000	125

VI.4 Comparaisons

On a utilisé trois méthodes pour notre cas d'optimisation multi-objective qui sont : La fonction de désirabilité, ACP et MARCOS.

Les trois méthodes ont donné les résultats suivants :

- ✓ Pour la désirabilité : la configuration optimale fourni est $Vc=399.989$ m/min, $f=0.094$ mm/tour, $ap=2$ mm et $r=0.4$ mm alors que l'effort de coupe Fz , La rugosité Ra , la MRR, l'effort spécifique Kc et la désirabilité prennent successivement les valeurs (28.090 N, 0.480 μm , 77849.195 mm^3/min , 146.472 N/mm^2 et 0.734).
- ✓ Pour l'ACP (analyse en composantes principales pondérées) : la configuration optimale fourni est $Vc = 250$ m/min, $f=0.20$ mm/tour, $ap=2$ mm et $r =0.8$ mm alors que les réponses : Fz , Ra , MRR , Kc prennent successivement les valeurs (50 N, 1.75 μm , 100000 mm^3/min , 125 N/mm^2).
- ✓ Pour MARCOS : la configuration optimale fourni est $Vc = 250$ m/min, $f=0.20$ mm/tour, $ap=2$ mm et $r =0.8$ mm alors que les réponses : Fz , Ra , MRR, Kc prennent successivement les valeurs (50 N, 1.75 μm , 100000 mm^3/min , 125 N/mm^2).

On voit que la rugosité obtenue dans la configuration fournie par la fonction de désirabilité égal le minimum (0.48 μm) alors que celle du l'ACP et MARCOS égal à 1,75 μm .

Pour l'effort de coupe Fz qui est max dans la configuration optimale obtenu par l'ACP et MARCOS mais il est égal à 28.09 N dans le cas de désirabilité.



Le critère avantageux qui est le taux d'enlèvement de matière (MRR) on voit qu'il est maximum dans le cas des deux méthode ACP et MARCOS ($100000 \text{ mm}^3/\text{min}$), dans le cas de désirabilité il est égal à $77849.195 \text{ mm}^3/\text{min}$.

L'effort spécifique K_c est minimisé (125 N/mm^2) dans le cas de l'ACPP et MARCOS alors qu'il est égal à 146.472 N/mm^2 dans le cas de désirabilité.

D'après les résultats obtenus et la comparaison entre ces trois méthodes on constate que l'ACP et MARCOS ont les mêmes résultats et ils sont très excellents pour fournir les configurations optimales des paramètres de coupe ainsi que la désirabilité et le choix de chaque méthode dépend du critère qu'on veut favorise par exemple : la qualité de surface, productivité ou bien compromis entre les deux.

VI.5 Conclusion

Dans ce chapitre , nous avons vu en premier lieu la théorie de l'ANOVA puis on a présenté les données obtenu lors de nos essais dans un tableau on plus on a calculer la puissance de coupe P_c ,le taux d'enlèvement de matière MRR et enfin l'effort spécifique K_c .comme dernier lieu on a fait la modélisation du critère du rugosité R_a et l'effort tangentiel F_z et on a vu les paramètres les plus influents quel que soit sur R_a ou bien F_z en utilisant l'analyse de Variance ANOVA , pour R_a on a déduit que le facteur le plus influent sur l'état de surface est l'avance f car l'augmentation de l'avance génère des sillons résultant de la cinétique d'usinage qui sont plus profonds et plus larges lorsque l'avance par tour (f) augmente puis on a le rayon r et enfin la vitesse de coupe V_c , bien que pour F_z la profondeur de passe était le facteur le plus influent puis on a l'avance et comme on a expliqué Ceci est dû à l'élargissement de la section de coupe enfin on a la vitesse de coupe V_c qui diminue l'effort F_z lorsque ça augmente Ceci est dû à l'augmentation de la température dans la zone de coupe lorsque la vitesse de coupe augmente.

L'optimisation a pour but de déterminer la meilleure configuration optimale qui nous permettons d'avoir une bonne productivité (maximum de MRR), un bon état de surface (minimum de R_a) et le minimum d'effort de coupe F_z avec le minimum de l'effort spécifique K_c . Cette optimisation a été faite en utilisant trois méthode qui sont la désirabilité, ACPP et MARCOS.

Les trois méthodes d'optimisations (ACPP, MARCOS et la désirabilité) sont excellentes et importantes pour faire l'optimisation multi objectives, notre but d'étude est d'avoir la meilleure méthode qui peut faire le bon compromis entre la qualité de surface et la productivité pour cela nous avons trouvé que la désirabilité donne meilleur résultat par rapport ACPP et MARCOS.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Les chaînes de production font face à un défi majeur en raison de la diversité des phénomènes qui se produisent pendant le processus d'usinage et de leur impact sur la quantité, la qualité et les coûts de production. Pour relever ce défi, les entreprises doivent améliorer leurs processus, en appuyant sur des études approfondies de ces phénomènes et leurs impacts sur les indicateurs de performance de l'entreprise (KPI) ainsi que le choix des conditions de coupe les plus appropriées. Cela implique la modélisation des paramètres technologiques et l'optimisation de ces conditions qui nécessite une compréhension des contraintes de production inhérentes à la nature du procédé sachant que la performances des outils utilisés et en particulier de l'état du couple outil-matière. C'est dans ce contexte que nous avons analysé, modélisé et optimisé un certain nombre de phénomènes qui interviennent lors de l'usinage du polyamide PA66 avec des outils de coupe en carbure et un autre a insert en Diamonds (PCD).

L'étude réalisée pour le couple outil-matière (Carbure-PA66) débouche sur les conclusions suivantes :

1- L'analyse statistique de la variance *ANOVA* a confirmé que :

- ***l'effort axial (Fa)*** : la profondeur de passe (ap) est le facteur le plus important qui affecte (Fa), sa contribution est 46,35 %. Il est suivi par les produits (Vc^2), l'avance (f), la vitesse de coupe (Vc) et le terme carré (f^2) avec des pourcentages de contribution de (13,51 ; 10,15 ; 9,52 et 4,57) % respectivement. Les interactions à 2 facteurs ($Vc*f$, $Vc*ap$, $f*ap$) et le produit (ap^2) n'ont pas d'effets significatifs sur l'effort (Fa) ceci est illustré par la petite valeur de la contribution (2,97% et 1,33%).
- ***l'effort radial (Fr)*** : l'avance (f) est le facteur le plus important qui affecte (Fr). Sa contribution est de 41,16 %, suivie par le produit Vc^2 avec 18,79 % puis la vitesse de coupe (Vc) avec 16,89 % de contribution. Concernant la profondeur de passe (ap), sa contribution est de 7,05 % puis les produits (ap^2) et (f^2) avec des contributions respectives de 4,88% et 4,08%. Finalement, l'interaction ($f*ap$) est aussi significative avec une contribution de 2,65%.
- ***l'effort tangentiel (Ft)*** : l'avance (f) est le facteur le plus important qui affecte (Ft), sa contribution est de 46.28%, suivie par la profondeur de passe (ap) avec la contribution de 39.96%, puis le produit ($f*ap$) avec 7.38 %. Concernant la vitesse de coupe (Vc) et les interactions ($Vc*f$) et ($Vc.ap$). ainsi que les termes

carrés (Vc^2 , f^2 et ap^2) ils n'ont pas d'effets significatifs sur l'effort (Ft). Plusieurs chercheurs affirment que l'augmentation de la section du copeau ($f * ap$) conduit directement à l'augmentation des trois composantes de l'effort de coupe ces résultats sont approuvés par Trifunovi 2021; Kaddeche 2012.

- **La rugosité de surface (Ra)** : l'avance (f) est le facteur le plus important qui affecte la rugosité moyenne arithmétique (Ra). Sa contribution est de 68.49%, elle est suivie par la vitesse de coupe (Vc) avec la contribution de 18.69 % puis le produit de l'avance (f^2) avec 8.25 %. Le terme carré (Vc^2) ainsi que les interactions ($Vc*f$, $Vc*ap$,) sont aussi significatifs. Les termes restants ne sont pas significatifs. Des résultats analogues de l'effet de (f) sur (Ra) ont été rapportés par Davim 2008, Parida 2014 et Haoues 2023 lors de l'usinage des polymères.
- **La rugosité (Rt)** l'avance (f) est le premier facteur qui affecte la rugosité (Rt) avec un pourcentage de contribution 42,05%, puis la vitesse de coupe (Vc) de 25.38% suivie par le produit de l'avance (f^2) de 11.89%, les interactions suivantes ($Vc*f$, $f*ap$, $Vc*ap$) sont aussi significatives avec des contributions de (7.57 ; 5.24 ; 2.17)% respectivement. Les autres termes carrés (Vc^2 , ap^2) sont significatifs, tandis que le facteur (ap) n'est pas significatif.
- Dans les résultats de l'analyse ANOVA pour le critère de la rugosité (Rz), il est clair que les résultats trouvés sont dans le même sens des critères (Ra) et (Rt). L'avance (f) est le premier facteur affectant la rugosité (Rz) avec un pourcentage de contribution 40.08%, puis la vitesse de coupe (Vc) de 22.14%, elle est suivie par l'interaction ($Vc*f$) avec 15.04% puis le produit de l'avance (f^2) avec 09.12% de contribution. Les interactions suivantes ($f*ap$, $Vc*ap$) ont la contribution de (5.11 ; 1.72)% respectivement. Les autres (ap , Vc^2 , ap^2) n'ont pas un effet significatif sur la rugosité (Rz).
- **La puissance de coupe Pc** : L'avance (f) est le facteur qui affecte plus la puissance de coupe (Pc), avec une contribution de 30.29 %. Il est suivi par la profondeur de passe (ap) avec la contribution de 28.89 % puis la vitesse de coupe (Vc) avec la contribution de 27.69 %. On remarque que la contribution des trois facteurs principaux est très proche. Les interactions ($f*ap$, $Vc*ap$ et $Vc*f$) sont tous significatives avec les contributions de (4.46; 4.28 et 1.10) % respectivement. Les produits (f^2 et ap^2) sont aussi significatifs

- 2- **L'analyse de régression** : Les modèles mathématiques trouvés pour (Ra), (Ft) et (Pc) représentent un intérêt industriel important pour l'usinage de polyamide PA66, puisqu'ils permettent de faire des prédictions. Les R^2 des différents modèles sont tous élevés et dépassent la valeur de 88,40 %. Les erreurs moyennes entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites sont de 3.13% ; 3.97% et 3.88 respectivement. Cela prouve que les modèles obtenus sont très fiables.
- 3- **La modélisation par ANN et RSM** : de la rugosité de surface (Ra) et de l'effort tangentiel de coupe (Ft) donnent de bons résultats en se basant sur coefficients de détermination R^2 des modèles trouvés, les valeurs de R^2 obtenus par les modèles des ANN sont plus grandes que celles des modèles obtenus par RSM. Ce constat nous permet de dire que le modèle des ANN est clairement meilleur que celui obtenu par RSM pour (Ra) et (Ft), ce qui prouve la robustesse et la fiabilité de la méthode des ANN.
- 4- L'application des multiples méthodes d'optimisation telles que : (**Df, GRA, DEEAR, ACP et TOPSIS basée sur l'ACP**) pour but est de maximiser le débit du copeau enlevé (MRR) et minimiser l'effort de coupe Ft , la puissance de coupe (Pc) ainsi que la rugosité arithmétique (Ra) simultanément. La combinaison optimale, des paramètres du processus de tournage, obtenue à partir de :
 - ✓ la fonction de désirabilité totale donne :
 - **Cas N°01**: pour une productivité maximum $MRR = 169,563 \text{ cm}^3/\text{min}$ ($Ra = 3,41 \text{ }\mu\text{m}$) : une vitesse de coupe de $Vc = 380 \text{ m/min}$, une avance de $f = 0,227 \text{ mm/tr}$, et une profondeur de passe $ap = 2 \text{ mm}$
 - **Cas N°02**: pour une rugosité optimale $Ra = 1,66 \text{ }\mu\text{m}$ ($MRR = 88,395 \text{ cm}^3/\text{min}$) et $Vc = 380 \text{ m/min}$, $f = 0,113 \text{ mm/tr}$ et $ap = 2$.
 - **Cas N°03** : Pour une solution modérée qui intègre la productivité et la finition de surface ($MRR = 126,482 \text{ cm}^3/\text{min}$; $Ra = 2,202 \text{ }\mu\text{m}$) qui donne : $Vc = 380 \text{ m/min}$, une avance de $f = 0,17 \text{ mm/tr}$, et une profondeur de passe $ap = 1 \text{ mm}$
 - **Cas N°04** : minimiser la consommation d'Énergie pour ce la $Pc(w) = 90,33$, $Vc = 200 \text{ m/min}$, une avance de $f = 0,08 \text{ mm/tr}$, et une profondeur de passe $ap = 1 \text{ mm}$
 - **Cas N°05** : favorisant les trois critères d'optimisation (Productivité, Finition, consommation d'Énergie) de même degré d'importance ($Ra = 1,89 \text{ }\mu\text{m}$; $MRR = 76,68 \text{ cm}^3/\text{min}$; $Pc(w) = 320,77$) pour ($Vc = 380$

m/min, une avance de $f = 0,16$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap=1,30$ mm)

- ✓ L'Analyse Relationnelle Grise est : vitesse de coupe de $V_c = 380$ m/min, avance $f = 0,08$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap = 1$ mm.
 - ✓ Méthode de classement basée sur l'analyse d'enveloppement des données (DEAR) est : vitesse de coupe de $V_c = 380$ m/min, avance $f = 0,24$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap = 2$ mm
 - ✓ La méthode de l'ACP est : vitesse de coupe de $V_c = 200$ m/min, avance $f = 0,08$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap = 1$ mm
 - ✓ La Méthode TOPSIS basée sur l'ACP est : vitesse de coupe de $V_c = 380$ m/min, avance $f = 0,08$ mm/tr, et une profondeur de passe $ap = 1$ mm
 - ✓ La méthodologie des surfaces de réponse (RSM) : la vitesse de coupe $V_c = 452.343$ m/min, l'avance par tour $f = 0,119$ mm/tr et la profondeur de passe $ap = 2$ mm.
- 5- Les résultats obtenus par La méthode d'optimisation PCA-TOPSIS confonde avec les résultats illustrés par la méthode GRA. Cela signifie que couple PCA-TOPSIS est le meilleur moyen d'atteindre les objectifs multiples.

Pour le couple outil-matière (PCD-PA66), trois méthodes d'optimisation multi-objective ont été employés (la fonction de désirabilité, ACP et MARCOS). Les trois méthodes ont donné les résultats suivants :

- 6- Pour la désirabilité : la configuration optimale fourni est $V_c = 399.989$ m/min, $f = 0.094$ mm/tour, $ap = 2$ mm et $r = 0.4$ mm alors que l'effort de coupe F_z , La rugosité R_a , la MRR, l'effort spécifique K_c et la désirabilité prennent successivement les valeurs (28.090 N, 0.480 μm , 77849.195 mm^3/min , 146.472 N/mm^2 et 0.734).
- 7- Pour l'ACP (analyse en composantes principales pondérées) : la configuration optimale fourni est $V_c = 250$ m/min, $f = 0.20$ mm/tour, $ap = 2$ mm et $r = 0.8$ mm alors que les réponses : F_z , R_a , MRR, K_c prennent successivement les valeurs (50 N, 1.75 μm , 100000 mm^3/min , 125 N/mm^2).
- 8- Pour MARCOS : la configuration optimale fourni est $V_c = 250$ m/min, $f = 0.20$ mm/tour, $ap = 2$ mm et $r = 0.8$ mm alors que les réponses : F_z , R_a , MRR, K_c prennent successivement les valeurs (50 N, 1.75 μm , 100000 mm^3/min , 125 N/mm^2).
- 9- Les trois méthodes d'optimisations (ACPP, MARCOS et la désirabilité) sont excellentes et importantes pour faire l'optimisation multi objectives, notre but d'étude est d'avoir la meilleure méthode qui peut faire le bon compromis entre la qualité de

surface et la productivité pour cela nous avons trouvé que la désirabilité donne meilleur résultat par rapport ACPP et MARCOS

En résumé, l'étude expérimentale réalisée a apporté des résultats probants qui soutiennent notre hypothèse initiale. Ces conclusions sont basées sur des données solides, une analyse rigoureuse et une évaluation des limitations. Elles contribuent à notre compréhension du sujet étudié et ouvrent des perspectives pour de futures recherches dans ce domaine citant :

- Etude de l'évolution de la température de coupe et des contraintes résiduelles en fonction des conditions de coupe.
- Etude de l'influence de la lubrification MQL sur le comportement outil/matière lors l'usinage des polymères.
- L'application des autres méthodes d'optimisation telle que (La logique flou, firefly et les algorithmes génétiques ..etc

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Référence bibliographique

- [1] I. Standard, N. Internationale, and T. S. Preview, “INTERNATIONAL STANDARD ISO 472 _plastique -vocabulaire,” vol. 1996, 1996.
- [2] J. B. Saint-Lager, “Réforme de la Nomenclature botanique,” *Publ. la Société Linnéenne Lyon*, pp. 1–154, 1880, [Online]. Available: https://www.persee.fr/doc/linly_1160-6436_1880_num_7_1_17005
- [3] C. Blais, “Titre: Contributions à l’amélioration de l’usinabilité de pièces fabriquées,” 2000.
- [4] J. P. Davim, “Machining: fundamentals and recent advances,” 2008.
- [5] P. C. COMBE, A. FLEURENTIN, U. MASCIANTONIO, and J. SAINT-CHELY, “Influence des traitements thermiques sur l’usinabilité en tournage d’arbres en 27MnCr5 forgés à froid,” *Trait. matériaux*, vol. 421, pp. 36–45, 2013.
- [6] C. TROMBERT, “Usinabilité des aciers inoxydables,” *Tech. l’ingénieur. Matériaux métalliques*, no. M726, pp. M726-1, 1998.
- [7] P.-J. CUNAT, “Aciers inoxydables Mise en œuvre,” *Tech. l’ingénieur Étude propriétés des métaux*, vol. base docum, no. ref. article : m4542, 2000.
- [8] J.-P. Cordebois and M. Colombié, *Fabrication par usinage*, DUNOD. 2013. doi: ISBN 978-2-10-059861-8.
- [9] and J. C. L. Y. Schoefs, S. Fournier, *Productique mécanique*, Delagrave., vol. 1, no. 4. France, 1994. doi: 10.1111/j.1746-8361.1947.tb00509.x.
- [10] T. Braham and B. Etude, “Étude du comportement en sollicitations extrêmes et de l’usinabilité d’un nouvel alliage de titane aéronautique : Tarek Braham Bouchnak To cite this version : l’École Nationale Supérieure d’Arts et Métiers,” *Thèse*, 2011.
- [11] B. Riad, “Impact de la signature des outils de coupe sur la variation de la géométrie des pièces mécaniques,” UNIVERSITE MENTOURI – CONSTANTINE, 2006.
- [12] “Préparation de Production en Productique Mécanique - Étude de Fabrication et Analyse d’Usinage (3PM-EFAU) - Les efforts de coupe : tournage.” https://analyse-fabrication.univ-lille.fr/co/ch4_5_1.html (accessed Apr. 18, 2023).
- [13] “La vitesse de coupe - Utilisation d’un Tour.” <http://serge79.over-blog.com/article-la-vitesse-de-coupe-45528985.html> (accessed Apr. 18, 2023).
- [14] O. Pantalé, “Modélisation et simulation tridimensionnelles de la coupe des métaux,” 1996.
- [15] A. Hamdi, “Étude de l’usinabilité de l’acier AISI H11 à l’état traité par le CBN7020.” 2012.

- [16] “Procédés de fabrication et mise en forme pour la conception.” <https://moodle.insa-lyon.fr/mod/book/view.php?id=41133&chapterid=1269> (accessed Apr. 19, 2023).
- [17] I. Standard and N. Internationale, “Iso 4287,” *Policy*, vol. 2004, pp. 1–36, 2004, [Online]. Available: <https://www.iso.org/obp/ui#iso:std:iso:4287:ed-1:v1:fr>
- [18] REMLI Fethi, “L ’ effet d ’ usinage par tournage sur un acier XC18,” Université Mohamed Khider – Biskra, 2016.
- [19] C. Bedrin and B. Roumesy, “Usinage par outil coupant, fascicule 1-2,” *Insa Lyon*, vol. 139, p. 140, 1989.
- [20] wikipedia, “Chapitre 4 : Matériaux polymères 1 . Eléments de classification : aux polymères organiques,” *wikipedia.org*. [Online]. Available: <http://en.wikipedia.org>
- [21] Jacky AUBRY, *Les matières plastiques*, Technologi.
- [22] P. Reusser, “Couple Outil – Matière (COM) Au fraisage et perçage”.
- [23] S. I. Odusoro and S. A. Oke, “Factor Selection in Drilling Unidirectional Carbon Fiber Reinforced Plastic Composite Plates with The HSS Drill Bit Using Analytic Hierarchy Process,” vol. 3, no. 1, pp. 1–16, 2021.
- [24] K. Abhishek, “TURNING OF POLYMERS : A NOVEL MULTI-OBJECTIVE APPROACH FOR PARAMETRIC OPTIMIZATION,” no. 210.
- [25] Michaud chailly, “Conseils d ’ usinage.” [Online]. Available: https://www.michaud-chailly.fr/custom/images/rtf/conseil-valeur-usinage-plastique-pdf-mc_plastiques_conseils_usinage-lmod1.pdf
- [26] Catalogue ZELLAMID, “Ingenierie des produits plastiques semi-finis”, [Online]. Available: www.ZELLAMID.com
- [27] R. de Mourat, I. Ocnareescu, A.-L. Renon, and M. Royer, “Méthodologies de recherche et design: un instantané des pratiques de recherche employées au sein d’un réseau de jeunes chercheurs,” *Sci. du Des.*, no. 1, pp. 68–75, 2015.
- [28] J.-C. Chauveau and J.-P. Chassaing, “Introduction à la méthode des plans d’expériences par la méthode Taguchi,” *CNED Génie Electrotech. Compléments au cours d’asservissement*, 2012.
- [29] “ISO/TS 23471:2022 - Plans d’expériences pour l’évaluation de l’incertitude — Utilisation de plans factoriels pour la détermination des fonctions d’incertitude.” [Online]. Available: <https://www.iso.org/fr/standard/75664.html>
- [30] W. Tinsson, *Plans d’expérience: constructions et analyses statistiques (Mathématiques et Applications, 67)*. 2011.
- [31] wikipedia.org, “Plan d’expériences.”

- https://fr.wikipedia.org/wiki/Plan_d%27expériences (accessed May 18, 2023).
- [32] S. Vivier, “Stratégies d ’ optimisation par la méthode des Plans d ’ Expériences , et Application aux dispositifs électrotechniques modélisés par Eléments Finis Stéphane Vivier To cite this version : HAL Id : tel-00005822,” 2004.
- [33] A. I. Khuri, “Effect of blocking on estimation of response surface,” *J. Appl. Stat.*, vol. 21, no. 4, pp. 305–316, 1994.
- [34] H. Öktem, T. Erzurumlu, and M. Çöl, “A study of the Taguchi optimization method for surface roughness in finish milling of mold surfaces,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 28, no. 7–8, pp. 694–700, 2006, doi: 10.1007/s00170-004-2435-6.
- [35] K. Palanikumar, L. Karunamoorthy, R. Karthikeyan, and B. Latha, “Optimization of machining parameters in turning GFRP composites using a carbide (K10) tool based on the taguchi method with fuzzy logics,” *Met. Mater. Int.*, vol. 12, no. 6, pp. 483–491, 2006, doi: 10.1007/BF03027748.
- [36] M. Özdemir, M. T. Kaya, and H. K. Akyildiz, “Analysis of surface roughness and cutting forces in hard turning of 42CrMo4 steel using taguchi and RSM method,” *Mechanika*, vol. 26, no. 3, pp. 231–241, 2020, doi: 10.5755/j01.mech.26.3.23600.
- [37] B. Cl, “Les concepts et la méthodologie de Taguchi dans le design de produits Bernard Clément PhD École Polytechnique de Montréal,” pp. 1–28, 2000.
- [38] P. S. Georgilakis, “Taguchi method for the optimization of transformer cores annealing process,” *J. Optoelectron. Adv. Mater.*, vol. 10, no. 5, pp. 1169–1177, 2008.
- [39] Y. C.-P. Siarry, *Optimisation multiobjectif*, ÉDITIONS E. 1390. [Online]. Available: www.editions-eyrolles.com DANGER
- [40] T. Rajasekaran, K. Palanikumar, and B. K. Vinayagam, “Turning CFRP composites with ceramic tool for surface roughness analysis,” *Procedia Eng.*, vol. 38, pp. 2922–2929, 2012, doi: 10.1016/j.proeng.2012.06.341.
- [41] V. P. astakhov, *Machining of Hard Materials*, vol. 257. 2014.
- [42] M. Edy Susanto, “MULTI-SENSOR OPTIMIZATION OF THE SIMULTANEOUS TURNING AND BORING OPERATION,” *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2019, doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.
- [43] B. C. Routara, A. Bandyopadhyay, and P. Sahoo, “Roughness modeling and optimization in CNC end milling using response surface method: Effect of workpiece material variation,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 40, no. 11–12, pp. 1166–1180, 2009, doi: 10.1007/s00170-008-1440-6.
- [44] S. R. Karnik, V. N. Gaitonde, and J. P. Davim, “A comparative study of the ANN and

- RSM modeling approaches for predicting burr size in drilling,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 38, no. 9–10, pp. 868–883, 2008, doi: 10.1007/s00170-007-1140-7.
- [45] A. Chabbi, M. A. Yallese, M. Nouioua, I. Meddour, T. Mabrouki, and F. Girardin, “Modeling and optimization of turning process parameters during the cutting of polymer (POM C) based on RSM, ANN, and DF methods,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 91, no. 5–8, pp. 2267–2290, 2017, doi: 10.1007/s00170-016-9858-8.
- [46] K. Bouacha and A. Terrab, “Hard turning behavior improvement using NSGA-II and PSO-NN hybrid model,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 86, no. 9–12, pp. 3527–3546, 2016, doi: 10.1007/s00170-016-8479-6.
- [47] G. W. Ehrenstein and F. Montagne, *Matériaux polymères: structure, propriétés et applications*. Hermès science publications, 2000.
- [48] J. Haudin, “Chapitre Viii : Microstructure Des Polymeres,” *Matériaux pour ingénieur*, pp. 93-106(390), 2010.
- [49] I. A. Baky, “Interactive TOPSIS algorithms for solving multi-level non-linear multi-objective decision-making problems,” *Appl. Math. Model.*, vol. 38, no. 4, pp. 1417–1433, 2014, doi: 10.1016/j.apm.2013.08.016.
- [50] M. Zeleny, *Multiple criteria decision making Kyoto 1975*, vol. 123. Springer Science & Business Media, 2012.
- [51] C.-L. Hwang, Y.-J. Lai, and T.-Y. Liu, “A new approach for multiple objective decision making,” *Comput. Oper. Res.*, vol. 20, no. 8, pp. 889–899, 1993.
- [52] G.-H. Tzeng and J.-J. Huang, *Multiple attribute decision making: methods and applications*. CRC press, 2011.
- [53] Y.-J. Lai, T.-Y. Liu, and C.-L. Hwang, “Topsis for MODM,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 76, no. 3, pp. 486–500, 1994.
- [54] M. A. Abo-Sinna and A. H. Amer, “Extensions of TOPSIS for multi-objective large-scale nonlinear programming problems,” *Appl. Math. Comput.*, vol. 162, no. 1, pp. 243–256, 2005.
- [55] M. A. Abo-Sinna, A. H. Amer, and A. S. Ibrahim, “Extensions of TOPSIS for large scale multi-objective non-linear programming problems with block angular structure,” *Appl. Math. Model.*, vol. 32, no. 3, pp. 292–302, 2008, doi: 10.1016/j.apm.2006.12.001.
- [56] H. Deng, C.-H. Yeh, and R. J. Willis, “Inter-company comparison using modified TOPSIS with objective weights,” *Comput. Oper. Res.*, vol. 27, no. 10, pp. 963–973, 2000.

- [57] Chen-Tung Chen, “Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment,” *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 26, pp. 513–514, 2015, doi: 10.1016/j.asoc.2014.10.013.
- [58] I. A. Baky and M. A. Abo-Sinna, “TOPSIS for bi-level MODM problems,” *Appl. Math. Model.*, vol. 37, no. 3, pp. 1004–1015, 2013.
- [59] Z. Pavić and V. Novoselac, “Notes on TOPSIS Method,” *Int. J. Res. Eng. Sci. ISSN*, vol. 1, no. 2, pp. 5–12, 2013, [Online]. Available: www.ijres.org
- [60] T. U. Jagtap and H. A. Mandave, “Machining of Plastics: A Review,” *Int. J. Eng. Res. Gen. Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 577–581, 2015.
- [61] A. I. Alateyah, Y. El-Taybany, S. El-Sanabary, W. H. El-Garaihy, and H. Kouta, “Experimental Investigation and Optimization of Turning Polymers Using RSM, GA, Hybrid FFD-GA, and MOGA Methods,” *Polymers (Basel)*, vol. 14, no. 17, Sep. 2022, doi: 10.3390/polym14173585.
- [62] I. Journal, O. F. Engineering, E. Analysis, O. N. The, E. Of, and P. Parameters, “EXPERIMENTAL ANALYSIS ON THE EFFECT OF PROCESS PARAMETERS DURING CNC TURNING ON NYLON-6/6 USING A TUNGSTEN CARBIDE TOOL,” vol. 5, no. 4, pp. 79–84, 2016.
- [63] P. Sidiq, R. M. Abdalrahman, and S. Rostam, “Optimizing the simultaneous cutting-edge angles, included angle and nose radius for low cutting force in turning polyamide PA66,” *Results Mater.*, vol. 7, no. March, p. 100100, 2020, doi: 10.1016/j.rinma.2020.100100.
- [64] M. Marin, “Studies on the Main Cutting Force in Turning Polyamide Pa 66,” *Ann. ORADEA Univ. Fascicle Manag. Technol. Eng.*, vol. XIX (IX), no. 2, pp. 162–166, 2010, doi: 10.15660/auofmte.2010-2.1923.
- [65] A. Chabbi, M. A. Yallese, I. Meddour, M. Nouioua, T. Mabrouki, and F. Girardin, “Predictive modeling and multi-response optimization of technological parameters in turning of Polyoxymethylene polymer (POM C) using RSM and desirability function,” *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 95, no. Pom C, pp. 99–115, 2017, doi: 10.1016/j.measurement.2016.09.043.
- [66] H. Cherafa, M. A. Yallese, S. Boucherit, S. Belhadi, A. Haddad, and T. Mabrouki, “Experimental investigation and optimization of output responses during dry turning of PA66-GF30 polyamide using Taguchi design,” *J. Manuf. Technol. Res.*, vol. 13, no. 3/4, pp. 119–143, 2021.
- [67] D. Lazarevic, M. Madic, P. Jankovic, and A. Lazarevic, “Surface roughness

- minimization of polyamide PA-6 turning by Taguchi method,” *J. Prod. Eng.*, vol. 15, no. 1, pp. 29–32, 2012.
- [68] M. Moghri, M. Madic, M. Omidi, and M. Farahnakian, “Surface roughness optimization of polyamide-6/nanoclay nanocomposites using artificial neural network: Genetic algorithm approach,” *Sci. World J.*, vol. 2014, 2014, doi: 10.1155/2014/485205.
- [69] M. Kaddeche and M. A. Yallessse, *Comparative study of turning two engineering plastics (POM-C and PA-6) and optimisation using GA , SA , GRA and COPRAS with and without weighting (Entropie , critic , Swara , ROC)*. 2023.
- [70] J. P. Davim and F. Mata, “A comparative evaluation of the turning of reinforced and unreinforced polyamide,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 33, no. 9–10, pp. 911–914, 2007.
- [71] VN Gaitonde, S. R. Karnik, J. C. Rubio, A. E. Correia, A. M. Abrao, and J. P. Davim, “Analysis of parametric influence on delamination in high-speed drilling of carbon fiber reinforced plastic composites,” *J. Mater. Process. Technol.*, vol. 203, no. 1–3, pp. 431–438, 2008.
- [72] S. Haoues, M. A. Yallessse, S. Belhadi, A. Uysal, and S. Chihaoui, “Optimisation Mono Et Multi-Objectif De L’Usinage Du Polyamide (Pa66-Gf30%) En Utilisant La Methode Taguchi-Dea Basee Sur Le Rapport Signal/Bruit,” *UPB Sci. Bull. Ser. D Mech. Eng.*, vol. 84, no. 2, pp. 107–118, 2022.
- [73] S. Haoues, M. A. Yallessse, S. Belhadi, S. Chihaoui, and A. Uysal, “Modeling and Optimization in turning of PA66-GF30% and PA66 using Multi-Criteria Decision Making (PSI, MABAC and MAIRCA) methods: a comparative study,” 2022, doi: 10.21203/rs.3.rs-1952494/v1.
- [74] M. Gupta and S. Kumar, “Investigation of surface roughness and MRR for turning of UD-GFRP using PCA and Taguchi method,” *Eng. Sci. Technol. an Int. J.*, vol. 18, no. 1, pp. 70–81, 2015, doi: 10.1016/j.jestch.2014.09.006.
- [75] A. K. Parida and B. C. Routara, “Multiresponse Optimization of Process Parameters in Turning of GFRP Using TOPSIS Method,” *Int. Sch. Res. Not.*, vol. 2014, pp. 1–10, Oct. 2014, doi: 10.1155/2014/905828.
- [76] V. N. Gaitonde, S. R. Karnik, F. Mata, and J. P. Davim, “Machinability study in turning of unreinforced (PA6) and reinforced (PA66 GF30) polyamides with Polycrystalline Diamond (PCD) tools,” *Int. J. Mater. Prod. Technol.*, vol. 37, no. 1–2, pp. 140–154, 2010, doi: 10.1504/ijmpt.2010.029465.

- [77] J. Paulo Davim, L. R. Silva, A. Festas, and A. M. Abrão, “Machinability study on precision turning of PA66 polyamide with and without glass fiber reinforcing,” *Mater. Des.*, vol. 30, no. 2, pp. 228–234, 2009, doi: 10.1016/j.matdes.2008.05.003.
- [78] Y. K. Chen, O. P. Modi, A. S. Mhay, A. Chrysanthou, and J. M. O’Sullivan, “The effect of different metallic counterface materials and different surface treatments on the wear and friction of polyamide 66 and its composite in rolling-sliding contact,” *Wear*, vol. 255, no. 1–6, pp. 714–721, 2003, doi: 10.1016/S0043-1648(03)00054-1.
- [79] S. Ghanmi, L. Bouazizi, N. Bouhaddi, S. Ghanmi, L. Bouazizi, and N. Bouhaddi, “Optimisation multi-objectifs en mécanique des structures : Approche basée sur les surfaces de réponse adaptative To cite this version : HAL Id : hal-01812943 Optimisation multi-objectifs en mécanique des structures : Approche basée sur les surfaces de rép,” 2018.
- [80] C. J. Rao, D. N. Rao, and P. Srihari, “Influence of cutting parameters on cutting force and surface finish in turning operation,” *Procedia Eng.*, vol. 64, pp. 1405–1415, 2013, doi: 10.1016/j.proeng.2013.09.222.
- [81] E. García-Plaza, P. J. Núñez, D. R. Salgado, I. Cambero, J. M. Herrera Olivenza, and J. García Sanz-Calcedo, “Surface finish monitoring in taper turning CNC using artificial neural network and multiple regression methods,” *Procedia Eng.*, vol. 63, pp. 599–607, 2013, doi: 10.1016/j.proeng.2013.08.245.
- [82] H. Aouici, A. Khellaf, S. Smaiah, M. Elbah, B. Fnides, and M. A. Yallese, “Comparative assessment of coated and uncoated ceramic tools on cutting force components and tool wear in hard turning of AISI H11 steel using Taguchi plan and RMS,” *Sadhana - Acad. Proc. Eng. Sci.*, vol. 42, no. 12, pp. 2157–2170, 2017, doi: 10.1007/s12046-017-0746-1.
- [83] M. Trifunovi *et al.*, “Machinability study in microTurning of PA66 GF30 polyamide with a PCD tool,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 123, no. 2, pp. 1290–1296, 2021, doi: 10.1016/j.rinma.2020.100100.
- [84] M. Kaddeche, K. Chaoui, and M. A. Yallese, “Cutting parameters effects on the machining of two high density polyethylene pipes resins: Cutting parameters effects on HDPE machining,” *Mech. Ind.*, vol. 13, no. 5, pp. 307–316, 2012, doi: 10.1051/meca/2012029.
- [85] J. P. Davim, V. N. Gaitonde, and S. R. Karnik, “Investigations into the effect of cutting conditions on surface roughness in turning of free machining steel by ANN models,” *J. Mater. Process. Technol.*, vol. 205, no. 1–3, pp. 16–23, 2008, doi:

- 10.1016/j.jmatprotec.2007.11.082.
- [86] S. Haoues, M. A. Yallese, S. Belhadi, S. Chihaoui, and A. Uysal, “Modeling and optimization in turning of PA66-GF30% and PA66 using multi-criteria decision-making (PSI, MABAC, and MAIRCA) methods: a comparative study,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 124, no. 7–8, pp. 2401–2421, 2023, doi: 10.1007/s00170-022-10583-8.
- [87] M. Trifunovi, P. Jankovi, D. Rodi, and M. Gostimirovi, “Investigation of cutting and specific cutting energy in turning of POM- C using a PCD tool : Analysis and some optimization aspects,” vol. 303, 2021, doi: 10.1016/j.jclepro.2021.127043.
- [88] R. Domingo, R. Calvo, M. M. Marín, and B. de Agustina, “Influence of tool cooling on thrust forces in tapping operations of reinforced polyamide,” *Procedia Manuf.*, vol. 13, pp. 343–347, 2017, doi: 10.1016/j.promfg.2017.09.086.
- [89] M. Elbah, H. Aouici, I. Meddour, M. A. Yallese, and L. Boulanouar, “Application of response surface methodology in describing the performance of mixed ceramic tool when turning AISI 4140 steel,” *Mech. Ind.*, vol. 17, no. 3, pp. 1–12, 2016, doi: 10.1051/meca/2015076.
- [90] L. BAKACAK KARABENLİ, S. AKTAŞ, and M. Brožek, “Kronik Boyun Ağrısı Olan Hastalarda Üst Kol Performansı için Yanıt Yüzeyi Modeline Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı,” *Int. J. Adv. Eng. Pure Sci.*, vol. 33, no. 1, pp. 150–158, 2020, doi: 10.7240/jeps.748256.
- [91] P. Palanisamy, I. Rajendran, and S. Shanmugasundaram, “Prediction of tool wear using regression and ANN models in end-milling operation,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 37, no. 1–2, pp. 29–41, 2008, doi: 10.1007/s00170-007-0948-5.
- [92] M. Sanjari, A. K. Taheri, and M. R. Movahedi, “An optimization method for radial forging process using ANN and Taguchi method,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 40, no. 7–8, pp. 776–784, 2009, doi: 10.1007/s00170-008-1371-2.
- [93] K. M. Naidu and S. R. Rao, “ANN Based Surface Roughness Prediction In Turning Of AA 6351,” vol. 3, no. 4, pp. 1455–1459, 2013.
- [94] rattana SEIMA, “intelligence-artificielle-,” p. <https://intelligence-artificielle-robotique.weebly.com/theacuteorie.html>, 2023. [Online]. Available: <https://intelligence-artificielle-robotique.weebly.com/theacuteorie.html>
- [95] M. Beaulieu, “Analyse de la réduction du chatoiement sur les images radar polarimétrique à l’aide des réseaux neuronaux à convolutions Analysis of speckle reduction in polarimetric radar images using convolutional neural networks,” 2020.

doi: 10.13140/RG.2.2.31277.10726.

[96] D. À. Base, D. A. N. N. Dans, D. E. S. Systèmes, D. E. S. Adc, and À. B. Résolution, “DÉTECTION À BASE D’ANN DANS DES SYSTÈMES MIMO-OFDM AVEC DES ADC À BASSE RÉOLUTION”