

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



جامعة 8 ماي 1945 قالمة
UNIVERSITE 8 MAI 1945 GUELMA

Faculté de science et technologie
Département de génie mécanique
Laboratoire de mécanique et structures (LMS)

THÈSE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE DOCTORAT EN 3^{ème} CYCLE

Domaine : Science et Technologie **Filière :** Génie mécanique
Spécialité : Génie des matériaux

Présentée par

HAOUES Sabrina

Intitulée

**Modélisation et optimisation des paramètres de performance lors de
l'usinage des polymères thermoplastiques avec et sans renfort en
utilisant les méthodes RSM, ANN, ANFIS-SC et MCDM**

Soutenue le : 07/07/2025

Devant le Jury composé de :

OUELAA Nouredine	Pr	Univ. 8 Mai 1945 Guelma	Président
YALLESE Med Athmane	Pr	Univ. 8 Mai 1945 Guelma	Rapporteur
UYSAL Alper	Pr	Univ. Yildiz Technical University Istanbul	Co- Rapporteur
MOKAS Nacer	Pr	Univ. Badji Mokhtar Annaba	Examineur
BELHADI Salim	Pr	Univ. 8 Mai 1945 Guelma	Examineur
BOUCHERIT Septi	Pr	Univ. 8 Mai 1945 Guelma	Examineur
MOUSSAOUI Abdelkrim	Pr	Univ. 8 Mai 1945 Guelma	Invité

Année Universitaire : 2024/2025

Dédicace

Je dédie ce travail, du fond du cœur :

*À mes **très chers parents**, en témoignage de ma profonde gratitude et de mon respect infini.*

*Mon **cher père** « **Lakhdhar** », tu as toujours incarné pour moi l'exemple d'un père respectueux, honnête et méticuleux. La valeur du travail et de la responsabilité, je l'ai apprise de toi. C'est un véritable honneur de reconnaître l'homme exceptionnel que tu es. Je tiens à te remercier pour ton amour, ta générosité et ta compréhension. Ton soutien a été une véritable lumière tout au long de mon parcours. Aucun mot ne pourrait rendre hommage à l'amour, à l'estime et au respect que j'ai toujours ressentis pour toi.*

*Ma **chère mère**, une femme d'une bienveillance et d'un courage exceptionnels. Maman, tu es l'incarnation même de l'amour inconditionnel, du dévouement et de la tendresse. Grâce à toi, j'ai appris la patience, la persévérance et l'importance du sacrifice. Ton soutien constant, tes encouragements et ta foi inébranlable en moi ont toujours été ma plus grande source de motivation.*

Ce modeste travail est aussi pour vous, car chaque page reflète votre amour et les sacrifices que vous avez consentis pour mon éducation et ma formation. Je vous aime, mes parents, et je prie Dieu tout-puissant de vous accorder santé et bien-être, ainsi qu'une vie longue et heureuse

J'exprime ma gratitude et mon affection à ceux qui nourrissent mon inspiration et mon courage :

*Mes **frères** et mes **sœurs** ;*

*Toute ma **famille HAOUES**;*

*Mes **collègues** et Mes **amis***

« La recherche est un processus sans fin dont on ne peut jamais dire comment il évoluera. L'imprévisible est dans la nature même de la science »

(François Jacob)

Remerciement

Je voudrais remercier Dieu pour ce que je suis et tout ce que j'ai accompli. C'est avec une grande satisfaction, une grande fierté et un profond sentiment d'accomplissement que je présente le résultat de nombreuses années de recherche, caractérisées par un travail à la fois marqué par un travail rigoureux, exigeant et enrichissant.

*Ce travail a été réalisé sous la direction de Monsieur **YALLESSE Mohamed Athmane**, Professeur au département de Génie Mécanique de l'Université 8 Mai 1945 de Guelma. Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance pour l'honneur que vous m'avez fait en acceptant de superviser ce projet. Je tiens à vous remercier sincèrement pour votre patience, votre disponibilité, vos encouragements et vos conseils tout au long de la préparation de cette thèse. Votre expertise, votre dynamisme et votre rigueur m'ont valu une grande inspiration et un profond respect. Vos compétences professionnelles et humaines sont pour moi une véritable source de motivation.*

*Je tiens à remercier mon co-directeur, le professeur **YUSAL Alper** de l'université technique de Yildiz à Istanbul, en Turquie, pour son soutien et ses conseils continus qui ont grandement contribué à l'avancement de cette thèse.*

*Monsieur **OUELAA Nouredine**, Professeur au département de Génie Mécanique de l'Université 8 Mai 1945 de Guelma. Vous nous avez fait l'honneur d'accepter la présidence de notre jury de thèse. J'ai toujours admiré l'ampleur de vos connaissances, votre modestie et vos qualités humaines. Nous vous prions de trouver ici l'expression de notre admiration et notre reconnaissance pour vos immenses qualités humaines et intellectuelles.*

*À Messieurs les membres du jury : **Mr. MOKAS Nacer**, Professeur à l'Université Badji Mokhtar – Annaba, **Mr. BELHADI Salim**, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 – Guelma et **Mr. BOUCHERIT Septi**, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 – Guelma Je tiens à vous exprimer ma profonde gratitude ainsi que mes sincères remerciements pour avoir accepté de faire partie du jury de cette thèse. Je vous suis particulièrement reconnaissante pour le temps que vous avez bien voulu consacrer à l'évaluation de mon travail en tant qu'examineurs, ainsi que pour la qualité de vos remarques et suggestions, qui ont grandement contribué à l'enrichissement et à l'amélioration du manuscrit.*

*Je souhaite exprimer ma sincère gratitude à **Pr. BELHADI Salim**, dont l'accompagnement attentif, le soutien indéfectible et les conseils pertinents ont été déterminants tout au long de l'élaboration de cette thèse de doctorat.*

*Je tiens à exprimer ma sincère gratitude au **Pr. MOUSSAOUI Abdelkrim**, du Département de Génie Électrique et Automatique de l'Université 8 Mai 1945 - Guelma, pour son soutien précieux et ses conseils avisés. Grâce à son aide, j'ai pu obtenir des résultats significatifs en appliquant l'algorithme de la boîte noire, fondé sur le modèle ANFIS-SC.*

J'adresse ma sincère gratitude aux membres du Comité de Formation Doctorale (CFD) ainsi qu'aux enseignants-chercheurs engagés dans la formation doctorale. Leur expertise scientifique, leur engagement pédagogique et leur encadrement méthodologique sont déterminants pour notre autonomisation et notre développement en tant que futurs chercheurs.

*Je tiens également à remercier chaleureusement toutes les personnes qui m'ont apporté leur aide à différents stades de ce travail. Mes remerciements s'adressent tout particulièrement au **Dr. KADDECHE Mounia**, à **Dr. CHHAOUI Salim**, à **Dr. SAFI Khaoula**, à **Dr. TOUGGUI Youssef**, à **Mr. BENMEDAKHENE Toufik**, à **Mr. YAPAN Yusuf Furkan**, à **Mlle. KHALFAOUI Amina** ainsi qu'à l'ensemble des membres, thésards et techniciens du Laboratoire de Mécanique et Structure (LMS).*

Enfin, j'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui nous ont apporté leur soutien, de près ou de loin, ainsi qu'à celles que nous aurions pu omettre de mentionner dans ces remerciements.

Index des Figures

CHAPITRE I

Figure I.1	Exemples des produits à base de polymères	5
Figure I.2	Différents types de polymérisation	6
Figure I.3	Pyramide des polymères thermoplastiques	7
Figure I.4	Classification des composites	9
Figure I.5	Représentation schématique d'un matériau composite	9
Figure I.6	Différentes catégories de Matrice	10
Figure I.7	Domaines d'application des MMC	10
Figure I.8	Renforcements des composites à matrice métallique	11
Figure I.9	Application des CMCs dans divers secteurs	11
Figure I.10	Classification des CMCs en fonction de la nature de la matrice	12
Figure I.11	Application des CMPs dans divers secteurs	13
Figure I.12	Schématisation de la structure chimique du PA 66	14
Figure I.13	Classification des fibres	15
Figure I.14	Différentes fibres : a) Fibre de carbone, b) Fibre de KIVLAR et c) Fibre de verre	15
Figure I.15	Applications de PA66-GF30%	18
Figure I.16	Principaux paramètres de coupe	20
Figure I.17	Principaux matériaux de coupe	21
Figure I.18	Différents outils en diamant polycristallin (PCD)	22
Figure I.19	Différents outils en carbure métalliques	22
Figure I.20	Représentation schématique de la géométrie de l'outil de coupe	23
Figure I.21	3 zones de dégagement de chaleur	24
Figure I.22	Morphologie des copeaux selon la norme NFE 66-505	24
Figure I.23	Illustration des écarts de rugosité entre la surface réelle et la surface nominale	25
Figure I.24	Cartographie 3D de la Rugosité de Surface	26

Figure I.25	Directions des efforts de Coupe en Tournage	27
Figure I.26	Défauts de surface lors de l'usinage de matériaux composites FRP	28
Figure I.27	Forme des micro-copeaux pour les matériaux d'outils lors de l'usinage du PA66 (a-c) et du PA66-GF30 (e-g)	29
Figure I.28	Géométries d'outils de coupe	30
Figure I.29	Surface de réponse estimée de F_t en fonction de V_c , f et a_p	31
Figure I.30	Surface de réponse estimée de R_a en fonction de V_c , f et a_p	31
Figure I.31	Pourcentage de contribution des facteurs ayant un impact sur l'effort de Coupe (F_c), en plus de l'erreur résiduelle	31
Figure I.32	Architecture ANN	32
Figure I.33	Valeurs expérimentales et prédites des efforts de coupe	33
Figure I.34	Comparaison entre les résultats expérimentaux et les prédictions floues pour R_a et R_t .	34
Figure I.35	Réseau ANFIS en cluster	35
Figure I.36	L'algorithme proposés pour la reconnaissance vocale utilisent la transformée en ondelettes, le regroupement soustractif et l'ANFIS	37
Figure I.37	(a-b) Coefficient de corrélation du modèle ANFIS et (c-d) Comparaison des données expérimentales et prédites	38
Figure I.38	Graphiques des effets principaux du rapport S/N pour l'usinabilité dans l'usinage des deux polyamides	39
Figure I.39	Rapport S/N moyen de la rugosité de la surface	41
Figure I.40	Rapport S/N moyen de la rugosité de la surface	41

CHAPITRE II

Figure II.1	Éprouvettes pour les essais de Taguchi (L9 et L18)	47
Figure II.2	Tour TOS TRENCIEN modèle SN40C	48
Figure II.3	Réglage précis de la vitesse de rotation à l'aide de : a) Variateur de fréquence ABB et b) Capteur de vitesse	48
Figure II.4	Tour CNC de type Good Way GA-230	49
Figure II.5	Différentes plaquettes de coupe : a) SPGR 120308, b) TCMT16T304 et c) TCMT16T308	49
Figure II.6	Dispositif de mesure des efforts de coupe	51
Figure II.7	Rugosimètre 2D Surftest 210 « Mitutoyo »	51

Figure II.8	Dispositif de mesure de la rugosité 3D	52
Figure II.9	Caméra thermographie infrarouge (C.A 1884) et logiciel RayCAM Report	53
Figure II.10	Analyseur MEB FEI QUANTA 250 FEG	54
Figure II.11	Techniques de modélisation empirique	60
Figure II.12	Processus de la méthodologie de surface de réponse (RSM)	61
Figure II.13	Différents termes d'ANOVA et leurs équations	62
Figure II.14	Représentation Schématique d'un Neurone Biologique	63
Figure II.15	Représentation Schématique d'un Neurone artificiels	63
Figure II.16	Illustration de la Différence entre Ensembles Classiques et Flous	64
Figure II.17	Différents types de fonctions d'appartenance et leurs formules	65
Figure II.18	Configuration d'un système logique flou	65

CHAPITRE III

Figure III.1	Evolution de Ra [μm] en fonction de : a) V_c [$\text{m}\times\text{min}^{-1}$], b) f [$\text{mm}\times\text{tr}^{-1}$] et c) a_p [mm]	70
Figure III.2	Evolution de F_z [N] en fonction de : a) V_c [$\text{m}\times\text{min}^{-1}$], b) f [$\text{mm}\times\text{tr}^{-1}$] et c) a_p [mm]	71
Figure III.3	Evolution de la température dans la zone de coupe en fonction de : a) V_c [$\text{m}\times\text{min}^{-1}$], b) f [$\text{mm}\times\text{tr}^{-1}$] et c) a_p [mm]	72
Figure III.4	Photos en imagerie thermique de la température de coupe en fonctions de V_c [$\text{m}\times\text{min}^{-1}$]	73
Figure III.5	Photos en imagerie thermique de la température en fonctions de f [$\text{mm}\times\text{tr}^{-1}$]	74
Figure III.6	Photos en imagerie thermique de la température de coupe en fonctions de a_p [mm]	75
Figure III.7	Micrographie MEB de la surface usinée du PA66-GF30%	76
Figure III.8	Formation de copeaux à différentes conditions de coupe pour le polyamide PA66-GF30 %	77
Figure III.9	Formation de copeaux à différentes conditions de coupe pour le polyamide PA66	77
Figure III.10	Topographies 3D des surfaces pour trois avances : a) $f=0.08$ [$\text{mm}\times\text{tr}^{-1}$], b) $f=0.16$ [$\text{mm}\times\text{tr}^{-1}$], c) $f=0.24$ [$\text{mm}\times\text{tr}^{-1}$] $V_c=200$ [$\text{m}\times\text{min}^{-1}$] et $a_p=1$ [mm]	79
Figure III.11	Micrographie MEB des surfaces usinée avec les avances : a) $f=0.08$ [$\text{mm}\times\text{tr}^{-1}$] et b) $f=0.24$ [$\text{mm}\times\text{tr}^{-1}$]	80

Figure III.12	Imagerie IR de l'usinage de PA66-GF30 % à trois avances	81
----------------------	---	-----------

CHAPITRE VI

Figure IV.1	Pourcentage de contribution pour Ra, [μm], Fz, [N] et Pc, [W]	85
Figure IV.2	Pourcentage de contribution pour Ra [μm], Fz [N] et Pc [W] pour PA66	87
Figure IV.3	Graphiques de Pareto de Ra, Fz et Pc pour deux matériaux : a) PA66-GF30% et b) PA66	88
Figure IV.4	Graphiques de normalité des probabilités pour a) Ra, b) Fz et c) Pc de PA66-GF30%	90
Figure IV.5	Graphiques de normalité des probabilités pour a) Ra, b) Fz et c) Pc de PA66	90
Figure IV.6	Graphiques de surface de réponse 3D (Ra, Fz et Pc) pour PA66-GF30% (a, b et c) et PA66 (d, e et f)	92
Figure IV.7	Organigramme de la procédure de mise en œuvre de l'optimisation multi-objectifs	93
Figure IV.8	Graphiques des effets principaux de l'indice (θ_i) pour les deux polyamides	100
Figure IV.9	Graphiques des effets principaux de la méthode MABAC pour les deux polyamides	102
Figure IV.10	Graphique des effets principaux de MAIRCA pour les deux polyamides	104
Figure IV.11	Graphique des effets principaux de la méthode CoCoSo pour les deux polyamides	107

CHAPITRE V

Figure V.1	Pourcentage de contributions des différents facteurs sur Ra	113
Figure V.2	Pourcentage de contributions des différents facteurs sur Fz	114
Figure V.3	Pourcentage de contributions des différents facteurs sur Pc	115
Figure V.4	Graphique des effets principaux pour Ra	116
Figure V.5	Graphiques des effets principaux pour Fz	116
Figure V.6	Graphiques des effets principaux pour Pc	117
Figure V.7	Graphiques des effets principaux pour MRR	117
Figure V.8	Graphiques de Pareto de de Ra, Fz et Pc	118
Figure V.9	Graphiques de normalité des probabilités pour Ra, Fz et Pc	120
Figure V.10	Graphe de surface 3D pour Ra	121
Figure V.11	Graphe de surface 3D pour Fz	121

Figure V.12	Graphe de surface 3D pour Pc	122
Figure V.13	Architectures d'ANN pour Ra, Fz et Pc	123
Figure V.14	Graphiques des valeurs mesurées et Prédites de Ra, Fz et Pc lors de l'apprentissage et la validation par ANN	125
Figure V.15	L'éditeur graphique des règles ANFIS-SC pour Ra, Fz et Pc	127
Figure V.16	Visualisation des règles ANFIS-SC pour Ra, Fz et Pc	127
Figure V.17	Modèle ANFIS-SC avec apprentissage, test et ensemble de prédictions pour Ra, Fz et Pc	128
Figure V.18	Analyse d'erreur du modèle ANFIS-SC en utilisant les données totales pour Ra	129
Figure V.19	Analyse d'erreur du modèle ANFIS-SC en utilisant les données totales pour Fz	129
Figure V.20	Analyse d'erreur du modèle ANFIS-SC en utilisant les données totales pour Pc	130
Figure V.21	Représentation graphique 3D de l'interaction entre la variable indépendante et la variable de réponse (Ra) dans le modèle ANFIS-SC	130
Figure V.22	Représentation graphique 3D de l'interaction entre la variable indépendante et la variable de réponse (Fz) dans le modèle ANFIS-SC	131
Figure V.23	Représentation graphique 3D de l'interaction entre la variable indépendante et la variable de réponse (Pc) dans le modèle ANFIS-SC	132
Figure V.24	Comparaison entre les valeurs prédites et les valeurs observées pour Ra, Fz et Pc	135
Figure V.25	Fonction d'erreur et ses équations	135

Index des tableaux

CHAPITRE I

Tableau I.1	Comparaison des propriétés du PA66 et du PA66-GF30%	17
Tableau I.2	RMSE pour les données testées et mesurées de différents modèles	36
Tableau I.3	Mots anglais utilisés	37
Tableau I.4	Résultats des tests de vérification	40
Tableau I.5	Classement de l'effet des paramètres de tournage sur les efforts de coupe	40

CHAPITRE II

Tableau II.1	Propriétés mécaniques et thermiques du polyamide PA66 et du composite PA66-GF30%	47
Tableau II.2	Caractéristiques dimensionnelles des deux plaquettes de coupe	49
Tableau II.3	Spécifications des deux porte-outils (CSDPN 25 25 M12 et CTGPL2525M1)	50
Tableau II.4	Conditions de coupe pour les expériences de l'OFAT	57
Tableau II.5	Paramètres de coupe et leurs niveaux pour un plan L9	58
Tableau II.6	Réseau orthogonal L9 et plan d'implantation expérimentale	58
Tableau II.7	Paramètres de coupe et leurs niveaux pour un plan L18	59
Tableau II.8	Réseau orthogonal L18 et plan d'implantation expérimentale	59

CHAPITRE III

Tableau III.1	Conditions de coupe pour les expériences OFAT	68
Tableau III.2	Récapitulation de l'impact des paramètres de coupe sur Ra, Fz et Tc	75

CHAPITRE IV

Tableau IV.1	Résultats des essais expérimentaux	84
Tableau IV.2	ANOVA pour (Ra , Fz and Pc) de PA66-GF30 %	85
Tableau IV.3	ANOVA pour (Ra , Fz et Pc) de PA66	86
Tableau IV.4	Résultats du rapport (S/N) pour les paramètres de sortie (Ra , Fz , Pc et MRR)	94
Tableau IV.5	Réponses de (S/N) pour (Ra , Fz , Pc et MRR) et leurs graphiques des effets principaux pour les deux polyamides	95
Tableau IV.6	Récapitulation des combinaisons idéales et des valeurs de sortie réelles correspondantes	97
Tableau IV.7	Valeurs normalisées pour les deux polyamides et indice (θ_i)	100
Tableau IV.8	Valeurs normalisées de (Ra , Fz , Pc et MRR) et de l'indice S_i pour les	

	deux polyamides	102
Tableau IV.9	Résultats de la méthode MAIRCA pour les deux polyamides	104
Tableau IV.10	Normalisation et indice K_i de chaque expérience pour les deux polyamides	107
Tableau IV.11	Régimes optimaux et réponses de (PSI, MABAC, MAIRCA et CoCoSo) pour les deux matériaux	108
CHAPITRE V		
Tableau V.1	Résultats des conditions de coupe en fonction des paramètres de sortie	111
Tableau V.2	ANOVA pour R_a de PA66-GF30 %	112
Tableau V.3	ANOVA pour F_z	113
Tableau V.4	ANOVA pour P_c	114
Tableau V.5	Conditions de la modélisation de (R_a , F_z et P_c) par l'approche RNA	124
Tableau V.6	Paramètres de traitement de l'ANFIS en cluster (ANFIS-SC)	126
Tableau V.7	Comparaison entre les résultats Exp et Préd par les 3 méthodes (RSM, ANN et ANFIS-SC) pour R_a	132
Tableau V.8	Comparaison entre les résultats Exp et Préd par les 3 méthodes (RSM, ANN et ANFIS-SC) pour F_z	133
Tableau V.9	Comparaison entre les résultats Exp et Préd par les 3 méthodes (RSM, ANN et ANFIS-SC) pour P_c	133
Tableau V.10	Synthèse comparative des indicateurs R^2 , RMSE, MAD et MAPE des modèles RSM, ANN et ANFIS-SC	135

Résumé

Les polymères semi-cristallins sont largement adoptés dans l'industrie moderne pour leur combinaison optimale de résistance mécanique, légèreté, facilité de mise en œuvre et rentabilité. Cette thèse de doctorat porte sur l'étude de l'usinage par tournage du polyamide PA66 et du PA66-GF30% renforcé par des fibres de verre. Elle s'articule autour de la modélisation des paramètres de performance et de l'optimisation des conditions de coupe à l'aide de différentes approches. Ce travail de recherche est organisé en trois parties principales.

La première partie de cette étude est consacrée à l'analyse des résultats des tests paramétriques (OFAT) réalisés lors de l'usinage de PA66-GF30% et PA66, à l'aide d'un outil de coupe en carbure. Ces essais visent à évaluer l'impact des variations des paramètres de coupe (f , V_c et a_p), sur les réponses étudiées (R_a , F_z , T_c°) et la formation du copeau. Par ailleurs, une analyse tridimensionnelle de la topographie de surface en fonction de l'avance a également été réalisée afin de mieux comprendre son influence sur l'état de surface obtenu. D'autre part, la deuxième partie présente les résultats d'une étude comparative des deux types de polyamides pendant l'opération de tournage conventionnelle à sec en utilisant un outil de coupe en carbure métallique selon le plan orthogonal de Taguchi L9. Cette partie est réservée à l'étude statistique et la modélisation afin de proposer des modèles de prédiction pour les différents sorties (R_a , F_z , P_c et MRR) en se basant sur les méthodes ANOVA et RSM. En outre, les résultats obtenus ont été exploités pour une optimisation mono-objective en utilisant le rapport signal/bruit (S/N) de Taguchi. Par ailleurs, une analyse comparative a été menée entre quatre méthodes d'optimisation multi-objectifs MCDM (PSI, MABAC, MAIRCA et CoCoSo), couplées à l'approche de Taguchi a été réalisée. L'objectif principal est de minimiser simultanément R_a , F_z et P_c tout en maximisant le MRR . La dernière partie concerne l'analyse des modèles mathématiques pour prédire la performance du processus de tournage CNC du PA66-GF30% en utilisant un outil diamanté PCD en se basant sur un plan orthogonal L18 de Taguchi. Cette analyse est basée sur des approches avancées telles que le modèle RSM, ANN et ANFIS-SC. L'objectif final est d'analyser la précision et la robustesse de chaque méthode de modélisation afin d'identifier la plus performante pour l'usinage optimal du PA66-GF30 %. Les résultats trouvés sont originaux et peuvent aider les chercheurs travaillant dans le domaine de l'usinage des polyamides avec et sans renfort.

Mots clés : OFAT, Usinage, PA66-GF30%, PA66, ANOVA, Modélisation (RSM, ANN et ANFIS-SC) et méthodes MCDM.

Abstract

Semi-crystalline polymers are widely adopted in modern industry for their optimal combination of mechanical strength, light weight, ease of processing and cost-effectiveness. The study proposed in this PhD thesis focuses on the machining of polyamide PA66 and glass-fiber reinforced PA66-GF30% during turning, the modeling of performance parameters and the optimization of cutting conditions following several techniques. This research work is structured in three main parts.

The first part of this study is devoted to analyzing the results of parametric tests (OFAT) carried out during machining of PA66-GF30% and PA66, using a carbide cutting tool. The aim of these tests was to evaluate the impact of variations in cutting parameters (V_c , f and a_p) on the responses studied (R_a , F_z , T_c°) and chip formation. A three-dimensional analysis of surface topography as a function of feed rate was also carried out to better understand its influence on the surface finish obtained. In addition, the second part presents the results of a comparative study of the two types of polyamide during the conventional dry turning operation using a metal carbide cutting tool according to the Taguchi L9 orthogonal plane. This part is reserved for statistical study and modeling in order to propose prediction models for the different outputs (R_a , F_z , P_c and MRR) based on ANOVA and RSM. Furthermore, the results obtained were exploited for single-objective optimization using Taguchi's signal-to-noise ratio (S/N). Moreover, a comparative analysis was carried out between four MCDM multi-objective optimization methods (PSI, MABAC, MAIRCA and CoCoSo), coupled with Taguchi's approach. The main objective is to simultaneously minimize R_a , F_z and P_c while maximizing MRR. The final section focused on analyzing mathematical models to predict the performance of the CNC turning process of PA66-GF30% using a PCD diamond tool, based on Taguchi's L18 orthogonal array. This analysis is based on advanced approaches such as the RSM, ANN, and ANFIS-SC models. The ultimate goal is to assess the accuracy and robustness of each method to identify the most effective one for the optimal machining of PA66-GF30%. The obtained results are original and can provide valuable insights for researchers working in the field of machining polyamides with and without reinforcement.

Keywords: OFAT, Conventional and CNC turning, PA66-GF30%, PA66, ANOVA, Modeling (RSM, ANN, and ANFIS-SC), and MCDM Methods.

الملخص

يتم اعتماد البوليمرات شبه البلورية على نطاق واسع في الصناعة الحديثة لمزيجها الأمثل من القوة الميكانيكية وخفة الوزن وسهولة المعالجة وفعالية التكلفة. تركز الدراسة المقترحة في أطروحة الدكتوراه هذه على تصنيع البولي أميد PA66 والبولي أميد PA66-GF30% المقوى بالألياف الزجاجية أثناء الخراطة، ونمذجة معلمات الأداء وتحسين ظروف القطع باستخدام عدة تقنيات. ينقسم هذا العمل البحثي إلى ثلاثة أجزاء رئيسية.

خُصِّص الجزء الأول من هذه الدراسة لتحليل نتائج الاختبارات البارامترية (OFAT) التي أُجريت أثناء تصنيع PA66-GF30% وPA66، باستخدام أداة قطع كربيد. كان الهدف من هذه الاختبارات هو تقييم تأثير التغيرات في معلمات القطع (f, V_c) على الاستجابات المدروسة (R_a, F_z و T_c) وتكوين البُرادة. تم أيضًا إجراء تحليل ثلاثي الأبعاد لتضاريس السطح كدالة لمعدل التغذية لفهم تأثيرها على تشطيب السطح الذي تم الحصول عليه بشكل أفضل. بالإضافة إلى ذلك، يعرض الجزء الثاني نتائج دراسة مقارنة لنوعين من البولي أميد أثناء عملية الخراطة الجافة التقليدية باستخدام أداة قطع كربيد معدنية وفقًا لمستوى تاغوتشي L9 المتعامد. هذا الجزء مخصص للدراسة الإحصائية والنمذجة من أجل اقتراح نماذج تنبؤ للمخرجات المختلفة (R_a, F_z, P_c, MRR) بناءً على ANOVA وRSM. وعلاوةً على ذلك، تم استغلال النتائج التي تم الحصول عليها من أجل التحسين أحادي الهدف باستخدام نسبة الإشارة إلى الضوضاء (S/N) الخاصة بـ Taguchi. وبالإضافة إلى ذلك، تم إجراء تحليل مقارن بين أربع طرق للتحسين متعدد الأهداف (MCDM, PSI, MABAC, MAIRCA و CoSoSo)، مقترنة بنهج تاغوتشي. ويتمثل الهدف الرئيسي في تقليل R_a و F_z و P_c في نفس الوقت مع تعظيم MRR. أما القسم الأخير فقد ركّز على تحليل النماذج الرياضية للتنبؤ بأداء عملية الخراطة بالتحكم الرقمي باستخدام الحاسب الآلي (CNC) لـ PA66-GF30% باستخدام أداة ماسية PCD، استنادًا إلى مصفوفة تاغوتشي L18 المتعامدة. يعتمد هذا التحليل على مناهج متقدمة مثل نماذج RSM و ANN و ANFIS-SC. والهدف النهائي هو تقييم دقة ومتانة كل طريقة لتحديد الطريقة الأكثر فعالية للتشغيل الآلي الأمثل لـ PA66-GF30%. تعتبر النتائج التي تم الحصول عليها أصلية ويمكن أن توفر رؤى قيمة للباحثين العاملين في مجال تصنيع البولي أميدات مع وبدون تقوية.

الكلمات المفتاحية: OFAT، الخراطة التقليدية والخراطة باستخدام الحاسب الآلي (CNC)، PA66، PA66-GF30%، ANOVA، النمذجة (RSM، ANN، و ANFIS-SC)، طرق MCDM.

TABLE DES MATIÈRES

Dédicace	II
Remerciement	III
Résumé	V
Index des figures	VIII
Index des tableaux	XIII
Table des matières	XV
Introduction générale	1

CHAPITRE I

Synthèse bibliographique

I.1	INTRODUCTION	5
I.2	MATERIAUX POLYMERIQUES	5
I.2.1	Définition	5
I.2.2	Réactions de polymérisation	6
I.2.3	Classification des matériaux polymériques	6
I.2.3.1	Thermoplastique	6
I.2.3.2	Thermodurcissables	7
I.2.3.3	Élastomères.....	8
I.3	MATÉRIAUX COMPOSITES	8
I.3.1	Définition	9
I.3.2	Matrice	10
I.3.2.1	Composites à matrice métallique (CMM)	10
I.3.2.2	Composites à matrice céramique (CMC)	11
I.3.2.3	Composites à matrices organique (CMO)	12
I.3.2.4	Synthèse et structure des polyamides	13
I.3.3	Renforts.....	14
I.3.3.1	Principaux types de fibres artificiels	15
I.3.4	Charges et Additifs	16
I.4	POLYAMIDE RENFORCE (PA66-GF30%).....	16
I.4.1	Caractéristiques du PA66-GF30%	17
I.4.2	Applications de Polyamides renforcés (PA66-GF30%)	17
I.5	FONDAMENTAUX D'USINAGE	18
I.5.1	Usinabilité des matériaux.....	18
I.5.1.1	Indicateurs de Performance de l'usinabilité	19
I.5.2	Principaux paramètres du processus de manufacture	19
I.5.2.1	Paramètres de coupe	19
I.5.2.2	Outils de coupe	20
I.5.2.2.1	Matériaux des outils de coupe.....	20
I.5.2.2.2	Géométries des outils de coupe.....	22
I.5.3	Formation du copeau.....	23
I.5.4	Paramètres de performance d'usinage	24
I.5.4.1	Rugosité des surfaces usinées.....	25

I.5.4.2	Topographie de surface (3D)	25
I.5.4.3	Efforts de coupe	26
I.5.4.4	Puissances de coupe	27
I.5.4.5	Débit de copeaux (MRR ou Q)	27
I.6	ETAT DE L'ART	27
I.7	CONCLUSION	44

CHAPITRE II

Dispositifs et Méthodologie Expérimentale

II.1	Introduction	46
II.2	Dispositifs expérimentaux	46
II.2.1	Matériau d'étude	46
II.2.2	Machine – outil	48
II.2.3	Plaquettes de coupe et porte-outils	49
II.2.4	Instruments de mesure	50
II.2.4.1	Dispositif de mesure des efforts de coupe	50
II.2.4.2	Rugosimètre 2D et 3D	51
II.2.4.3	Caméra thermographie IR	52
II.2.4.4	Microscope électronique à balayage (MEB)	54
II.3	Planification des expériences	54
II.3.1	Approche expérimentale classique (Méthode paramétrique OFAT)	54
II.3.2	Méthode de plan d'expériences « Méthode multifactorielle »	55
II.4	Démarche expérimentale	56
II.4.1	Conditions de coupe et plan expérimental	57
II.4.2	Modélisation des paramètres technologiques	60
II.4.2.1	Modélisation empirique	60
II.4.2.1.1	Méthode de surface de réponse (MSR)	60
II.4.2.1.2	Analyse de Variance ANOVA	62
II.4.2.1.3	Réseaux de neurones artificiels (ANN)	63
II.4.2.1.4	Logique floue (FL)	64
II.5	Conclusion	66

CHAPITRE III

Étude de l'impact des paramètres de coupe sur l'usinage des polyamides (PA66-GF30 % et PA66)

III.1	INTRODUCTION	68
III.2	APPROCHE OFAT (UN FACTEUR A LA FOIS) POUR LES DEUX POLYAMIDES (PA66-GF30 % ET PA66)	68
III.2.1	Impact des paramètres de coupe sur la rugosité de surface (Ra)	69
III.2.2	Impact des paramètres de coupe sur l'effort de coupe tangentiel (Fz)	70
III.2.3	Impact des paramètres d'entrée sur la température de coupe	72
III.2.4	Formation des copeaux	76
III.3	TOPOGRAPHIES DE LA SURFACE (3D)	78
III.4	CONCLUSION	81

CHAPITRE IV

Modélisation et optimisation : Étude comparative entre PA66 et PA66-GF30%

IV.1	INTRODUCTION	83
IV.2	ANALYSE STATISTIQUE ET MODELISATION.....	83
IV.2.1	Résultats expérimentaux	83
IV.3	ANALYSE STATISTIQUE (ANOVA)	84
IV.3.1	ANOVA pour (Ra, Fz et Pc) du PA66-GF30 %	84
IV.3.2	ANOVA pour les sorties (Ra, Fz et Pc) du PA66	85
IV.3.3	Graphiques de Pareto	87
IV.4	MODELISATION DE PARAMETRES DE PERFORMANCE	88
IV.5	OPTIMISATION DES CONDITIONS DE COUPE	93
IV.5.1	Optimisation mono-objective de Taguchi	93
IV.5.2	Optimisation Multi-objective	98
IV.5.2.1	Méthode d'optimisation PSI	98
IV.5.2.2	Méthode d'optimisation MABAC	100
IV.5.2.3	Méthode d'optimisation MAIRCA	103
IV.5.2.4	Méthode d'optimisation CoCoSo	105
IV.6	COMPARAISON ENTRE LES METHODES	108
IV.7	CONCLUSION.....	109

CHAPITRE V

Étude comparative de modélisation à l'aide des trois approches :

RSM, ANN et ANFIS-SC

V.1	INTRODUCTION	111
V.2	Résultats et discussion	111
V.3	Méthodes d'analyse statistique et Modélisation	112
V.3.1	Analyse statistique (ANOVA)	112
V.3.1.1	ANOVA pour Ra, Fz et Pc	112
V.3.1.2	Graphiques des effets principaux	115
V.3.1.3	Graphiques de Pareto	118
V.3.2	Modélisation des paramètres de performance par RSM	118
V.3.3	Modélisation des paramètres de performance par ANN	122
V.3.3.1	Modélisation de Ra, Fz et Pc à base d'ANN	123
V.3.4	Modélisation des paramètres de performance par ANFIS-SC	125
V.4	Comparaison entre la modélisation RSM, ANN et ANFIS-SC	132
V.5	Conclusion	136

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Conclusion generale.....	137
Perspectives	141
Références Bibliographiques.....	142

INTRODUCTION GÉNÉRALE

L'évolution des civilisations a toujours été étroitement liée aux matériaux qu'elles ont développés et maîtrisés, ces derniers constituant un indicateur clé de leur progrès technologique. L'essor des techniques et des processus industriels repose ainsi sur la conception de matériaux innovants aux performances optimisées, capables de répondre aux exigences croissantes des applications modernes en termes de résistance, de durabilité et d'efficacité. Dans cette perspective, les polymères jouent un rôle fondamental grâce à leur polyvalence, leurs propriétés avancées et leur capacité à s'adapter aux besoins spécifiques de diverses industries.

L'usinabilité des polymères thermoplastiques techniques suscite un intérêt croissant en raison de leur adoption dans des secteurs de pointe tels que l'aéronautique, l'automobile et l'électronique. Parmi eux, le polyamide 66 (PA66), qu'il soit pur ou renforcé à 30 % de fibres de verre (PA66-GF30%), se distingue par ses remarquables propriétés mécaniques et thermiques. Toutefois, l'usinage de ces matériaux présente des défis spécifiques qui nécessitent une compréhension approfondie des phénomènes impliqués. Contrairement aux métaux, les polymères techniques possèdent une faible conductivité thermique, ce qui favorise leur échauffement lors de l'usinage et influe sur la précision dimensionnelle et la qualité de surface des pièces usinées. De plus, la formation de copeaux spécifiques et l'interaction entre le matériau et l'outil de coupe rendent leur usinabilité plus complexe. Le PA66 est reconnu pour sa résistance mécanique, chimique et thermique, ainsi que pour sa stabilité dimensionnelle, des propriétés qui le rendent largement utilisé dans la fabrication de composants soumis à des contraintes élevées. Cependant, l'ajout de fibres de verre dans le polyamide PA66 modifie considérablement son comportement d'usinage. Bien que ce renforcement améliore la rigidité et la résistance mécanique du matériau, il entraîne également une augmentation de l'abrasivité, ce qui accroît les efforts de coupe, accélère l'usure des outils et complique le contrôle des conditions de coupe. Ces particularités nécessitent donc une optimisation minutieuse des paramètres d'usinage afin d'assurer la production de pièces de haute qualité.

Cette thèse porte sur l'analyse approfondie de l'influence des paramètres de coupe sur les performances d'usinage de deux types du polyamide (PA66 et PA66-GF30%), lors du tournage à l'aide des plaquettes en carbure métallique et en diamant polycristallin (PCD). Pour répondre efficacement à ces défis, cette recherche s'appuie sur une approche rigoureuse de modélisation et d'optimisation, intégrant des plans d'expériences et des méthodologies avancées spécifiques à l'usinage. L'objectif principal de cette étude est d'identifier les

conditions de coupe optimales permettant de maximiser la productivité, de réduire les coûts de fabrication et la consommation d'énergie, tout en améliorant la qualité des pièces usinées. Plusieurs méthodes sont utilisées pour atteindre cet objectif, notamment la méthodologie de la surface de réponse (RSM), les réseaux de neurones artificiels (ANN) et un système d'inférence neuro-flou adaptatif associé au clustering soustractif (ANFIS-SC), offrant une analyse approfondie des interactions complexes entre les paramètres de coupe et leurs effets sur les performances du processus d'usinage. En complément, des techniques d'optimisation robustes, telles que l'approche de Taguchi et les méthodes multicritères de prise de décision (MCDM), sont employées pour affiner le choix des conditions d'usinage les plus performantes. Cette démarche intégrée vise à concilier performance énergétique et productivité, tout en prolongeant la durée de vie des outils et en améliorant la qualité des surfaces usinées, ce qui permet un meilleur contrôle du procédé et renforce la compétitivité industrielle. La structure de ce travail repose sur cinq chapitres, détaillant successivement comme suit :

Le premier chapitre présente une revue bibliographique structurée autour des notions clés liées aux polymères techniques, avec un focus sur le PA66 et le PA66-GF30 %. Il établit le cadre théorique de l'étude en abordant leur classification, leurs critères de sélection et leurs applications industrielles, afin de mieux cerner les enjeux liés à leur usinage. La deuxième section traite des principes fondamentaux de l'usinage et des caractéristiques d'usinabilité des matériaux, en mettant en évidence des aspects clés tels que les efforts de coupe, la rugosité de surface, la température de coupe et la morphologie du copeau. Cette analyse permet d'établir un cadre de référence essentiel pour appréhender les spécificités et les défis inhérents à l'usinage des polymères techniques. Enfin, Le chapitre se conclut par une analyse critique de la littérature, mettant en lumière les principales avancées du domaine, les limites des travaux existants et les perspectives de recherche encore ouvertes. Cette évaluation permet de positionner l'étude dans son contexte scientifique et de légitimer les choix méthodologiques retenus.

Le chapitre II est consacré à la description détaillée des équipements utilisés et des conditions expérimentales mises en œuvre lors des essais. Il présente avec précision les dispositifs de mesure ainsi que le couple outil-matière, en fournissant tous les détails nécessaires pour garantir une étude expérimentale rigoureuse dans le domaine de l'usinage des pièces mécaniques à base de polymère technique. De plus, les aspects théoriques et appliqués des méthodes statistiques liées aux plans d'expérience sont abordés, permettant ainsi une analyse optimisée et une interprétation fiable des résultats expérimentaux.

Le chapitre III est consacré à la présentation et à l'analyse des résultats des essais paramétriques réalisés lors de l'usinage des deux polyamides, PA66 et PA66-GF30 %, à l'aide d'un outil de coupe en carbure de tungstène. L'objectif de ces tests est d'évaluer l'impact de la variation des paramètres du processus de coupe (V_c , f et a_p), sur les réponses étudiées, à savoir R_a , F_z , T° et la formation du copeau. Par ailleurs, une analyse approfondie de la topographie de surface en 3D a été menée en fonction de la variation de l'avance, permettant une meilleure compréhension des mécanismes d'usinage et de leur influence sur la qualité des surfaces obtenues.

Le chapitre IV est structuré en deux parties et propose une étude comparative approfondie des résultats obtenus pour deux polyamides PA66 et PA66-GF30 %, lors de l'usinage par tournage « chariotage » à sec avec un outil de coupe en carbure, selon le réseau orthogonal L9 (3^3). Dans la première partie, une analyse statistique et une modélisation des paramètres de performance ont été réalisées, portant sur (R_a , F_z , P_c et MRR). Pour ce faire, l'ANOVA et RSM ont été appliquées afin d'évaluer l'influence des paramètres de coupe et d'élaborer des modèles prédictifs. La seconde partie est dédiée à l'optimisation des paramètres de coupe. Cinq méthodes d'optimisation, dont la méthode de Taguchi et quatre approches multi-objectifs (PSI, MABAC, MAIRCA, CoCoSo), ont été utilisées pour déterminer les conditions d'usinage optimales, en visant à améliorer la qualité et la performance du procédé.

Le dernier chapitre propose une étude approfondie des résultats obtenus lors de l'usinage à sec du polyamide PA66-GF30 % à l'aide d'un outil de coupe en diamant (PCD), en suivant un plan d'expériences basé sur le réseau orthogonal L18 ($3^3 2^1$). Une analyse statistique ainsi qu'une modélisation des paramètres de performance ont été réalisées en tenant compte de (R_a , F_z , P_c et MRR). Pour ce faire, plusieurs approches ont été appliquées, notamment l'ANOVA, RSM, ANN et ANFIS-SC, afin d'évaluer l'influence des paramètres de coupe et de développer des modèles prédictifs. Enfin, une étude comparative rigoureuse a été menée pour évaluer les performances de chaque approche de modélisation en termes de précision et de fiabilité des prédictions, afin de déterminer la méthode la plus adaptée.

A la fin, une conclusion générale concernant les principaux résultats obtenus est proposée, suivie par les perspectives.

En conclusion, cette étude vise à approfondir la compréhension de l'usinabilité du PA66 et du PA66-GF30% afin d'optimiser les processus d'usinage et d'améliorer la qualité des pièces produites. L'analyse expérimentale et statistique permettra de proposer des solutions adaptées aux besoins industriels en matière d'usinage des polymères techniques.

CHAPITRE I

Synthèse bibliographique

I.1 Introduction

Les plastiques occupent une place de plus en plus importante dans l'industrie, grâce à leurs nombreux avantages. Leur légèreté, leur fonctionnement silencieux, leur résistance à la corrosion, leur faible coefficient de frottement, ainsi que leur aptitude à être produits en série et à fonctionner sans lubrification externe en font des matériaux particulièrement adaptés aux exigences industrielles modernes. Parmi ces matériaux figurent les polyamides, utilisés dans une large gamme d'applications [1]. Ce chapitre présente une revue bibliographique structurée en trois sections. La première section est dédiée aux polymères en général, avec un focus particulier sur le polyamide PA66 avec et sans renfort (GFRP), et la deuxième section offre une vue d'ensemble sur la coupe des métaux. Enfin, la troisième section explore les différentes études de recherche sur l'usinage des polymères ainsi que les diverses méthodes de modélisation et d'optimisation qui ont été développées afin de perfectionner les performances du processus et de parvenir à des résultats optimaux.

I.2 Matériaux polymériques

I.2.1 Définition

Les polymères constituent une classe de matériaux d'une importance capitale dans notre vie quotidienne et de la technologie moderne. Du plastique qui emballe nos aliments aux fibres synthétiques de nos vêtements, en passant par les composants électroniques, les polymères sont omniprésents. Leurs diverses propriétés leur permettent souvent de remplacer les matériaux d'ingénierie traditionnels tels que le métal et le bois [2]. Le terme "polymère" trouve son origine dans le grec ancien, où "poly" signifie "beaucoup" et "meros" signifie "partie". Il désigne ainsi une macromolécule formée par la répétition d'une ou de plusieurs petites unités moléculaires, appelées monomères, liées entre elles par des liaisons covalentes. Cette structure en chaîne confère aux polymères une grande variété de propriétés physiques et mécaniques, qui dépendent de la nature des monomères, de la longueur des chaînes et de la façon dont elles sont organisées [3-4]. Les polymères sont omniprésents dans notre environnement. La figure I.1 Représente quelques produits en matériaux polymères utilisés dans la vie courante [5].



Figure I.1 Exemples des produits à base de polymères

I.2.2 Réactions de polymérisation

La polymérisation est le processus de production des polymères, où de petites molécules appelées monomères se lient chimiquement pour former de grandes macromolécules. Ces macromolécules, une fois combinées et interagissant entre elles, créent le polymère, qui est ensuite utilisé pour fabriquer une variété de produits en plastique [6]. La polymérisation se divise principalement en deux grandes catégories : la polymérisation par addition, également appelée polymérisation en chaîne, et la polymérisation par condensation, aussi connue sous le nom de polymérisation par étapes. La polymérisation par addition est un procédé où des monomères réactifs se lient de manière séquentielle, grâce à des radicaux libres, des ions ou des catalyseurs, pour former des polymères sans produire de sous-produits. En revanche, la polymérisation par condensation implique la réaction progressive de monomères, au cours de laquelle de petites molécules telles que l'eau ou l'alcool sont libérées comme sous-produits [7]. La structure représentative de ces réactions est illustrée dans la figure I.2.

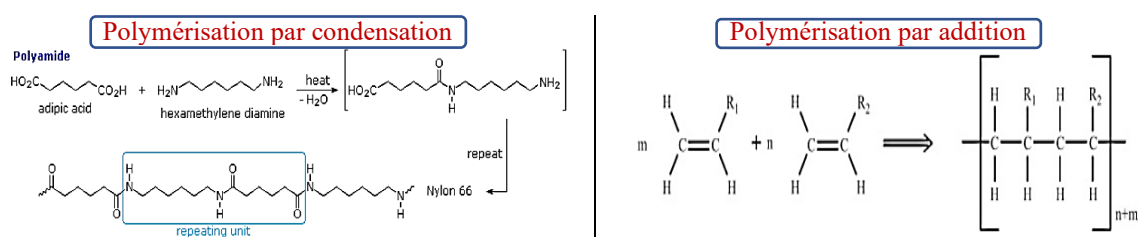


Figure I.2 Différents types de polymérisation

I.2.3 Classification des matériaux polymériques

La classification des matériaux polymériques repose sur leurs structures chimiques, leurs propriétés physiques et leurs comportements en fonction de la température ou des forces appliquées. En général, des milliers de polymères différents ont été synthétisés et de nombreux autres devraient être développés à l'avenir. Notamment, tous les polymères peuvent être classés dans un trois groupes en fonction de leurs caractéristiques de traitement ou de leurs mécanismes de polymérisation. En outre, une classification plus détaillée peut être obtenue en tenant compte de la structure du polymère. Cette classification permet de mieux comprendre les différentes propriétés et les applications spécifiques de chaque type de polymère.

I.2.3.1 Thermoplastique

Les thermoplastiques sont des polymères qui peuvent être ramollis à plusieurs reprises par le chauffage et remodelés sous pression, ce qui les rend adaptés à diverses techniques de mise en forme, notamment le moulage par injection-soufflage, le moulage par injection, le rotomoulage et l'extrusion. Les déchets thermoplastiques peuvent être récupérés et recyclés en utilisant la chaleur et la pression pour les reformuler en nouveaux produits [8]. Ils peuvent être

fabriqués de manière à ce qu'ils soient aussi souples que le caoutchouc, aussi rigides que le métal et le béton ou aussi transparents que le verre pour qu'ils puissent être utilisés dans de nombreux domaines [9]. Grâce à leur excellente résistance mécanique et chimique, leur légèreté ainsi que leur aptitude à résister aux conditions environnementales les plus variées, les thermoplastiques s'imposent comme des matériaux particulièrement adaptés à une large gamme d'applications industrielles. Les thermoplastiques représentent une large famille de polymères aux propriétés variées. Une classification détaillée des thermoplastiques, est présentée en Figure 1.3. Cette classification permet de mieux appréhender la diversité des thermoplastiques et de sélectionner le matériau le plus adapté à une application donnée.

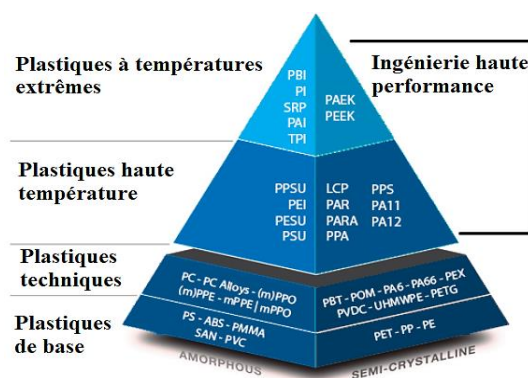


Figure I.3 Pyramide des polymères thermoplastiques

I.2.3.2 Thermodurcissables

Les thermodurcissables sont des plastiques qui acquièrent une forme définitive après le refroidissement. Contrairement aux thermoplastiques, leur forme est irréversible en raison de leur structure polymérique composée de chaînes linéaires réticulées entre elles [10]. Généralement, ils se présentent sous forme de réseaux tridimensionnels, créés par la réticulation de différentes chaînes polymères. Ces chaînes sont renforcées par des interactions physiques, telles que les liaisons de Van der Waals et les liaisons hydrogènes. Une fois durcis, les thermodurcissables se caractérisent par leur grande dureté et leur excellente résistance à la chaleur, à la pression et aux contraintes mécaniques, surpassant ainsi les thermoplastiques. Cette robustesse les rend idéaux pour des applications exigeant stabilité et solidité. Toutefois, sous l'effet de températures extrêmement élevées, ils se dégradent progressivement jusqu'à se carboniser [11-12]. Il existe plusieurs types de thermodurcissables, notamment [13] :

- Époxy (EP) ;
- Phénoliques (PF) ;
- Polyester insaturé (UP) ;
- Polyuréthane (PUR) ;

- Mélamine-formaldéhyde (MF) ;
- Silicone (SI) ;
- Vinyle-esters (VE).

I.2.3.3 Élastomères

Les élastomères, souvent associés aux caoutchoucs, sont des polymères amorphes dotés d'une grande élasticité et d'une capacité de déformation réversible sous contrainte. Leur faible module d'Young et leur haute élongation à la rupture résultent de la faible attraction intermoléculaire et de la mobilité de leurs chaînes macromoléculaires. Transformés par vulcanisation en un réseau tridimensionnel faiblement réticulé, ils se distinguent des thermodurcissables par leur élasticité exceptionnelle. Utilisés dans de nombreuses applications (joints, pneus, adhésifs, etc.), ils offrent polyvalence, résistance aux basses températures et faible échauffement interne, à condition que leurs chaînes moléculaires restent stabilisées par des liaisons chimiques [14-15]. Les principales familles de élastomères sont [16] :

- Caoutchouc styrène-butadiène (SBR) ;
- Élastomères thermoplastiques (TPE) ;
- Caoutchouc naturel (NR) ;
- Silicone (VMQ) ;
- Caoutchouc nitrile (NBR) ;
- Polysulfure (PSR).
- Polychloroprène (CR) ;

I.3 Matériaux composites

Les matériaux se classent en quatre catégories principales : métaux, polymères, céramiques et composites [17]. Les composites sont constitués par l'association de deux ou plusieurs matériaux distincts, souvent issus de combinaisons des trois autres catégories, chacun apportant ses propriétés spécifiques, afin de créer un nouveau matériau présentant des caractéristiques supérieures à celles de ses composants individuels. Ces matériaux composites peuvent être classés en fonction de leur matrice, comme les composites à matrice polymère, métallique ou céramique, ainsi qu'en fonction de leur renforcement, qui peut être sous forme de particules ou de fibres (figure I.4). Contrairement aux alliages, où les composants se fondent en une seule structure homogène, les composites conservent leurs spécificités, permettant d'obtenir une combinaison unique de propriétés, telles qu'une meilleure résistance ou durabilité, adaptée à des applications spécifiques [18].

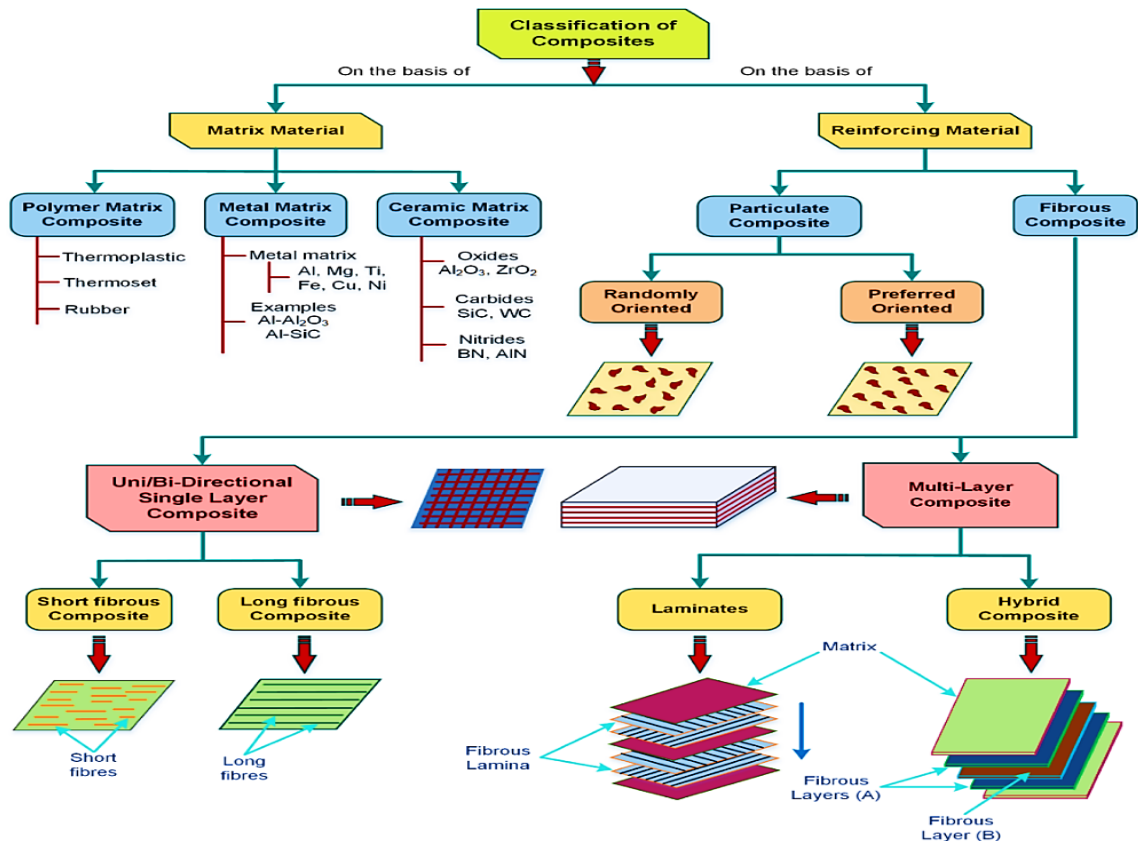


Figure I.4 Classification des composites [17]

I.3.1 Définition

Un composite est un matériau constitué de deux ou plusieurs matériaux différents, généralement à l'échelle macroscopique. Il est constitué d'un renfort, dispersé dans une matrice qui joue le rôle de liant. Cette matrice assure la cohésion du matériau et transmet les charges appliquées, ce qui confère au composite des propriétés mécaniques améliorées par rapport à ses composants individuels [19-20]. En outre, en sélectionnant les composants soigneusement, il est possible de déterminer les propriétés souhaitées et de concevoir les matériaux en fonction des exigences fonctionnelles et structurelles à satisfaire. La figure I.5 représente le diagramme schématique des matériaux composites.

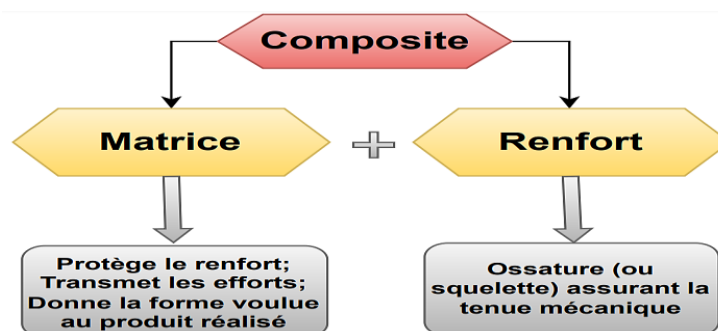


Figure I.5 Représentation schématique d'un matériau composite.

I.3.2 Matrice

Dans un matériau composite, le terme matrice désigne le matériau massif qui entoure les renforts pour former une masse compacte [21]. Le rôle principal de la matrice est d'assurer la cohésion des renforts en les maintenant solidement compactés. et de donner la forme souhaitée au produit final. Elle protège également les fibres contre l'abrasion et un environnement agressif, contrôle l'état de surface et facilite le transfert des charges entre les fibres. Les composites sont classés selon le type de matrice et de renfort, avec des variantes adaptées à des applications spécifiques, ils se répartissent en trois catégories (CMM, CMO et CMC) [22]. La figure I.6 présente les diverses catégories de matrices [23].

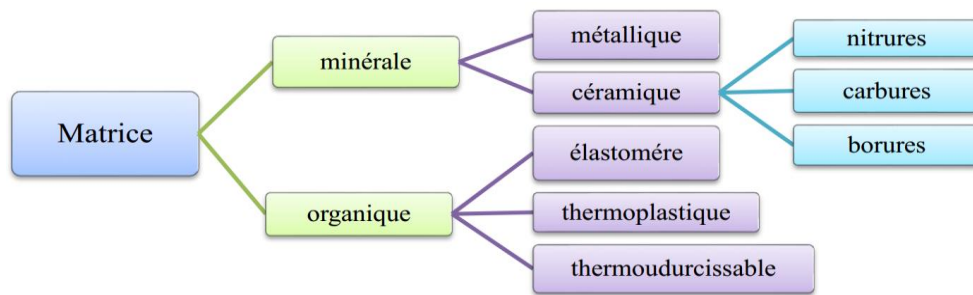


Figure I.6 Différentes catégories de Matrice

I.3.2.1 Composites à matrice métallique (CMM)

Les composites à matrice métallique (CMM) sont des matériaux avancés dotés de propriétés mécaniques et thermiques supérieures à celles des matériaux conventionnels. Leur combinaison unique de résistance à la corrosion, de conductivité thermique élevée et d'autres propriétés en font des matériaux de choix pour de nombreuses applications industrielles (Figure I.7) [24]. Les métaux couramment utilisés comme matrices dans les CMM sont l'aluminium, le cuivre, le fer, le magnésium, le nickel et le titane. Grâce à leurs propriétés spécifiques, ces métaux sont utilisés dans des secteurs aussi divers que l'aérospatiale, l'automobile, l'électronique, le biomédical et l'aéronautique.

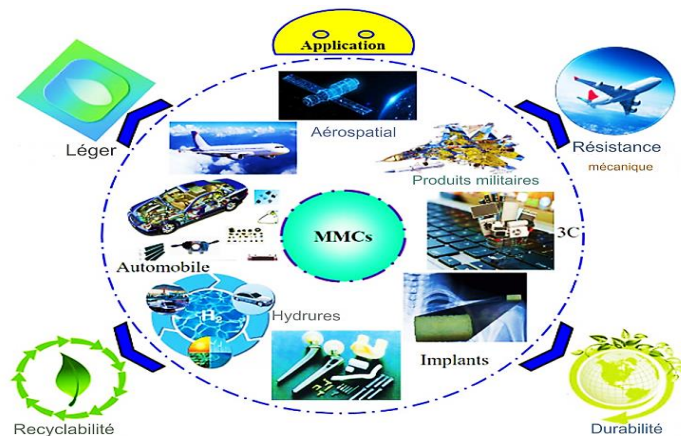


Figure I.7 Domaines d'application des MMC [25]

Les composites à matrice métallique présentent l'avantage d'avoir de bonnes propriétés mécaniques intrinsèques, ce qui permet de ne renforcer que certaines zones ou d'utiliser des renforts unidirectionnels. Cependant, il est essentiel de s'assurer que la matrice et le renfort ne réagissent pas chimiquement pendant le développement du composite, car cela pourrait avoir des conséquences négatives sur les propriétés mécaniques [26]. La figure I.8 illustre la classification des composites à matrice métallique selon le type de renfort.

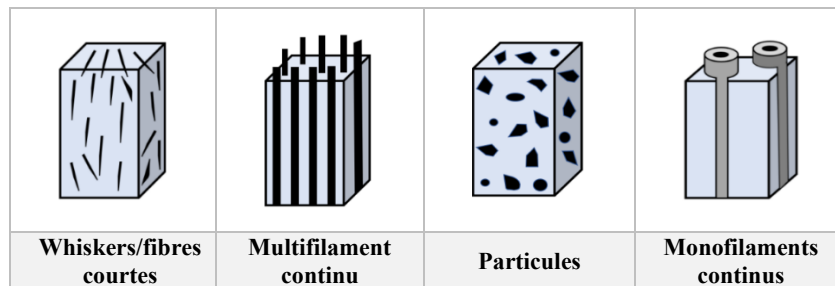


Figure I.8 Renforcements des composites à matrice métallique [27]

I.3.2.2 Composites à matrice céramique (CMC)

Pour répondre aux défis et aux exigences rigoureuses du 21^e siècle en ce qui concerne les matériaux dans diverses branches d'activité (figure I.9), il sera de plus en plus nécessaire de mettre au point des matériaux structurels plus solides et plus rigides. Les composites sont classés en composites à matrice céramique, en fonction des matériaux utilisés pour former leur matrice. Les composites à matrice céramique sont apparus comme des choix potentiels en raison de leurs excellentes propriétés mécaniques et physiques [28-29]. Les CMC sont des matériaux hétérogènes dont la seconde phase est intégrée dans la matrice céramique. Les composites à matrice céramique ont été créés pour remédier à la fragilité inhérente des céramiques monolithiques ainsi qu'à la perte de durabilité mécanique, en dépit de leur résistance et de leur dureté élevée [30].

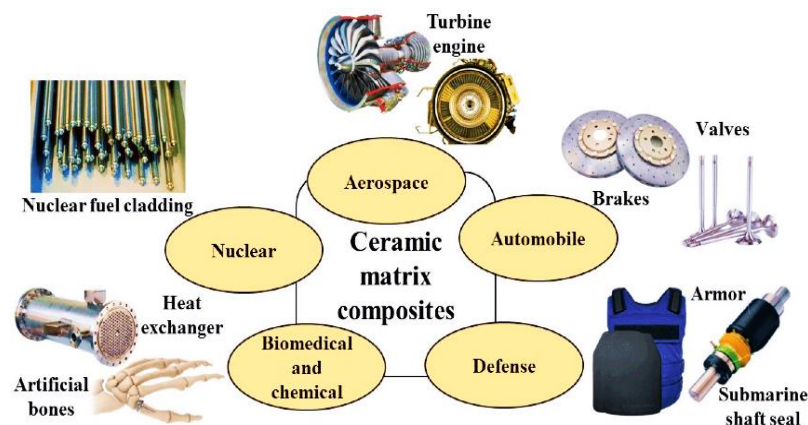


Figure I.9 Application des CMCs dans divers secteurs [31]

Les matériaux matriciels couramment utilisés dans les CMCs légères peuvent être classés en deux grandes familles : les céramiques à base d'oxydes et les céramiques non oxydées comme illustré dans la figure I.10. Les CMC oxydes (alumine, aluminosilicate) résistent bien à l'oxydation et conviennent aux environnements à haute température. Les CMC non-oxydes (carbures de carbone, de silicium, de titane, de tungstène) ont d'excellentes propriétés mécaniques et thermiques mais sont sensibles à l'oxydation. Cette classification permet d'orienter leur application en fonction des besoins de l'industrie [32-33].

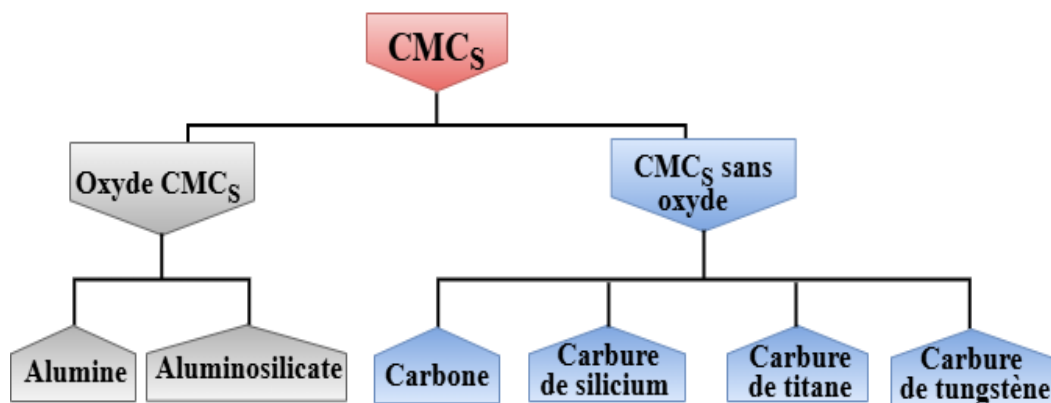


Figure I.10 Classification des CMCs en fonction de la nature de la matrice

I.3.2.3 Composites à matrices organique (CMO)

Le choix du matériau de la matrice est une décision cruciale dans le développement des matériaux composites, car il permet de mettre en œuvre un large éventail d'applications. Dans les composites à matrice organique, il existe une distinction claire entre les matrices thermodurcissables, thermoplastiques et élastomères. Bien que ces termes puissent sembler similaires, leurs propriétés et applications distinctes soulignent leur rôle unique dans diverses industries [34]. Il est essentiel de bien comprendre ces différences pour prendre des décisions stratégiques en connaissance de cause lors de la conception et de l'application des matériaux composites (Figure I.11) L'incorporation de ces polymères dans les composites présente plusieurs avantages tels que le faible coût, la faible densité et la réduction de l'abrasivité. En revanche, les matrices polymériques, qui sont de nature organique, jouent un rôle crucial dans les matériaux composites en assurant la cohésion entre les fibres de renforcement et leur adhésion. Une interaction optimale à l'interface matrice-renfort, sans réactions chimiques indésirables, est essentielle pour assurer la performance des composites [35].

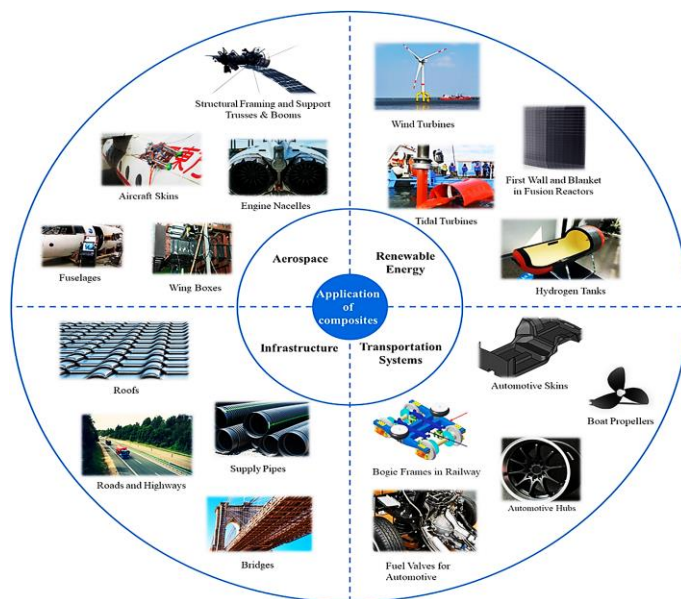


Figure I.11 Application des CMPs dans divers secteurs [36]

Parmi les nombreuses matrices polymères disponibles, les thermoplastiques techniques, en particulier les polyamides aliphatiques (PA), suscitent un intérêt considérable grâce à leurs propriétés mécaniques, thermiques et chimiques. Leur résistance et leur recyclabilité les rendent aptes à une variété d'applications industrielles exigeantes. Cette recherche se concentrera sur une étude expérimentale approfondie de ces matériaux, afin d'évaluer leurs performances et de mieux comprendre leur comportement dans diverses conditions [37].

I.3.2.4 Synthèse et structure des polyamides

Il existe plusieurs types de polyamides, notamment : le nylon 6, le nylon 66, le nylon 6-10, le nylon 6-12 et le nylon 6-11. Chaque type de polyamide possède ses propres propriétés et est utilisé dans différentes applications [38]. Le polyamide, généralement connu sous le nom de nylon, est obtenu par polycondensation de l'acide adipique et de l'hexaméthylène diamine. Ce polymère semi-cristallin présente un point de fusion (260 °C) et un module d'élasticité élevés, ce qui lui confère une excellente résistance à l'usure et un faible coefficient de frottement. Ces propriétés en font un matériau de choix pour les applications exigeant durabilité et faible frottement. En outre, le nylon présente une bonne résistance chimique, tolérant une large gamme de substances, y compris les acides et les solvants organiques. Les polyamides (PA) sont caractérisés par la répétition de motifs amides ($-\text{CO}-\text{NH}-$) dans leur structure macromoléculaire et sont classés en fonction du nombre d'atomes de carbone entre les atomes d'azote ; par exemple le PA66, étudié dans le cadre de cette recherche, contient 6 atomes de carbone de part et d'autre de chaque liaison amide (Figure I.12) [39]. Le premier chiffre indique le nombre d'atomes de carbone séparant les atomes d'azote de la diamine, tandis que le second

correspond au nombre total d'atomes de carbone présents dans le diacide. Ces unités amides favorisent la formation de liaisons hydrogène entre les chaînes, ce qui augmente la résistance mécanique du matériau [40].

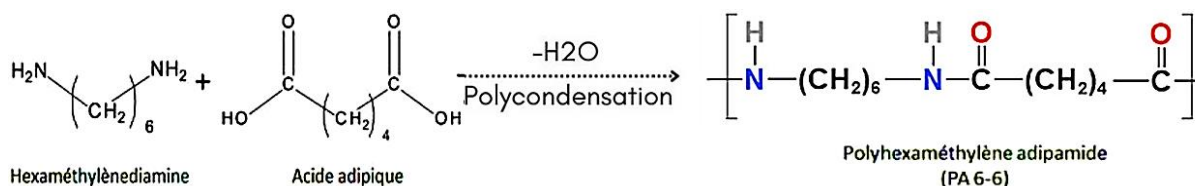


Figure I.12 Schématisation de la structure chimique du PA 66 [41]

I.3.3 Renforts

Les renforts désignent les éléments de renforcement des matériaux composites, qui sont les composants structuraux responsables de l'amélioration des propriétés mécaniques du matériau. Ces renforts sont incorporés dans un matériau matriciel (comme les polymères, les métaux ou les céramiques) pour former un composite. Leur fonction première est d'améliorer la résistance, la rigidité et parfois la ténacité du composite, le rendant plus solide et plus résistant que le matériau de la matrice seul [42]. Les renforts se présentent sous différentes formes [43-45], notamment :

- **Les fibres** : Elles constituent la forme la plus courante de renforcement et peuvent être longues ou courtes. Parmi ces fibres, on peut citer les fibres de verre, de carbone et d'aramide, chacune d'entre elles offrant des propriétés uniques.
- **Particules** : Petites particules, comme la silice ou la céramique, disséminées dans la matrice pour améliorer la durabilité, la résistance à la corrosion ou la stabilité thermique.
- **Tissus armés** : Il s'agit de textiles fabriqués à partir de fibres qui sont tissées ensemble selon des motifs spécifiques afin d'offrir une résistance et une stabilité directionnelles.

Selon le type de renfort, les matériaux composites peuvent être conçus pour répondre à des exigences mécaniques, thermiques ou chimiques spécifiques, ce qui les rend polyvalents. Un grand nombre de renforts fibreux sont disponibles sur le marché, choisis en fonction de l'application de la structure et du coût requis. Les fibres peuvent être classées en deux catégories principales en fonction de leur origine. Les principaux types de fibres et leurs sous-catégories sont clairement illustrés dans le schéma ci-dessous (Figure I.13) [46].

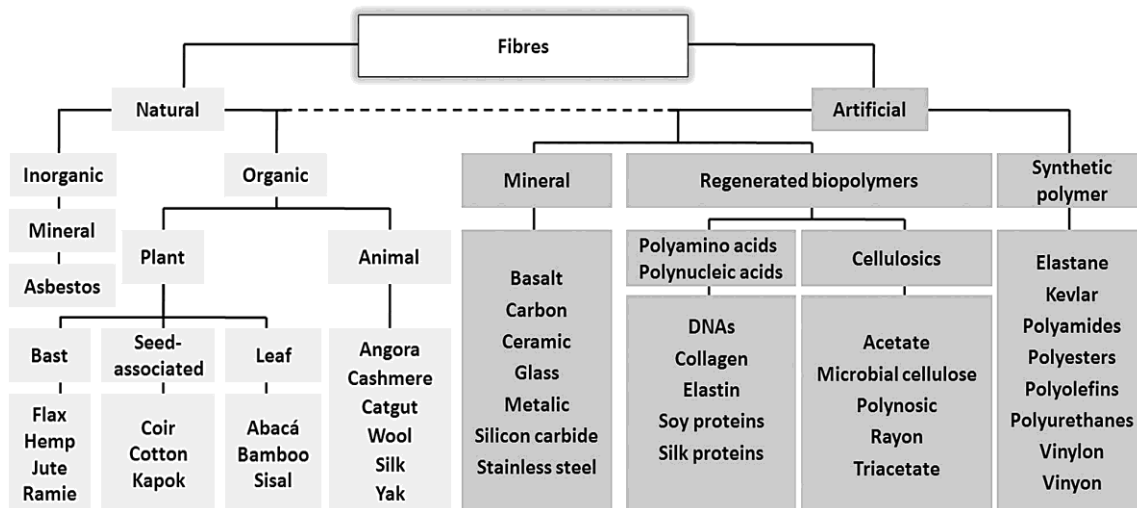


Figure IError! No text of specified style in document..13 Classification des fibres

I.3.3.1 Principaux types de fibres artificielles

Le choix du type de fibre approprié dépend à la fois des performances recherchées, des exigences fonctionnelles et des méthodes de traitement utilisées. Les fibres continues et tissées sont généralement privilégiées pour les applications structurelles en raison de leur résistance élevée et de leur capacité à supporter des charges importantes. En revanche, les fibres courtes et aléatoires sont plus adaptées aux applications non structurelles, où les exigences en termes de résistance mécanique sont moindres. On distingue trois principaux types de fibres artificielles (Voir figure I.14) [47-50] :



Figure I.14 Différents fibres : a) Fibre de carbone, b) Fibre de KIVLAR et c) Fibre de verre

- **Fibres de carbone** : appréciées pour leur rigidité et leur excellente résistance mécanique, idéales pour l'aéronautique et les applications exigeantes.
- **Fibres de Kevlar** : reconnues pour leur résistance aux chocs et à l'abrasion, souvent employées dans les équipements de protection et certains composites avancés.
- **Fibres de verres**

Cette étude se focalise sur les fibres de verre utilisées dans le matériau étudié. Appréciées pour leur coût réduit, leur légèreté et leur bonne résistance, elles sont couramment employées

dans les composites. Cependant, leur module d'élasticité inférieur aux fibres avancées comme le Kevlar, le carbone ou le bore limite leur utilisation dans les applications nécessitant une rigidité élevée [51]. Le verre, principalement composé de silice (SiO_2), est modifié par des fondants pour abaisser sa température de fusion, qui peut atteindre 1750 °C, et enrichi en oxydes afin d'ajuster ses propriétés, facilitant ainsi la fabrication de divers types aux caractéristiques spécifiques [50]. Il existe plusieurs types de fibres de verre, chacun offrant des avantages uniques et étant conçu pour un usage spécifique en fonction des critères de solidité, de résistance chimique, thermique et mécanique. Cependant, leur recyclabilité reste un défi considérable. Parmi ces types, on peut citer les suivants: **E-Glass**, polyvalente et économique ; **S-Glass**, offrant une résistance mécanique supérieure pour des applications exigeantes comme l'aérospatiale ; **C-Glass**, conçue pour résister aux environnements alcalins ; et **AR-Glass**, renforcée pour une résistance accrue aux substances corrosives [52].

I.3.4 Charges et Additifs

Dans le contexte des matériaux composites, notamment ceux à base de résine, les charges et les additifs sont des substances ajoutées à la résine de base pour modifier ses propriétés et obtenir un matériau final aux caractéristiques spécifiques [53].

- **Les charges** : Ce sont des particules solides inertes, telles que le talc, la silice ou les fibres de verre courtes, incorporées en grande quantité dans une matrice de résine pour en modifier les propriétés. Elles servent à réduire les coûts, ajuster la densité, améliorer les performances mécaniques et thermiques, ainsi qu'à modifier l'apparence du matériau composite.
- **Additifs** : Additifs : Substances incorporées en faible quantité à la résine, telles que les plastifiants, stabilisants UV, antioxydants, colorants et catalyseurs, visant à optimiser des propriétés spécifiques du matériau, notamment sa fluidité, sa durabilité, ses caractéristiques électriques et son adhérence.

I.4 Polyamide renforcé (PA66-GF30%)

Le polyamide renforcé de fibres de verre (PA66-GF30%) est un matériau composite où la matrice de polyamide 66 (nylon 66) est renforcée avec 30 % de fibres de verre en poids. Cette combinaison améliore significativement les propriétés mécaniques et thermiques du matériau par rapport au polyamide non renforcé. Ce polyamide offre une combinaison unique de résistance mécanique, de stabilité dimensionnelle, et de durabilité, ce qui les rend adaptés à une vaste gamme d'applications industrielles et techniques. Leur utilisation permet de produire des pièces légères mais robustes, capables de supporter des conditions de service sévères. Cependant, les fibres de verre, qui peuvent parfois présenter un effet abrasif notable, rendent le

nylon 66-GF30 % moins adapté aux applications soumises à des frottements constants. En revanche, le nylon 66-GF30 % noir, enrichi d'additifs noirs, offre une meilleure résistance aux rayons ultraviolets (UV) dans les applications extérieures et présente une plus grande durabilité face aux intempéries [54].

I.4.1 Caractéristiques du PA66-GF30%

Le PA66-GF30% (polyamide 66 renforcé avec 30 % de fibres de verre) est un matériau thermoplastique largement utilisé dans les applications techniques en raison de ses propriétés mécaniques, thermiques et chimiques. Grâce au renforcement par des fibres de verre, ce composite offre une excellente rigidité et une résistance accrue à la traction et à la flexion par rapport au PA66 pur. Le tableau I.1 présente une brève comparaison des principales propriétés du PA66 et du PA66-GF30%.

Tableau I.1 Comparaison des propriétés du PA66 et du PA66-GF30%

Propriété	PA66-GF30%	PA66 pur
Rigidité	Très élevée	Moyenne
Résistance mécanique	Très élevée	Bonne
Résistance à la chaleur	Bonne	Moyenne
Absorption d'eau	Faible	Moyenne
Coût	Plus élevé	Élevé

Il présente également une bonne stabilité dimensionnelle, ce qui le rend particulièrement adapté aux environnements exigeants où des variations de température ou d'humidité sont courantes. Sur le plan thermique, le PA66-GF30% peut supporter des températures de fonctionnement allant jusqu'à 100-150 °C en continu, avec une résistance au vieillissement thermique supérieure. Sa résistance chimique face aux hydrocarbures, huiles et graisses industrielles est notable, bien qu'il soit sensible aux acides concentrés et aux bases fortes. Cependant, le matériau reste sensible au fluage sous charge à long terme. Il est largement employé dans les secteurs automobile, électrique et industriel, notamment pour les pièces structurales, les carter, et les supports [55].

I.4.2 Applications de Polyamides renforcés (PA66-GF30%)

Le PA66-GF30% trouve une large application dans la production industrielle grâce à ses propriétés mécaniques et thermiques exceptionnelles. Il est utilisé pour fabriquer divers composants tels que des roulements, engrenages, cames, rouleaux, poulies, roues, vis, écrous, rondelles, joints haute pression, bagues d'étanchéité résistantes à l'huile, conteneurs étanches, boîtiers, tuyaux, gaines de câblage, équipements de réfrigération, cages porteuses et pièces automobiles. On le retrouve également dans la fabrication de pipelines, cordes, courroies

d'entraînement pour tracteurs, matériaux antigel pour les équipements de l'industrie textile, ainsi que dans des produits de consommation courante et des films d'emballage. Sa polyvalence en fait un matériau de choix dans de nombreuses industries, notamment l'automobile, l'électromécanique et l'emballage [56]. La figure I.15 présente des exemples de pièces réalisées en PA66-GF30%, démontrant ainsi les nombreuses possibilités offertes par ce matériau dans l'industrie.



Figure I.15 Applications de PA66-GF30%

I.5 Fondamentaux d'usinage

Les polymères sont fabriqués par différents procédés, et cette thèse se concentre sur l'usinage, une méthode de fabrication importante largement utilisée dans des industries telles que l'automobile, l'aérospatiale et le biomédical. L'usinage est essentiel pour produire des pièces tridimensionnelles complexes avec une qualité de surface exceptionnelle et une grande précision dimensionnelle. Les méthodes d'usinage sont classées en deux grandes catégories : les techniques conventionnelles, qui englobent des procédés où la matière est enlevée directement à l'aide d'outils de coupe, et les méthodes non conventionnelles, qui fonctionnent sans contact direct entre l'outil et la pièce à usiner [57-58]. Cette thèse porte sur l'étude approfondie du processus de tournage, un procédé d'usinage conventionnel largement utilisé pour la fabrication de pièces cylindriques. L'analyse se concentrera sur les paramètres clés influençant les performances du tournage, ainsi que sur les spécificités de l'usinage des polyamides. L'approche adoptée repose sur l'évaluation de l'usinabilité, un critère déterminant permettant de quantifier la capacité d'un matériau à être usiné avec efficacité. En comparant plusieurs matériaux dans des conditions de coupe identiques, nous mettrons en évidence l'influence de leurs propriétés intrinsèques sur le comportement en usinage et les performances du procédé.

I.5.1 Usinabilité des matériaux

L'usinabilité des matériaux est un paramètre clé en industrie manufacturière, caractérisant leur aptitude à être usinés par enlèvement de matière à l'aide d'un outil coupant.

Elle dépend de divers facteurs, notamment les propriétés physico-mécaniques du matériau, les conditions de coupe et le type d'outil employé [59]. Cette thèse s'attache à l'étude de l'usinabilité des polyamides dans le contexte du tournage. L'analyse approfondie des paramètres critiques de ce procédé permettra de mieux comprendre les mécanismes d'usinage des polyamides et d'optimiser leurs conditions de mise en œuvre.

I.5.1.1 Indicateurs de Performance de l'usinabilité

L'évaluation de l'usinabilité est un processus complexe qui nécessite une approche multidisciplinaire. En tenant compte de tous ces critères, il est possible de sélectionner les meilleurs matériaux et les meilleurs paramètres d'usinage pour obtenir des résultats optimaux [60], nous en citons quelques-uns :

➤ Critères intrinsèques du matériau

- ✓ Composition chimique
- ✓ Microstructure
- ✓ Dureté
- ✓ Conductivité thermique
- ✓ Coefficient de dilatation thermique
- ✓

➤ Critères liés au processus d'usinage

- ✓ Puissance spécifique
- ✓ Rugosité de surface
- ✓ Formation des copeaux
- ✓ Effort de coupe
- ✓ Température de coupe
- ✓

I.5.2 Principaux paramètres du processus de manufacture

Le processus de manufacture, qui englobe toutes les étapes de la transformation des matières premières en produits finis, repose sur le contrôle des principaux paramètres qui ont un impact direct sur la qualité, la productivité, l'efficacité et la rentabilité globale de la production. Ces principaux paramètres peuvent être regroupés en différentes catégories, notamment :

I.5.2.1 Paramètres de coupe

Le tournage est un procédé d'usinage essentiel pour la fabrication de pièces cylindriques à partir d'une large gamme de matériaux. Il repose sur l'enlèvement de matière, résultant de l'interaction de deux mouvements fondamentaux : la rotation de la pièce, qui génère le mouvement de coupe (V_c), et l'avance axiale de l'outil, désignée sous le nom de mouvement d'avance (M_f) [61]. V_c est calculée par la vitesse de rotation de mandrin, N , et par les diamètres initial et final de la pièce, D_i et D_o , respectivement (Equation I.1), induit un mouvement hélicoïdal à la pointe de l'outil, associé à l'avance (f) et à a_p , constitue un copeau. De plus, la profondeur de passe radiale indique l'épaisseur de matière enlevée de la pièce et est donnée par la formule l'équation I.2 [62]. Les principaux paramètres de coupe (V_c , f , a_p), illustrés dans la figure I.16, jouent un rôle essentiel dans le processus d'usinage [63].

$$V_c = \pi \times N \frac{D_i + D_o}{2} \cong \pi \times N \times D_i \quad (\text{I.1})$$

$$a_p = \frac{D_i - D_o}{2} \quad (\text{I.2})$$

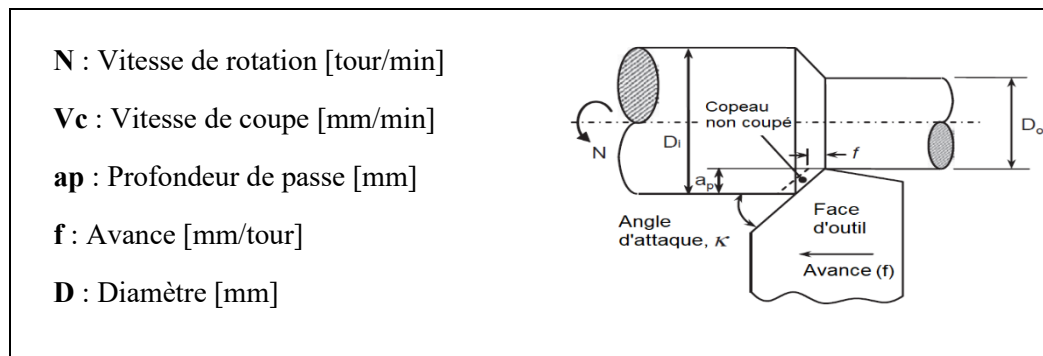


Figure I.16 Principaux paramètres de coupe

I.5.2.2 Outils de coupe

Pour atteindre des performances d'usinage optimales, il est essentiel de considérer plusieurs facteurs lors du choix des outils de coupe. Ces facteurs incluent le type d'usinage, les propriétés du matériau de la pièce à usiner, ainsi que les spécifications géométriques de la pièce finale. L'outil de coupe, en tant qu'élément clé de l'opération d'usinage, est directement responsable de l'enlèvement de matière. Quatre critères essentiels déterminent le domaine d'application des outils de coupe : la géométrie de l'outil, la nature du matériau constituant le substrat, le type de revêtement appliqué, ainsi que les conditions de coupe auxquelles l'outil est soumis. Cette section propose une analyse approfondie des outils de coupe et de leurs géométries associées, en se concentrant spécifiquement sur le cas de la coupe orthogonale.

I.5.2.2.1 Matériaux des outils de coupe

Les matériaux des outils de coupe sont un facteur clé pour optimiser les performances d'usinage. Ils doivent réunir des propriétés essentielles telles que la dureté, la résistance à l'usure, la ténacité et la capacité à maintenir leurs caractéristiques mécaniques sous des températures élevées. Voici un aperçu des principaux matériaux utilisés pour les outils de coupe (Figure I.17).

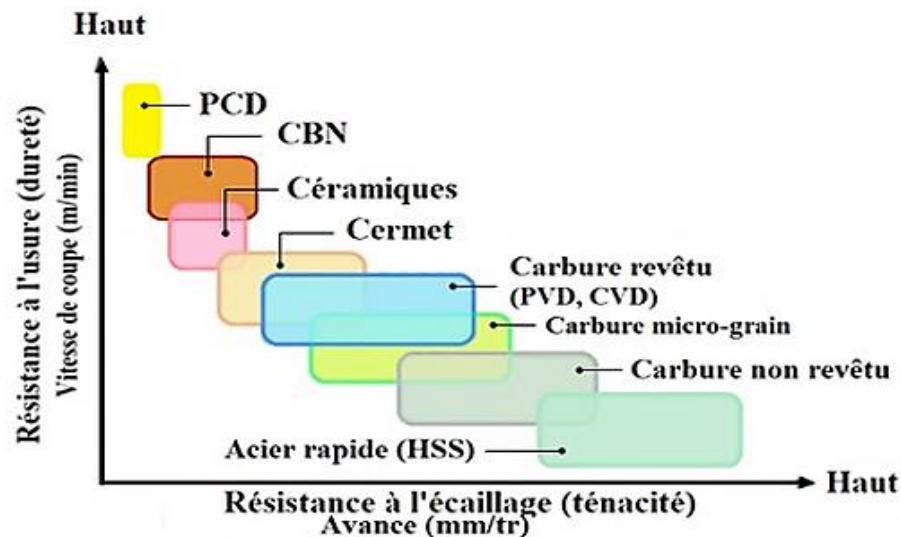


Figure I.17 Principaux matériaux de coupe

Parmi les différents matériaux utilisés dans les outils de coupe, notre étude se concentrera sur deux catégories principales : Le diamant polycristallin (PCD) et le carbure métallique. Ce choix est motivé par leur importance et leur adoption généralisée dans la fabrication des polymères contemporains dans le monde entier.

➤ Diamant polycristallin (PCD)

Les outils en diamant polycristallin (PCD) (Figure I.18), obtenus par frittage de cristaux de diamant sous haute pression et haute température, sont de plus en plus utilisés grâce à leur meilleure résistance aux chocs par rapport aux diamants monocristallins. Idéaux pour l'usinage des métaux non ferreux et des matériaux non métalliques, ils permettent une coupe rapide grâce à leur résistance à l'abrasion. Bien que coûteux et fragiles, les diamants, connus pour leur dureté exceptionnelle (7000 HV) et leur faible coefficient de frottement, restent incontournables dans la fabrication d'outils de coupe, notamment grâce aux avancées dans leur synthèse [64].



Figure I.18 Différents outils en diamant polycristallin (PCD)

➤ Carbures métalliques

Les outils en carbure (Figure I.19), largement utilisés en usinage, sont fabriqués par frittage de poudres de carbone combinées à d'autres éléments comme le tungstène, le titane, le tantale ou le niobium. Ce procédé leur confère une dureté élevée (80-90 HRC), permettant des vitesses de coupe jusqu'à quatre fois supérieures aux outils en acier rapide (jusqu'à 100 m/min) et une bonne tenue à haute température (jusqu'à 1000 °C). On distingue trois types principaux : le carbure de tungstène (pour la fonte et les alliages non ferreux), le carbure de titane-tungstène (pour les aciers) et le carbure de titane-tantale-tungstène (pour les aciers résistants). Leur durabilité et leur performance les rendent indispensables pour les applications d'usinage exigeantes [65].

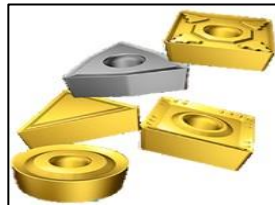


Figure I.19 Différents outils en carbure métalliques

I.5.2.2.2 Géométries des outils de coupe

La figure I.20 expose les différents paramètres géométriques constitutifs des outils de coupe. L'incidence de chaque angle et surface de sur l'efficacité du processus d'usinage est significative, influençant des facteurs clés tels que la formation des copeaux, les efforts de coupe, la dissipation thermique et la qualité de la surface obtenue. Parmi les paramètres géométriques les plus influents, on retrouve notamment, l'angle de dégagement, l'angle d'attaque, l'inclinaison de l'arête de coupe, le rayon de bec ainsi que l'angle de dépouille. Leur optimisation s'avère indispensable afin de garantir des performances optimales, une durabilité accrue de l'outil, ainsi qu'une finition de surface conforme aux exigences de l'usinage.

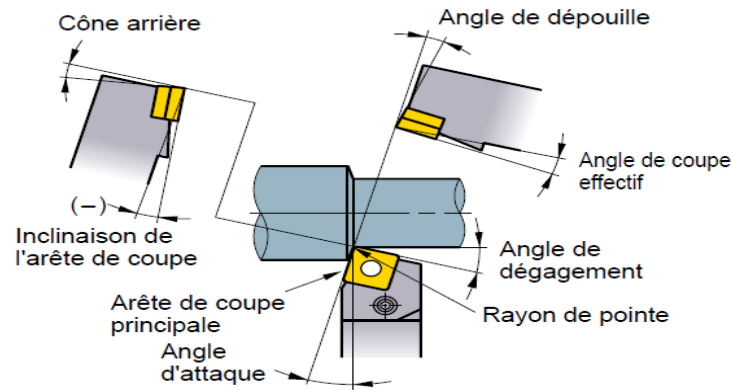


Figure I.20 Représentation schématique de la géométrie de l'outil de coupe

Voici les principaux points à considérer concernant la géométrie des outils de coupe [66] :

Arête de coupe : L'arête de coupe, partie active de l'outil, se distingue par sa forme et son état (arrondie, tranchante ou chanfreinée).	Arrondi Chanfrein d'arête Chanfrein plat
Rayon de bec (ou rayon de pointe) : Situé à l'extrémité de l'arête de coupe, a été conçu pour optimiser la robustesse, la longévité et la qualité de la finition de surface de l'outil.	Grand rayon de pointe Grand rayon de pointe
Angle de coupe (γ_o) correspond à la distance entre la partie coupante et un plan de référence P, influence la performance de l'outil selon le matériau à usiner, avec un angle positif privilégié pour les alliages légers et un angle négatif pour l'acier.	Plan de référence (P) Face de coupe Outil Face de dépouille $\gamma_o + \beta_o + \alpha_o = 90^\circ$ γ_o positif γ_o négatif
L'angle de dépouille (α_o) est conçu pour ménager un espace entre la face de dépouille de l'outil et la surface usinée, ce qui évite tout frottement et contacts entre les deux.	
L'angle de taillant (β_o) est lié à l'angle de coupe (γ_o) et à l'angle de dépouille (α_o) par la relation : $\beta_o = 90^\circ - (\alpha_o + \gamma_o)$.	
L'angle de direction d'arête K_r «Kappa r», est l'angle entre la direction de coupe et la direction d'avance. Il définit l'orientation de l'arête de coupe par rapport au mouvement de l'outil.	

I.5.3 Formation du copeau

Lors de l'usinage par enlèvement de matière, la formation des copeaux résulte d'une interaction complexe entre déformation plastique et dissipation thermique, concentrée dans des zones de cisaillement spécifiques. Ces zones jouent un rôle déterminant dans les mécanismes de coupe, influençant directement l'état de surface de la pièce et la durée de vie des outils. La chaleur générée provient principalement de la déformation plastique et des frottements aux

interfaces outil-copeau et outil-pièce, se répartissant ensuite entre ces trois éléments (Figure I.21) [67].

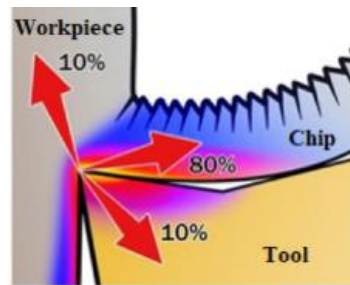


Figure I.21 3 zones de dégagement de chaleur

La morphologie du copeau constitue un indicateur clé des conditions de coupe et des caractéristiques du matériau usiné. Parmi les différentes formes observées (Figure I.22), cette étude se focalise sur le copeau continu, typique des matériaux ductiles. Ce type de copeau se distingue par une contrainte de cisaillement inférieure à la limite de rupture, ainsi que par des champs de déformation, de température et de vitesse stables. Cette stabilité permet de maintenir des efforts de coupe constants et d'obtenir une qualité de surface optimale, ce qui améliore ainsi les performances globales du processus d'usinage [68].

Types de copeaux	Formes		
	11 : Long	12 : Court	13 : Enchevêtré
1 : Copeau ruban			
2 : Copeau tubulaire	21 : Long	22 : Court	23 : Enchevêtré
3 : Copeau spirale	31 : Plat	32 : Conique	
4 : Copeau hélicoïdal en rondelle	41 : Long	42 : Court	43 : Enchevêtré
5 : Copeau hélicoïdal conique	51 : Long	52 : Court	53 : Enchevêtré

Figure I.22 Morphologie des copeaux selon la norme NFE 66-505

I.5.4 Paramètres de performance d'usinage

L'usinage est un procédé fondamental pour la production de pièces mécaniques de haute précision, dont la qualité impacte directement la performance et la durabilité des systèmes. L'interaction complexe entre la machine, l'outil et le matériau, traduite par des paramètres de performance tels que l'efficacité énergétique, l'usure d'outil, la rugosité, les efforts de coupe, le

taux d'enlèvement de matière, détermine la qualité des surfaces, la productivité et les coûts. Une maîtrise rigoureuse de ces paramètres est donc essentielle pour optimiser le processus et assurer des performances fiables et durables [69].

I.5.4.1 Rugosité des surfaces usinées

La rugosité de surface est une caractéristique mesurable basée sur les écarts de rugosité. L'état de surface est un terme plus subjectif qui désigne la douceur et la qualité générale d'une surface. Dans l'usage courant, l'état de surface est souvent utilisé comme synonyme de rugosité. La rugosité de surface est l'indicateur de texture de surface le plus couramment utilisé. En ce qui concerne la figure I.23, la rugosité de surface peut être définie comme la moyenne des écarts verticaux par rapport à la surface nominale sur une longueur de surface donnée.

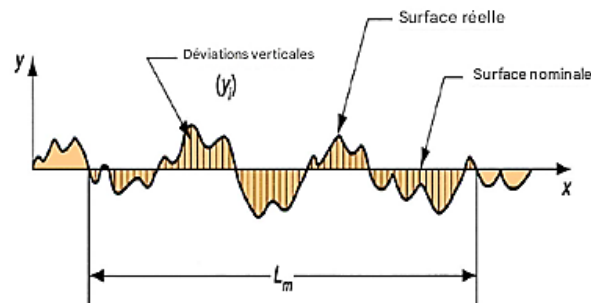


Figure I.23 Illustration des écarts de rugosité entre la surface réelle et la surface nominale [70]

Sur la base des valeurs absolues des écarts du profil, une moyenne arithmétique est généralement utilisée, et cette valeur de rugosité est appelée rugosité moyenne. Il s'agit de l'indicateur de rugosité le plus couramment utilisé et le plus répandu dans les domaines de la recherche et de l'industrie [70]. Cette valeur est calculée selon la formule suivante :

$$R_a = \frac{1}{L_m} \int_0^{L_m} |y| dx \quad (I.3)$$

Où : **R_a** : valeur moyenne arithmétique de la rugosité (μm) ; **L_m** : longueur totale de la trajectoire sur laquelle les écarts de surface sont mesurés ; **y** : écart vertical par rapport à la surface nominale (converti en valeur absolue).

Le paramètre **R_a** influence considérablement la performance des composants usinés tout au long de leur durée de vie, en déterminant le niveau de frottement entre les surfaces en contact. La rugosité de surface est déterminée par plusieurs facteurs, tels que la géométrie de l'outil, les propriétés du matériau usiné, les vibrations et les caractéristiques de la machine-outil.

I.5.4.2 Topographie de surface (3D)

La topographie de surface 3D est une technique avancée qui permet de caractériser en détail l'état d'une surface. Contrairement aux méthodes 2D traditionnelles, qui se limitent à une analyse bidimensionnelle, la topographie 3D offre une représentation tridimensionnelle complète (Figure I.24). Elle prend en compte non seulement les variations de hauteur, mais aussi la forme, la disposition et l'interconnexion des irrégularités présentes sur la surface. Cette approche globale permet une analyse plus précise et approfondie de la texture, de la rugosité, de la planéité et d'autres caractéristiques micro-géométriques. Grâce à ces informations détaillées, la topographie de surface 3D est devenue un outil indispensable dans de nombreux domaines, tels que l'industrie manufacturière, l'automobile, l'aérospatiale et la recherche scientifique, pour optimiser la qualité, la performance et la durabilité des pièces et des matériaux [71].

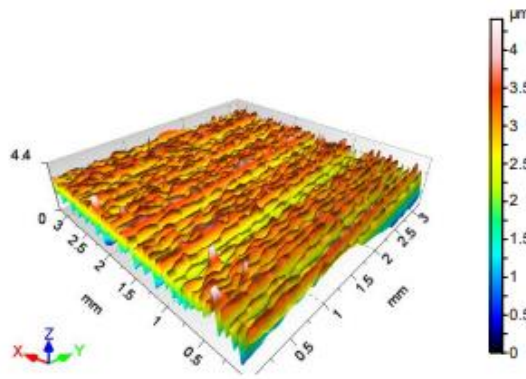


Figure I.24 Cartographie 3D de la Rugosité de Surface

I.5.4.3 Efforts de coupe

Au début du processus d'usinage, le contact entre l'outil et la pièce génère un état de contraintes triaxiales élevées dans la zone de coupe, entraînant des déformations plastiques significatives ainsi que des phénomènes de cisaillement et de frottement. Ces interactions complexes conduisent à la génération d'une force de coupe (F) résultante des efforts de cisaillement, de frottement et de déformation plastique, qui est la force nécessaire pour terminer l'opération d'usinage afin de couper la pièce et de déformer les matériaux pour produire les copeaux (Figure I.25). La résultante de l'effort « F » (Équation I.4) est la somme de 3 composantes suivantes :

- **F_z ou F_c** : La composante orientée selon la vitesse de coupe est appelée effort tangentiel, ou effort principal de coupe ;

- **F_x ou F_f** : En tournage, l'effort dans le sens de l'avance, appelé effort d'avance ou effort axial, joue un rôle essentiel dans le processus de coupe ;
- **F_y ou F_r** : L'effort radial, perpendiculaire aux autres composantes, est peu significatif et disparaît en coupe orthogonale

$$F = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2} \quad (I.4)$$

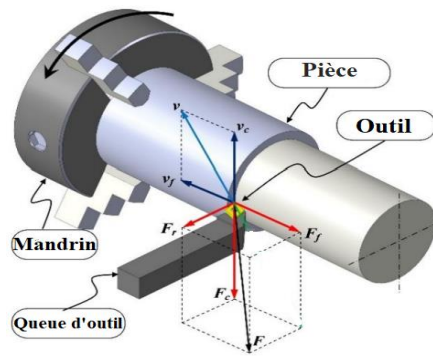


Figure I.25 Directions des efforts de Coupe en Tournage

I.5.4.4 Puissances de coupe

Les efforts nécessaires à l'usinage d'un matériau sont directement liés à la puissance consommée. La composante la plus importante agissant dans la direction de V_c étant F_z , la puissance de coupe (P_c) est le produit de F_z et de V_c et divisez-le par 60. Ainsi, la puissance de coupe est généralement calculée comme suit [72] :

$$P_c [W] = \frac{F_z \times V_c}{60} \quad (I.5)$$

I.5.4.5 Débit de copeaux (MRR ou Q)

Débit de copeaux (MRR) défini en tant que volume de matière enlevée divisé par le temps de coupe. Q peut aussi se définir comme un taux d'enlèvement de matière « instantané », soit en tant que taux auquel la section transversale de la matière enlevée se déplace à travers la pièce. Il Mesuré en centimètres cubes par minute ou [$Cm^3 \times mm^{-1}$] millimètres cubes par seconde [$mm^3 \times s^{-1}$] [73].

$$MRR[mm^3 \times s^{-1}] = \frac{1000 \times V_c \times ap \times f}{60} \quad \text{Ou} \quad MRR[Cm^3 \times mm^{-1}] = V_c \times f \times ap \quad (I.6)$$

I.6 Etat de l'art

Cette recherche s'appuie sur une analyse bibliographique complète, essentielle pour comprendre les défis de l'usinage des polymères. Elle permet d'identifier les principaux points abordés dans cette thèse et de souligner la pertinence de notre étude. Plus précisément, cette étude s'articule autour de trois axes majeurs : l'usinabilité des matériaux polymériques, qu'ils

soient renforcés ou non, ainsi que les approches de modélisation et d'optimisation visant à améliorer l'efficacité du processus et la qualité de l'usinage. Pour étayer notre analyse, nous présenterons une sélection d'études de recherche pertinentes, en mettant en évidence des exemples concrets et leurs contributions spécifiques à l'avancement de la compréhension de l'usinage des polymères.

Meltem et al. [74] ont présenté une synthèse exhaustive sur les caractéristiques d'usinage et des défis associés aux composites CFRP et GFRP, largement utilisés dans les industries aéronautique, automobile et de haute performance en raison de leur excellent rapport résistance/poids, de leur résistance à la corrosion et de leur polyvalence. Cependant, les auteurs indiquent que leur structure anisotrope et hétérogène complique leur usinage, engendrant des défauts tels que la délamination, l'arrachement des fibres et la fissuration de la matrice (Figure I.26).

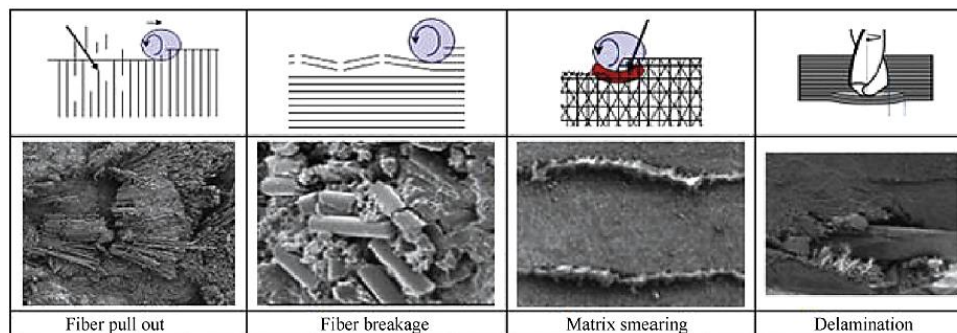


Figure I.26 Défauts de surface lors de l'usinage de matériaux composites FRP

L'étude examine diverses techniques d'usinage, allant des méthodes conventionnelles, aux procédés non conventionnels. Elle met en évidence l'importance d'optimiser les paramètres d'usinage, afin de minimiser les défauts et d'améliorer la qualité des surfaces usinées. Les résultats montrent que des avances plus faibles et des vitesses de coupe plus élevées réduisent la délamination et améliorent la finition de surface. De plus, l'étude souligne le rôle des approches avancées, telles que les réseaux neuronaux artificiels (ANN) et la logique floue, dans l'amélioration de la modélisation prédictive des performances d'usinage. En conclusion, elle insiste sur la nécessité d'une sélection rigoureuse des paramètres et de l'adoption de techniques innovantes pour optimiser l'usinabilité des composites CFRP et GFRP, ouvrant ainsi la voie à des avancées significatives dans les processus de fabrication.

J. Paulo Davim et al. [75] ont étudié les performances de tournage de deux polyamides avec et sans renforcement (PA66-GF30 et PA66), en analysant l'impact des paramètres de coupe

et des matériaux d'outils sur la rugosité de surface, les efforts de coupe et l'effort de coupe spécifique en tournage de précision. Les résultats montrent que l'ajout de 30 % de fibres de verre modifie significativement l'usinabilité du PA66, avec l'outil en diamant polycristallin (PCD) générant les efforts de coupe les plus faibles et l'outil en carbure K15 offrant également de bonnes performances. L'étude révèle que l'effort de coupe spécifique diminue avec l'augmentation de l'avance et que les outils sans brise-copeaux (PCD et K15) assurent une meilleure qualité de surface grâce à leurs arêtes de coupe plus vives. Concernant la rugosité, le PA66 est sensible aux variations de l'avance, tandis que le PA66-GF30 présente une stabilité accrue. L'usinage produit majoritairement des micro-copeaux continus et hélicoïdaux, bien que l'outil revêtu de diamant CVD génère des copeaux pulvérulents avec le matériau renforcé (Figure I.27).

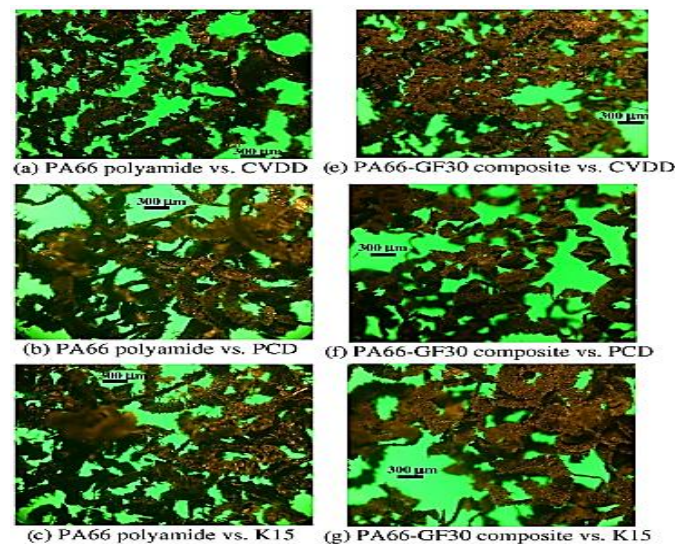


Figure I.27 Forme des micro-copeaux pour les matériaux d'outils lors de l'usinage du PA66 (a-c) et du PA66-GF30 (e-g)

Cette étude met en évidence l'importance du choix des outils et des paramètres de coupe pour optimiser l'usinage du deux polyamides (PA66 et PA66-GF30), soulignant ainsi le potentiel d'amélioration des performances, de la qualité de surface et de l'efficacité énergétique dans les opérations d'usinage.

L. R. Silva et al. [76] ont étudié l'influence des variations de la géométrie des outils de coupe sur les performances d'usinage du polyamide, avec et sans renfort de 30 % de fibres de verre (PA66 et PA66-GF30), dans le cadre d'opérations de tournage de précision. L'étude porte sur les performances des outils en carbure non revêtus avec différents rayons de bec et

différentes formes d'arêtes (Figure I.28), en analysant leur influence sur les efforts de coupe, l'effort de coupe spécifique et la rugosité de surface.

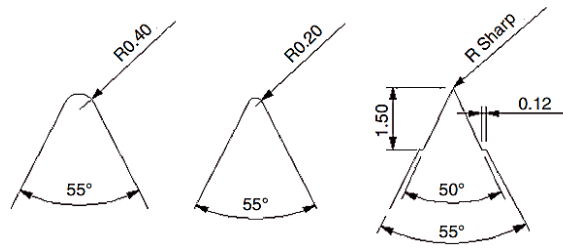


Figure I.28 Géométries d'outils de coupe

Les résultats montrent qu'une réduction du rayon du bec entraîne une diminution des composantes de l'effort de coupe, avec un rayon de 0,4 mm générant l'effort radial le plus élevé, suivi des efforts de coupe et d'avance. À mesure que le rayon du bec diminue, l'effort de coupe devient plus marqué, notamment lors de l'usinage du GFRP. De plus, l'effort K_s diminue avec l'augmentation de l'avance, bien que le polyamide PA66 affiche un K_s trois fois plus élevé que le composite PA66-GF30. Les mesures de R_a révèlent une augmentation de la rugosité avec des f plus élevées pour les deux matériaux, tandis que les outils à bec pointu produisent une qualité de surface inférieure en raison de traces d'avance plus profondes. Ces résultats mettent en évidence le rôle crucial de la géométrie de l'outil dans l'usinabilité des polyamides, suggérant que l'optimisation du rayon du bec et des avances peut améliorer significativement l'efficacité de l'usinage et la qualité de la surface obtenue.

S. Boucherit et al. [77] ont étudié l'influence des paramètres de coupe sur le tournage du polyamide PA66 à l'aide d'une plaquette en carbure cimenté. En utilisant la conception L27 de Taguchi, L'étude analyse l'impact des principaux paramètres d'usinage sur des réponses clés telles que la rugosité de surface (R_a), l'effort de coupe (F_t) et le taux d'enlèvement de matière (Q). Les résultats de l'ANOVA montrent que l'avance est le facteur le plus déterminant pour la rugosité, avec une contribution de 68,49 %, suivie de la vitesse de coupe à 18,69 %. De même, pour l'effort de coupe, l'avance joue un rôle essentiel (46,28 %), la profondeur de passe contribuant de manière significative (39,96 %). En outre, l'interaction entre l'avance et la profondeur de passe affecte également la rugosité de la surface et l'effort de coupe. Pour améliorer la précision des prédictions, des modèles mathématiques (Equations I.1 et I.2) qui ont été développés à l'aide de la méthode (RSM) pour R_a et F_t en fonction des paramètres identifiés. Des graphiques de surface et de contour en 3D (Figures I.29 et I.30) ont été générés sur la base des modèles développés afin de visualiser les effets d'interaction entre les paramètres du processus.

$$F_t[N] = -43.7164 + 0.1833.V_c + 143.878.f + 30.2881.ap - 0.1413.V_c.f + 0.0739.V_c.ap + 234.042.f.ap - 0.0004.V_c^2 - 672.222.f^2 - 17.7756.ap^2, \quad R^2 = 96.87 \% \quad (\text{Eq I.1})$$

$$Ra[\mu m] = 4.5411 + 0.0068.V_c - 22.5735.f - 1.5537.ap + 0.0137.V_c.f + 0.0023.V_c.ap + 1.7084.f.ap - 0.00003.V_c^2 + 86.1111.f^2 + 0.1911.ap^2. \quad R^2 = 98.51 \% \quad (\text{Eq I.2})$$

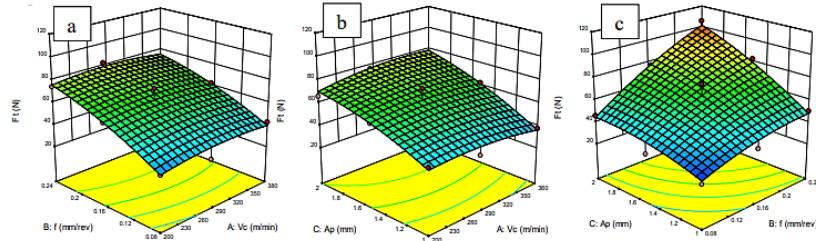


Figure I.29 Surface de réponse estimée de F_t en fonction de f , V_c et a_p

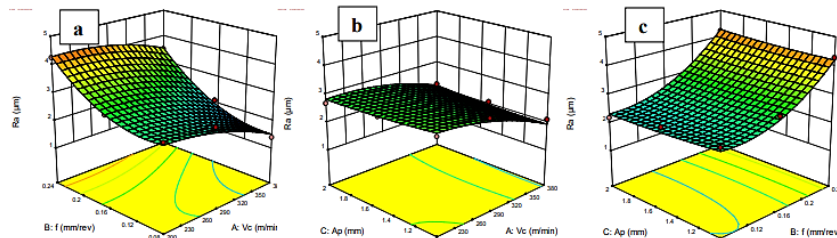


Figure I.30 Surface de réponse estimée de R_a en fonction de V_c , f et a_p

S A.HamaSur et al. [78] ont examiné l'influence de la géométrie d'outil de coupe, en particulier l'angle de dépouille de côté, l'angle de dépouille arrière et la profondeur de coupe, sur les efforts de coupe subis pendant le tournage du polyamide PA66. L'étude utilise le réseau orthogonal L9 de Taguchi pour concevoir neuf configurations expérimentales, avec trois niveaux pour chaque variable, et utilise l'ANOVA pour analyser les résultats. Les expériences, menées avec des outils en acier rapide (HSS) sur un tour conventionnel, ont révélé que la profondeur de coupe a l'effet le plus significatif sur l'effort de coupe, avec une contribution de 57,12 %, suivie de l'angle de coupe latéral (27,9 %) et de l'angle de coupe arrière (8,21 %) (Figure I.31).

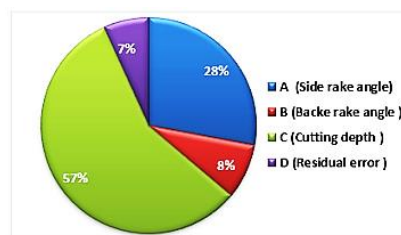


Figure I.31 Pourcentage de contribution des facteurs ayant un impact sur l'effort de coupe (F_c), en plus de l'erreur résiduelle

Les conditions optimales identifiées pour minimiser l'effort de coupe étaient une profondeur de coupe égale à 1 mm avec angle de coupe latéral de 21° et angle de coupe arrière de 8° . Les tests de confirmation ont validé les résultats, montrant un effort de coupe de 59 N, ce qui correspond aux valeurs optimales prédites. Les résultats soulignent le rôle essentiel de la géométrie de l'outil dans l'amélioration des performances d'usinage et l'obtention de forces de coupe plus faibles dans le tournage des matériaux polyamides.

Gokce Ozden et al. [79] ont étudié l'utilisation des réseaux neuronaux artificiels (ANN) pour prédire les efforts de coupe lors des opérations de tournage de polyamide non renforcé et de polyamide renforcé avec 30 % de fibres de carbone. L'objectif était d'analyser l'influence de plusieurs paramètres, notamment la vitesse de coupe, l'avance, le type de matériau et le type d'outil (K15 et diamant polycristallin), sur ces efforts (Figure I.32). Pour ce faire, un dispositif expérimental combinant 96 configurations de ces paramètres a été mis en place afin d'entraîner le modèle ANN.

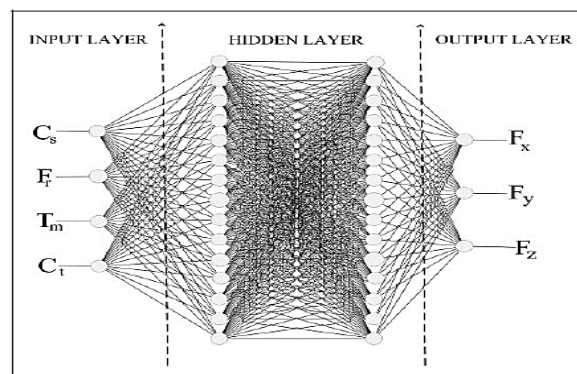


Figure I.32 Architecture ANN

La figure I.33 montre une corrélation étroite entre les valeurs prédites et expérimentales, avec des coefficients de détermination R^2 de 0,8891, 0,9194 et 0,9239 pour les composantes de l'effort de coupe F_x , F_y et F_z , respectivement.

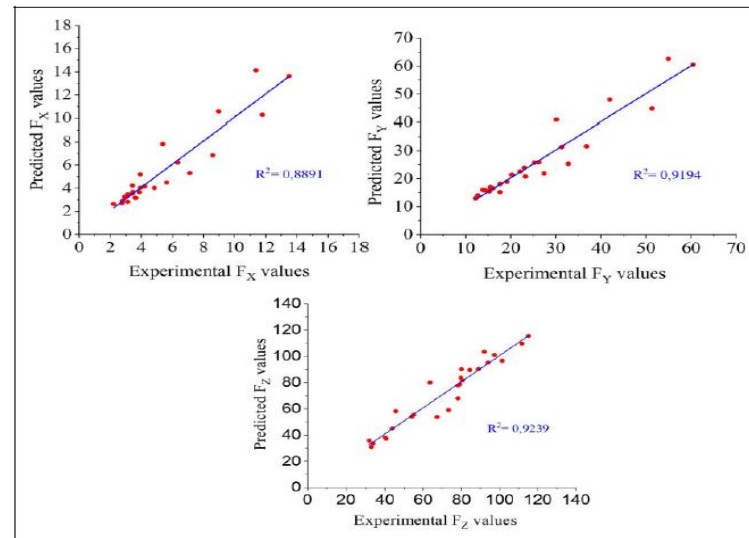


Figure I.33 Valeurs expérimentales et prédites des efforts de coupe

De plus, les erreurs absolues moyennes en pourcentage (MAPE) ont été évaluées à 0,1302 ; 0,0949 et 0,0728 pour l'ensemble des essais, attestant de la précision du modèle ANN dans la prédiction des efforts de coupe. Ainsi, cette étude démontre que les réseaux neuronaux artificiels constituent une approche fiable et efficace pour l'optimisation des processus de coupe dans l'usinage du polyamide. Elle ouvre également des perspectives pour de futures recherches explorant des paramètres supplémentaires et des relations plus complexes dans le domaine de l'usinage.

Anand, G. et al. [80] ont exploré l'optimisation des paramètres de perçage pour les composites unidirectionnels renforcés par des fibres de verre (UD-GFRP), en se concentrant sur la manière dont les différents facteurs influencent les performances de perçage. L'étude utilise le réseau orthogonal L25 de Taguchi pour évaluer systématiquement les effets de la vitesse de la broche, de l'avance et du diamètre du foret sur des paramètres de performance clés tels que le délaminage, l'effort de traction et le moment de rotation. Les résultats indiquent que le diamètre du foret a un impact significatif sur la qualité des trous forés, les réglages optimaux étant une vitesse de broche de 2 700 tr/min, une avance de 30 mm/min et un diamètre de foret de 4 mm, qui minimisent l'effort de poussée, la rotation et le délaminage. L'analyse des relations grises a montré que le diamètre du foret était le facteur le plus critique, suivi de l'avance et de la vitesse de la broche. Parmi les techniques de modélisation employées, le modèle de réseau neuronal artificiel (ANN) s'est avéré le plus précis, avec une erreur de prédiction de seulement 0,562 %, tandis que le modèle de logique floue a montré une erreur de 2,636 %. L'étude conclut que la méthode de Taguchi combinée à l'analyse relationnelle grise est une approche efficace

pour optimiser les paramètres d'usinage dans les opérations de perçage, fournissant des informations précieuses pour améliorer l'usinabilité des composites polymères hybrides.

K. Palanikumar et al. [81] ont exploré l'application de techniques de logique floue combinées au réseau orthogonal de Taguchi (L27) pour prédire la rugosité de surface lors du tournage du polyamide 6 (PA6) renforcé par des fibres de carbone. L'étude met en évidence l'influence significative de trois paramètres d'usinage principaux sur la qualité de surface obtenue. Les expériences ont été réalisées avec un outil en diamant polycristallin (PCD) sur une barre de PA6 renforcée par des fibres de carbone. Les résultats montrent que l'augmentation de la vitesse de coupe et de l'avance augmente la rugosité de surface, tandis que l'augmentation de la profondeur de passe réduit celle-ci. Le modèle à base des règles floues a démontré une grande capacité de prédiction, avec des coefficients de détermination R^2 de 0,972 pour la rugosité moyenne (R_a) et de 0,968 pour la hauteur de rugosité (R_t), ce qui confirme la précision et la robustesse de cette approche. Ces résultats confirment l'efficacité de la logique floue dans l'estimation des paramètres d'état de surface, fournissant une bonne base pour les futures recherches sur l'optimisation des processus d'usinage dans des contextes plus complexes.

Francisco Mata Cabrera et Elena Beamud. [82] ont exploré les possibilités d'optimisation des paramètres d'usinage pour les composites renforcés en polyétheréthercétone (PEEK), en se concentrant spécifiquement sur la rugosité de surface au cours des opérations de tournage CNC. L'étude utilise la logique floue pour développer un modèle prédictif pour les paramètres de rugosité de surface, R_a et R_t , en fonction de V_c , de f et a_p . Les auteurs ont mené des expériences à l'aide d'un plan de Taguchi pour recueillir des données, qui ont ensuite été analysées pour créer des modèles basés sur des règles floues. Les résultats indiquent que les modèles flous permettent de prédire efficacement la rugosité de la surface, avec un coefficient de corrélation élevé de 99 % entre les valeurs prédites et expérimentales (Figure I.34).

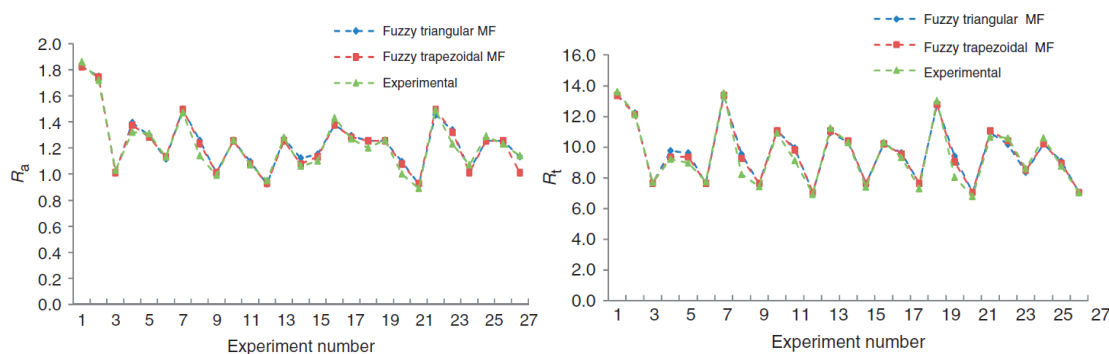


Figure I.34 Comparaison entre les résultats expérimentaux et les prédictions floues pour R_a et R_t .

Les résultats ont également démontré que les conditions de coupe influencent de manière significative la qualité de la surface, les modèles montrant que des paramètres d'usinage optimaux peuvent conduire à des finitions de surface améliorées. En conclusion, la recherche met en évidence l'utilité de la logique floue pour prédire les résultats de l'usinage des composites PEEK, suggérant que ces modèles pourraient améliorer la qualité des pièces usinées en optimisant les conditions de coupe.

Trifunovi et al. [83] ont étudié l'usinage de POM-C non renforcé à l'aide d'outils PCD, en examinant comment les paramètres de coupe affectent l'utilisation de l'énergie. Leurs expériences ont montré que la profondeur de passe a le plus grand impact sur l'énergie de coupe, suivie par l'avance, la vitesse de coupe jouant un rôle moins important. Ils ont constaté que la profondeur de passe de 1 mm, l'avance de 0.049 mm/tr et la vitesse de coupe de 365.6 m/min représentaient le point idéal pour la consommation d'énergie la plus faible et l'enlèvement de matière le plus élevé. Cette configuration a permis de minimiser l'énergie de coupe jusqu'à 49 % et a également permis une bonne formation des copeaux, ce qui est important pour un usinage efficace. Essentiellement, l'étude montre combien il est important de bien choisir ses paramètres de coupe pour l'usinage du POM-C.

Benmouiza et al. [84] ont présenté un système d'inférence neuro-floue adaptatif amélioré (ANFIS) conçu pour prévoir les données horaires sur le rayonnement solaire, en tirant parti des techniques de regroupement pour améliorer à la fois la précision et l'efficacité. En combinant les théories de l'ANN et de la logique floue en un seul système ; il utilise l'ANN pour mettre à jour les paramètres du modèle d'inférence de type Takagi-Sugeno. Comme le montre la figure I.35, le modèle ANFIS contient généralement cinq couches.

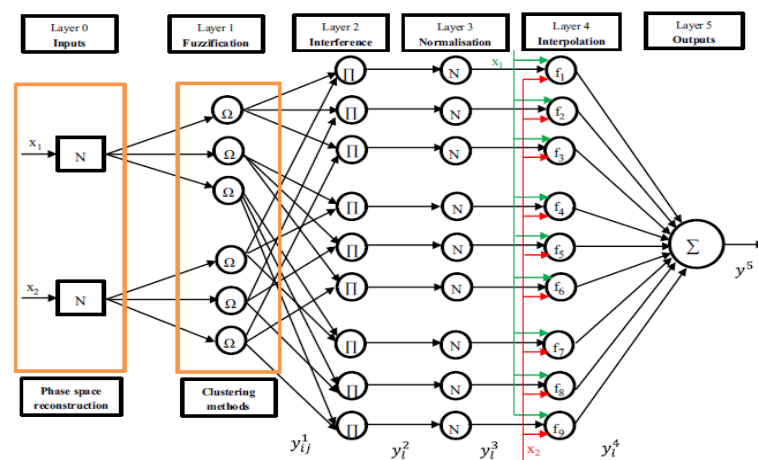


Figure I.35 Réseau ANFIS en cluster

Le modèle ANFIS proposé apprend de manière adaptative à partir des données enregistrées, capturant la dynamique sous-jacente de la série temporelle - un facteur essentiel pour des prédictions efficaces. Pour optimiser les performances, Khalil Benmouiza et Ali Cheknane utilisent trois méthodes de clustering : fuzzy c-means (FCM), subtractive clustering, et grid partitioning, qui permettent de réduire la taille de l'échantillon d'entrée et de simplifier le processus de prédiction. Le modèle est validé à l'aide de données de rayonnement solaire mesurées à Ghardaïa, en Algérie, sur une période de 915 heures.

Les résultats indiquent que l'ANFIS basé sur le FCM fournit la meilleure précision de prédiction (Tableau I.2), avec une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 112 W/m² et une capacité de prédiction (FS) de 47.46 %. En comparaison, le clustering soustractif donne une RMSE de 124.52 W/m² avec une (FS) de 47.28 %, tandis que le partitionnement en grille affiche les performances les plus faibles avec une RMSE de 144.94 W/m² et une (FS) de 40.62 %. Ces résultats soulignent l'efficacité de l'approche ANFIS en grappes, en particulier lors de l'utilisation du FCM pour la prédiction du rayonnement solaire, et confirment sa robustesse par rapport à d'autres modèles conventionnels.

Tableau I.2 RMSE pour les données testées et mesurées de différents modèles

Models	RMSE (W/m ²)
CARDS (Huang et al. 2013)	146
ARMA + NAR (Benmouiza and Cheknane 2016)	122
ANFIS FCM	112
ANFIS subtractive clustering	124
ANFIS grid partitioning	155

Mohamed El-Wakdy et al. [85] ont proposé un nouvel algorithme de reconnaissance vocale qui combine les transformées en ondelettes, le clustering soustractif et les systèmes d'inférence neuro-floue adaptatifs (ANFIS) (Figure I.36). L'approche s'appuie sur les transformées en ondelettes pour l'extraction des caractéristiques des signaux vocaux, qui sont ensuite structurés à l'aide d'un regroupement soustractif afin d'optimiser l'entraînement ANFIS. Le système traite des mots anglais isolés, en incorporant des techniques d'annulation du bruit pour améliorer la précision.

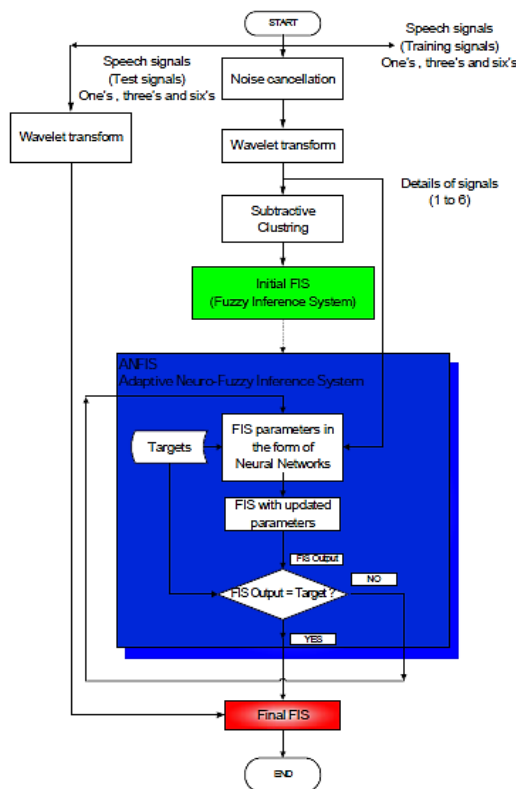


Figure I.36 L'algorithme proposés pour la reconnaissance vocale utilisent la transformée en ondelettes, le regroupement soustractif et l'ANFIS

Tableau I.3 Mots anglais utilisés

English word	Pronunciation	No. of syllables
One	wan	1
Three	Thri	1
Six	Siks	1

Les évaluations expérimentales démontrent des performances exceptionnelles, l'algorithme atteignant une précision de classification de près de 100 % pendant la formation sur trois mots isolés (« un », « trois » et « six ») répétés par un seul locuteur (Tableau I.3). Lors des tests effectués sur des échantillons de paroles inconnues, l'algorithme a maintenu une précision d'environ 99 %. L'erreur d'apprentissage moyenne était de $2,6872e-7$, tandis que l'erreur de vérification était de 0,010641, ce qui met en évidence la précision du modèle.

Tran et Nguyen. [86] ont développé une approche nouvelle basée sur le système d'inférence adaptatif neuro-flou (ANFIS) pour la prédiction de la rugosité de surface pendant l'usinage de l'acier C45 avec la machine à commande numérique par ordinateur (CNC). Les auteurs soulignent le rôle essentiel d'une évaluation précise de la rugosité dans l'optimisation de la qualité et de la fiabilité des processus d'usinage. À l'aide de données expérimentales, ils évaluent les performances de l'ANFIS par rapport aux modèles prédictifs traditionnels et

démontrent sa supériorité dans la modélisation des interactions complexes entre les paramètres d'usinage, notamment la vitesse de coupe, la vitesse d'avance et la profondeur de coupe, ce qui permet un meilleur contrôle des conditions d'usinage. Les résultats expérimentaux confirment la précision et la validité du modèle ANFIS dans la prédiction de l'état de surface. Avec un coefficient de corrélation (R^2) de 0,98 (Figure I.37. a-b), ANFIS fait mieux que les modèles conventionnels en reflétant avec précision des interactions complexes entre les paramètres d'usinage et la rugosité obtenue. La comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites (Figure I.37. c-d) confirme la robustesse du modèle, démontrant une excellente adéquation entre les résultats mesurés et estimés. Cette efficacité du modèle ANFIS est un outil précieux pour optimiser les conditions de coupe, ce qui permet d'améliorer la qualité de surface, de réduire les coûts de fabrication et ainsi d'améliorer l'efficacité des processus d'usinage à commande numérique.

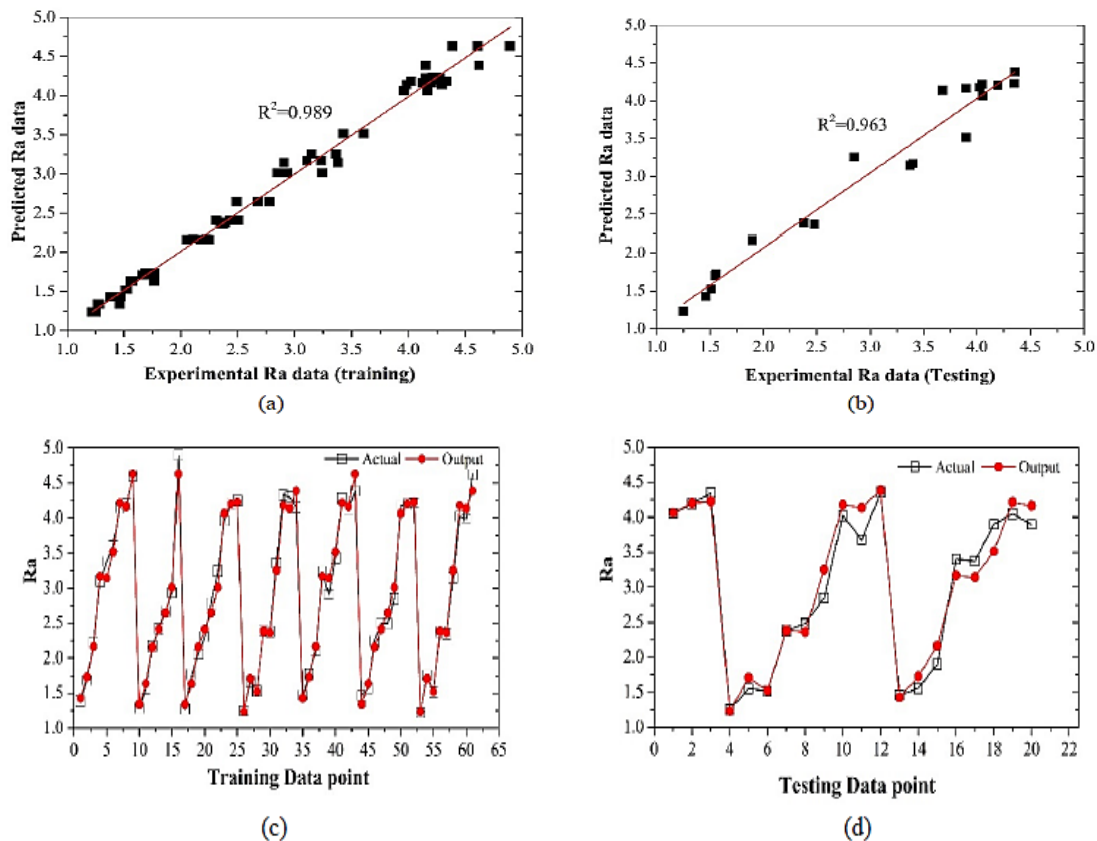


Figure I.37 (a-b) Coefficient de corrélation du modèle ANFIS et (c-d) Comparaison des données expérimentales et prédites

Hazari NARESH et al. [87] ont investigué l'usinage des composites UD-GFRP à l'aide d'un outil en diamant polycristallin (PCD), en optimisant les paramètres de tournage via la méthode Taguchi (réseau orthogonal L9). Leur analyse a montré que l'avance et la profondeur de coupe influencent directement les efforts de coupe, tandis que la vitesse de coupe et l'avance

augmentent la rugosité de surface. Les conditions optimales identifiées pour minimiser la rugosité sont une vitesse de coupe de 1000 tr/min, une avance de 0,05 mm/tour et une profondeur de 0,5 mm. L'étude souligne l'importance d'un réglage précis des paramètres pour améliorer la qualité de surface et réduire l'usure de l'outil, ouvrant la voie à des futurs travaux sont prévus pour étudier différents régimes de coupe et des variables supplémentaires en vue d'une optimisation plus approfondie.

V. N. GAITONDE *et al.* [88] ont étudié l'optimisation des paramètres d'usinage pour les deux types de polyamide (PA6) et polyamide (PA66-GF30%) en utilisant l'approche de Taguchi. L'étude vise à améliorer l'usinabilité en minimisant l'effort de coupe spécifique et la puissance de coupe pendant les opérations de tournage. Les chercheurs ont mené des expériences basées sur un réseau orthogonal L18, évaluant des paramètres tels que le matériau de l'outil, V_c et f . Les résultats ont révélé que la vitesse de coupe est le facteur qui influe le plus sur l'usinabilité, tandis que la combinaison d'une faible f et d'une faible V_c , associée à un outil en diamant polycristallin (PCD), a permis d'obtenir des conditions optimales. Plus précisément, les paramètres optimaux identifiés étaient une avance de 0,05 mm/tr et une vitesse de coupe de 50 m/min pour les deux matériaux (Figure I.38).

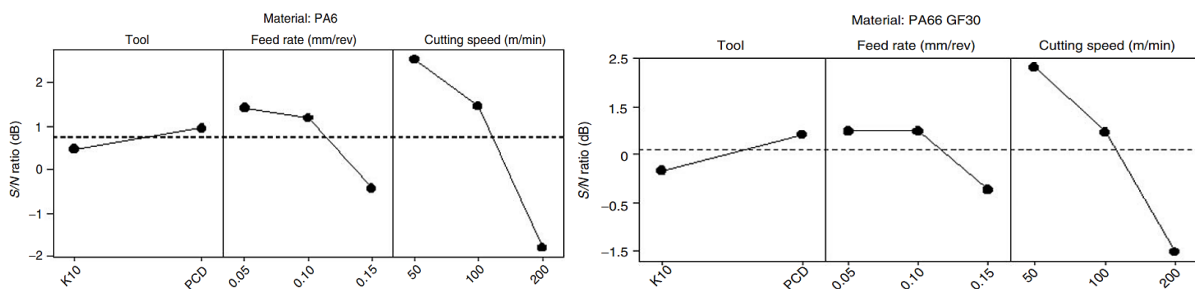


Figure I.38 Graphiques des effets principaux du rapport S/N pour l'usinabilité dans l'usinage des deux polyamides

L'analyse ANOVA a indiqué que la vitesse de coupe contribuait le plus à l'amélioration de l'usinabilité, avec environ 17 % d'erreur due aux effets d'interaction entre les paramètres. En outre, les diagrammes des effets d'interaction ont montré que l'usinage du PA66 GF30 avec un outil PCD permettait d'obtenir une usinabilité supérieure à celle du PA6. Les tests de vérification ont confirmé l'adéquation des modèles additifs, montrant des rapports S/B prédits de 3,9815 dB pour le PA6 et de 3,6492 dB pour le PA66 GF30, avec des rapports observés de 3,0076 dB et de 2,1741 dB, respectivement (Tableau I.4). Dans l'ensemble, l'étude souligne l'efficacité de la méthode Taguchi dans l'optimisation des processus d'usinage des composites polyamides.

Tableau I.4 Résultats des tests de vérification

Performance measure	PA6	PA66 GF30
Levels (A, B, C)	2, 1, 1	2, 1, 1
S/N predicted (η_{opt}), dB	3.9815	3.6492
S/N observed (η_{obs}), dB	3.0076	2.1741
Prediction error, dB	0.9809	1.4751
Confidence interval (CI), dB	± 2.9047	± 2.6721

Çelik, Y. H. et *al.* [89] ont étudié l'optimisation des paramètres de coupe pour les composites GFRP, de plus en plus utilisés en ingénierie en raison de leurs excellentes propriétés mécaniques et leur légèreté. Dans leur recherche, ils ont fabriqué des composites GFRP en utilisant une matrice en polyester, en variant la longueur des fibres (6 mm, 6–12 mm et 12 mm) ainsi que le taux de renfort (20 %, 25 % et 30 %). Les opérations de tournage ont été analysées à l'aide de la méthode Taguchi avec un plan orthogonal L27. L'objectif était d'évaluer l'effet de V_c , de f et de a_p sur les efforts de coupe et la rugosité de surface. Les résultats ont montré que l'augmentation de la longueur des fibres, du taux de renfort, de f et de a_p entraîne une élévation significative des efforts de coupe. Parmi les paramètres étudiés, f s'est révélée être le facteur le plus influent à la fois sur les efforts de coupe et sur la rugosité de surface. Les conditions optimales permettant de minimiser les efforts de coupe ont été déterminées comme suit : une longueur de fibre de 6 mm, un taux de renfort de 20 %, une V_c de 40 m/min, une a_p de 1 mm et une f de 0,1 mm/tour. À l'inverse, les efforts de coupe les plus élevés ont été observés avec une longueur de fibre de 12 mm, un taux de 25 %, une même vitesse de coupe de 40 m/min, une profondeur de passe de 3 mm et une avance de 0,3 mm/tour (voir Tableau I.5).

Tableau I.5 Classement de l'effet des paramètres de tournage sur les efforts de coupe

Levels	Fiber length	Fiber ratio	Cutting speed	Feed rate	Depth of cut
1	200.5	197.1	212.3	187.8	199.9
2	213.0	218.5	237.9	213.6	217.5
3	240.4	238.3	203.8	252.7	236.6
Delta	40.0	41.2	34.0	64.9	36.7
Effect rankings	3	2	5	1	4

Les valeurs de rugosité de surface sont également en corrélation avec l'augmentation du rapport de fibres et des paramètres de coupe, la meilleure rugosité de surface moyenne de 2,95 μm étant obtenue dans les conditions les plus faibles vitesses de coupe et d'avances (Figure I.39). Cette étude souligne l'importance de l'optimisation des paramètres de coupe pour améliorer l'usinabilité et la qualité des produits dans les composites GFRP.

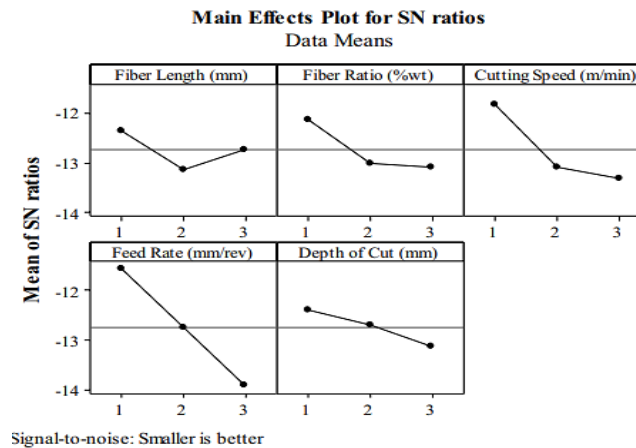


Figure I.39 Rapports S/N pour la rugosité de la surface

Y. M. Putra et al. [90] ont investigué l'effet de divers paramètres de d'usinage sur la rugosité de surface de l'alliage d'aluminium 6063 au cours du processus de tournage CNC. Grâce à la méthode Taguchi, l'étude s'est focalisée sur les vitesses de rotation et d'avance ainsi que sur la profondeur de coupe, en s'appuyant sur un réseau orthogonal L9 pour réaliser les expérimentations. Le tableau I.6 montre les valeurs du rapport signal/bruit (S/B) pour R_a , tandis que la figure I.40 illustre son évolution moyenne sous forme de graphique. D'après ces résultats, les conditions optimales pour obtenir la meilleure rugosité de surface (R_a) sont une vitesse de rotation de 1300 tr/min, une avance de 0,5 m/min et une profondeur de coupe de 1,5 mm.

Tableau I.6 Réponse du rapport S/N pour la rugosité de surface

Level	Spindle speed	Feed rate	Depth of cut
1	-0.82	2.59	0.70
2	0.18	0.77	0.92
3	3.45	-0.55	1.19
Delta	4.26	3.14	0.49
Rank	1	2	3

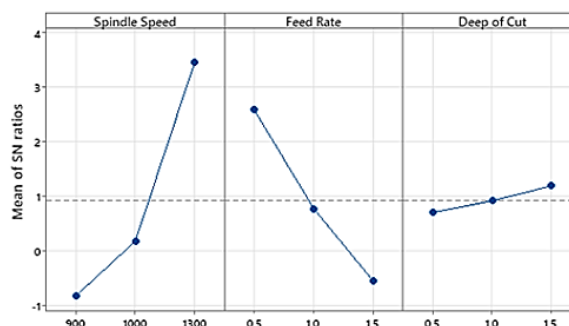


Figure I.40 Rapport S/N moyen de la rugosité de la surface

L'analyse de la variance (ANOVA) a montré que la vitesse de rotation était le facteur le plus important, contribuant à 59,71 % à la rugosité de la surface, suivie de l'avance (29,80 %), tandis que la profondeur de coupe avait une contribution négligeable de 0,72 %. L'étude a

également développé un modèle de régression linéaire pour la rugosité de surface, où l'équation prédictive indique un coefficient de détermination élevé ($R^2 = 0,9115$), ce qui signifie que les variables indépendantes expliquent 91,15 % de la variation de la rugosité de surface (Tableau I.7). Les valeurs expérimentales de la rugosité de surface ont montré une erreur de prédiction minimale de 2,26 %, confirmant l'efficacité de la méthode Taguchi dans l'optimisation des paramètres de fabrication. Dans l'ensemble, les résultats soulignent l'importance de la vitesse de broche et de l'avance dans le contrôle de la rugosité de surface lors des opérations de tournage CNC.

Tableau I.7 ANOVA pour l'état de surface (Ra)

Source	DF	Seq SS	Contribution (%)	Adj SS	Adj MS	F	P
Spindle speed	2	29.85	59.71	29.85	14.93	6.11	0.14
Feed rate	2	14.90	29.80	14.90	7.45	3.05	0.25
Depth of cut	2	0.36	0.72	0.36	0.18	0.07	0.93
Residual error	2	4.88	9.77	4.88	2.44		
Total	8	49.99	100				

Les méthodes de prise de décision multicritères (MCDM) font partie des méthodes d'optimisation largement appliquées par de nombreux chercheurs dans divers domaines d'investigation. L'utilisation et le développement des méthodes (MCDM) ont prouvé leur efficacité dans la détermination des conditions d'usinage optimales [91]. Dans la littérature, il existe de nombreuses méthodes (MCDM) qui proposent de résoudre des problèmes d'optimisation multi-objectifs [92], nous citons à titre d'exemple les méthodes ARAS, TOPSIS, MOORA, PROMETHEE, VIKOR, ELECTRE, MOOSRA, CODAS, SAW, EAMR, EDAS et MAUT [93]. Chacune de ces méthodes propose des étapes spécifiques à suivre pour parvenir à la solution optimale qui satisfait simultanément les objectifs souhaités. En plus de ces méthodes, il existe également d'autres approches MCDM telles que PSI (2010), MABAC (2015), MAIRCA (2018) et CoCoSo (2018). Les études concernant l'application de ces quatre méthodes dans la littérature sont très limitées, en particulier dans le domaine des processus de fabrication des matériaux polymériques. Le tableau I.8 présente une synthèse de diverses études utilisant les méthodes MCDM (PSI, MAIRCA, MABAC et CoCoSo).

Tableau I.8 Diverses études utilisant les méthodes MCDM (PSI, MAIRCA, MABAC et CoCoSo) dans le domaine d'usinage.

[Réf]	Auteurs	Méthodes d'optimisation	Domaines d'application	Paramètres de performance	Matériaux	Réseaux orthogonal
[94]	Dung Hoang Tien et al (2021)	PSI	Rectifications	Ra, Rz, et MRR	Acier SCM440	L9
[95]	H. L. H. Anh et al (2021)	PSI	Fraisage	Ra et MRR	Acier 060A4	L9
[96]	Do Duc Trung et al (2021)	PSI	Turnage	Fx, Fy, Fz et MRR	Acier 150Cr14	L9
[97]	Do Duc Trung et al (2024)	PSI	Turnage	Ra, RE, Vb et MRR	Acier AISI 1045	L16
[98]	Huu-Quang Nguyen et al (2022)	MAIRCA	PMEDM	Ra et MRR	Acier à outils 90CrSi	L18
[99]	Trung, D.D (2021)	MAIRCA	Turnage	Ra et MRR	Acier SKS3	L16
[100]	Partha Protim Das et al (2023)	MAIRCA	Fraisage	Ra, Tw et TL	Alliage de titan (Ti-5Al-5Mo-5V-1Cr-1Fe)	L18
[101]	Dinh Van Thanh et al (2024)	MAIRCA	Rectification	Ra et MRR	Acier durci 500	L16
[102]	Djouambi, N et al (2024)	MABAC	Turnage	SR, Q, Fx, Fy, Fz and Ec	POM-C GF 25%	L32
[100]	Partha Protim Das et al (2023)	MABAC	Fraisage	Ra, Tw et TL	Alliage de titan (Ti-5Al-5Mo-5V-1Cr-1Fe)	L18
[103]	S.S.S.S Paramasivam et al (2021)	MABAC	Perçage	Ra, Pc, f et Net power	Alliage de magnésium AM-60	L9
[104]	G. Sapkota (2022)	MABAC	USM	Hole oversize, out of roundness and conicity	Composites WC-Co	L36
[105]	Sachin Ashok Sonawane (2024)	MABAC	WEDM	MRR et SR	Inconel-625	L27
[106]	Khaoula ABBED et al (2023)	MABAC	Turnage	Ra, Fz, Vb, MR R, et Pc	Alliage de Ti-6Al-4V	L9
[107]	Das and Chakraborty (2022)	CoCoSo	Fraisage	Power factor, power consumption, Ra, MRR, active cutting energy	SS 304, AISI 1045 SS	L25, L27
[108]	Vidyapati Kumar et al (2023)	CoCoSo	EDM	MRR, TWR, SR	Fonte SG perlitique (nuance 450/12)	-
[109]	Abeer Eisa et al (2024)	CoCoSo	HS-WEDM	L'extériorité (OOR), Écart dimensionnel des trous (HDD), Facteur de délamination (DF),	CFRP	L16

				and Vitesse de coupe (CS)		
[110]	Prakhar Kumar Kharwar et <i>al</i> (2020)	CoCoSo	perçage	Ra, Tr et les efforts de poussée (Th).	Nano composites MWCNT/ép oxy	L45
[111]	Nafisa Anzum Sristi et <i>al</i> (2024)	CoCoSo	Tournage	MRR, r_c, T_L, T, F et Ra	Acier au carbone moyen	L18

I.7 Conclusion

Ce premier chapitre consacré à l'examen de la littérature a offert une vue d'ensemble des points clés à partir des travaux réalisés dans le cadre de cette thèse. Les matériaux usinés utilisés dans cette thèse (PA66 et PA66-GF30%) appartiennent à la grande famille des polymères thermoplastiques dits « Thermoplastiques techniques ». L'usinabilité de ces polymères, qui est difficile en raison de leurs propriétés particulières, était prioritaire. De nombreux travaux ont été réalisés par les chercheurs et les scientifiques du secteur de l'ingénierie de fabrication afin d'améliorer l'usinabilité des polymères thermoplastiques. Cependant, les résultats rapportés dans la littérature concernant l'usinage du PA66 et du PA66-GF30 % demeurent limités et peu concluants quant à l'amélioration effective de leur usinabilité. Il existe des lacunes dans la littérature concernant l'évaluation de l'usinabilité pour les deux polyamides ainsi que la modélisation et l'optimisation des paramètres de coupe à l'aide des approches de modélisation et des méthodes décisionnelles multicritère récentes, afin de répondre aux exigences d'un processus d'usinage. Les sections suivantes contribuent à remplir cette lacune et à améliorer ainsi l'usinabilité des thermoplastiques techniques.

Dans le chapitre suivant (chapitre II), nous décrirons en détail tous les outils, techniques et protocoles utilisés pour mener cette étude de manière scientifiquement rigoureuse et précise.

CHAPITRE II

Dispositifs et Méthodologie Expérimentale

II.1 Introduction

Ce chapitre détaille les moyens et techniques expérimentales employés pour analyser, modéliser et optimiser les paramètres technologiques du tournage des polyamides PA66 et PA66-GF30%. L'étude a été réalisée en utilisant différentes plaquettes de coupe et en faisant varier les paramètres d'usinage afin d'évaluer leur impact sur le processus. Les essais ont été conduits sur un banc expérimental intégrant un tour ainsi qu'une plateforme d'acquisition des efforts de coupe. Un rugosimètre 2D et 3D a été utilisé pour caractériser la rugosité des surfaces usinées, tandis qu'un microscope électronique à balayage (MEB) a permis d'examiner l'état des surfaces usinées. Par ailleurs, une caméra thermographique infrarouge (IR) a été employée pour mesurer la température générée lors du processus d'usinage, fournissant des données essentielles pour l'évaluation thermique du procédé. Afin d'assurer une analyse rigoureuse et diversifiée, les expérimentations ont été menées dans deux laboratoires distincts. Les essais L9 ont été réalisés au Laboratoire de Mécanique et de Structure (LMS) du département de mécanique de l'Université du 8 Mai 1945 de Guelma (Algérie), tandis que les essais L18 ont été effectués au Laboratoire d'Usinage et de Machines-Outils de l'Université Technique de Yildiz à Istanbul (Turquie). Cette approche comparative a permis de renforcer la fiabilité des résultats et d'améliorer leur portée scientifique.

II.2 Dispositifs expérimentaux

Pour la réalisation des expériences, nous avons utilisé deux bancs d'essai. Chaque banc est équipé d'un tour, d'instruments de mesure de précision (une plateforme KISTLER et un rugosimètre), d'un variateur de fréquence pour un contrôle précis de la vitesse de rotation ainsi que des éprouvettes nécessaires aux essais.

II.2.1 Matériau d'étude

Les polymères sont devenus essentiels dans la vie quotidienne et dans diverses industries, les polymères techniques étant largement utilisés dans les composants de machines en raison de leur légèreté, de leur résistance spécifique élevée et de leur rentabilité [112]. Bien que certains polymères n'aient été développés industriellement qu'au milieu du XXe siècle, le polyamide - renforcé ou non - reste l'un des thermoplastiques les plus couramment utilisés. En particulier, les composites de polyamide, tels que le PA66-GF30%, sont largement utilisés dans l'ingénierie pour remplacer les métaux et les alliages, car l'ajout de 30% de fibres de verre améliore considérablement leurs propriétés [113]. L'usinage des polymères est peu fréquent par rapport aux métaux ; cependant, la mise en forme par enlèvement de matière est recommandée

lorsque le nombre de pièces à fabriquer ne justifie pas le coût des moules. De même, lorsqu'un produit exige une précision dimensionnelle coûteuse, l'usinage de ces polymères techniques s'impose pour la réalisation de pièces de haute précision [114]. Dans cette étude, les essais d'usinage ont été effectués sur des éprouvettes cylindriques du polyamide PA66, avec et sans renforcement en fibres de verre (PA66-GF30% et PA66). Pour les essais correspondant au plan Taguchi L9, les échantillons utilisés sont des barres cylindriques uniformes de 80 mm de diamètre et 280 mm de longueur avec plusieurs paliers de 25 mm de longueurs séparées par des gorges de 5 mm. En revanche, pour les essais associés au plan Taguchi L18, une barre pleine en PA66-GF30% noir renforcé a été utilisée. Cette barre, d'un diamètre de 80 mm et d'une longueur de 200 mm, comportait trois paliers de 40 mm de de longueur chacun. L'usinage a été effectué de manière progressive, en commençant par une faible profondeur de coupe, suivie d'une plus grande, et ainsi de suite. Un aperçu des éprouvettes utilisées pour les essais d'usinage est présenté dans la figure II.1. Les propriétés de ces deux types de polyamides sont présentées dans le tableau II.1 [115].

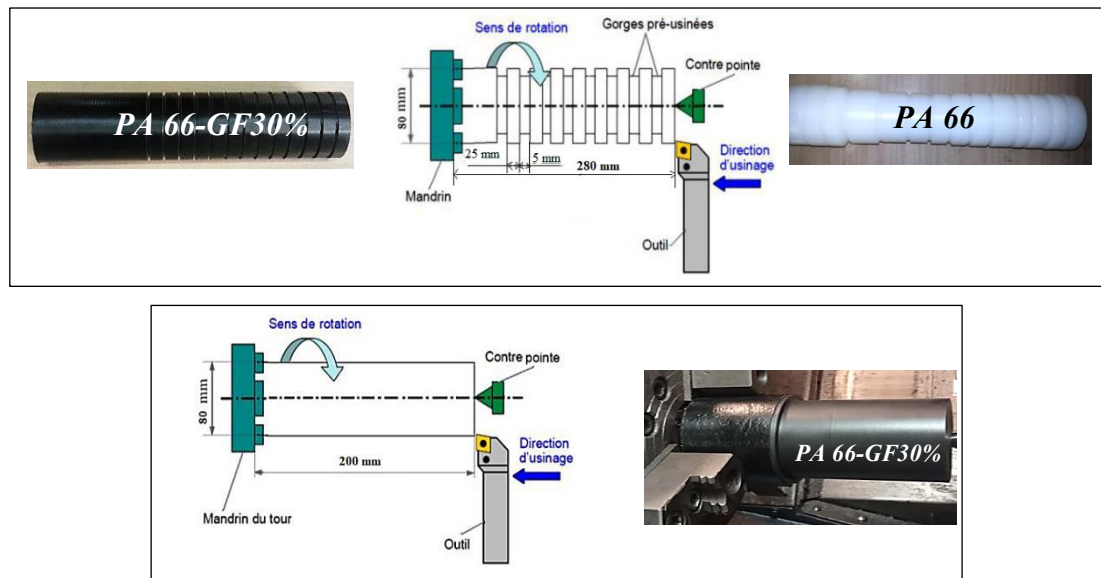


Figure II.1 Éprouvettes pour les essais de Taguchi (L9 et L18)

Tableau II.1 Propriétés du polyamide PA66 et du composite PA66-GF30%

Propriétés	PA66-GF30%	PA 66	Unité
Densité	1,35	1,14	g/cm ³
Absorption d'humidité	1,7	2,8	%
Dureté : encoche à bille H _{358/30}	240	170	(Mpa)
Dureté Shore D	86	80	Echelle D
Module d'élasticité en traction	4 800	3000	(Mpa)
Température de fusion	+ 255	265	°C
Conductivité thermique	0,27	0,23	W/ (K.m)
Gamme de température de fonctionnement	-30 à +150	-30 à +100	°C

II.2.2 Machine – outil

Les expériences de Taguchi L9 ont été menées sur un banc d'essai, illustré à la figure II.2, comprenant un tour conventionnel TOS TRENCIN modèle SN40C. Cette machine est dotée d'un moteur électrique d'une puissance de 6,6 kW, avec une vitesse de rotation du mandrin variant de 45 à 2000 [tr/min] et une avance comprise entre 0,08 et 6,4 [mm/tour].



Figure II.2 Tour TOS TRENCIN modèle SN40C

Afin d'assurer la précision des essais, divers réglages et opérations de maintenance ont été réalisés sur la machine. Pour ajuster avec exactitude la vitesse de rotation requise, le tour a été équipé d'un variateur de fréquence ABB série ACS355, permettant de sélectionner des vitesses non disponibles dans la boîte de vitesses mécanique. De plus, un capteur de vitesse a été intégré afin de mesurer avec précision le nombre de tours effectués (Figure II.3).

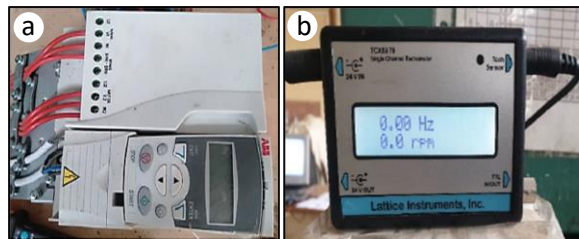


Figure II.3 Réglage précis de la vitesse de rotation à l'aide de : **a)** Variateur de fréquence ABB et **b)** Capteur de vitesse

En revanche, les essais suivant le plan Taguchi L18 ont été effectués sur un tour à commande numérique (CNC) de type Good Way GA-230 (Figure II.4). Cette machine-outil est équipée d'un moteur avec une puissance de $P_m = 11$ kW, ce qui permet une plage de vitesse de rotation du mandrin (N) comprise entre 20 et 4 200 tr/min.



Figure II.4 Tour CNC de type Good Way GA-230

II.2.3 Plaquettes de coupe et porte-outils

Deux types de plaquettes amovibles ont été utilisés dans cette étude, chacun monté sur un porte-outil spécifique. Pour le plan expérimental Taguchi L9, des plaquettes carrées en carbure métallique WC (carbure de tungstène), référence SPGR 120308 (Figure II.4.a), ont été utilisées. Elles ont été montées sur un porte-outil ISO désigné CSDPN 25 25 M12. Pour les essais Taguchi L18, deux types de plaquettes de coupe triangulaires, TCMT16T304 et TCMT16T308 (Figure II.5 (b-c)), ont été utilisés. Elles ont été montées sur un porte-outil ISO CTGPL2525M16. Chaque plaquette est équipée d'un insert en diamant polycristallin (PCD). Le tableau II.2 présente les caractéristiques dimensionnelles des plaquettes utilisées, tandis que les spécifications des porte-outils sont détaillées dans le tableau II.3.

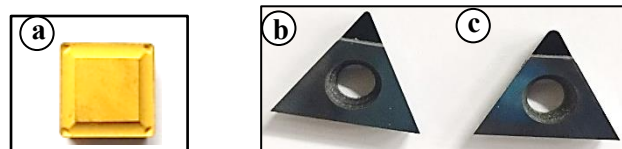


Figure II.5 Différents plaquettes de coupe : a) SPGR 120308, b) TCMT16T304 et c) TCMT16T308

Tableau II.2 Caractéristiques dimensionnelles des deux plaquettes de coupe

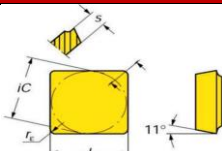
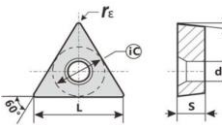
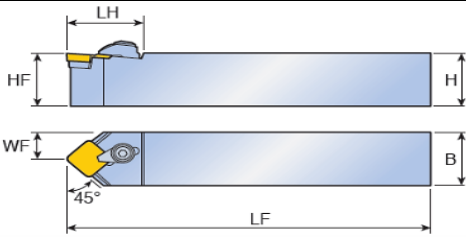
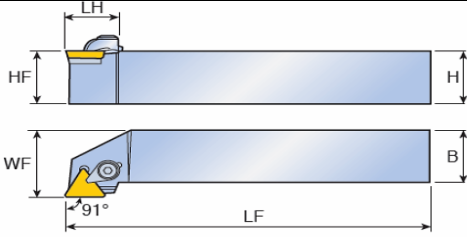
Désignation	Forme de la plaquette	Angle de Dépouille (P)	Diamètre du cercle inscrit (IC)	Longueur de l'arête (l)	Epaisseur de la plaquette (S)	Rayon du bec (r _ε)	Nمبر d'arête de coupe
SPGR 120308		Angle positif (11°)	12.7	12	3.18	0.8	4
TCMT16T304 (PCD)		Angle positif (7°)	9.525	16.5	3.97	0.4	1
TCMT16T308 (PCD)						0.8	1

Tableau II.3 Spécifications des deux porte-outils (CSDPN 25 25 M12 et CTGPL2525M16)

Porte-outils CSDPN 25 25 M12						Porte-outils CTGPL2525M16					
											
											
LF	H	B	HF	LH	WF	LF	H	B	HF	LH	WF
150	25	25	25	29	12.5	150	25	25	25	25	32

II.2.4 Instruments de mesure

Pour effectuer les mesures des paramètres étudiés, nous avons utilisé les instruments de mesure suivants :

- **Dynamomètre KISTLER** pour l'analyse des efforts de coupe.
- **Rugosimètre 2D et 3D** pour l'évaluation de la rugosité des surfaces usinées.
- **Microscope à balayage électronique Tescan VEGA** pour l'observation et l'analyse détaillée de la microstructure des surfaces.

II.2.4.1 Dispositif de mesure des efforts de coupe

La mesure des efforts de coupe lors des essais du plan Taguchi L9 sur les polyamides a été réalisée à l'aide d'une plate-forme dynamométrique Kistler 9257B équipée de quatre capteurs piézoélectriques. Le système d'acquisition des efforts est composé d'un panneau de commande Kistler 5019A, d'une carte d'acquisition pour la conversion des signaux analogiques en données numériques ainsi que le logiciel DynoWare a servi de plateforme d'acquisition et d'analyse de données pour cette étude. En revanche, dans le cadre des essais réalisés selon le plan Taguchi L18, les efforts de coupe ont été mesurés à l'aide d'une plateforme dynamométrique Kistler 9257B, équipée de quatre capteurs piézoélectriques. Le système d'acquisition des efforts comprenait un panneau de commande Kistler 5233A, une carte d'acquisition pour la conversion des signaux analogiques en données numériques et le logiciel DynoWare, qui facilitait la collecte, le traitement et l'analyse des données (Figure II.6).

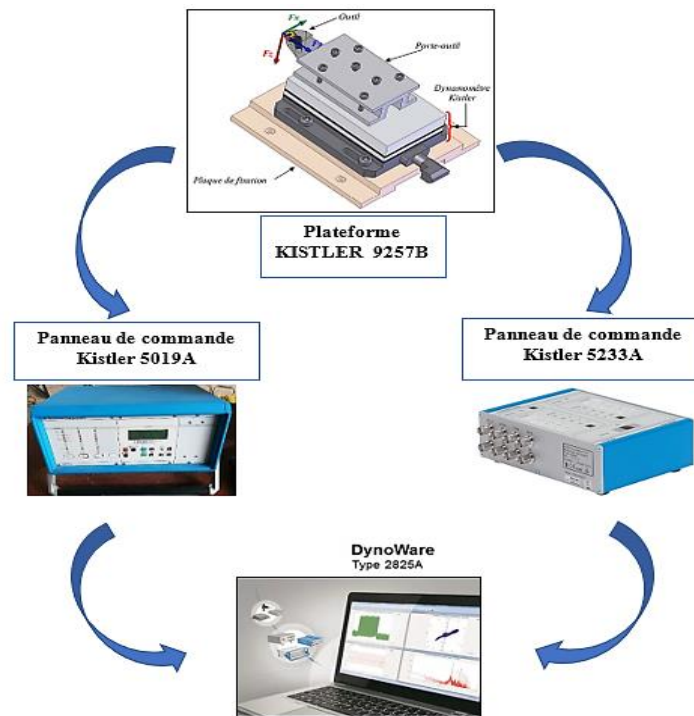


Figure II.6 Dispositif de mesure des efforts de coupe

II.2.4.2 Rugosimètre 2D et 3D

A. Rugosimètre 2D

Pour l'évaluation des paramètres de rugosité, nous avons utilisé un rugosimètre 2D SurfTest 210 (Mitutoyo) (Figure II.7). Cet instrument est équipé d'un palpeur en diamant avec un rayon de pointe de $5\text{ }\mu\text{m}$, qui se déplace linéairement sur la surface à analyser. Afin d'assurer une précision optimale et d'éliminer les erreurs liées au démontage de la pièce, les mesures ont été effectuées directement sur la machine après l'usinage. Trois mesures répétées ont été réalisées sur la surface usinée, en s'appuyant sur trois lignes de référence espacées de 120° . La valeur finale de la rugosité a été déterminée en calculant la moyenne de ces trois mesures.



Figure II.7 Rugosimètre 2D SurfTest 210 « Mitutoyo »

B. Rugosimètre 3D

Pour une analyse détaillée de la surface usinée, l'appareil de métrologie optique Altisurf® 500 (Figure II.8) offre une étude précise de la topographie grâce à des capteurs optiques de haute résolution. Il se compose de plusieurs éléments garantissant stabilité et précision des mesures, notamment quatre poignées de transport amovibles fixées sur le marbre pour faciliter

le déplacement de la platine, un jeu de quatre amortisseurs antivibratoires et un ensemble de cales-étalon (plan de verre, cale de rugosité, cale de step) pour l'étalonnage et la validation des mesures. Le système est piloté par le logiciel Phénix, qui permet de configurer les paramètres et d'exécuter les mesures via une interface graphique intuitive. Un composant serveur assure une communication continue avec l'appareil et gère les cartes de traitement intégrées à l'ordinateur industriel. Une fois les mesures réalisées, le logiciel Altimap prend en charge l'analyse des données, offrant une visualisation détaillée et une interprétation avancée des textures et microstructures.

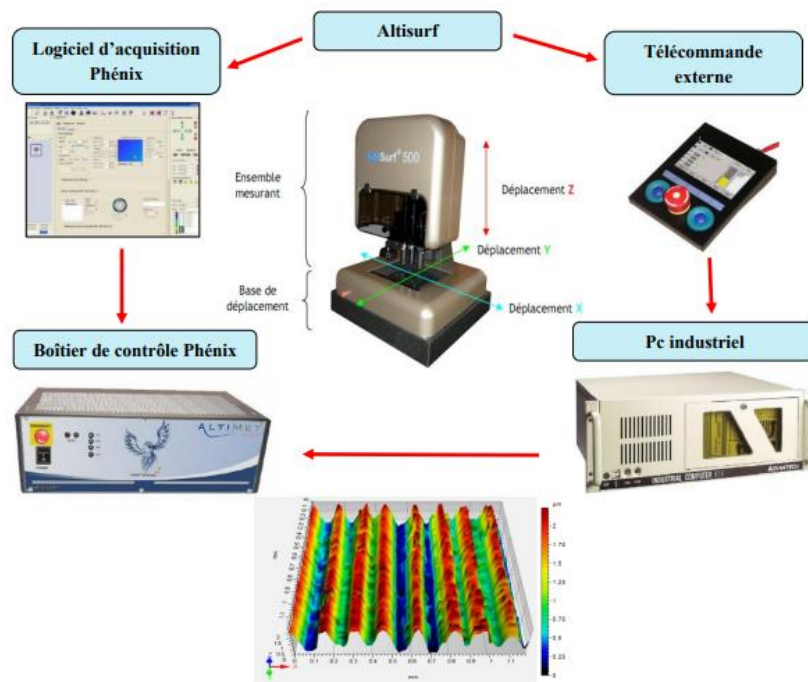


Figure II.8 Dispositif de mesure de la rugosité 3D

II.2.4.3 Caméra thermographie IR

Une caméra thermographique infrarouge RayCam C.A 1884 (Figure II.9) a été utilisée pour mesurer la température générée dans la zone de coupe. Ce dispositif compact et ergonomique se distingue par sa facilité d'utilisation et ses performances avancées. Il intègre une technologie de détection de haute précision, un traitement infrarouge sophistiqué des images et une interface informatique intuitive. La RayCam C.A 1884 offre une plage de mesure allant de -20°C à 600°C et est équipée d'un laser mono-point avec un réglage d'émissivité variable entre 0 et 1, un paramètre essentiel pour une évaluation précise de la température des surfaces analysées. Afin d'optimiser l'exploitation des données, le logiciel RayCAM Report a été développé pour fonctionner en synergie avec la caméra. Ce programme permet une visualisation détaillée des images thermiques et offre des outils avancés d'analyse par point, par ligne ou par zone. Grâce

à ses capacités de mesure et d'analyse de haute précision, la RayCAM C.A 1884 est l'une des caméras portatives de thermographie infrarouge les plus performantes du marché.

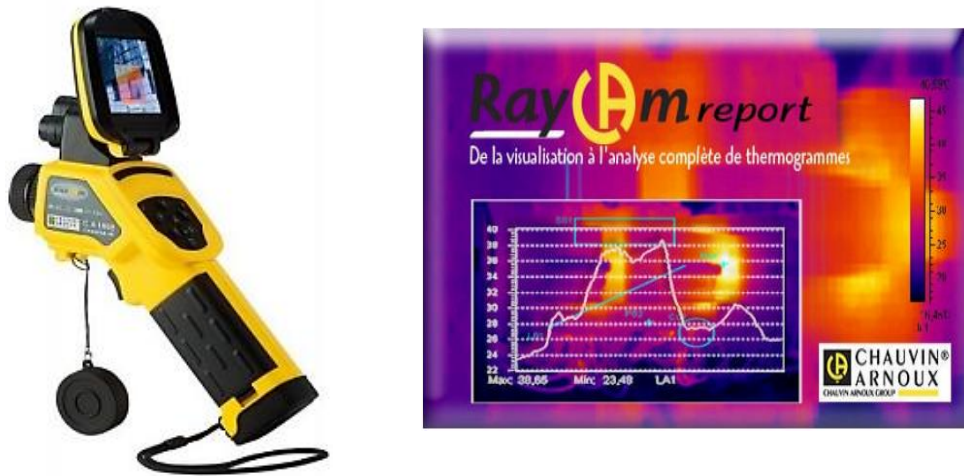


Figure II.9 Caméra thermographie infrarouge (C.A 1884) et logiciel RayCAM Report

II.2.4.4 Microscope électronique à balayage (MEB)

Le microscope électronique à balayage (MEB) FEI Quanta 250 (Figure II.10) permet l'observation topographique à l'échelle microscopique avec une profondeur de champ supérieure à celle de la microscopie optique, atteignant un grossissement de 10^5 fois ou plus. Son fonctionnement repose sur l'émission d'un faisceau d'électrons primaires, généré par un canon à électrons chauffant un filament de tungstène dans une colonne sous vide. Ce faisceau est focalisé sur l'échantillon à l'aide de lentilles électromagnétiques et de bobines défectrices, interagissant avec la surface pour produire divers signaux détectés et analysés selon la technique employée. Les électrons secondaires révèlent la topographie, tandis que les électrons rétrodiffusés mettent en évidence les variations chimiques. L'acquisition et le traitement des données sont réalisés avec le logiciel VISTA, qui convertit les signaux détectés en images haute résolution pour une caractérisation détaillée des échantillons. Les échantillons conducteurs peuvent être observés sous vide primaire sans préparation spécifique, tandis que les isolants nécessitent parfois un dépôt de film conducteur d'or ou de carbone. En complément, la spectroscopie à dispersion d'énergie (EDS), couplée au MEB, permet une analyse chimique de surface en détectant les rayons X émis sous l'effet du bombardement électronique. Cette technique fournit des informations qualitatives et quantitatives, avec une profondeur de pénétration dépendante de l'énergie des électrons et du matériau étudié. Le détecteur EDS capte ces photons X caractéristiques, et un logiciel analyse le spectre obtenu afin de déterminer la composition élémentaire de l'échantillon.

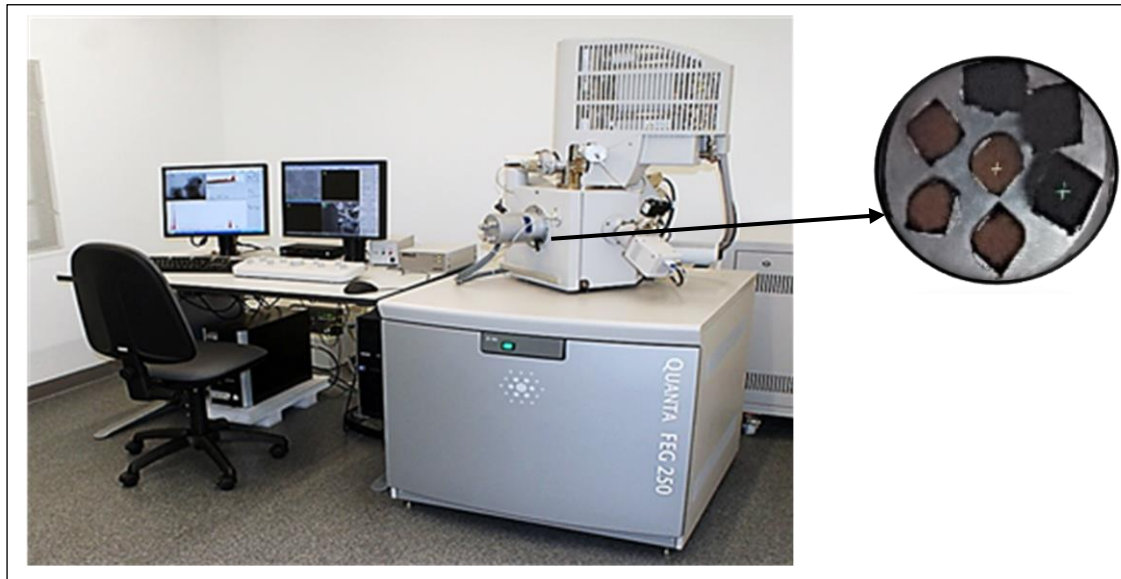


Figure II. 10 Analyseur MEB FEI QUANTA 250 FEG

II.3 Planification des expériences

La planification des expériences est une approche méthodique permettant d'optimiser l'organisation des essais dans le cadre de recherches scientifiques ou d'études industrielles. Son principe repose sur l'analyse d'un nombre restreint de points dans le domaine expérimental afin d'extrapoler le comportement global du phénomène étudié. Applicable à divers secteurs et industries, cette méthode aide techniciens et ingénieurs à comprendre l'influence des facteurs de variation sur un système donné en mesurant des réponses et en établissant des relations de cause à effet. En structurant efficacement les expériences, elle facilite le développement de modèles mathématiques capables de simuler des processus complexes, comme celui de la coupe, en définissant précisément le nombre d'essais nécessaires en fonction des variables et de leurs niveaux de variation [116]. Il existe deux méthodes principales de planification des expériences :

II.3.1 Approche expérimentale classique (Méthode paramétrique OFAT)

Les ingénieurs et les scientifiques mènent des études expérimentales en utilisant la technique du facteur unique, afin de comprendre l'influence d'une variable sur la performance. Dans cette approche, une variable ou un facteur est modifié(e) à la fois et les autres facteurs sont maintenus à une valeur fixe. La procédure est répétée en fonction du nombre de facteurs à étudier. L'expérimentateur/investigateur obtient des informations sur une variable au cours de l'expérience [117].

Les principaux avantages de l'approche « un facteur à la fois » sont énumérés ci-dessous [118-119] :

- Elle concentre ou estime l'espace de conception.
- Elle fournit des informations à l'expérimentateur qui souhaite réagir rapidement aux données et décider de la plage de fonctionnement (c'est-à-dire des valeurs maximales et minimales) d'un facteur.
- Elle permet de connaître la sensibilité du facteur indépendant, ce qui aide à éliminer les facteurs non significatifs et à classer les facteurs.

L'approche expérimentale « un facteur à la fois » présente des limitations significatives en termes d'efficacité et de précision. Elle requiert un nombre élevé d'essais pour atteindre un degré de fiabilité comparable aux méthodes multifactorielle, tout en empêchant l'estimation des interactions entre facteurs. De plus, elle limite la généralisation des conclusions et ne garantit pas l'identification d'une solution optimale globale. L'absence de modèles prédictifs restreint son application dans la modélisation et l'optimisation des processus, rendant cette approche inadaptée à l'analyse des interactions complexes et des relations non linéaires entre les variables étudiées [120].

II.3.2 Méthode de plan d'expériences « Méthode multifactorielle »

La méthode multifactorielle ou plan d'expériences (DOE) est une approche statistique permettant d'analyser l'influence simultanée de plusieurs facteurs sur une réponse tout en optimisant le nombre d'essais. Cette méthodologie permet de développer des modèles prédictifs pour simuler des systèmes complexes en prenant en compte les interactions entre facteurs. Son objectif principal est d'établir une relation fonctionnelle $Y=f(X_i)$, garantissant une modélisation précise tout en minimisant les ressources expérimentales nécessaires [121]. En fonction des besoins spécifiques d'une étude, plusieurs types de plans d'expériences peuvent être utilisés :

- **Plan factoriel complet** : Il s'agit de l'un des plans les plus exhaustifs, où toutes les combinaisons possibles des niveaux des facteurs sont testées. Cette approche permet d'évaluer l'effet individuel de chaque facteur ainsi que leurs interactions, mais elle peut rapidement devenir coûteuse en raison du nombre élevé d'essais requis.
- **Plan factoriel fractionnaire** : Ce plan permet d'estimer les effets principaux et certaines interactions tout en réduisant le nombre total d'expériences, offrant ainsi un bon compromis entre précision et faisabilité expérimentale.
- **Plan de Taguchi** : Conçu pour optimiser la robustesse des procédés, ce plan vise à identifier les niveaux optimaux des facteurs afin de minimiser la variabilité des réponses et améliorer la qualité globale du processus, même en présence de perturbations extérieures.

- **Plans en blocs aléatoires** : Ces plans sont utilisés pour contrôler les variations non maîtrisées en regroupant les essais en blocs homogènes. Ils permettent de réduire l'impact des facteurs confondants et d'améliorer la précision des comparaisons entre traitements expérimentaux.
- **Plan composite central (PCC)** : Principalement utilisé pour l'optimisation des processus, ce plan ajuste les niveaux des facteurs autour d'un point central et explore également les valeurs extrêmes. Il permet d'approximer des modèles quadratiques et d'identifier les conditions optimales du système étudié.
- **Plans d'expériences séquentiels** : ajustent les essais successifs en fonction des résultats précédents pour une optimisation progressive.
- **Plans de mélange** : sont appliqués lorsque les facteurs sont contraints par une relation de dépendance, empêchant leur ajustement indépendant, comme dans les formulations où la somme des proportions doit être constante.
- **Plans de Box-Behnken** optimisent les systèmes non linéaires en réduisant le nombre d'essais tout en garantissant une bonne précision des modèles prédictifs

L'application d'un plan d'expériences approprié optimise la précision des analyses, réduit les coûts et améliore la modélisation. Dans notre étude, nous avons utilisé le plan de Taguchi, une approche statistique largement employée en ingénierie et la conception de produits.

II.4 Démarche expérimentale

L'étude des effets des conditions de coupe sur les performances du processus a été menée en appliquant une approche fondée sur les plans d'expériences. La conception des essais et l'analyse des données ont été réalisées à l'aide des logiciels Design-Expert 12 et Minitab 18, spécialisés dans l'optimisation des expériences et le traitement statistique des résultats. Les paramètres de sortie étudiés incluent la qualité de surface, l'efforts de coupe, la consommation énergétique et le débit de matière enlevé. Ces critères sont influencés par plusieurs variables d'entrée, telles que la vitesse de coupe (V_c), l'avance par tour (f), la profondeur de passe (a_p) et le rayon de l'outil (r). La méthodologie adoptée pour chaque type d'étude s'articule autour des étapes suivantes :

- **Définition des objectifs** : préciser les finalités des essais et les résultats attendus.
- **Sélection des paramètres** : identifier les variables d'entrée (facteurs) et les variables de sortie (réponses) pertinentes.
- **Choix du plan expérimental** : déterminer la méthode la plus appropriée pour structurer les essais.

- **Réalisation des expériences** : exécuter les tests selon le plan établi.
- **Analyse des effets** : identifier les facteurs ayant un impact significatif sur les réponses.
- **Modélisation prédictive** : élaborer des modèles mathématiques permettant d'anticiper les réponses en fonction des facteurs.
- **Optimisation des paramètres** : rechercher les conditions expérimentales idéales pour maximiser les performances.
- **Validation des résultats** : vérifier la fiabilité des conclusions par des tests complémentaires.

La démarche expérimentale repose en premier lieu sur la détermination du nombre d'essais requis, qui dépend des facteurs clés influençant le processus (variables d'entrée) ainsi que du nombre de niveaux associés à ces facteurs. Dans cette étude, trois approches expérimentales ont été adoptées :

- ✓ Essais basés sur la méthode paramétrique (OFAT)
- ✓ Essais selon le plan de Taguchi (L9)
- ✓ Essais selon le plan de Taguchi (L18)

II.4.1 Conditions de coupe et plan expérimental

Les conditions de coupe jouent un rôle essentiel dans la qualité et l'efficacité de l'usinage. Pour optimiser ces paramètres, l'utilisation d'un plan d'expériences permet d'identifier les facteurs les plus influents tout en réduisant le nombre d'essais nécessaires. Dans cette étude, l'ensemble des tests a été réalisé sans lubrification, afin d'évaluer précisément l'impact des conditions de coupe sur le processus d'usinage.

Pour les tests paramétriques, les conditions de coupe utilisées sont indiquées dans le tableau II.4, ce qui permet d'évaluer les paramètres de sortie (F_z , R_a , T° , la formation de copeaux et la rugosité 3D).

Tableau II.4 Conditions de coupe pour les expériences de l'OFAT

Paramètres de sortie	Fixation des entrées	Valeurs de fixation des entrées	Variantes d'entrée	Valeurs des variantes d'entrée
Fz, Ra, T° et formation de copeaux	f [$mm \times tr^{-1}$]	0.09	Vc [$m \times min^{-1}$]	90, 125, 170, 220
	ap [mm]	1		
	Vc [$m \times min^{-1}$]	200	f [$mm \times tr^{-1}$]	0.09, 0.14, 0.18, 0.22
	ap [mm]	1		
	Vc [$m \times min^{-1}$]	200	ap [mm]	0.75, 1.25, 2, 2.75
	f [$mm \times tr^{-1}$]	0.09		
Rugosité de surface 3D	Vc [$m \times min^{-1}$]	200	f [$mm \times tr^{-1}$]	0.08, 0.16, 0.24
	ap [mm]	1		

Dans ce premier plan d'expérience, trois facteurs de base ($k=3$) ont été identifiés : V_c , f et a_p , chacun comportant trois niveaux de variation ($q=3$) (niveau 1, niveau 2, niveau 3), comme illustré dans le tableau II.5. Toutefois, l'utilisation d'un plan factoriel complet aurait engendré un nombre d'expériences trop élevé, rendant l'expérimentation plus coûteuse et plus longue. Afin de surmonter cette contrainte, nous avons opté pour un plan de Taguchi L 9 (q^k) (tableau II.6), permettant ainsi de réduire le nombre d'essais tout en optimisant les moyens disponibles.

Tableau II.5 Paramètres de coupe et leurs niveaux pour un plan L9

Facteurs	A	B	C
Niveaux	$V_c [m \times min^{-1}]$	$f [mm \times tr^{-1}]$	$a_p [mm]$
Min	80	0.08	0.5
Medium	115	0.12	1
Max	206	0.16	2

Tableau II.6 Réseau orthogonal L9 et plan d'implantation expérimentale

N°	Paramètres codés			Paramètres non codés		
	A	B	C	$V_c [m \times min^{-1}]$	$f [mm \times tr^{-1}]$	$a_p [mm]$
1	1	1	1	80	0.08	0.5
2	1	2	2	80	0.12	1
3	1	3	3	80	0.16	2
4	2	1	2	115	0.08	1
5	2	2	3	115	0.12	2
6	2	3	1	115	0.16	0.5
7	3	1	3	206	0.08	2
8	3	2	1	206	0.12	0.5
9	3	3	2	206	0.16	1

Dans la deuxième série d'expériences, l'impact des paramètres de coupe (V_c , f , a_p et r) sur les différents paramètres technologiques a été étudié de manière approfondie. Nous avons adopté un plan de Taguchi L18, qui comprend 18 essais, avec trois facteurs (V_c , f et a_p) possédant trois niveaux de variation et un facteur, le rayon du bec (r), ayant deux niveaux. Ce choix repose sur l'utilisation d'un plan à niveaux variés afin d'optimiser l'expérimentation tout en réduisant le nombre d'essais nécessaires. Les conditions de coupe appliquées lors des différents essais sont présentées dans le tableau II.7, tandis que la matrice de planification, établie selon le plan de Taguchi L18 ($3^3 1^2$), est illustrée dans le tableau II.8. Il est important de souligner que tous les niveaux des facteurs d'entrée ont été sélectionnés conformément aux plages recommandées par le fabricant de l'outil de coupe.

Tableau II.7 Paramètres de coupe et leurs niveaux pour un plan L18

Facteurs	A	B	C	D
Niveaux	r [mm]	Vc [$m \times min^{-1}$]	f [$mm \times tr^{-1}$]	ap [mm]
Min	0.4	80	0.08	0.5
Moyen	-	115	0.12	1
Max	0.8	206	0.16	2

Tableau II.8 Réseau orthogonal L18 et plan d'implantation expérimentale

N°	Paramètres codés				Paramètres non codés			
	A	B	C	D	r [mm]	Vc [$m \times min^{-1}$]	f [$mm \times tr^{-1}$]	ap [mm]
1	1	1	1	1	0.4	120	0.1	0.6
2	1	1	2	2	0.4	120	0.17	1.2
3	1	1	3	3	0.4	120	0.24	1.8
4	1	2	1	1	0.4	220	0.1	0.6
5	1	2	2	2	0.4	220	0.17	1.2
6	1	2	3	3	0.4	220	0.24	1.8
7	1	3	1	2	0.4	320	0.1	1.2
8	1	3	2	3	0.4	320	0.17	1.8
9	1	3	3	1	0.4	320	0.24	0.6
10	2	1	1	3	0.8	120	0.1	1.8
11	2	1	2	1	0.8	120	0.17	0.6
12	2	1	3	2	0.8	120	0.24	1.2
13	2	2	1	2	0.8	220	0.1	1.2
14	2	2	2	3	0.8	220	0.17	1.8
15	2	2	3	1	0.8	220	0.24	0.6
16	2	3	1	3	0.8	320	0.1	1.8
17	2	3	2	1	0.8	320	0.17	0.6
18	2	3	3	2	0.8	320	0.24	1.2

II.4.2 Modélisation des paramètres technologiques

La modélisation des paramètres technologiques est un enjeu crucial pour l'optimisation des processus de fabrication. Cette tâche complexe nécessite une compréhension approfondie du processus de fabrication, des équations empiriques reliant les paramètres de performance aux paramètres d'entrée, des capacités des machines et de la définition d'un critère d'optimisation pertinent. La complexité croissante des processus de fabrication intelligents et le grand nombre de paramètres influents rendent les méthodes classiques de modélisation obsolètes. Pour atteindre des performances optimales, il est impératif d'adopter des techniques avancées de modélisation basées sur l'intelligence artificielle, telles que la régression statistique, le machine learning ou les métaheuristiques ...etc. Cependant, en raison de la complexité des opérations de coupe, il n'existe pas de méthode de modélisation universellement applicable. Au

fil du temps, la modélisation de l'usinage a évolué à travers trois approches principales : analytique, numérique et empirique [122].

II.4.2.1 Modélisation empirique

Dans notre étude, l'utilisation de l'approche empirique a été appréciée pour sa simplicité et sa précision dans la modélisation des processus de fabrication. Bien qu'elle nécessite des expérimentations poussées, elle offre des modèles pratiques et précis pour une utilisation industrielle, facilitant ainsi l'optimisation des opérations [123]. La figure II.11 montre la classification des diverses techniques de modélisation empirique.

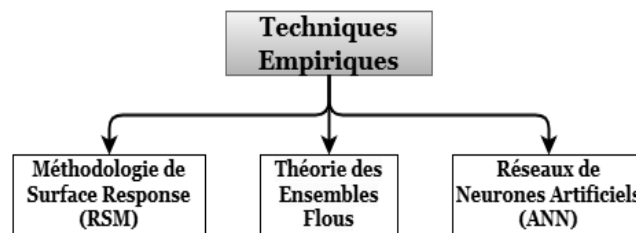


Figure II.11 Techniques de modélisation empirique

II.4.2.1.1 Méthode de surface de réponse (RSM)

La méthodologie des surfaces de réponse (RSM) est une approche de modélisation statistique utilisée pour analyser et optimiser les variables opérationnelles d'un système. Son principe repose sur la construction d'une surface de réponse empirique dans une région d'intérêt définie, permettant ainsi de prédire les réponses du système ou d'identifier les conditions optimales de fonctionnement afin d'atteindre des objectifs de performance spécifiques. La modélisation de la réponse est généralement réalisée à l'aide de techniques de régression, notamment via un modèle polynomial du second degré. Ce dernier établit une relation entre une variable de réponse y et un ensemble de variables explicatives X_i selon l'équation [124] :

$$Y = f(X_1, X_2, X_3, \dots, X_k) + \varepsilon \quad (\text{II.1})$$

Où ε : Erreur aléatoire du modèle.

Le modèle polynomial du second degré constitue un compromis entre flexibilité et complexité, permettant d'approximer des relations non linéaires tout en restant interprétable. Il intègre trois types d'effets des variables explicatives :

- ✚ Effets linéaires : $\beta_i X_i$
- ✚ Effets d'interaction : $\beta_{ij} X_i X_j$
- ✚ Effets quadratiques : $\beta_i X_i^2$

L'équation générale du modèle de surface de réponse du second degré s'écrit ainsi :

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

Où les coefficients β sont estimés à partir des données expérimentales. Ce modèle permet de caractériser la relation entre les facteurs d'entrée et la réponse du système, facilitant ainsi l'optimisation des conditions expérimentales pour maximiser ou minimiser une réponse d'intérêt. Les étapes de la méthodologie sont détaillées dans la figure II.12.

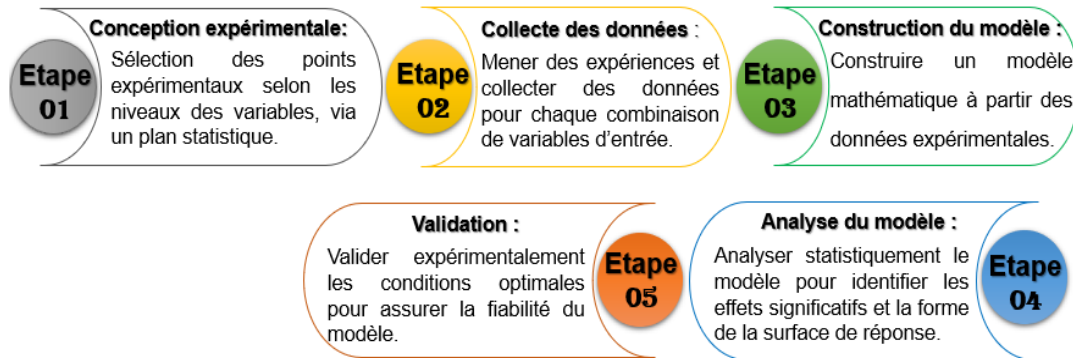


Figure II.12 Processus de la méthodologie de surface de réponse (RSM)

Le coefficient de détermination R^2 de la régression multilinéaire quantifie la proportion de la variance des valeurs de sortie expliquée par le modèle. Il est défini par le rapport de la dispersion des résultats et s'exprime par la relation suivante [125] :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{Avec} \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad \text{où} \quad \hat{y}_i : \text{réponse ajustée} \quad (\text{II.3})$$

Un coefficient R^2 proche de 1 indique un bon ajustement du modèle aux données, tandis qu'une valeur proche de 0 traduit une faible capacité explicative.

L'évaluation de la validité du modèle repose sur l'analyse de variance (ANOVA), qui permet d'examiner sa signification statistique et son niveau d'ajustement. Cet outil est également utilisé pour visualiser les surfaces de réponse et analyser simultanément l'influence ainsi que les interactions des paramètres de coupe sur les phénomènes étudiés.

II.4.2.1.2 Analyse de Variance ANOVA

L'Analyse de Variance (ANOVA) est une méthode statistique largement utilisée pour comparer les moyennes de plusieurs groupes et déterminer si les différences observées sont significatives. Elle permet d'évaluer l'influence de différents facteurs sur une variable de réponse en analysant la variance totale des données. Dans le cadre des expériences scientifiques et industrielles, l'ANOVA joue un rôle clé dans l'interprétation des résultats, en identifiant les effets individuels et les interactions entre les facteurs étudiés [126]. En segmentant la variabilité

des données en différentes composantes, elle aide à distinguer la part attribuable aux paramètres de contrôle de celle due aux erreurs expérimentales. Cette méthode est particulièrement utile dans les expériences multifactorielles, où plusieurs paramètres influencent simultanément la réponse étudiée. Son application permet ainsi d'optimiser les processus, de valider les modèles prédictifs et d'améliorer la prise de décision basée sur des analyses quantitatives rigoureuses. Pour évaluer la signification statistique des modèles de prédiction repose sur deux indicateurs clés : la valeur de probabilité (p-value) et la valeur de Fisher (F-value). Ces paramètres permettent de déterminer l'importance des facteurs étudiés dans l'analyse. En général, un facteur est considéré comme non significatif lorsque la valeur p est supérieure à 0,05 ($p > 0,05$), indiquant que son influence sur la réponse est négligeable. En revanche, si la valeur p est inférieure à 0,05 ($p < 0,05$), le facteur est jugé statistiquement significatif, ce qui signifie qu'il exerce un effet notable sur la variable étudiée. Cette évaluation quantitative garantit une interprétation fiable des résultats et permet de valider les modèles utilisés [127]. La figure II. 13 illustre les différents termes de l'ANOVA ainsi que les équations associées, offrant une représentation claire des calculs impliqués dans cette méthode d'analyse.

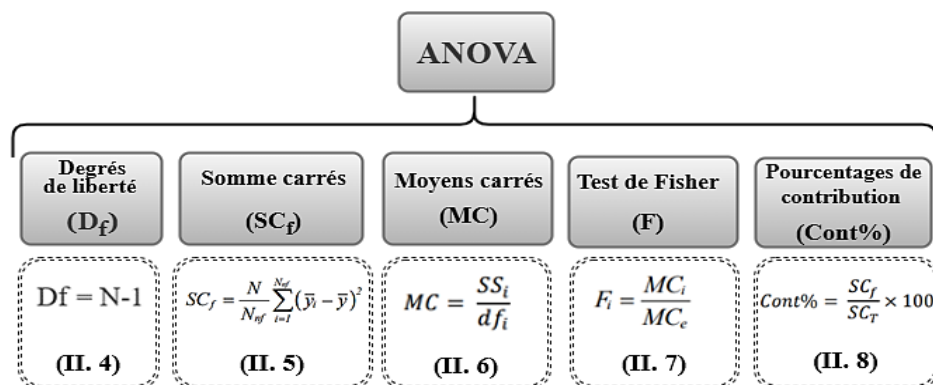


Figure II.13 Différents termes d'ANOVA et leurs équations

II.4.2.1.3 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) figurent parmi les méthodes les plus performantes en intelligence artificielle pour la modélisation empirique, en particulier pour les systèmes non linéaires. Inspirés des réseaux neuronaux biologiques, ils excellent dans des tâches complexes telles que la reconnaissance de formes, l'optimisation, la prédiction, la surveillance, la compression de données, ainsi que dans des domaines comme la parole, la vision et la médecine. Contrairement à des méthodes comme la méthode de MSR), les ANN offrent une modélisation plus précise, robuste et rapide des relations non linéaires entre les entrées et les sorties. Ce qui distingue les ANN est leur capacité d'apprentissage, leur résistance au bruit et leur aptitude à traiter des données imparfaites, en faisant des outils puissants pour

l'intelligence artificielle et l'automatisation. Ces réseaux sont constitués de neurones fonctionnant en parallèle, où les connexions entre eux influencent leur comportement, à l'instar du système nerveux biologique (Figure II.14). Un réseau peut être entraîné pour accomplir des tâches spécifiques, telles que la reconnaissance de caractères, en ajustant les poids des connexions entre neurones [128].

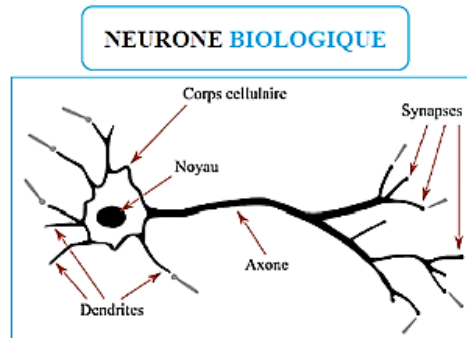


Figure I.14 Représentation Schématique d'un Neurone Biologique

Un réseau de neurones artificiels (ANN) (Figure II.15) est structuré autour de couches, de neurones et d'algorithmes d'apprentissage. Sa conception repose sur une collecte suffisante de données expérimentales et sur la définition d'une architecture adaptée, déterminant l'organisation des couches et des interconnexions. Un ANN multicouche comprend généralement une couche d'entrée, plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Le choix des paramètres essentiels, tels que le nombre de neurones, de couches et les interconnexions, est souvent effectué par expérimentation, bien que des règles spécifiques puissent guider cette sélection. Enfin, la normalisation des données dans l'intervalle $[0,1]$ est indispensable dans certains cas, comme en reconnaissance de formes.

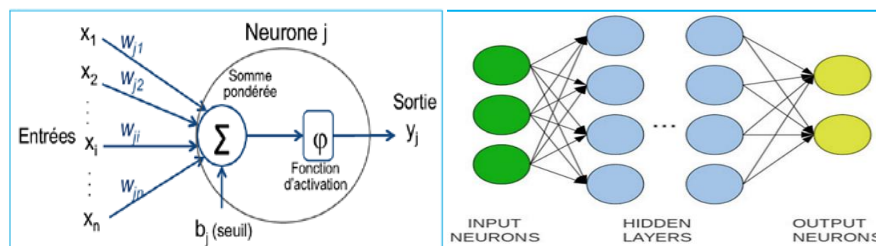


Figure I.15 Représentation Schématique d'un Neurone artificiels

II.4.2.1.4 Logique floue (FL)

Les systèmes flous (SF), ancrés dans la théorie des ensembles flous dont Lotfi Zadeh a été le pionnier, offrent une approche robuste de la modélisation et du contrôle de systèmes complexes, souvent non linéaires. La logique floue, bien que potentiellement moins précise que les systèmes traditionnels, reflète mieux les processus de décision humains. Également appelés

systèmes basés sur des règles floues, systèmes experts flous ou contrôleurs logiques flous, les SF formalisent deux capacités humaines essentielles : le raisonnement avec des informations imparfaites et l'exécution de tâches sans mesures ou calculs précis [129]. La figure II.16 illustre la différence fondamentale entre les ensembles classiques et les ensembles flous, deux concepts clés de la logique. À gauche, nous voyons un ensemble classique (A) avec un contour net et précis. Les éléments sont soit totalement inclus dans l'ensemble (comme l'élément "d"), soit totalement exclus (comme l'élément "c"). Il n'y a pas de zone intermédiaire. À droite, nous avons un ensemble flou (B) avec un contour flou ou graduel. Les éléments peuvent appartenir partiellement à l'ensemble, comme l'élément "f" qui se trouve dans la zone de chevauchement entre le jaune et le bleu. L'élément "e", quant à lui, appartient totalement à l'ensemble B, tandis que l'élément "c" n'appartient à aucun des deux ensembles. Les termes en bas de l'image explicitent clairement ces différents cas d'appartenance. En résumé, cette figure met en évidence la capacité de la logique floue à gérer l'incertitude et l'ambiguïté en permettant aux éléments d'avoir un degré d'appartenance variable, contrairement à la logique classique où l'appartenance est binaire (tout ou rien) [130].

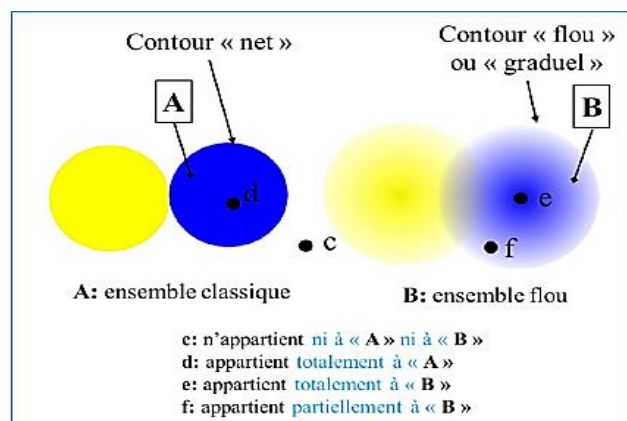


Figure II.16 Illustration de la Différence entre Ensembles Classiques et Flous

L'inférence floue, qui est au cœur des SF, permet de faire correspondre les entrées aux sorties à l'aide de fonctions d'appartenance, d'opérateurs logiques flous et de règles IF-THEN. Les fonctions d'appartenance définissent le degré d'appartenance d'une entrée à un ensemble flou (allant de 0 à 1) (Figure II.17). Il existe deux principaux types de systèmes d'inférence flous : Mamdani et Sugeno. Les ensembles flous, qui constituent la base des systèmes d'inférence flous, sont des ensembles dont les limites ne sont pas infléchies, ce qui permet aux éléments d'avoir une appartenance partielle entre 0 et 1. La fonction d'appartenance définit cette correspondance entre les éléments et leur degré d'appartenance [131].

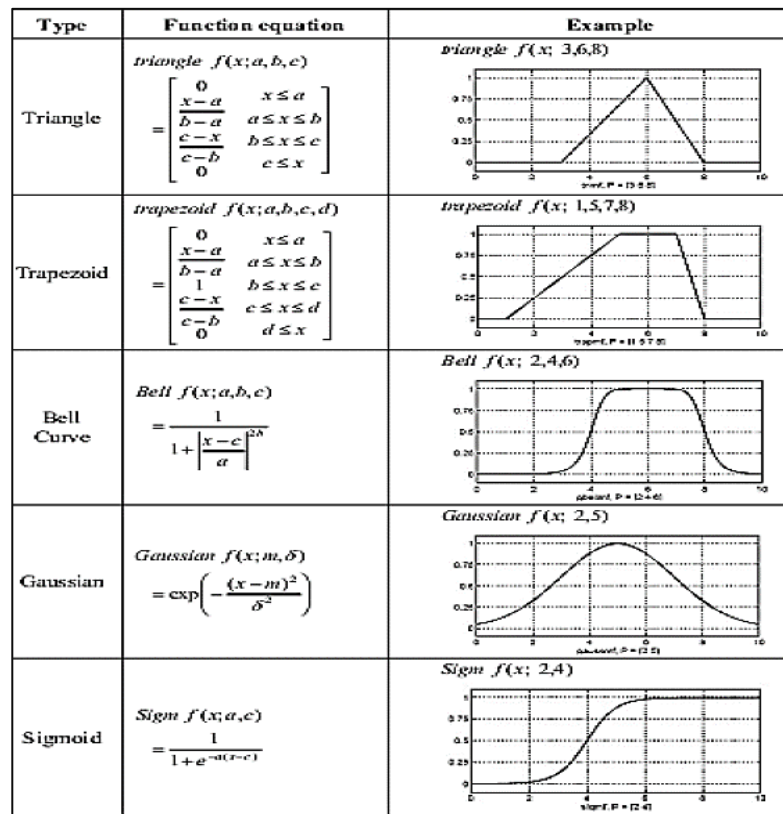


Figure II.17 Différents types de fonctions d'appartenance et leurs formules

Le système de logique floue est représenté dans la figure II.18, mettant en évidence ses principaux composants et leur interaction. Il comprend généralement une étape de fuzzification, où les variables d'entrée sont converties en ensembles flous, un moteur d'inférence basé sur des règles définies, et une phase de défuzzification permettant d'obtenir une sortie exploitable. Cette représentation visuelle facilite la compréhension du fonctionnement global du système et de son rôle dans la prise de décision en contexte incertain [132].

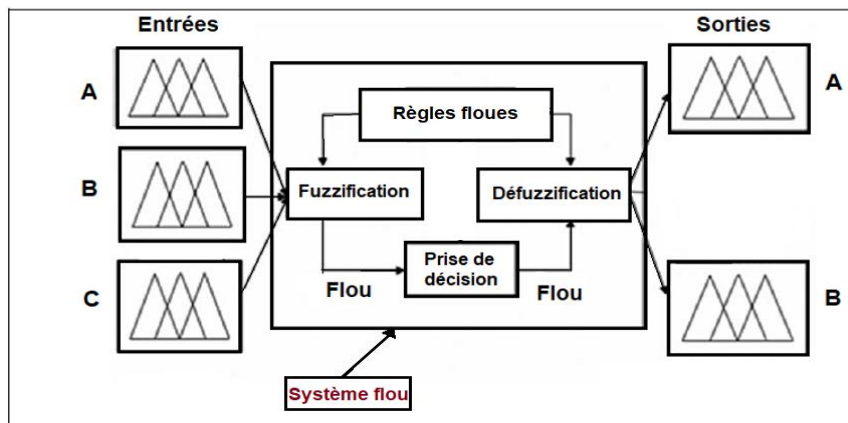


Figure II.18 Configuration d'un système logique flou

Le clustering est une technique clé pour regrouper des données similaires et faciliter l'initialisation des règles floues. L'un des principaux défis des systèmes flous réside dans la

sélection du nombre optimal de règles et la définition des fonctions d'appartenance. Les méthodes de clustering offrent une alternative efficace aux partitions en grille, en générant une base de règles plus compacte et en évitant l'explosion combinatoire dans les systèmes de grande dimension [133]. Parmi ces méthodes, le clustering soustractif (SC), introduit par Chiu en 1994 [134], se distingue par sa capacité à identifier automatiquement des clusters en fonction de la densité locale des données, contrairement aux techniques classiques comme le k-means, il détermine le nombre optimal de clusters sans paramétrage préalable. Cette approche est particulièrement utile pour l'initialisation des systèmes flous et des modèles de classification, en optimisant la génération des règles et en réduisant la complexité computationnelle.

II.5 Conclusion

Ce chapitre fournit une description détaillée des équipements utilisés pour l'usinage de deux types de polyamides, avec et sans renforcement (PA66 et PA66-GF30%), Il inclut notamment la machine-outil, les plaquettes de coupe et le porte-outil. De plus, les instruments de mesure mobilisés, tels que la plateforme KISTLER, le rugosimètre 2D et 3D, la caméra de thermographie infrarouge (IR) et le microscope électronique à balayage (MEB), sont également présentés. Enfin, la planification des expériences, les conditions de coupe mises en œuvre et les méthodes de modélisation employées sont détaillées. Le chapitre suivant (chapitre III) sera consacré à l'analyse des résultats expérimentaux obtenus lors des essais paramétriques (OFAT).

CHAPITRE III

*Étude de l'impact
des paramètres de
coupe sur l'usinage
des polyamides
(PA66-GF30 %
et PA66)*

III.1 Introduction

Les ingénieurs et les scientifiques mènent des études expérimentales en utilisant la technique d'un facteur à la fois, (one factor at the time OFAT), pour comprendre l'impact des variables d'entrée sur les paramètres de performance. Dans cette approche, une variable ou (un facteur) varie à la fois tout en gardant le reste des facteurs à une valeur fixe. La procédure est répétée en fonction du nombre de facteurs à étudier. L'expérimentateur/investigateur obtient des informations sur une variable au cours de l'exécution expérimentale. Ce chapitre est axé sur la présentation des différents résultats des tests paramétriques, lors de l'usinage de deux polyamides (PA66-GF30% et PA66) en utilisant un outil de coupe en carbure métallique de tungstène. L'objectif de ces tests, c'est l'investigation de l'impact de la variation des paramètres du processus de coupe, notamment : V_c [$m \times min^{-1}$], f [$mm \times tr^{-1}$] et ap [mm]) sur les réponses étudiées est investigué (la rugosité de surface [μm], l'effort de coupe tangentiel [N], la température de coupe [$^{\circ}C$] et la formation du copeau). En outre, une analyse de la topographie de la surface en 3D en fonction de la variation de l'avance a été aussi étudiée.

III.2 Approche OFAT (un facteur à la fois) pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66)

Lors de l'usinage du deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) avec un outil en carbure, l'impact de la variation des paramètres du processus de coupe sur les réponses étudiées est examiné à l'aide d'une technique expérimentale. Il s'agit de l'approche "OFAT" (un facteur à la fois), c'est-à-dire que les expériences sont réalisées en faisant varier un facteur à la fois tout en maintenant les autres facteurs constants. En fonction du nombre d'éléments à examiner, le processus est répété. Le tableau III. 1 présente les différentes conditions de coupe utilisées dans les expériences paramétriques (OFAT).

Tableau III. 1 Conditions de coupe pour les expériences OFAT

Fixation des entrées	Valeurs de fixation des entrées	Variante d'entrée	Valeurs des variantes d'entrée
f [$mm \times tr^{-1}$]	0.09	V_c [$m \times min^{-1}$]	90, 125, 170, 220
ap [mm]	1		
V_c [$m \times min^{-1}$]	200	f [$mm \times tr^{-1}$]	0.09, 0.14, 0.18, 0.22
ap [mm]	1		
V_c [$m \times min^{-1}$]	200	ap [mm]	0.75, 1.25, 2, 2.75
f [$mm \times tr^{-1}$]	0.09		

III.2.1 Impact des paramètres de coupe sur la rugosité de surface (R_a)

La figure III. 1 montre l'évolution de R_a lors de l'usinage à sec du deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) en fonction des facteurs d'entrée (V_c , a_p et f).

a. Impact de la vitesse de coupe (V_c)

La figure (III.1.a) illustre l'évolution de R_a [μm] en fonction de V_c tout en gardant respectivement l'avance et la profondeur de passe constantes ($f = 0.09$ [$\text{mm} \times \text{tr}^{-1}$] et $a_p = 1$ [mm]) constantes. Il ressort que l'augmentation de V_c de (90 à 220) [$\text{m} \times \text{min}^{-1}$] pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) conduit à une diminution de R_a de (1.59 % et 16.76%) respectivement. Par conséquent, la qualité de la surface s'améliore légèrement avec l'élévation de la vitesse de coupe. Des résultats similaires ont été rapportés par Eneyew et al, et Tekeyama et al [135-136].

b. Impact de l'avance (f)

Les résultats de la figure (III.1.b) exposent l'évolution de R_a en fonction de la variation de l'avance (f). On remarque que l'état de la surface se détériore d'une manière significative avec l'augmentation de f de (0.09 à 0.22) [$\text{mm} \times \text{tr}^{-1}$], induisant une augmentation de la rugosité R_a de (63.64 % et 71.43 %) pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) respectivement. On peut expliquer cette dégradation de l'état de surface par la formation des sillons hélicoïdaux résultant de la forme de l'outil et du mouvement hélicoïdal outil-pièce. Ces sillons sont d'autant plus profonds et plus larges que l'avance est élevée. On peut dire que l'effet de f est le plus important sur l'état de la surface usinée. Des résultats comparables ont été remarqués par Kini, M. V. et al [137].

c. Impact de la profondeur de passe (a_p)

La figure (III.1.c) présente l'évolution de R_a en fonction de la profondeur de passe (a_p) pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66). Les graphiques de la rugosité montrent que le paramètre (a_p) a un effet très faible par rapport à celui de l'avance. Pour les valeurs de la profondeur de passe qui varient entre (0.75 à 2.75) mm, on enregistre une augmentation de R_a de 12.42 % pour PA66-GF30 %, tandis que l'augmentation de R_a pour PA66 est de 14.10 %. Donc, la profondeur de passe (a_p) possède une influence limitée sur la qualité des surfaces usinées du polymère (PA66-GF30 % et PA66). Cette constatation permet de conclure que pour les travaux d'ébauchages et lorsque le débit du copeau enlevé (MRR) est recherché, il est conseillé d'augmenter la valeur de la profondeur de passe (a_p) au lieu de l'avance (f), car elle permet de favoriser le débit de copeau enlevé MRR sans pour autant augmenter d'une manière

drastique la valeur de Ra. Ces discussions concordent avec les travaux de recherche de Mahrous [139].

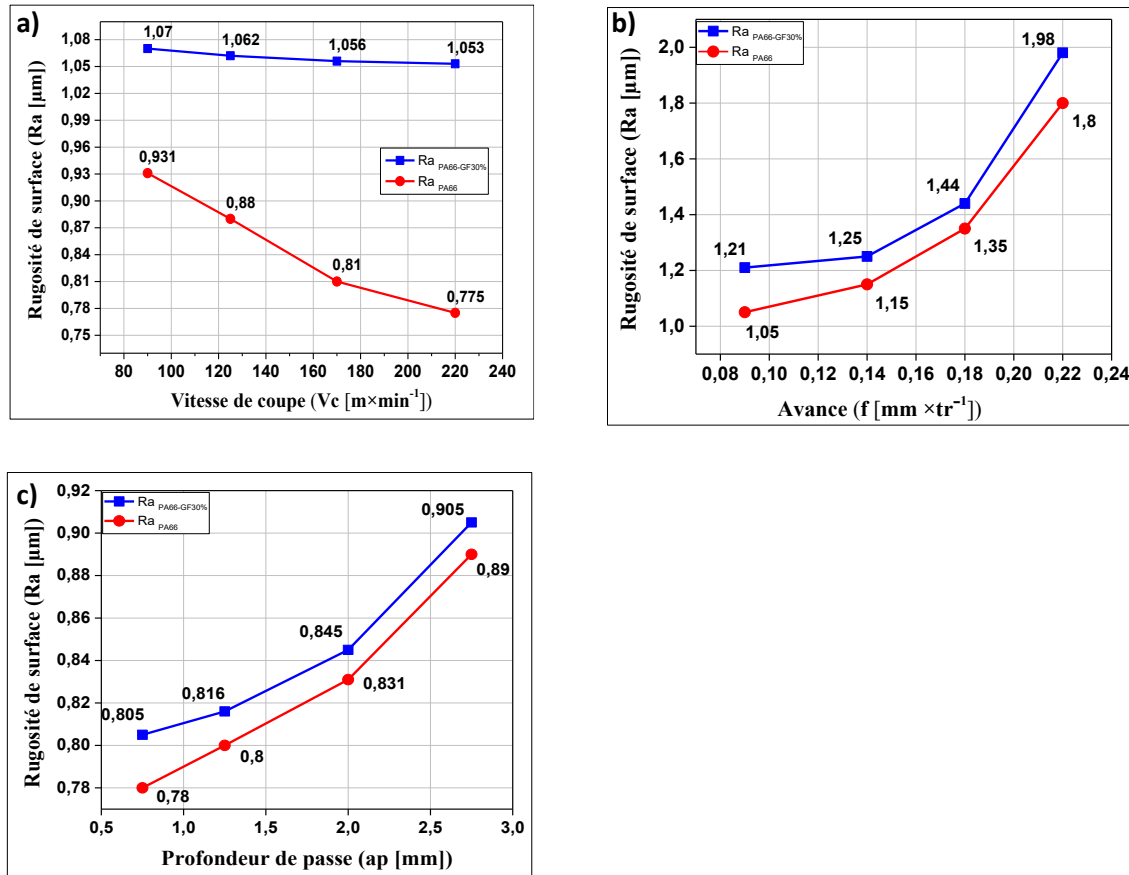


Figure III. 1 Evolution de Ra [μm] en fonction de : a) V_c [$m \times min^{-1}$], b) f [$mm \times tr^{-1}$] et c) a_p [mm].

III.2.2 Impact des paramètres de coupe sur l'effort de coupe tangentiel (F_z)

L'évolution de l'effort de coupe tangentiel (F_z) en fonction des conditions de coupe (V_c , f et a_p) lors de l'usinage de deux polyamides avec et sans renforcement (PA66-GF30 % et PA66) est présentée dans la figure III. 2.

a. Impact de la vitesse de coupe (V_c)

Les résultats obtenus dans la figure (III.2.a) illustrent l'évolution de F_z [N] en fonction de V_c , tout en gardant f et a_p constantes ($0,09$ [$mm \times tr^{-1}$] et 1 [mm]) respectivement. L'analyse des résultats montre une diminution de F_z [N] pour PA66-GF30 % et PA66 de (68.99% et 57.31 %) respectivement, lorsque V_c passe de (90 à 220) [$m \times min^{-1}$]. Ceci est dû à l'augmentation de la température dans la zone de coupe lorsque V_c augmente, ce qui rend le matériau plus ductile et facile à usiner [139].

b. Impact de l'avance (f)

La figure (III.2.b) montre l'évolution de (F_z) en fonction de f . On constate que pour le polyamide renforcé de fibres de verre, F_z augmente avec l'accroissement de f (121.68%), alors que pour le polyamide non renforcé, l'effort de coupe est augmenté de 163.73%, lorsque (f) passe de (0.09 à 0.22) [$\text{mm} \times \text{tr}^{-1}$]. Ceci est dû à l'augmentation de la section du copeau ($S = a_p \times f$), plus les facteurs (a_p et f) augmentent, plus la section (S) augmente, plus les efforts de coupe augmentent, ceci est largement discuté dans la littérature [140].

c. Impact de la profondeur de passe (a_p)

Les résultats obtenus sur la figure (III.2.c) présentent l'évolution de F_z [N] en fonction de a_p . On remarque que l'augmentation de F_z pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) respectivement de 453.13% et 416.02%, est due à l'accroissement de la profondeur de passe de 0.75 [mm] à 2.57 [mm]. Cela peut s'expliquer par le fait que l'épaisseur enlevée du copeau devient très importante, ce qui conduit à un volume plus important de la matière déformée et cela nécessite donc des efforts de coupe plus élevés [141].

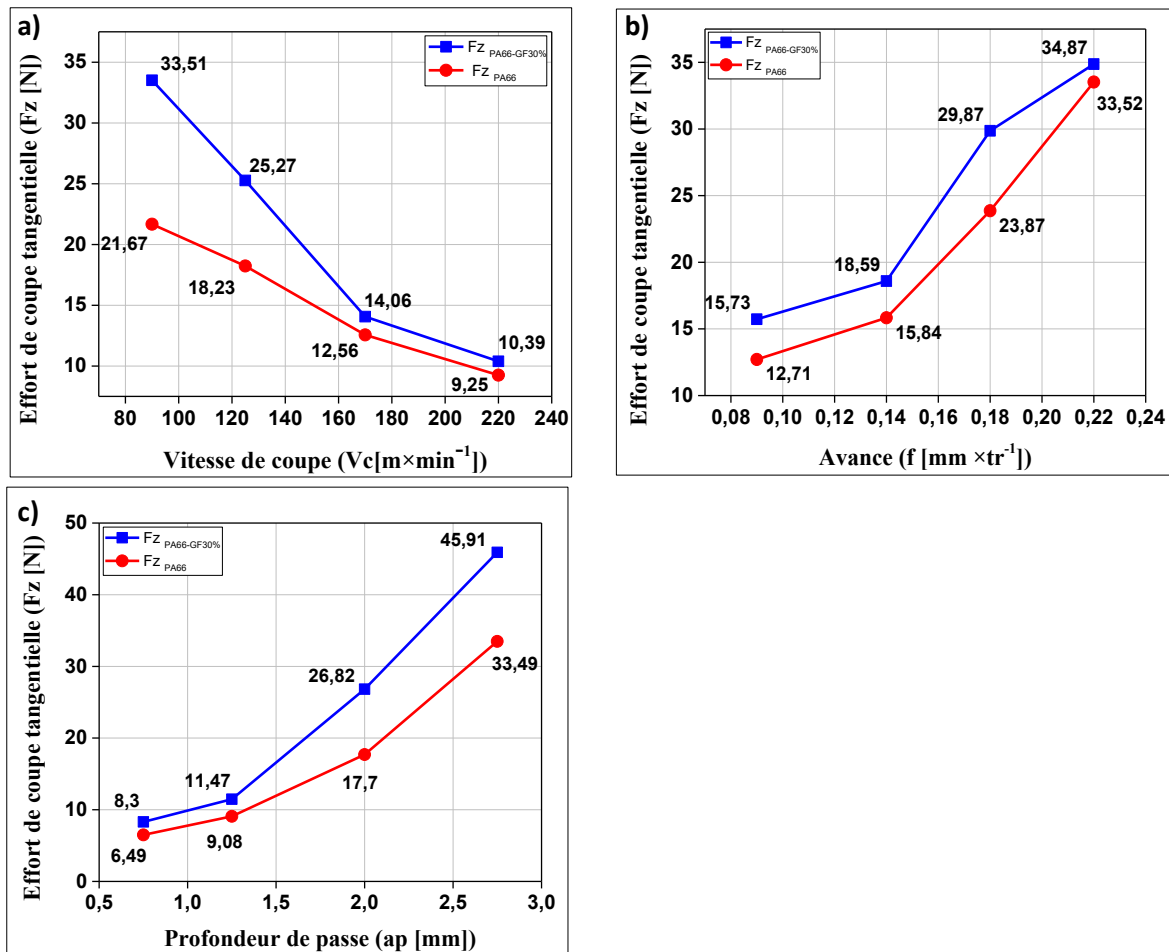


Figure III. 2 Evolution de F_z [N] en fonction de : a) V_c [$\text{m} \times \text{min}^{-1}$], b) f [mmtr^{-1}] et c) a_p [mm].

III.2.3 Impact des paramètres d'entrée sur la température de coupe

Les températures de coupe enregistrées par caméra thermique lors de l'usinage du polyamide non renforcé (PA66) et du polyamide renforcé (PA66-GF30 %) sont présentées dans la figure III.3, en fonction des conditions de coupe : (V_c , f et a_p). Les figures (III.4, III.5 et III.6) illustrent les photos en imagerie thermique de la température maximale dans la zone de contact entre l'outil de coupe et la surface usinée pour les différentes conditions de coupe.

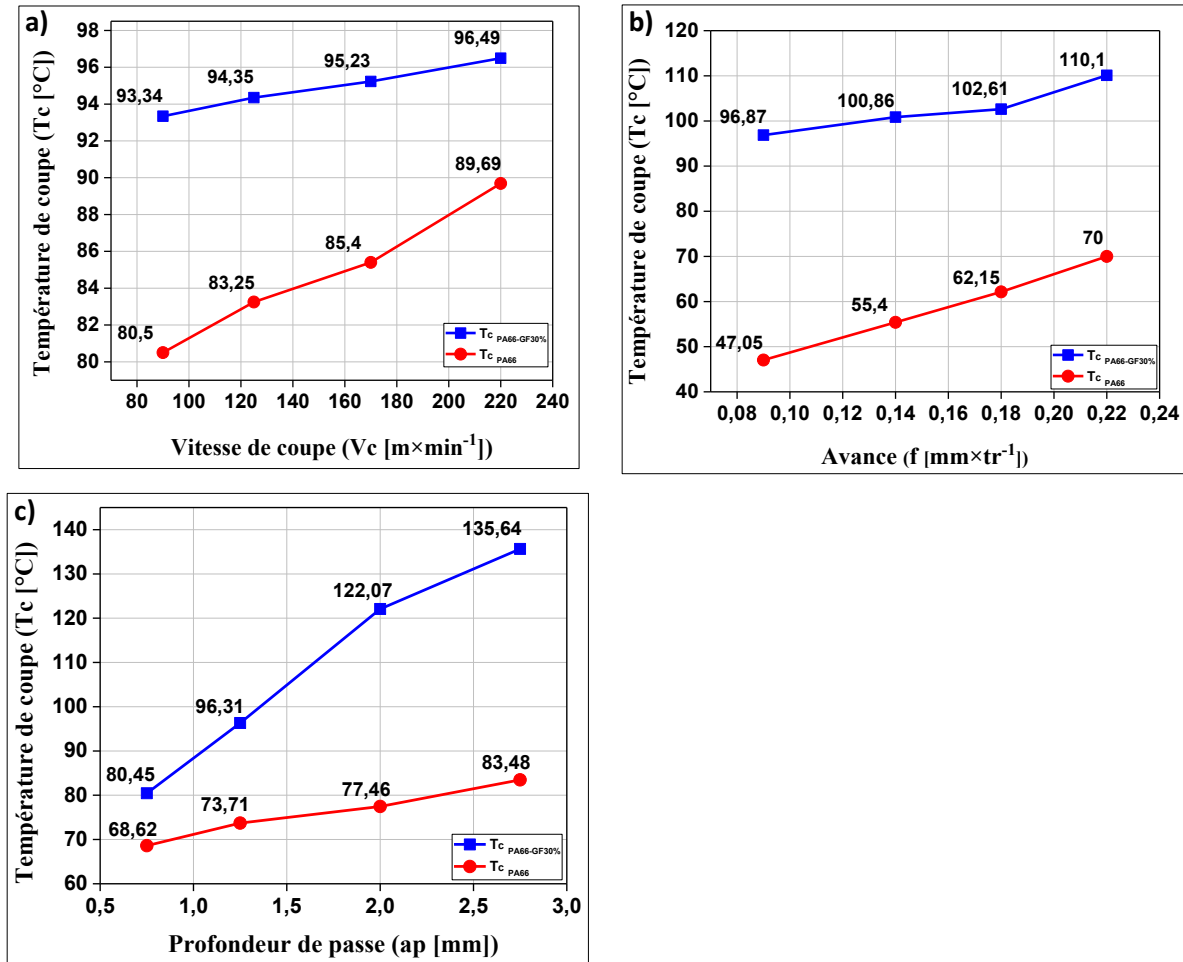


Figure III. 3 Evolution de la température dans la zone de coupe en fonction de : a) V_c [$m \times min^{-1}$],

b) f [$mm \times tr^{-1}$] et c) a_p [mm].

a. Impact de la vitesse de coupe (V_c)

La figure (III.3.a) montre l'évolution de la température dans la zone de coupe en fonction de la variation de V_c . En examinant les résultats, il est évident que lorsque V_c est augmentée de 90 à 220 [$m \times min^{-1}$], pour PA66-GF30 % la température dans la zone de contact augmente de la valeur 93.34 [°C] pour atteindre la valeur de 96.35 [°C], ce qui représente une augmentation de 3.37 %. Dans le cas du polyamide PA66, on observe une augmentation de la

température de la zone de contact de 11.42 %, passant de 80.5 [°C] à 89.69 [°C]. Le frottement dans la zone de coupe entre les différentes surfaces ainsi que la déformation plastique du copeau sont les causes de cette élévation. Ces résultats ont été confirmés par les images thermiques de la figure III.4. Des explications similaires ont été rapportées par D. Gómez-García [142], lors de l'usinage du polymère composite CFR-PEEK.

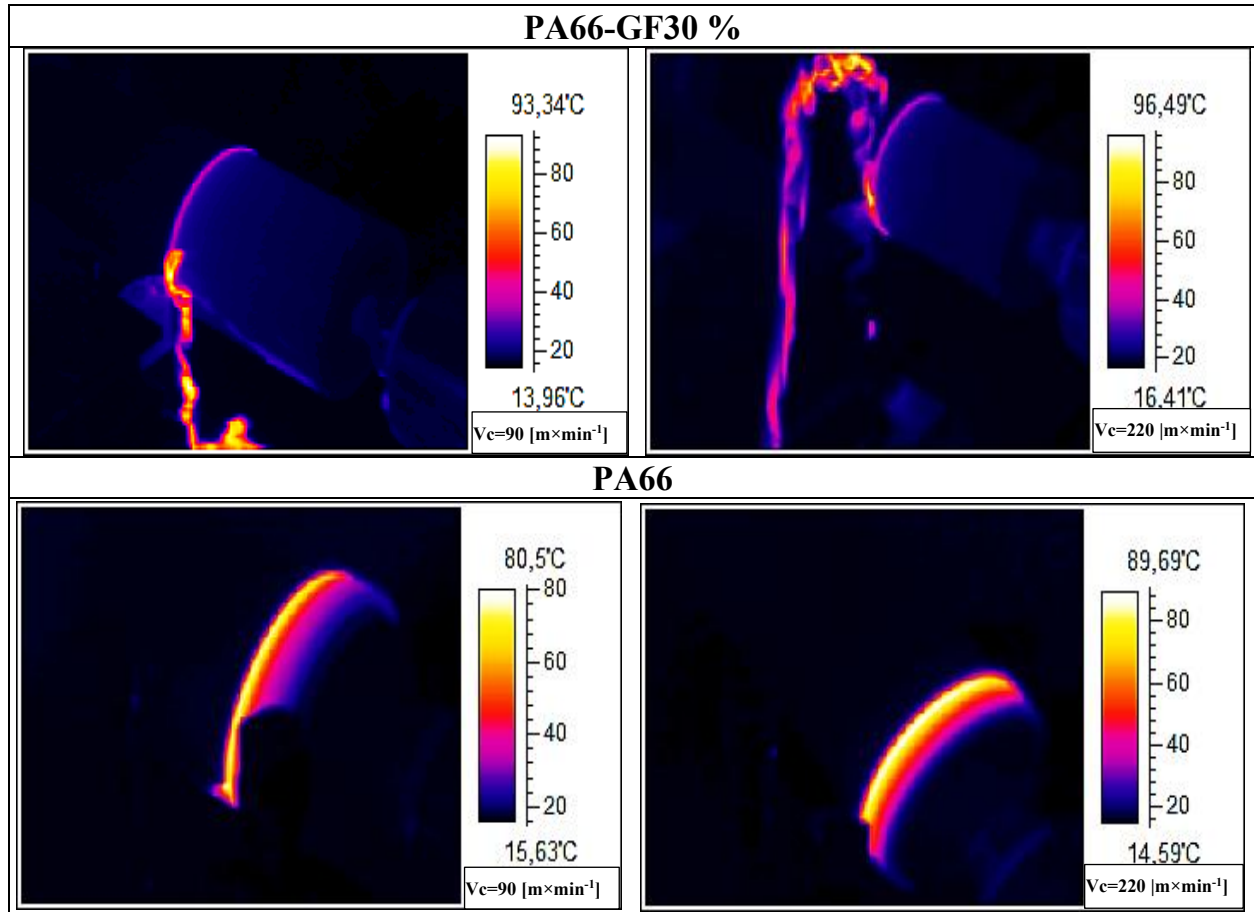


Figure III. 4 Photos en imagerie thermique de la température de coupe en fonctions de V_c [m·min⁻¹].

b. Impact de l'avance (f)

Les résultats de l'impact de f sur la température de coupe sont présentés dans la figure (III.3.b) et la figure III.5. Il est clair que l'augmentation de f de 0.09 à 0.22 [mm × tr⁻¹] provoque une augmentation de la température de coupe d'une valeur de 13.66 % pour le polyamide PA66-GF30 %, par contre, l'accroissement de la température de coupe pour le PA66 est de 48.78 %. Ceci s'explique aussi par l'existence des frottements ainsi que des efforts de coupe élevés provoqués par l'augmentation de la section du copeau. Ces résultats sont alignés avec ceux de Sun, S et al [143].

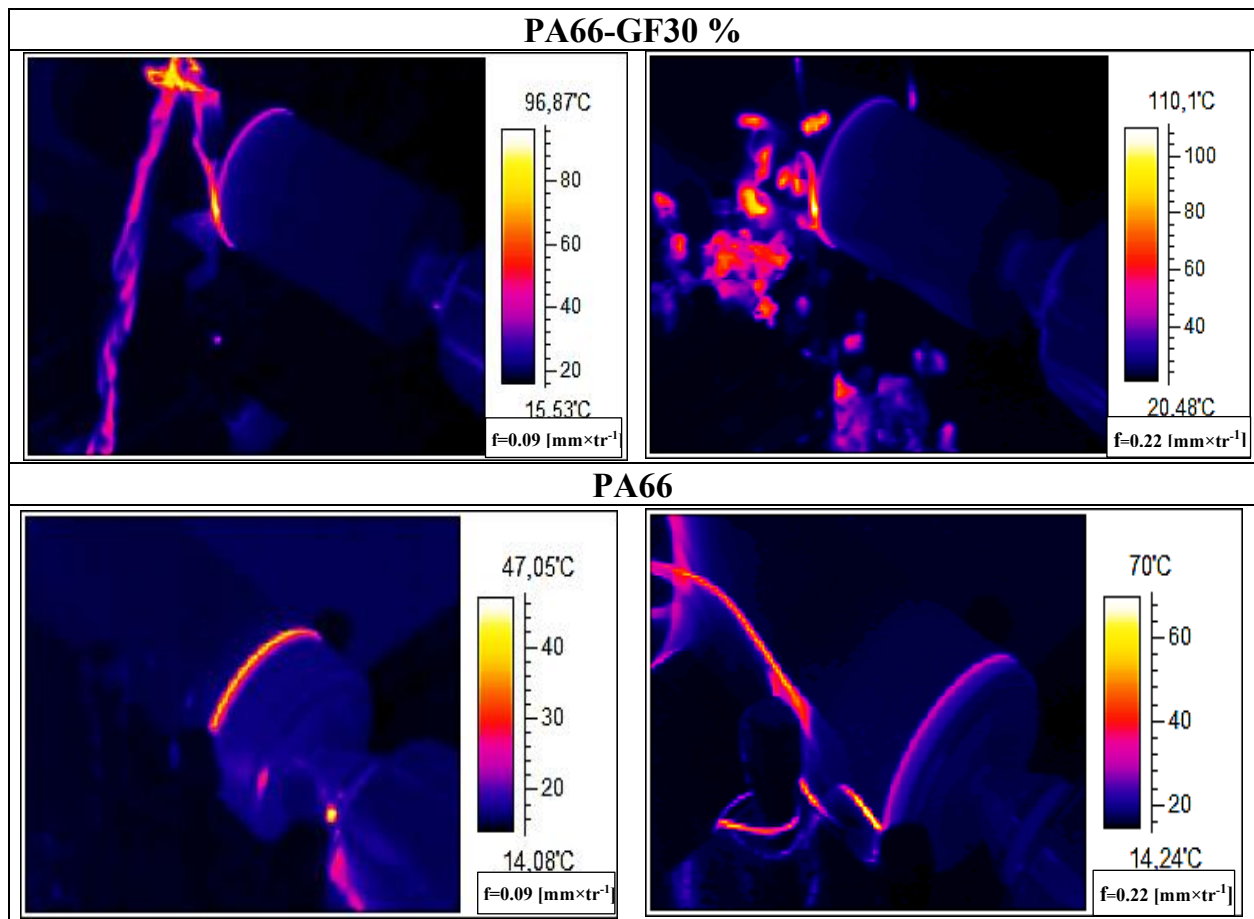


Figure III. 5 Photos en imagerie thermique de la température en fonctions de f [mm×tr⁻¹].

c. Impact de la profondeur de passe (a_p)

La figure III.3.c montre une corrélation positive entre la profondeur de coupe (a_p) et la température de la zone de coupe pour les deux polyamides étudiés. Ainsi, quand la profondeur de coupe passe de 0.75 à 2.75 [mm], on observe une augmentation de la température de 68.60% pour le PA66-GF30 % et de 21.66% pour le PA66. Lorsque (a_p) augmente, des copeaux avec des sections ($a_p \times f$) élevées sont produits, ce qui entraîne une augmentation considérable des efforts de coupe et des déformations plastiques importantes, et par conséquent la température augmente dans la zone de coupe [144]. Les images thermiques de la figure III.6 confirment ces explications.

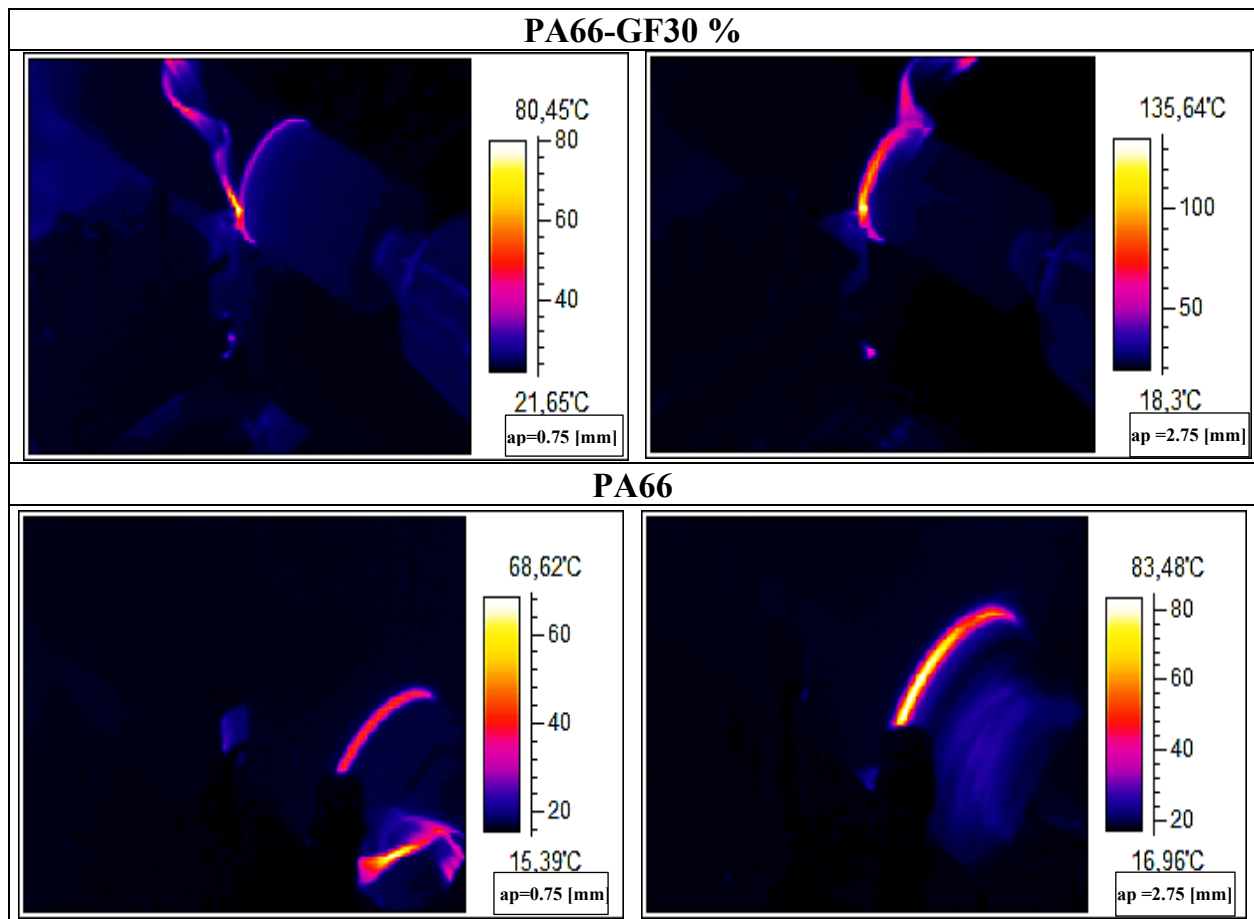


Figure III. 6 Photos en imagerie thermique de la température de coupe en fonctions de a_p [mm].

Tableau III. 2 récapitule la variation des paramètres de sortie (F_z , R_a et T_c) en fonction de l'évolution des conditions de coupe (V_c , f et a_p) pour les deux polyamides étudiés. Ce tableau nous aide à comprendre comment ces paramètres de sortie réagissent lorsque les conditions de coupe sont modifiées. Il peut être utilisé pour optimiser le processus d'usinage, améliorer la qualité de la production et réduire les coûts de fabrication, en fonction des objectifs spécifiques du processus de production souhaité.

Tableau III. 2 Récapitulation de l'impact des paramètres de coupe sur R_a , F_z et T_c

Augmentation Réduction	Intervalles	PA66- GF30%	PA66	PA66- GF30%	PA66	PA66- GF30%	PA66
		R_a [μm]		F_z [N]		T_c [°C]	
V_c [$\text{m} \times \text{min}^{-1}$]	90 à 220	1.59 %	16.76%	68.99 %	57.31%	3.37 %	11.42%
f [$\text{mm} \times \text{tr}^{-1}$]	0.09 à 0.22	63.64%	71.43%	121.68 %	163.73%	13.66 %	48.78%
a_p [mm]	0.75 à 2.75	12.42%	14.10%	453.13 %	416.02	68.60%	21.66%

En résumé, l'usinabilité du PA66-GF30 % diffère significativement de celle du PA66 en raison de l'incorporation de fibres de verre, qui influence le comportement du matériau lors de l'usinage. Cette différence se traduit par une augmentation de la rugosité de la surface usinée, un effort de coupe élevé et une température de coupe supérieure par rapport au PA66. L'abrasivité des fibres de verre dans le PA66-GF30 % génère des sollicitations mécaniques et thermiques accrues, réduisant ainsi la qualité d'usinage. Par ailleurs, le PA66, sans renfort fibreux, a une usinabilité rapide et génère une surface lisse. L'analyse de la microstructure de la surface usinée du composite GFRP, illustrée dans la figure III.7, confirme ces explications.

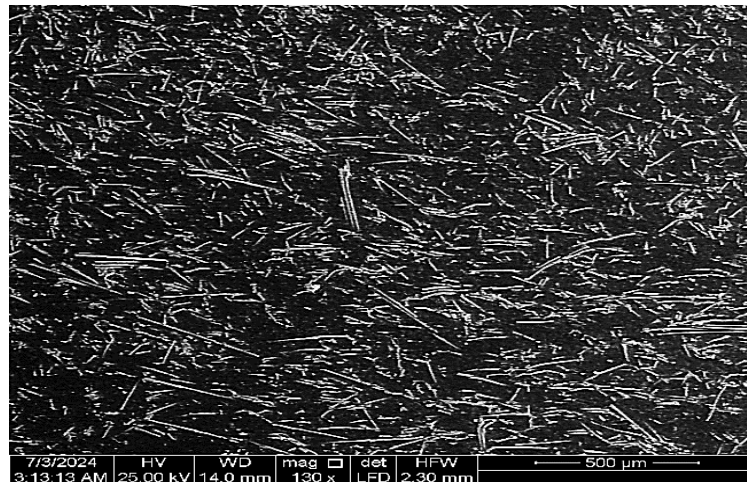


Figure III.7 Micrographie MEB de la surface usinée du PA66-GF30%

III.2.4 Formation des copeaux

Le matériau enlevé de la pièce à usiner par le mouvement relatif entre l'outil de coupe et cette dernière est appelé "copeau ". De ce fait, la matière enlevée a des formes différentes selon la nature de la matière usinée et les différentes conditions de coupe [145]. En effet, lors de l'usinage des matériaux ductiles et matériaux thermoplastiques, les copeaux générés se distinguent de ceux obtenus lors de l'usinage d'autres matériaux tels que les aciers par des formes tubulaires enchevêtrées continues ou sous forme de ruban [146]. Sur les figures III. 8 et III. 9 sont exposées les photographies des différents copeaux, obtenus lors du tournage de deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) avec un outil en carbure revêtu. Il a été observé que les copeaux obtenus ont gardé une même forme pour toutes les combinaisons des paramètres de coupe ; à savoir un copeau continu tubulaire enchevêtré très long (figures III.8. b-i et III.9. b-i). En revanche, pour la valeur la plus faible de vitesse de coupe ($V_c = 90 \text{ [m} \times \text{min}^{-1}]$) avec a_p et f constantes ($a_p = 1 \text{ [mm]}$ et $f = 0.09 \text{ [mm} \times \text{tr}^{-1}]$), il est clair que le copeau est sous forme de ruban enchevêtré (Figures III.8.a et III.9.a). De plus, un copeau continu très long affecte directement la qualité de la surface usinée. L'augmentation de la a_p de 0.75 [mm] à 2.75 [mm]

et de f de $(0.09 \text{ à } 0.22) [\text{mm} \times \text{tr}^{-1}]$, se traduit par une augmentation de la section du copeau. Aussi, le copeau devient plus dur et change d'aspect à cause de l'augmentation de la température dans la zone de coupe. Ceci est consolidé par les mesures de température réalisées dans la section III.2.3.

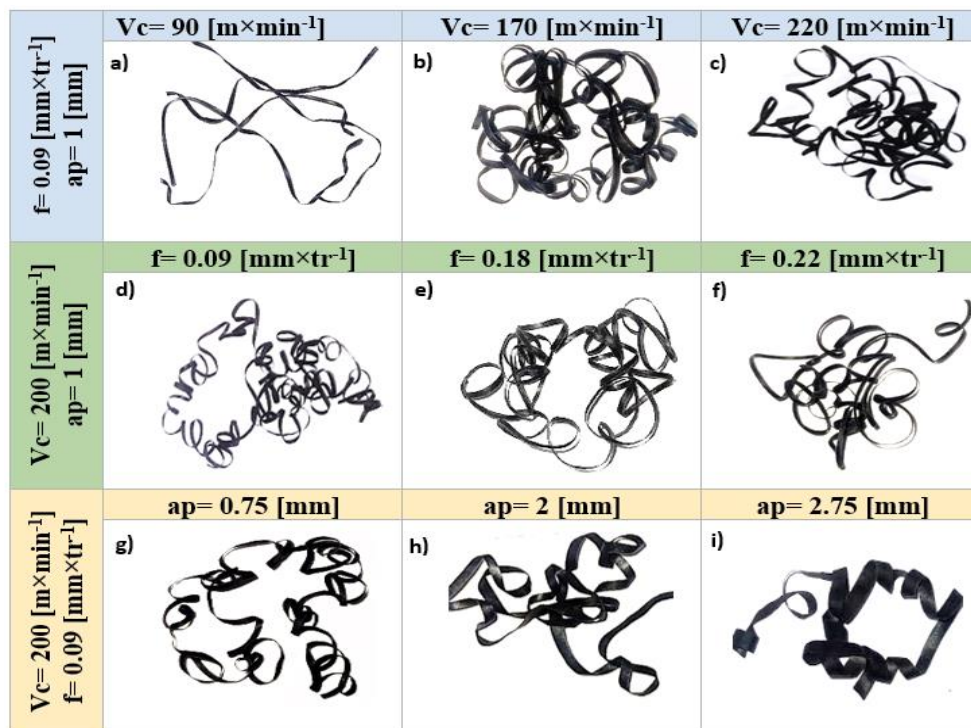


Figure III. 8 Formation de copeaux à différentes conditions de coupe pour le polyamide PA66-GF30%

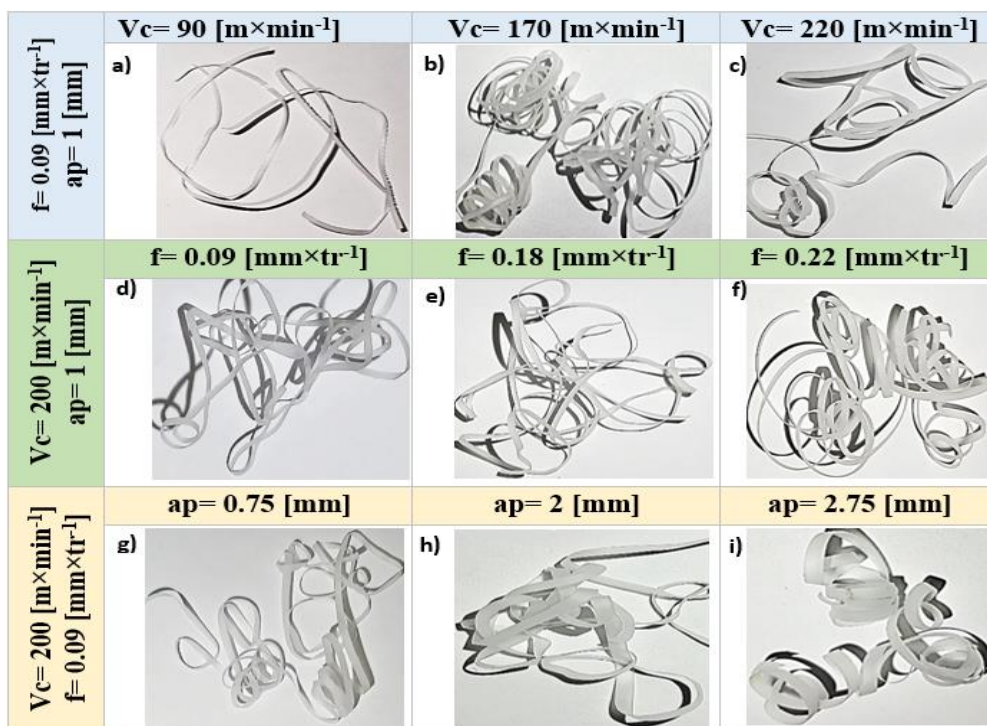


Figure III. 9 Formation de copeaux à différentes conditions de coupe pour le polyamide PA66

III.3 Topographies de la surface (3D)

Pour comprendre l'effet des conditions d'usinage sur la rugosité de surface et la qualité de finition, il est essentiel d'analyser la topographie 3D de la surface du polyamide PA66-GF30%. Cette caractérisation joue un rôle essentiel dans l'optimisation des paramètres de coupe, ce qui permet d'améliorer les performances mécaniques et tribologiques du matériau, en particulier dans les applications industrielles à haut rendement.

La figure III. 10 (a, b et c) illustre les différentes topographies (3D) du polyamide PA66-GF30 % usiné par un outil en carbure métallique. Les tracés ont été dessinés à la même échelle. Le paramètre de l'amplitude du profil de rugosité a été obtenu en utilisant le filtre gaussien (de 0.8 [mm]) pour trois avances différentes (0.08, 0.16 et 0.24) [mm×tr⁻¹] respectivement. Les valeurs de $V_c = 200$ [m×min⁻¹] et $a_p = 1$ [mm] ont été maintenues constantes, afin de faire une comparaison entre les trois topographies. L'analyse des résultats montre clairement que la topographie de surface du (PA66-GF30 %) change en fonction de l'évolution de f . Plus le facteur (f) augmente, plus la profondeur et la largeur des sillons augmentent. Par exemple, pour l'avance (f) = 0.24 [mm×tr⁻¹], la surface est relativement détériorée et (R_a) est à sa plus haute valeur, égale à (1.849 [μm]). Les pics sont bien visibles sur les différents sillons comparativement aux deux autres topographies. Les différents ratios calculés sont : $R_{a(f=0.24)} / R_{a(f=0.08)} = 2.96$; $R_{a(f=0.24)} / R_{a(f=0.16)} = 1.64$; $R_{a(f=0.16)} / R_{a(f=0.08)} = 1.80$. Afin d'obtenir des informations plus détaillées sur la rugosité en trois dimensions, un autre paramètre de mesure a été introduit. À cette fin, le paramètre S_a (hauteur moyenne arithmétique de la surface) a été utilisé pour évaluer la rugosité des surfaces générées à partir d'images 3D. Les valeurs trouvées sont consignées dans la figure III.8. Les ratios S_a calculés sont les suivants : $S_{a(f=0.24)} / S_{a(f=0.08)} = 1.939$; $S_{a(f=0.24)} / S_{a(f=0.16)} = 1.642$; $S_{a(f=0.16)} / S_{a(f=0.08)} = 1.181$. L'analyse de la topographie de la surface en 3D montre que ces sillons sont la conséquence du mouvement de rotation de la pièce et du mouvement d'avance de l'outil. On constate également que les sillons ne sont pas réguliers et présentent une discontinuité comparativement aux matériaux métalliques [147]. Ceci est valable pour tous les sillons des trois topographies réalisées avec différentes avances. Ce phénomène est dû à la ductilité du polyamide (PA66-GF30 %), ce qui cause une déformation élasto-plastique importante. Aussi, la présence des fibres dans le matériau favorise la discontinuité. Des résultats similaires ont été évoqués par Haiyan Shia et al [148] lors de l'usinage du polymère CFRP.

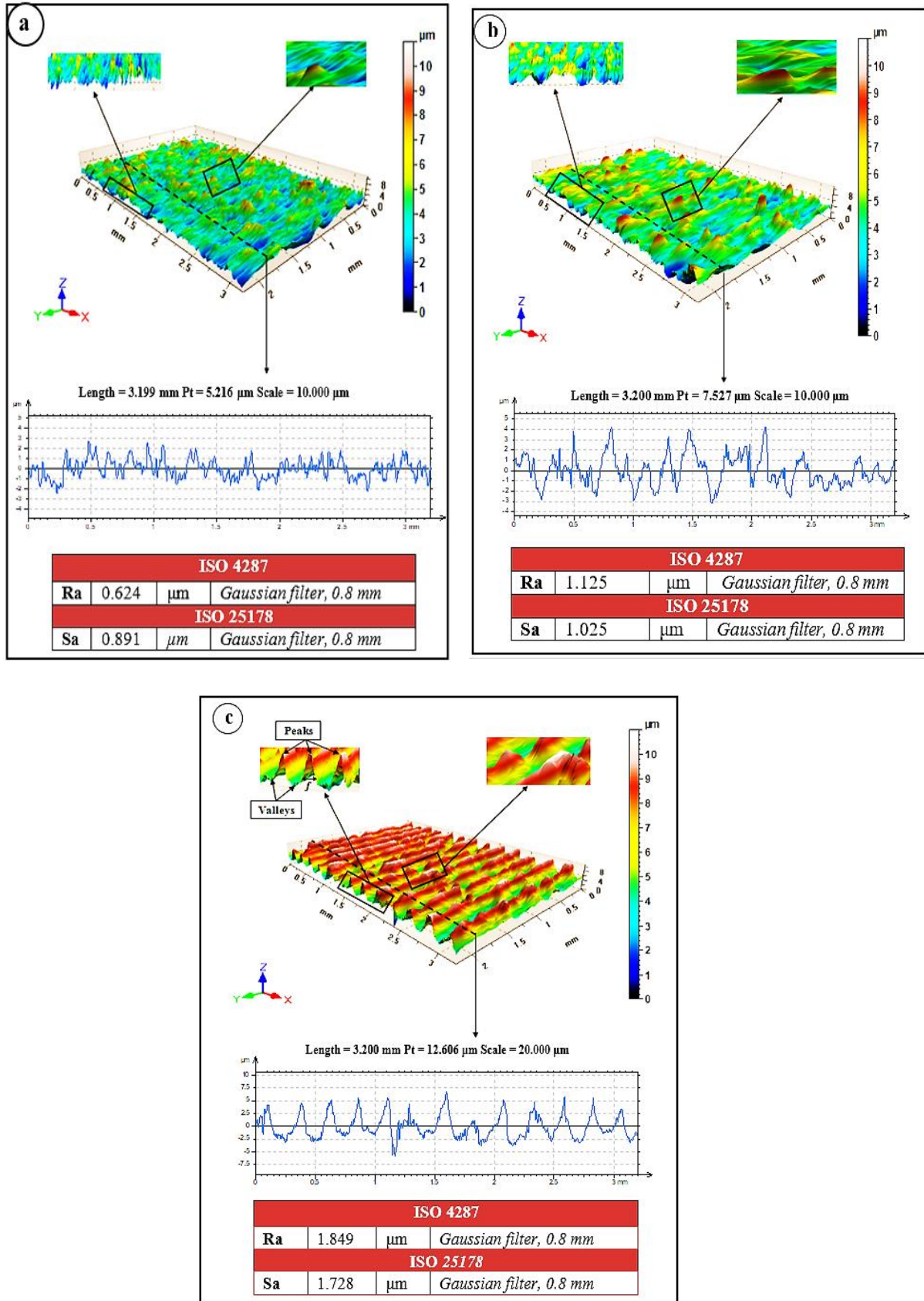


Figure III. 10 Topographies 3D des surfaces pour trois avances : **a)** $f = 0.08$ [$\text{mm} \times \text{tr}^{-1}$], **b)** $f = 0.16$ [$\text{mm} \times \text{tr}^{-1}$], **c)** $f = 0.24$ [$\text{mm} \times \text{tr}^{-1}$] avec $V_c = 200$ [$\text{m} \times \text{min}^{-1}$] et $a_p = 1$ [mm]

Les micrographies MEB de la figure III.11 illustrent les effets de l'avance faible ($0.08 \text{ [mm}\times\text{tr}^{-1}\text{]})$ (figure III.11.a) et de l'avance élevée ($0.24 \text{ [mm}\times\text{tr}^{-1}\text{]})$ (figure III.11.b) sur la surface usinée de matériau composite GFRP. L'augmentation de l'avance entraîne une dégradation significative de la qualité de la surface, qui se manifeste par une augmentation de l'arrachement et de l'endommagement des fibres, ainsi que par une dégradation de la matrice. Ces résultats sont en accord avec les observations macroscopiques montrant une augmentation de la rugosité avec l'augmentation de l'avance.

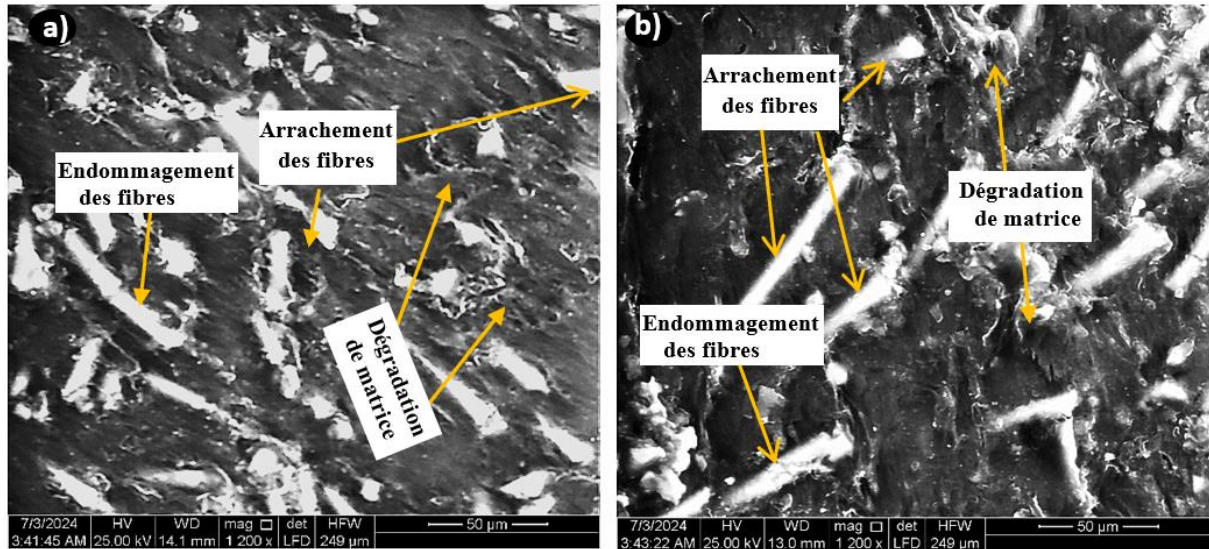


Figure III.11 Micrographie MEB des surfaces usinée avec les avances : a) $f=0.08 \text{ [mm}\times\text{tr}^{-1}\text{]}$ et b) $f=0.24 \text{ [mm}\times\text{tr}^{-1}\text{]}$.

Par ailleurs, ce phénomène est dû à la ductilité de la matrice polymérique (PA66-GF30 %), qui provoque une déformation élasto-plastique importante sous des températures relativement élevées. La figure III.12 (a, b et c) illustre la distribution de la température dans la zone d'usinage. Les mesures de température ont été effectuées par une caméra thermique infrarouge sans contact durant l'usinage du GFRP. Actuellement, les températures mesurées pendant les essais ont atteint environ $120 \text{ [}^{\circ}\text{C]}$ pour l'essai de la figure III.12 (c), où l'avance utilisée a été de $0.24 \text{ [mm}\times\text{tr}^{-1}\text{]}$. Finalement, nous concluons que l'influence de la température sur les surfaces usinées et les processus de formation de copeaux joue un rôle particulièrement important dans le découpage des matériaux polymères. Toutes ces explications sont en bon accord avec celles de Djouambi et al [149], lors de l'usinage du composite polymère (POM C 25%).

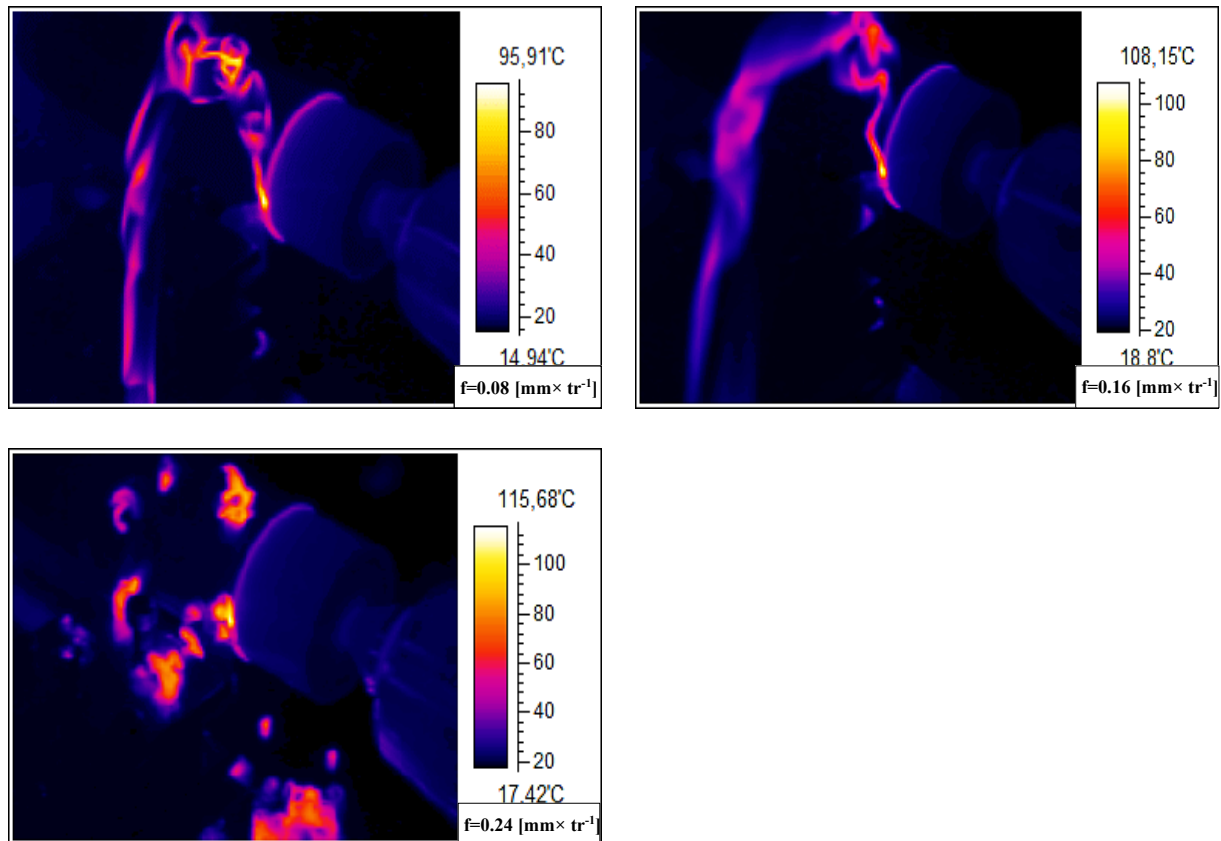


Figure III. 12 Imagerie IR de l'usinage de PA66-GF30 % à trois avances.

III.4 Conclusion

Les résultats présentés dans ce chapitre montrent que les paramètres de coupe influencent de manière significative la qualité de surface, les efforts de coupe, la formation des copeaux et la température générée lors de l'usinage des deux polyamides (PA66 et PA66-GF30%). L'analyse comparative entre ces deux matériaux révèle que le PA66-GF30 %, en raison de la présence de fibres de verre, présente une surface usinée plus rugueuse, des efforts de coupe plus élevés et une température de coupe plus importante par rapport au PA66, qui offre une meilleure aptitude à l'usinage avec une surface plus homogène. Les observations par microscopie électronique à balayage (MEB) ont mis en évidence des mécanismes d'endommagement distincts selon la nature du matériau et les conditions d'usinage. En particulier, le PA66-GF30% subit une usure plus abrasive en raison des fibres de verre, ce qui impacte non seulement la qualité de surface mais également la durée de vie de l'outil. Ces résultats constituent une base essentielle pour l'optimisation des paramètres de coupe, permettant ainsi d'améliorer la qualité des pièces usinées et de prolonger la durabilité des outils de coupe.

CHAPITRE IV

*Modélisation et
optimisation : Étude
comparative entre
PA66 et PA66-
GF30%*

IV.1 Introduction

Ce chapitre présente les résultats d'une étude comparative des deux types de polymères techniques, en particulier les polyamides (PA66 et PA66-GF30%) pendant l'opération de tournage « chariotage » à sec en utilisant un outil de coupe en carbure métallique de tungstène selon le plan orthogonal de Taguchi L9 (3×3). La première partie de ce chapitre est réservée à l'étude statistique et la modélisation des paramètres de performance tels que : Ra [μm], Fz [N], Pc [W] et MRR [$\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}$] en se basant sur l'Analyse de la variance (ANOVA) et la méthodologie de réponse à la surface (RSM). En ce qui concerne la deuxième partie, nous avons réalisé une étude d'optimisation des paramètres de coupe, elle est une étape importante du processus d'usinage, qui a fait l'objet de plusieurs travaux de recherches utilisant différentes techniques [104]. Dans cette partie, cinq méthodes d'optimisation ont été proposées : l'optimisation mono-objectif, appliquant l'approche Taguchi basée sur le rapport signal/bruit (S/N), ainsi que des méthodes d'optimisation multi-objectifs, à savoir PSI (Indice de sélection des préférences), MABAC (Comparaison de zone d'approximation de frontière multi-attributive), MAIRCA (Analyse comparative idéal-réel multi-attributive) et CoCoSo (Une solution de compromis combiné). Le but est de chercher un régime optimal qui satisfait les différents objectifs souhaités, tout en comparant les différentes méthodes d'optimisation.

IV.2 Analyse statistique et modélisation

IV.2.1 Résultats expérimentaux

Dans le tableau IV.1, les résultats expérimentaux des paramètres de sortie obtenus (Ra, Fz, Pc et MRR) sont exposés en fonction de diverses combinaisons des facteurs d'entrée telles que Vc, f et ap lors du tournage de deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) suivant le plan de Taguchi (L9). L'analyse des résultats de ce tableau (tableau IV.1) montre que pour le polyamide (PA66-GF30 %) la rugosité (Ra) varie de (1.24 à 2.07) [μm], l'effort de coupe tangentiel (Fz) varie de (16.48 à 65.76) [N] et la puissance (Pc) varie de (21.973 à 122.021) [W]. En outre, les valeurs de réponse (Ra, Fz et Pc) pour le polyamide PA66 varient de (1.08 à 1.86) [μm], (14.22 à 59.92) [N], et (18.96 à 106.98) [W] respectivement. Concernant le taux d'enlèvement de matière (MRR), les valeurs calculées varient de (3.20 à 32.96) [$\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}$] pour les deux polymères. On remarque que, le taux d'enlèvement de matière et la puissance de coupe ont été calculés à partir des équations (I.5) et (I.6), respectivement.

Tableau IV.1 Résultats des essais expérimentaux

N°	Results							
	Ra [μm]		Fz [N]		Pc [W]		MRR [$\text{Cm}^3 \times \text{min}^{-1}$]	
	PA66-GF30%	PA66	PA66-GF30%	PA66	PA66-GF30%	PA66	PA66-GF30%	PA66
1	1.4	1.25	16.48	14.22	21.97	18.96	3.20	3.20
2	1.69	1.48	33.92	29.48	45.23	39.30	9.60	9.60
3	2.07	1.86	65.76	59.92	87.68	79.89	25.60	25.60
4	1.41	1.09	30.62	24.84	58.69	47.61	9.20	9.20
5	1.56	1.46	58.06	50.16	111.28	96.14	27.60	27.60
6	1.78	1.59	26.66	21.51	51.20	41.23	9.20	9.20
7	1.24	1.17	35.37	31.01	121.44	106.47	32.96	32.96
8	1.27	1.16	20.18	18.50	69.29	63.52	12.36	12.36
9	1.56	1.45	35.54	31.16	122.02	106.98	32.96	32.96

IV.3 Analyse statistique (ANOVA)

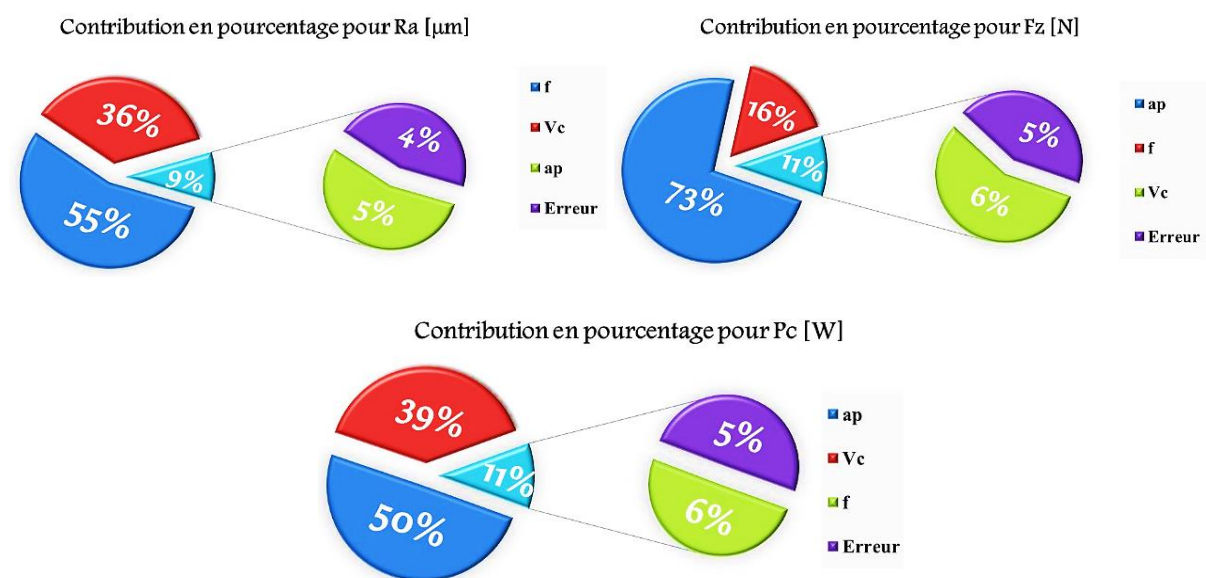
L'ANOVA est une méthode statistique habituellement utilisée pour analyser l'impact des facteurs d'entrée sur les paramètres technologiques de performance (de sortie) [126]. La signification statistique des modèles de prédiction est évaluée par la valeur de probabilité " P " et la valeur de Fisher " F " d'ANOVA. Les résultats de l'ANOVA pour (Ra, Pc et Fz) en fonction de (Vc, ap et f) sont estimés avec un niveau de confiance 95%. Les résultats des calculs par ANOVA sont listés sur les deux tableaux (IV.2 et IV.3).

IV.3.1 ANOVA pour (Ra, Fz et Pc) du PA66-GF30 %

Les résultats de l'ANOVA du PA66-GF30 % pour la rugosité de surface (**Ra**) (Tableau IV.2), ont montré que les deux facteurs (f et Vc) sont significatifs avec des contributions de 55.09%, 35.68%, respectivement, et leurs valeurs « P » sont inférieures à 0.05 ($P < 0.05$). D'autre part, la profondeur de passe (ap) n'est pas significative, elle possède une contribution de 5.07%. Les résultats de l'ANOVA pour Fz indiquent que ap est le facteur prépondérant sur Fz [N] avec une contribution de 73.18%, suivi par l'avance (f) avec une contribution de 16.23%, tandis que la vitesse de coupe (Vc) est insignifiante avec une contribution de 6%. Les résultats de l'ANOVA pour Pc [W] confirment que les deux facteurs (ap et Vc) sont significatifs avec des contributions respectives de 49.69% et 39.31%. Cependant, le facteur (f) n'est pas significatif car sa valeur P est supérieure à 0.05 et sa contribution est faible (5.53%). Le pourcentage de contribution (P cont. %) de chaque élément de coupe pour les différentes sorties ainsi que les erreurs sont présentés dans la figure IV.1.

Tableau IV.2 ANOVA pour (Ra , Fz and Pc) de PA66-GF30 %

Source	DL	SC séq	SC Ajuster	MC Ajuster	Valeur "F"	Valeur "p"	Cont. %	Notes
Ra [μm]								
Vc	1	0.19967	0.19967	0.199670	42.82	0.001	35.68	Signif
f	1	0.30827	0.30827	0.308267	66.11	0.000	55.09	Signif
ap	1	0.02835	0.02835	0.028350	6.08	0.057	5.07	Non-Signif
Erreur	5	0.02331	0.02331	0.004663			4.17	
Total	8	0.55960					100.00	
Fz [N]								
Vc	1	127.38	127.38	127.38	6.53	0.051	6.00	Non Signif
f	1	344.89	344.89	344.89	17.67	0.008	16.23	Signif
ap	1	1554.65	1554.65	1554.65	79.66	0.000	73.18	Signif
Erreur	5	97.58	97.58	19.52			4.59	
Total	8	2124.50					100.00	
Pc [W]								
Vc	1	4085.5	4085.5	4085.5	35.95	0.002	39.31	Signif
f	1	574.3	574.3	574.3	5.05	0.074	5.53	Non Signif
ap	1	5163.9	5163.9	5163.9	45.44	0.001	49.69	Signif
Erreur	5	568.3	568.3	113.7			5.47	
Total	8	10392.0					100.000	

Figure IV. 1 Pourcentage de contribution pour Ra , [μm], Fz , [N] et Pc , [W]IV.3.2 ANOVA pour les sorties (Ra , Fz et Pc) du PA66

Le tableau IV.3 présente les résultats de l'analyse de variance (ANOVA) du polyamide PA66 pour la rugosité de surface (Ra). Les résultats montrent que les conditions de coupe (Vc ,

f et ap) ont une influence significative sur la rugosité de surface ($P < 0.05$), avec des contributions respectives de 20.32 %, 65.93 % et 9.60 %. Parmi ces paramètres, l'avance par tour (f) exerce l'impact le plus prédominant sur la rugosité (R_a), soulignant son rôle déterminant dans la qualité de finition de la surface usinée. L'ANOVA de l'effort tangentiel (F_z) indique que le facteur (ap) est le plus prédominant avec des contributions de 72.79 %, suivi par l'avance (f) avec une contribution de 17.01 %, tandis que la vitesse de coupe (V_c) est insignifiante avec une contribution de 5.19 %. L'ANOVA de la puissance de coupe (P_c) indique que trois facteurs (V_c , f et ap) sont significatifs avec des contributions respectives de 39.89 %, 6.09 % et 50.11 %. Des études similaires ont rapporté que (ap) et (f) sont les principaux facteurs affectant (F_z) et que la profondeur de passe (ap) et la vitesse de coupe (V_c) sont les principaux facteurs causant l'augmentation de P_c [W]. Le pourcentage de contribution (P cont. %) de chaque élément de coupe pour les différentes sorties ainsi que les erreurs sont présentés dans la figure IV.2.

Tableau IV.3 ANOVA pour (R_a , F_z et P_c) de PA66

Source	DL	SS séq	SS Ajuster	MS Ajuster	Valeur "F"	Valeur "p"	Cont %	Notes
R_a [μm]								
V_c	1	0.09924	0.09924	0.099245	24.48	0.004	20.32	Signif
f	1	0.32202	0.32202	0.322017	79.42	0.000	65.93	Signif
ap	1	0.04686	0.04686	0.046864	11.56	0.019	9.60	Signif
Erreur	5	0.02027	0.02027	0.004055			4.15	
Total	8	0.48840					100	
F_z [N]								
V_c	1	91.91	91.91	91.91	5.18	0.072	5.19	Non Signif
f	1	301.33	301.33	301.33	16.97	0.009	17.01	Signif
ap	1	1289.28	1289.28	1289.28	72.63	0.000	72.79	Signif
Erreur	5	88.76	88.76	17.75			5.01	
Total	8	1771.27					100	
P_c [W]								
V_c	1	3310.9	3310.9	3310.88	51.04	0.001	39.89	Signif
f	1	505.3	505.3	505.27	7.79	0.038	6.09	Signif
ap	1	4157.5	4157.5	4157.48	64.10	0.000	50.11	Signif
Erreur	5	324.3	324.3	64.86			3.91	
Total	8	8297.9					100	

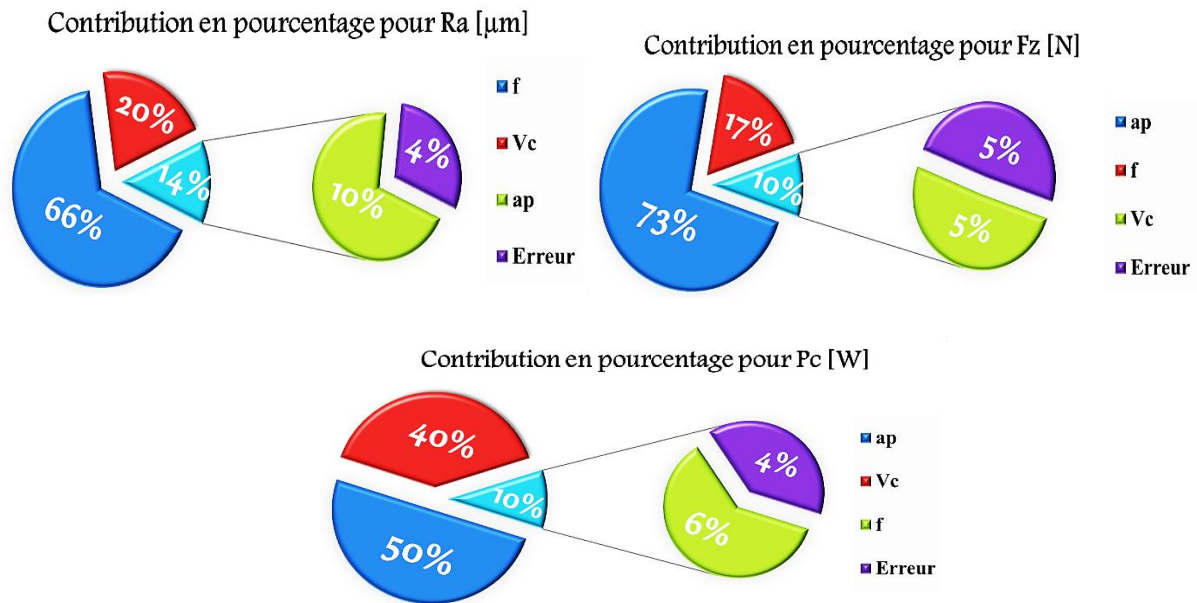
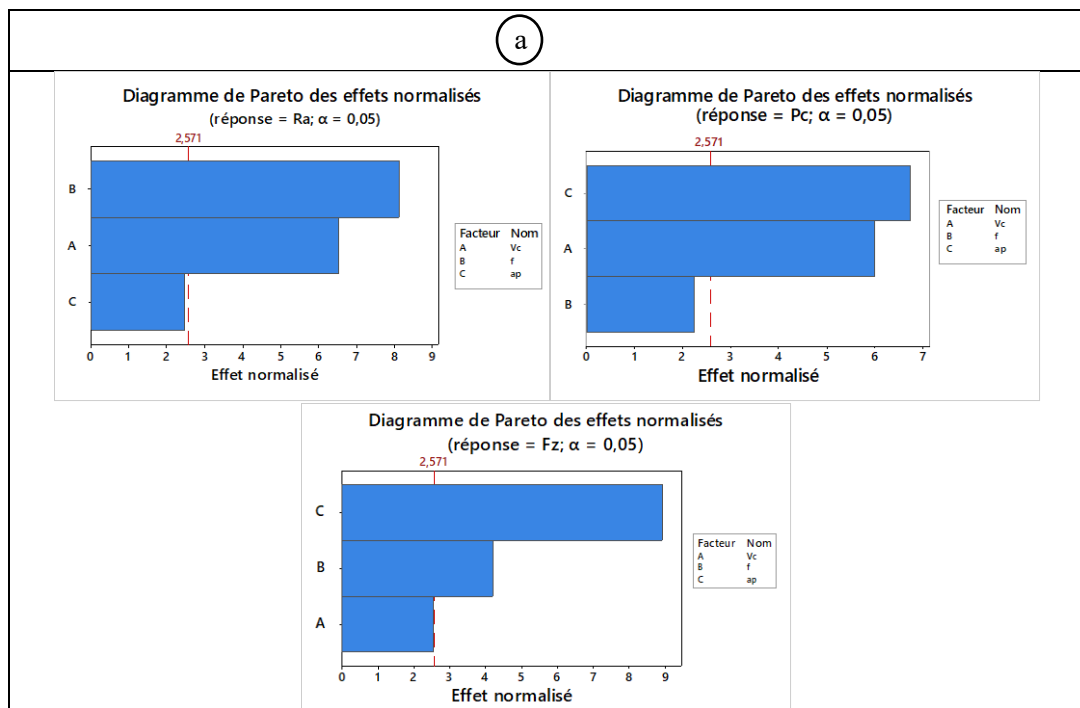


Figure IV.2 Pourcentage de contribution pour Ra [μm], Fz [N] et Pc [W] pour PA66

IV.3.3 Graphiques de Pareto

La figure IV.3 présente les diagrammes de Pareto des réponses (Ra, Fz et Pc) pour les deux matériaux avec et sans renforcement (PA66-GF30 % et PA66), accompagnés d'intervalles de confiance à 95 % ($\alpha = 0.05$). Les facteurs dépassant la ligne de seuil (2.571) sont considérés comme statistiquement significatifs, tandis que ceux qui sont inférieurs à cette valeur sont considérés comme non significatifs. Ces résultats concordent avec les résultats de l'ANOVA concernant l'influence des facteurs principaux sur les trois résultats.



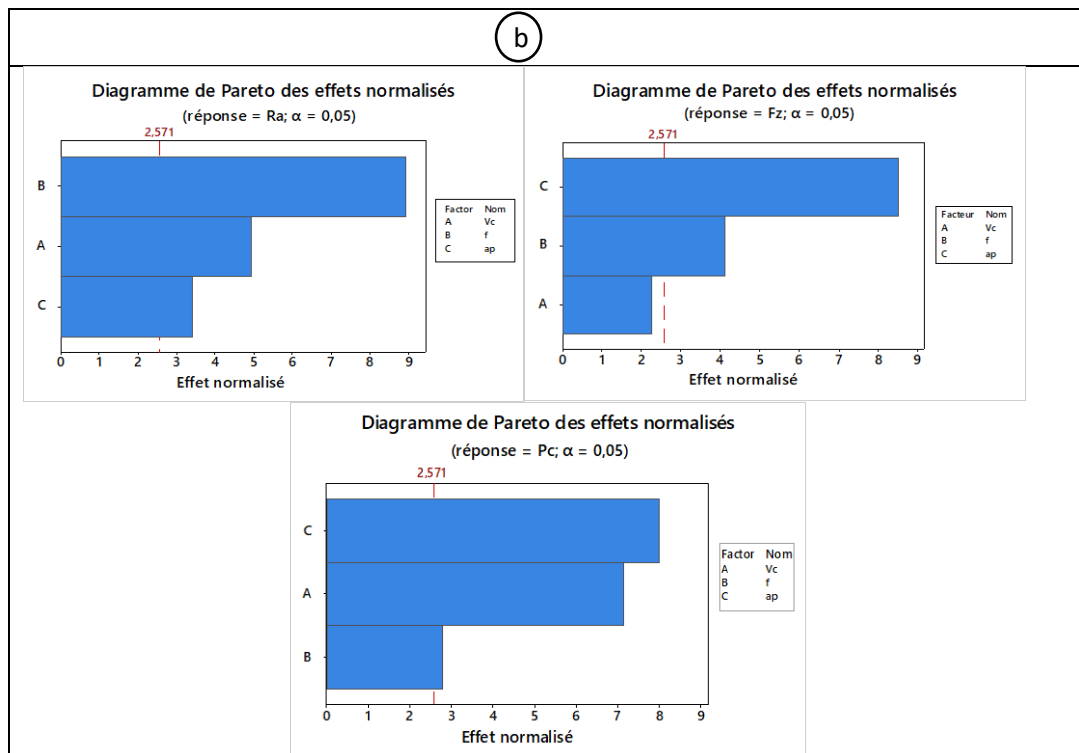


Figure IV.3 Graphiques de Pareto de Ra, Fz et Pc pour deux matériaux : a) PA66-GF30% et b) PA66

La comparaison entre les deux polyamides usinés montre que les valeurs de Fz et Ra pour le polyamide renforcé (PA66-GF30 %) sont plus importantes. Cela peut s'expliquer par la présence de fibres de verre dans la matrice polymère (PA66-GF30 %), qui améliore les caractéristiques physiques et mécaniques du matériau et augmente ainsi l'effort de coupe. En outre, l'usinage de ce matériau renforcé par des fibres de verre permet d'obtenir des surfaces usinées plus rugueuses qu'avec un polyamide non renforcé. Ceci est probablement dû à l'arrachement de fibres causé par un contact direct de l'outil de coupe avec la pièce à usiner.

IV.4 Modélisation de paramètres de performance

La modélisation des paramètres de performance est une étape importante pour contrôler le processus d'usinage des polymères techniques avec et sans renfort. L'objectif visé est de proposer des modèles mathématiques capables de prédire les résultats en fonction de conditions d'usinage variables. Dans notre cas, la corrélation entre les paramètres de performance (Ra, Fz et Pc) et les facteurs d'entrée (Vc, f et ap) pour les deux polymères utilisés a été obtenue par des équations de régression linéaire. Cette corrélation est illustrée par les équations (Eq.IV.3 à Eq.IV.8) avec les différents coefficients de détermination (R^2). Plus le (R^2) est proche de 1, plus le modèle est précis [150-151].

Rugosité de la surface

$$Ra_{(PA66-GF30\ \%)} = 1.143 - 0.002805Vc + 5.667f + 0.0900ap \quad R^2 = 95.83\ \% \quad (IV.3)$$

$$Ra_{(PA66)} = 0.824 - 0.001977Vc + 5.792f + 0.1157ap \quad R^2 = 95.85\ \% \quad (IV.4)$$

Effort tangentiel

$$Fz_{(PA66-GF30\ \%)} = -2.02 - 0.0708Vc + 189.5f + 21.08ap \quad R^2 = 95.41\ \% \quad (IV.5)$$

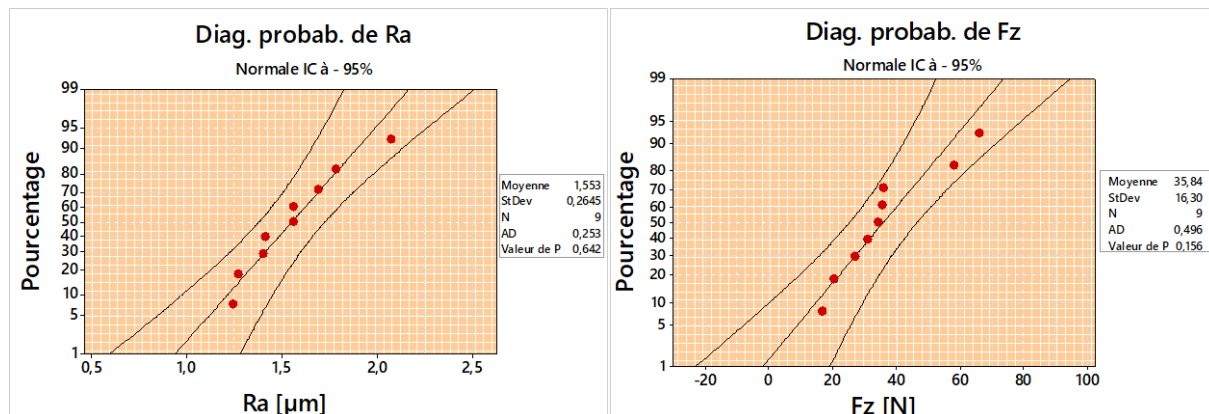
$$Fz_{(PA66)} = -4.41 - 0.0602Vc + 177.2f + 19.19ap \quad R^2 = 94.99\ \% \quad (IV.6)$$

Puissance de coupe

$$Pc_{(PA66-GF30\ \%)} = -51.3 + 0.4012Vc + 245f + 38.41ap \quad R^2 = 94.53\ \% \quad (IV.7)$$

$$Pc_{(PA66)} = -49.3 + 0.3611Vc + 229.4f + 34.47ap \quad R^2 = 96.09\ \% \quad (IV.8)$$

Les équations (IV.3 à IV.8) ont été utilisées pour tracer les courbes de normalité des probabilités et la surface de réponse 3D pour les paramètres de sortie (Ra, Fz et Pc) en fonction des facteurs d'entrée (Vc, f et ap) pour le polyamide non renforcé et le polyamide renforcé en 30 % de fibres de verre. Les diagrammes de probabilité pour les deux polyamides sont présentés dans les figures (IV.4 et IV.5) et ont été utilisés pour valider la distribution des valeurs de réponse mesurées (Ra, Fz et Pc). Le diagramme contient les moyennes des réponses mesurées, un écart-type (StDev), la valeur d'Anderson Darling (AD), qui est utilisée pour valider l'hypothèse de normalité, et la valeur P, qui est primordiale pour l'acceptation ou le rejet de l'hypothèse nulle concernant la distribution de probabilité normale. Les figures (IV.4 et IV.5) indiquent que les données expérimentales pour toutes les réponses sont proches de la ligne ajustée. Lorsque les valeurs statistiques AD sont faibles, la valeur P est plus grande, ce qui implique que les données suivent une distribution normale.



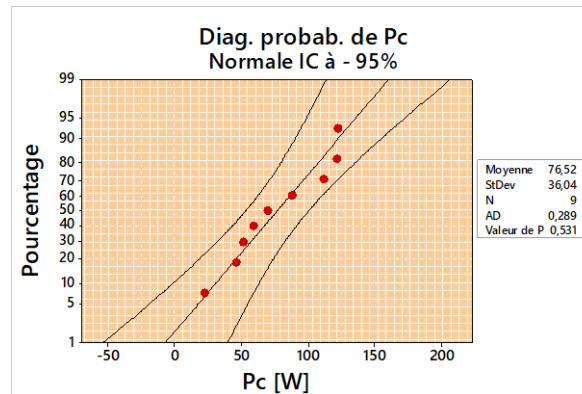


Figure VI.4. Graphiques de normalité des probabilités pour a) Ra, b) Fz et c) Pc de PA66-GF30%

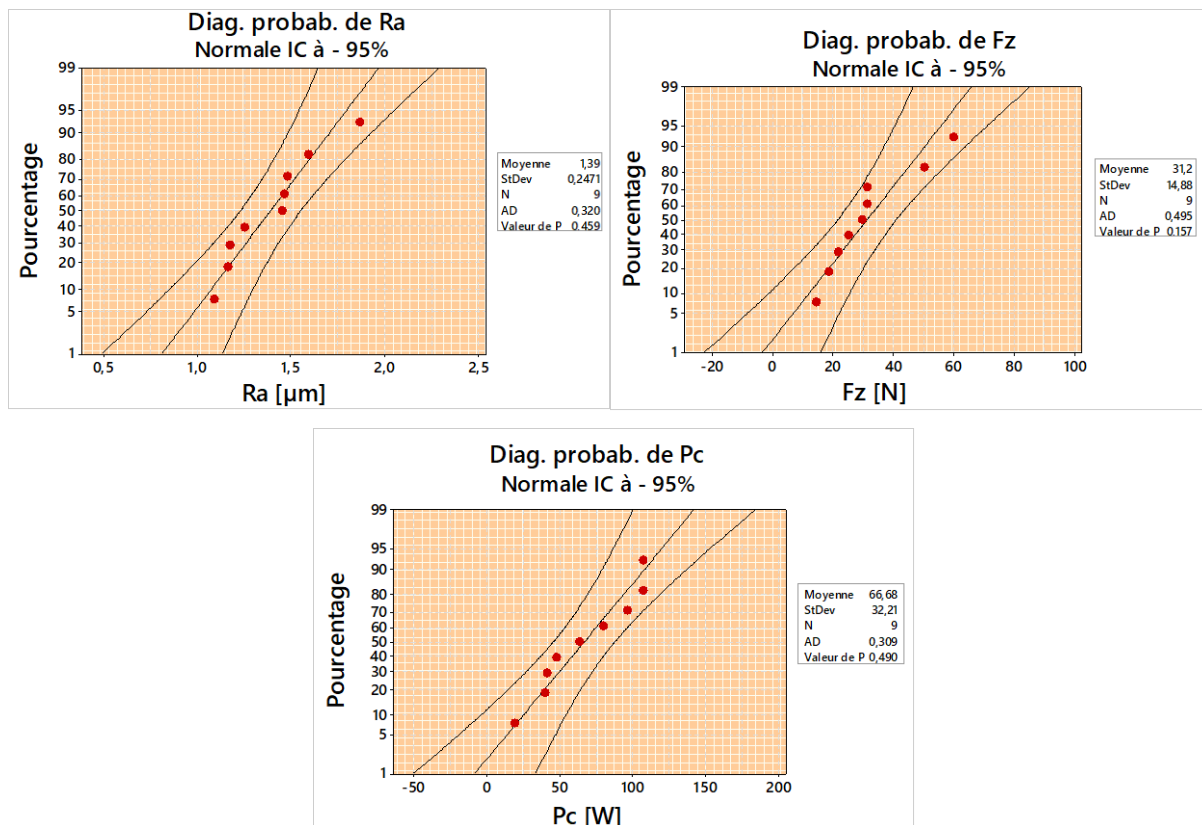
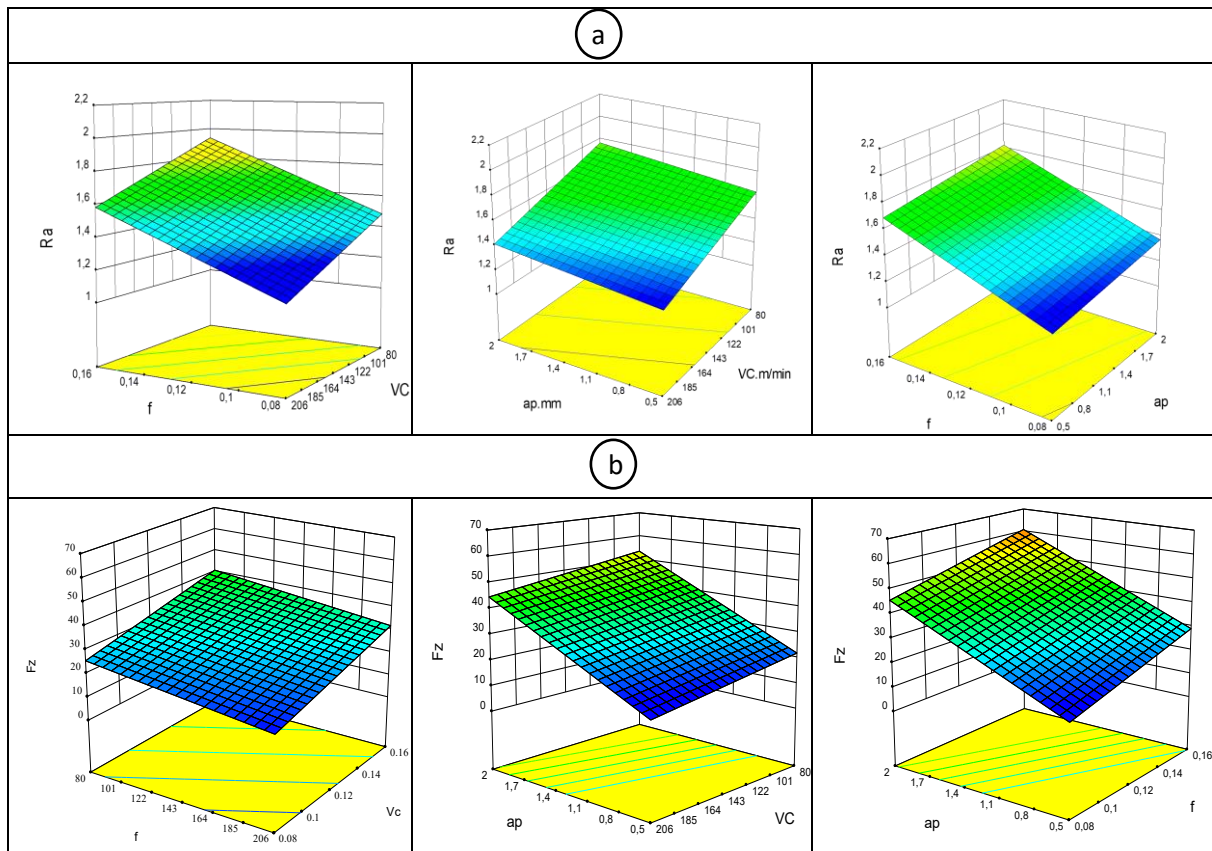


Figure IV.5 Graphiques de normalité des probabilités pour a) Ra, b) Fz et c) Pc de PA66

La surface de réponse tridimensionnelle (3D) pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) sont représentés sur la figure IV.6, en utilisant les modèles obtenus (Eq.IV.3 à Eq.IV.8). La figure IV.6 (a et d) montre la variation de la rugosité de surface (R_a) en fonction des facteurs expérimentaux. On remarque que les valeurs de R_a [μm] sont fortement influencées par l'avance (f) puisque les pentes des graphiques sont élevées. La prédominance de l'avance sur R_a s'explique par la cinématique du procédé de tournage. En effet, la surface générée en tournage présente des sillons hélicoïdaux résultant de la forme de l'outil et du mouvement hélicoïdal de l'outil et de la pièce. Plus l'avance est élevée, plus les sillons sont profonds et larges, ce qui dégrade la surface usinée. De plus, l'élévation de la profondeur de passe (a_p)

entraîne une légère augmentation de (Ra). Les tendances des courbes obtenues sont en bon accord avec celles de la littérature [152]. Pour l'effort tangentiel (F_z) (Figure IV.6 (b et e)), il est clair que les pentes des valeurs (ap) sont supérieures à celles des valeurs (f). Cela implique que (ap) est le facteur prédominant sur (F_z). Cela s'explique par l'augmentation de la surface de coupe du copeau ($ap \times f$), qui rend le cisaillement plus difficile. Une augmentation de (V_c) rend le matériau facilement usinable, ce qui entraîne une diminution de (F_z). Ces résultats coïncident avec ceux de la littérature [153-154]. Les graphiques de surface de réponse 3D de la puissance de coupe (P_c) sont présentés à la figure IV.6 (c et f). Il est clairement visible que l'augmentation des trois facteurs d'entrée (V_c , f et ap) induit une augmentation de (P_c). La plus importante pente est celle de (ap), suivie de (V_c) et enfin de (f), respectivement. L'augmentation de (P_c) est en relation directe avec les termes de l'Eq.IV.1, ce qui signifie que l'augmentation de (V_c et F_z), conduit à l'augmentation de (P_c) [155].

La combinaison des valeurs minimales des couples (f - V_c), (ap - V_c) et (f - ap) conduit aux valeurs minimales de (P_c). De même, la combinaison des valeurs des couples ($f_{\min}$ - $V_{c\max}$), ($ap_{\min}$ - $V_{c\max}$) et ($f_{\min}$ - $ap_{\min}$) conduit aux valeurs minimales de (R_a) et (F_z) respectivement pour les deux polymères usinés.



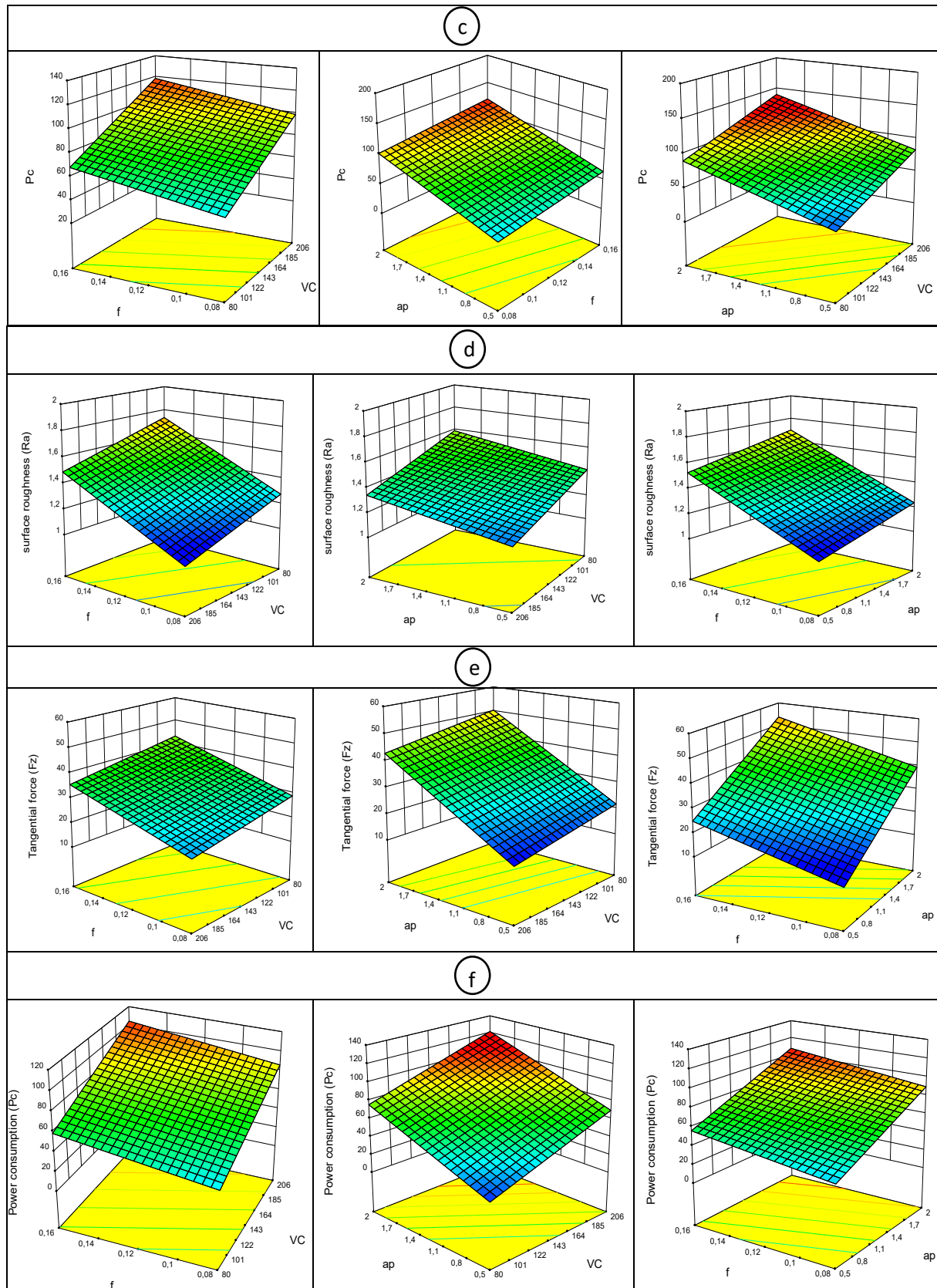


Figure IV.6 Graphiques de surface de réponse 3D (Ra, Fz et Pc) pour PA66-GF30% (a, b et c) et PA66 (d, e et f)

IV.5 Optimisation des conditions de coupe

L'optimisation des paramètres de coupe est une étape importante du processus d'usinage, qui a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche utilisant différentes techniques [156-157]. Elle permet de choisir les conditions de coupe optimales afin de satisfaire l'objectif souhaité. Cela a un impact direct sur la productivité, la qualité et le coût total de l'usinage [158]. Dans ce travail, cinq méthodes d'optimisation ont été proposées : la première pour l'optimisation mono-objectif, à savoir l'approche Taguchi, et les quatre autres sont réservées à l'optimisation multi-objectifs, notamment PSI (Indice de sélection des préférences), MABAC (Comparaison de zone d'approximation de frontière multi-attributive), MAIRCA (Analyse comparative idéal-réel multi-attributive) et CoCoSo (Une solution de compromis combiné). Les quatre méthodes d'optimisation multi-objectifs ont été couplées à l'approche Taguchi basée sur le rapport signal bruit (S/N) pour trouver la combinaison optimale des conditions de coupe dans le processus d'usinage de deux polyamides usinés. L'organigramme ci-dessous (figure VI.7) illustre la procédure de mise en œuvre de l'optimisation multi-objectif.

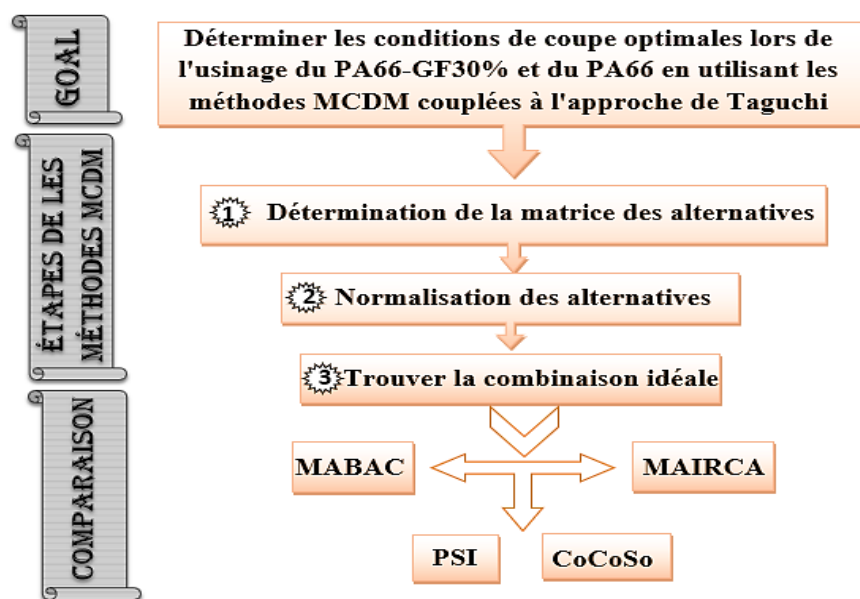


Figure IV.7 Organigramme de la procédure de mise en œuvre de l'optimisation multi-objectifs

IV.5.1 Optimisation mono-objective de Taguchi

Dans la méthode expérimentale de Taguchi qui est basée sur le rapport signal sur bruit, le terme « Signal » représente la valeur réelle du système (la valeur souhaitable (M) pour la caractéristique de sortie), de telle sorte que le terme « Bruit » indique le facteur non inclus dans la conception de l'expérience (la valeur indésirable (C.E.) pour la caractéristique de sortie). Selon la méthode de Taguchi, Le rapport S/N de chaque paramètre d'usinage est défini comme

le rapport des valeurs moyennes (M) au carré des écarts (C.E.) statistiquement (Eq.IV.9) [159].

Le rapport S/N de chaque paramètre d'usinage est calculé par l'équation IV.9.

$$\left(\frac{S}{N}\right) \text{ ratio} = -10 \log_{10} (\text{EMC}) \quad (\text{IV.9})$$

Où ;

EMC est l'écart moyen carré pour l'attribut de sortie du processus. De cette manière, les écarts moyens au carré pour chaque paramètre d'usinage sont calculés par les équations (IV.10 et IV.11) en fonction des objectifs désirés : « le plus grand est le meilleur » et « le plus petit est le meilleur » sont respectivement.

$$EMC_g = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2} \quad (\text{IV.10})$$

$$EMC_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 \quad (\text{IV.11})$$

Où ;

g : Plus grand, p : Plus petit ;

n : Nombre total d'essais ;

yi : Valeurs des réponses, avec i = 1, 2, ... n.

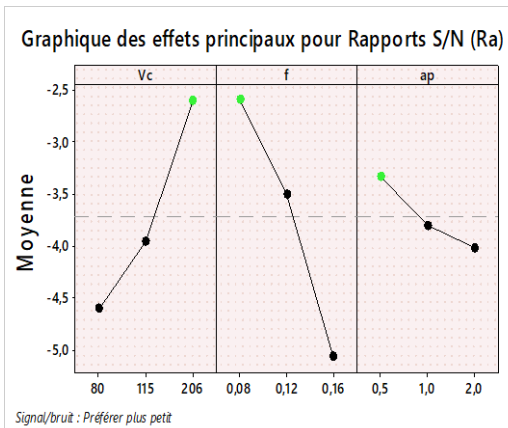
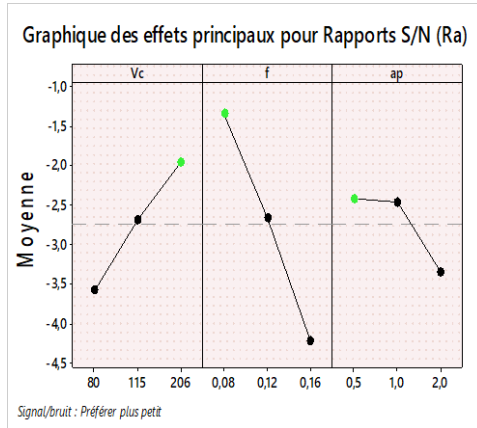
Dans notre cas d'étude, le logiciel "Minitab 18" a été utilisé pour effectuer l'analyse de Taguchi basée sur le rapport (S/N). Les équations (IV.9 et IV.10) ont été utilisées pour le calcul du rapport (S/N) afin de minimiser les paramètres de sortie (Ra, Fz et Pc) individuellement, tandis que les équations (IV.9 et IV.11) ont été utilisées pour maximiser le (MRR). Les résultats des calculs sont présentés dans le tableau IV.4.

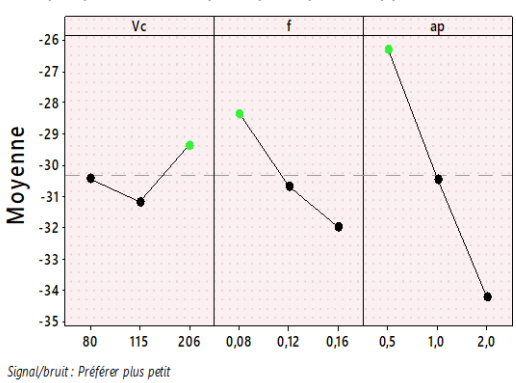
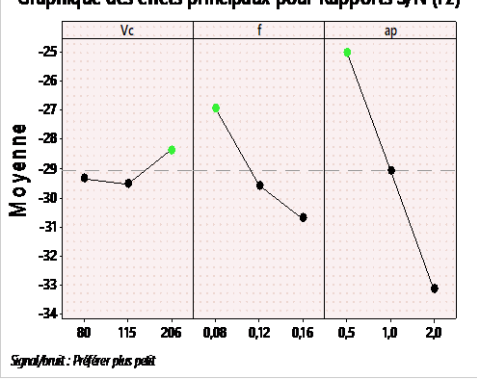
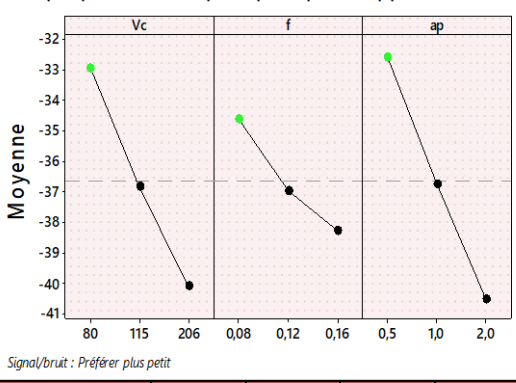
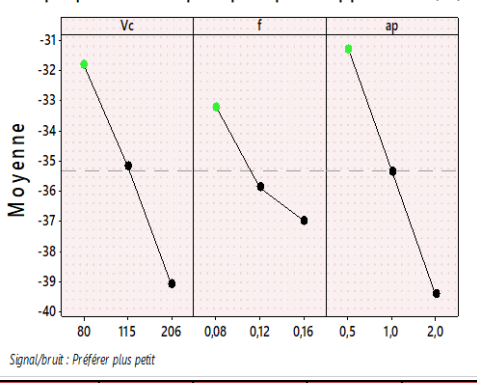
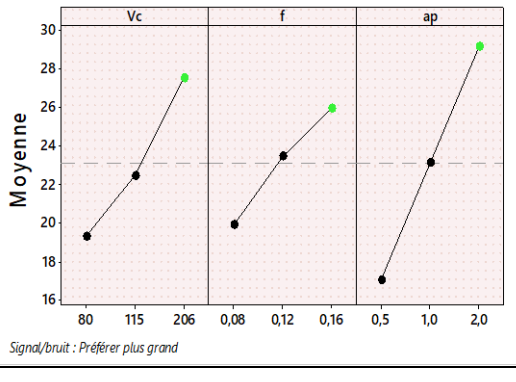
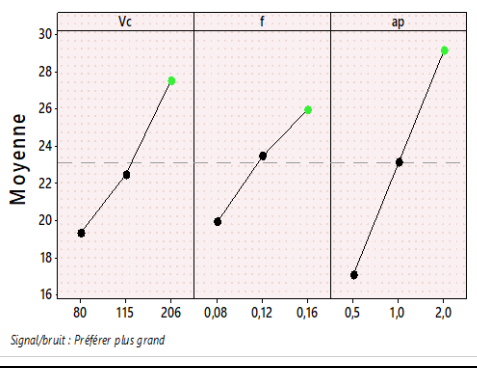
Tableau IV.4 Résultats du rapport (S/N) pour les paramètres de sortie (Ra, Fz, Pc et MRR)

N°	Results (S/N)							
	Ra (dB)		Fz (dB)		Pc (dB)		MRR (dB)	
	PA66-GF30%	PA66	PA66-GF30%	PA66	PA66-GF30%	PA66	PA66-GF30%	PA66
1	-2.9	-1.9	-24.3	-23.1	-26.8	-25.6	10.1	10.1
2	-4.6	-3.4	-30.6	-29.4	-33.1	-31.9	19.7	19.7
3	-6.3	-5.4	-36.4	-35.6	-38.9	-38.1	28.2	28.2
4	-3.0	-0.7	-29.7	-27.9	-35.4	-33.6	19.3	19.3
5	-3.9	-3.3	-35.3	-34.0	-40.9	-39.7	28.8	28.8
6	-5.0	-4.0	-28.5	-26.7	-34.2	-32.3	19.3	19.3
7	-1.9	-1.4	-31.0	-29.8	-41.7	-40.5	30.4	30.4
8	-2.1	-1.3	-26.1	-25.3	-36.8	-36.1	21.8	21.8
9	-3.9	-3.2	-31.0	-29.9	-41.7	-40.6	30.4	30.4

Le tableau IV.5 résume les résultats de l'optimisation mono-objectif basés sur le rapport (S/N) et les valeurs de delta de chaque niveau qui représentent la différence entre les valeurs les plus élevées et les plus faibles (Delta ; $\Delta = \max - \min$) pour chaque paramètre de sortie (R_a , F_z , P_c et MRR), obtenues pour les matériaux de travail PA66 et PA66-GF30 %. Le régime optimal pour chaque réponse est donné par les niveaux des facteurs d'entrée correspondant à une valeur maximale de la moyenne S/N. Les résultats présentés dans le tableau IV.5 montrent que la combinaison optimale des paramètres de coupe est la même pour les deux matériaux considérés. Elles correspondent à ($V_{c3}=206 \text{ mm} \times \text{min}^{-1}$, $f_1=0.08 \text{ mm} \times \text{tr}^{-1}$ et $a_{p1}=0.5 \text{ mm}$) pour minimiser (F_z et R_a), ($V_{c1}=80 \text{ mm} \times \text{min}^{-1}$, $f_1=0.08 \text{ mm} \times \text{tr}^{-1}$ et $a_{p1}=0.5 \text{ mm}$) pour minimiser P_c . Enfin, le régime idéal sélectionné afin de maximiser le MRR , il est donné par la combinaison (V_{c3} , f_3 , a_{p3}), qui correspond aux valeurs les plus élevées des paramètres de coupe ($V_{c3}=206 \text{ m} \times \text{min}^{-1}$, $f_3=0.16 \text{ mm} \times \text{tr}^{-1}$, et $a_{p3}=2 \text{ mm}$). Les graphiques des effets principaux pour les deux polyamides (PA66 et PA66-GF30 %) figurant dans le tableau IV.5 mettent en évidence les régimes optimaux pour chaque objectif par des points verts.

Tableau IV.5 Réponses de (S/N) pour (R_a , F_z , P_c et MRR) et leurs graphiques des effets principaux pour les deux polyamides

Réponses	Materials	PA66-GF30 %				PA66				Rang
	Levels	1	2	3	Delta	1	2	3	Delta	
Ra [μm]	V_c	-4.6	-4.0	-2.6	2.0	-3.6	-2.7	-2.0	1.6	2
	f	-2.6	-3.5	-5.1	2.5	-1.4	-2.7	-4.2	2.9	1
	a_p	-3.3	-3.8	-4.0	0.7	-2.4	-2.5	-3.3	0.9	3
	Graphique des effets principaux pour Rapports S/N (R_a) 					Graphique des effets principaux pour Rapports S/N (R_a) 				
	Signal/bruit : Préférer plus petit					Signal/bruit : Préférer plus petit				

Réponses	Materials	PA66-GF30 %				PA66				Rang
	Levels	1	2	3	Delta	1	2	3	Delta	
Fz [N]	Vc	-30.4	-31.2	-29.4	1.8	-29.3	-29.5	-28.4	1.2	3
	f	-28.3	-30.7	-32.0	3.6	-26.9	-29.6	-30.7	3.8	2
	ap	-26.3	-30.5	-34.2	7.9	-25.0	-29.1	-33.1	8.1	1
	Graphique des effets principaux pour Rapports S/N (Fz) 					Graphique des effets principaux pour Rapports S/N (Fz) 				
Pc [W]	Levels	1	2	3	Delta	1	2	3	Delta	Rang
	Vc	-32.9	-36.8	-40.1	7.1	-31.8	-35.2	-39.1	7.2	2
	f	-34.6	-37.0	-40.5	3.6	-33.2	-35.9	-37.0	3.8	3
	ap	-32.6	-36.7	-40.5	7.9	-31.3	-35.3	-39.4	8.1	1
	Graphique des effets principaux pour Rapports S/N (Pc) 					Graphique des effets principaux pour Rapports S/N (Pc) 				
MRR [Cm ³ × min ⁻¹]	Levels	1	2	3	Delta	1	2	3	Delta	Rang
	Vc	19.3	22.5	27.5	8.2	19.3	22.5	27.5	8.2	2
	f	19.9	23.4	25.9	6.0	19.9	23.4	25.9	6.0	3
	ap	17.1	23.1	29.1	12.0	17.1	23.1	29.1	12.0	1
	Graphique des effets principaux pour Rapports S/N (MRR) 					Graphique des effets principaux pour Rapports S/N (MRR) 				

Le tableau IV.6 récapitule les combinaisons idéales obtenues et les valeurs de sortie réelles correspondantes. Les valeurs de S/N prédictives ($P_{(S/N)}$) des différentes réponses ont été déterminées à partir de l'équation IV.12 [20].

$$P_{(S/N)} = M_G + \sum_{j=1}^n [M_{ij} - M_G] \quad (\text{IV. 12})$$

Où ;

MG : Moyenne générale pour chaque paramètre de sortie de (S/N),

Mij : Moyenne de la réponse au niveau optimal,

n : Nombre des paramètres du processus d'usinage. Dans notre cas d'étude, n=3 (Vc, f et ap).

Sur la base des valeurs de S/N prédictives ($P_{(S/N)}$), les valeurs de réponse réelles (V_r) (Tab.IV.6) des différentes réponses (Ra, Fz, Pc, et MRR) ont été obtenues par les équations (IV.13) et (IV.14) pour les cas de minimisation et de maximisation, respectivement.

$$V_r = \sqrt{10^{\left(-P_{(S/N)}/10\right)}} \quad (\text{IV.13})$$

$$V_r = \frac{1}{\sqrt{10^{\left(-P_{(S/N)}/10\right)}}} \quad (\text{IV.14})$$

La comparaison des valeurs des différentes sorties obtenues pour les deux polyamides usinés nous permet de constater que la présence du renfort dans le polyamide (PA66-GF30 %) a modifié les caractéristiques physiques et mécaniques du matériau, ce qui a conduit à une augmentation des paramètres (Ra, Pc et Fz) de 10 % à 15 %. Des résultats similaires ont été rapportés par plusieurs chercheurs, nous citons les travaux de [146, 160].

Tableau IV.6 Récapitulation des combinaisons idéales et des valeurs de sortie réelles correspondantes

Objectifs	Combinaisons idéales	Valeurs correspondantes			Sortie réelles	
					PA66-GF30%	PA66
Minimisation de Ra [μm]	Vc3-f1-ap1	206	0.08	0.5	1.134	1.03
Minimisation de Fz [N]	Vc3-f1-ap1	206	0.08	0.5	14.753	12.80
Minimisation de Pc [W]	Vc1-f1-ap1	80	0.08	0.5	22.26	19.22
Maximisation de MRR [$\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}$]	Vc3-f3-ap3	206	0.16	2	65.92	65.92

En outre, on peut noter que la combinaison optimale des paramètres de coupe dépend du critère d'optimisation choisi. En d'autres termes, chaque combinaison trouvée ne satisfait qu'un seul critère d'optimisation, alors que dans l'environnement industriel, il est toujours nécessaire d'atteindre ces objectifs simultanément. Cela conduit à la recherche d'un compromis entre les différents paramètres technologiques considérés, en utilisant des méthodes d'optimisation multi-objectifs pour résoudre de tels problèmes.

IV.5.2 Optimisation Multi-objective

IV.5.2.1 Méthode d'optimisation PSI

PSI est une méthode de MCDM qui a été proposée par Maniya et Bhatt en 2010 [161]. Cette méthode est facile à appliquer pour résoudre des problèmes de type optimisation multi-objectifs (MOO). Les méthodes MCDM nécessitent toujours une identification précise des valeurs pondérées des critères optimisés. La détermination des valeurs pondérées est assez complexe et difficile, surtout en cas de conflit sur la détermination de l'importance relative des critères. La détermination des poids n'est pas nécessaire dans cette méthode. Les étapes d'exécution de cette méthode sont les suivantes [162].

Étape 1 : Déterminer l'objectif du problème et les critères de sélection sont évalués pour s'assurer que l'objectif, la sélection de la matrice expérimentale sont en rapport avec le problème de prise de décision considéré. Cette sélection de la matrice expérimentale mentionne les modifications des combinaisons pour les différents essais.

Étape 2 : Création d'une matrice de décision (A).

Construisez la première matrice de décision à partir des premiers critères sélectionnés. Chaque ligne de la matrice de décision correspond à la valeur du critère pour une expérience et chaque colonne à un critère. Un élément X_{ij} de la matrice de décision indique la valeur d'un $j^{\text{ème}}$ critère pour le $i^{\text{ème}}$ essai. Si le nombre d'expériences est m et le nombre de critères est n , les matrices de décision $m \times n$ peuvent être réalisées par l'équation IV.15

$$A = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \cdots & X_{mn} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.15})$$

Étape 3 : Normalisation.

Lors de la résolution de problèmes multi-objectifs, il est nécessaire de rendre la valeur des critères sans dimension. Pour ce faire, il faut procéder à une normalisation, c'est-à-dire

convertir des données exprimées dans des unités différentes à une échelle commune et dans des unités similaires.

$$N_{ij} = \frac{X_{ij}}{X_j^{\max}} \quad (IV.16)$$

Où

i : est le numéro de ligne de la matrice (i = 1 à m), j : est le numéro de colonne de la matrice (j = 1 à n) et x_{ij} : est la valeur du critère dans la ligne i et la colonne j.

Étape 4 : Calcul des valeurs moyennes pour les données normalisées.

$$N = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m N_{ij} \quad (IV.17)$$

Étape 5 : Détermination des valeurs préférées à partir des valeurs moyennes.

$$\varphi_j = \sum_{i=1}^m [N_{ij} - N]^2 \quad (IV.18)$$

Étape 6 : Calcul de l'écart par rapport à la valeur préférentielle.

$$\phi_j = [1 - \varphi_j] \quad (IV.19)$$

Étape 7 : Définir la valeur globale préférée pour les critères

$$W_j = \frac{\phi_j}{\sum_{j=1}^n \phi_j} \quad (IV.20)$$

Étape 8 : Déterminer l'indice de préférence de sélection (PSI) pour chaque solution.

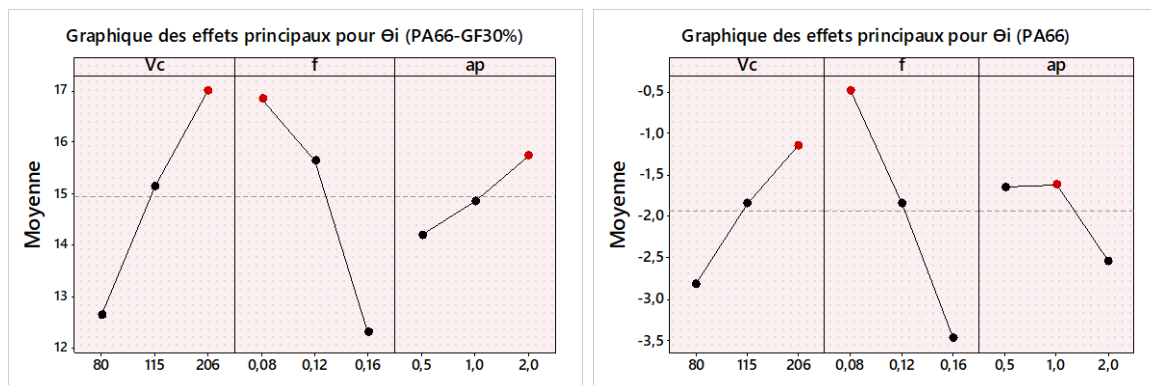
$$\theta_i = \sum_{j=1}^n x_{ij} \times W_j \quad (IV.21)$$

A partir des résultats du rapport (S/N) pour deux polyamides présentés dans le tableau IV.4, les valeurs normalisées de la matrice de décision et de l'indice de sélection des préférences PSI (θ_i) de chaque expérience ont été calculées selon les équations (IV.15 et IV.21), leurs valeurs sont consignées dans le tableau IV.7.

Tableau IV.7 Valeurs normalisées pour les deux polyamides et indice (θ_i)

N°	PA66-GF30%					PA 66				
	N_{ij}				θ_i	N_{ij}				θ_i
	Ra	Fz	Pc	MRR		Ra	Fz	Pc	MRR	
1	1.561	1.000	1.000	0.333	14.115	2.714	1.000	1.000	0.333	-1.157
2	2.439	1.258	1.234	0.647	12.770	4.857	1.273	1.246	0.647	-2.644
3	3.380	1.494	1.448	0.928	11.026	7.714	1.541	1.488	0.928	-4.647
4	1.594	1.221	1.318	0.635	17.211	1.000	1.208	1.313	0.635	0.224
5	2.064	1.449	1.525	0.949	16.966	4.714	1.472	1.551	0.949	-2.436
6	2.679	1.172	1.273	0.635	11.291	5.714	1.156	1.262	0.635	-3.325
7	1.000	1.273	1.553	1.000	19.230	2.000	1.290	1.582	1.000	-0.527
8	1.112	1.072	1.371	0.719	17.203	1.857	1.095	1.410	0.719	-0.463
9	2.064	1.274	1.555	1.000	14.606	4.571	1.294	1.586	1.000	-2.430

Les graphiques de l'effet principaux pour la méthode PSI sont présentés dans la figure IV.8 pour les deux polyamides testés. Les régimes de coupe optimaux des paramètres de performance (Ra, Pc, Fz et MRR) optimisés simultanément sont donnés sous la forme d'une combinaison (Vc3 f1 ap3) et (Vc3 f1 ap2) qui correspond aux valeurs ($V_c = 206 \text{ m} \times \text{min}^{-1}$, $f = 0.08 \text{ mm} \times \text{tr}^{-1}$, $ap = 2 \text{ mm}$), ($V_c = 206 \text{ m} \times \text{min}^{-1}$, $f = 0.08 \text{ mm} \times \text{tr}^{-1}$ et $ap = 1 \text{ mm}$) pour le polyamide PA66-GF30% et le PA66, respectivement. Les niveaux optimaux pour les deux polyamides sont indiqués à la figure IV.8 par des points rouges.

Figure IV.8. Graphiques des effets principaux de l'indice (θ_i) pour les deux polyamides.

IV.5.2.2 Méthode d'optimisation MABAC

La méthode MABAC compte aussi permet des méthodes (MCDM), elle a été proposée par Pamučar et Ćirović [163], et elle se caractérise par sa simplicité et sa précision dans la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs. Cette méthode s'effectue selon les étapes suivantes [164] :

Étape 1 : Définition de la matrice de décision (étape 2^{ème} de la méthode PSI).

Étape 2 : Normalisation.

La deuxième étape consiste à normaliser la matrice de décision, c'est-à-dire à convertir chaque composante en une valeur sans dimension. Cette normalisation permet de standardiser les différentes unités de mesure, facilitant ainsi la comparaison directe entre les différentes composantes de la matrice. En comparant les données sur une échelle commune, les analyses sont plus précises et plus pertinentes.

$$t_{ij} = \frac{x_{ij} - x_i^-}{x_i^+ - x_i^-} \quad (\text{IV.22})$$

Où : X_i^+ = Maximum de l'alternative X_{ij} , X_i^- = Minimum de l'alternative X_{ij} .

Étape 3 : calcul de la matrice de décision normalisée pondérée (Q).

Les éléments (q_{ij}) de la matrice pondérée (Q) sont calculés selon la formule suivante :

$$q_{ij} = (1 + t_{ij}) \times w_j \quad (\text{IV.23})$$

Où : w_j : Pondération de chaque critère (Où $\sum_{j=1}^n w_j = 1$).

Étape 4 : Détermination de la matrice de la zone d'approximation de la frontière (B).

Dans cette étape, pour chaque critère, la zone approximative de la frontière est définie par l'équation numéro IV.24.

$$b_i = \left(\prod_{i=1}^m q_{ij} \right)^{\frac{1}{m}} \quad (\text{IV.24})$$

Où ; q_{ij} : représentent les éléments de la matrice pondérée (Q), m : nombre d'essais.

Étape 5 : Matrice de la distance alternative de la frontière zone approximative.

Dans cette étape, la distance alternative par rapport à la zone d'approximation frontalière peut être déterminée à partir de la différence entre la matrice pondérée et la matrice de la zone d'approximation frontalière.

$$r_{ij} = q_{ij} - b_i \quad (\text{IV.25})$$

Étape 6 : Calcul des valeurs de critères fonctionnels (S_i).

Le calcul des valeurs de la fonction de critère pour les alternatives est obtenu comme la somme de la distance de l'alternative par rapport à la zone d'approximation de la frontière, comme indiqué par l'Eq. (IV.26). En additionnant les lignes des éléments de la matrice (R), on obtient les valeurs finales des fonctions de critère pour les alternatives.

$$S_i = \sum_{j=1}^n r_{ij} \quad (\text{IV.26})$$

Selon les résultats du rapport S/N pour les polyamides présentés dans le tableau VI.4. Les valeurs t_{ij} normalisées de la matrice de décision pour chacun des deux polyamides considérés, ainsi que l'indice S_i , sont présentés dans le tableau IV.8. À partir des résultats de l'indice S_i , nous avons tracé les graphiques des effets principaux (Fig. IV.9) afin de déterminer les régimes de coupe optimaux pour les deux polyamides usinés, qui concernent la minimisation de R_a , P_c et F_z ainsi que la maximisation du MRR simultanément. Comme la meilleure performance correspond à la valeur la plus élevée de S_i , il est évident que la combinaison optimale pour les deux polyamides est la même ($V_{c3} = 206 \text{ m} \times \text{min}^{-1}$, $f_1 = 0.08 \text{ mm} \times \text{tr}^{-1}$, $a_{p1} = 0.5 \text{ mm}$), mais les paramètres de sortie optimisés qui correspondent à ce régime sont différents. Enfin, les régimes optimaux pour les deux matériaux ont été mis en évidence par des points rouges dans la figure IV. 9.

Tableau IV.8 Valeurs normalisées de (R_a , F_z , P_c et MRR) et de l'indice S_i pour les deux polyamides

N°	PA66-GF30%					PA 66				
	t_{ij}				S_i	t_{ij}				S_i
	R_a	F_z	P_c	MRR		R_a	F_z	P_c	MRR	
1	0.764	1	1	0	0.2059	0.745	1	1	0	0.19947
2	0.396	0.478	0.579	0.471	-0.0040	0.426	0.496	0.580	0.471	0.00652
3	0	0	0.193	0.892	-0.2139	0	0	0.167	0.892	-0.22206
4	0.751	0.552	0.427	0.453	0.0607	1.000	0.616	0.467	0.453	0.14724
5	0.553	0.090	0.054	0.923	-0.0801	0.447	0.128	0.060	0.923	-0.09713
6	0.294	0.652	0.508	0.453	-0.0082	0.298	0.712	0.553	0.453	0.01738
7	1	0.448	0.003	1	0.1276	0.851	0.464	0.007	1	0.09373
8	0.953	0.854	0.330	0.579	0.1940	0.872	0.824	0.300	0.579	0.15725
9	0.553	0.445	0	1	0.0143	0.468	0.456	0	1	-0.00568

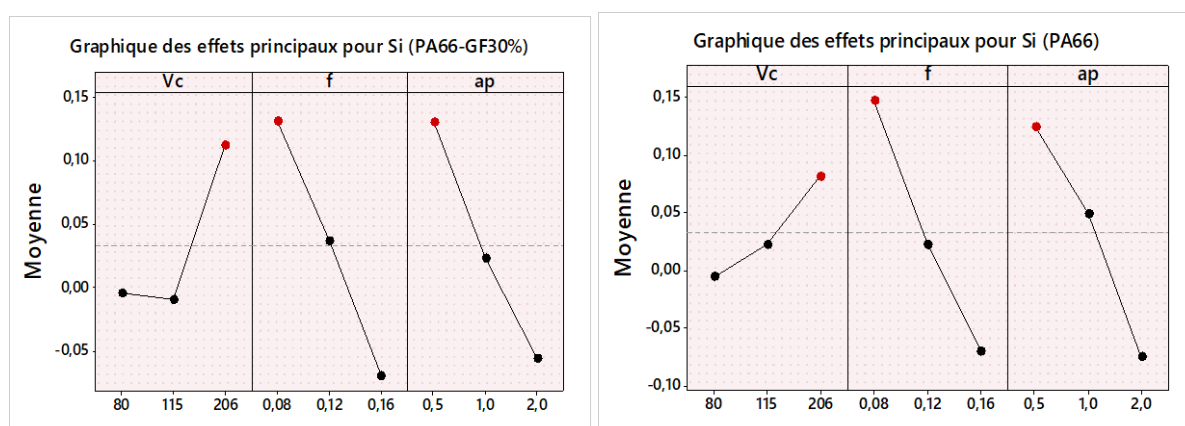


Figure IV.9 Graphiques des effets principaux de la méthode MABAC pour les deux polyamides

IV.5.2.3 Méthode d'optimisation MAIRCA

MAIRCA est une nouvelle méthode qui appartient à la famille MCDM. Elle a été introduite pour la première fois par D.S. Pamucar et al en (2018) [165]. Elle a été reposée sur le principe

de la recherche de la solution la plus proche de la solution idéale, et l'idée de base est d'identifier la meilleure valeur alternative selon les critères observés et de mesurer l'écart « gap », c'est-à-dire la distance des autres alternatives selon les critères observés par rapport à l'alternative idéale. Plusieurs travaux de recherche ont appliqué cette méthode de décision multicritère dans différents domaines. Les étapes de cette méthode sont les suivantes [166] :

Étape 1 : Création de la matrice initiale comme l'étape 2^{ème} de la méthode PSI.

Étape 2 : Détermination de la priorité d'une alternative (P_{Aj}), la priorité de l'alternative et la neutralité des décideurs dans la sélection des alternatives montrent que chacune des alternatives proposées à la même importance. On suppose dans la méthode que le décideur n'a pas attribué de valeurs de probabilité à la sélection d'une alternative :

$$P_{Aj} = \frac{1}{m} \quad (IV.27)$$

m : Nombre d'essais (où $\sum_{j=1}^n P_{Aj} = 1$; $j = 1, 2, \dots, n$)

Étape 3 : Formation de la matrice des poids théoriques et calcul des éléments de la matrice. Les éléments de la matrice des évaluations théoriques ($t_{p_{ij}}$) sont calculés comme un produit des préférences pour la sélection des alternatives P_{Aj} et des pondérations des critères W_j .

$$t_{p_{ij}} = P_{Aj} \times W_j \quad (IV.28)$$

La méthode EQUAL a été utilisée pour calculer les pondérations des critères selon la formule (IV.29).

$$W_j = \frac{1}{n} \quad (IV.29)$$

Où, w_j est le poids de chaque critère j , n est le nombre de critères.

Étape 4 : Définition des éléments de la matrice de classement réel (Tr). Les éléments de la matrice (Tr) sont obtenus en multipliant les éléments de la matrice des poids théoriques (Tp) et les éléments de la matrice de décision initiale (X).

$$t_{r_{ij}} = t_{p_{ij}} \times \left(\frac{x_{ij} - x_i^-}{x_i^+ - x_i^-} \right) \quad (IV.30)$$

Où : $X_i^+ = \text{Max de l'alternative } X_{ij}$, $X_i^- = \text{Min de l'alternative } X_{ij}$

Étape 5 : calcul de la matrice d'écart total (G). Les éléments de cette matrice sont obtenus par la différence (gap) entre les quantités théoriques ($t_{p_{ij}}$) et réelles ($t_{r_{ij}}$).

$$g_{ij} = t_{p_{ij}} - t_{r_{ij}} \quad (IV.31)$$

Étape 6 : Calcul des valeurs finales des fonctions de critères (Q_i) par les alternatives. Les valeurs des fonctions de critères sont obtenues par la somme des écarts (g_{ij}) par alternative, c'est-à-dire par la somme des éléments de la matrice (G) par colonne, Eq. (IV.32) :

$$Q_i = \sum_{j=1}^n g_{ij} \quad (IV.32)$$

D'après les résultats du rapport S/N présentés dans le tableau IV.4. Le tableau IV.9 présente les valeurs normalisées t_{rij} de la matrice de décision pour chacun des deux matériaux considérés, ainsi que l'indice (Q_i). La meilleure combinaison est celle qui correspond à la plus petite valeur de Q_i . Dans notre cas, les régimes optimaux pour les quatre optimisations de réponse (R_a , F_z , P_c et MRR) simultanément ont été déterminés sur la base des graphiques des effets principaux (Fig. IV.10) pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66). L'analyse des résultats montre que les régimes optimaux sont les mêmes pour les deux matériaux usinés ($V_{c3} = 206 \text{ m} \times \text{min}^{-1}$, $f_1 = 0.08 \text{ mm} \times \text{tr}^{-1}$, $a_{p1} = 0.5 \text{ mm}$), mais que les paramètres de sortie optimisés sont différents. Enfin, les conditions optimales pour les deux matériaux sont indiquées par des points rouges dans la figure IV.10.

Tableau IV.9 Résultats de la méthode MAIRCA pour les deux polyamides

N°	PA66-GF30%					PA 66				
	t_{rij}				Q_i	t_{rij}				Q_i
	R_a	F_z	P_c	MRR		R_a	F_z	P_c	MRR	
1	0.0212	0.0278	0.0278	0	0.0343	0.0207	0.0278	0.0278	0	0.0349
2	0.0110	0.0133	0.0161	0.0131	0.0577	0.0118	0.0138	0.0161	0.0131	0.0563
3	0	0	0.0054	0.0248	0.0810	0	0	0.0046	0.0248	0.0817
4	0.0208	0.0153	0.0119	0.0126	0.0505	0.0278	0.0171	0.0130	0.0126	0.0407
5	0.0154	0.0025	0.0015	0.0257	0.0661	0.0124	0.0036	0.0017	0.0257	0.0678
6	0.0082	0.0181	0.0141	0.0126	0.0581	0.0083	0.0198	0.0154	0.0126	0.0551
7	0.0278	0.0124	0.0001	0.0278	0.0430	0.0236	0.0129	0.0002	0.0278	0.0466
8	0.0265	0.0237	0.0092	0.0161	0.0357	0.0242	0.0229	0.0083	0.0161	0.0396
9	0.0154	0.0124	0	0.0278	0.0556	0.0130	0.0127	0	0.0278	0.0577

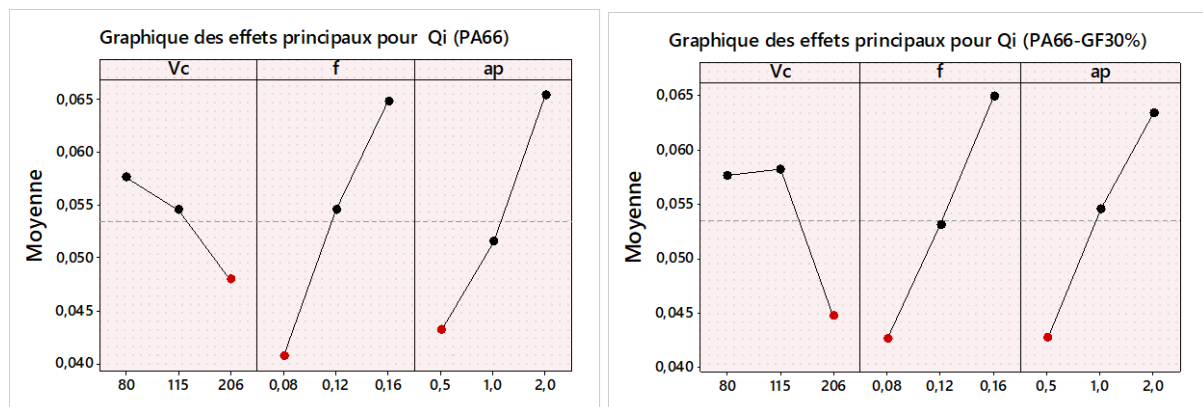


Figure IV. 10 Graphique des effets principaux de MAIRCA pour les deux polyamides

IV.5.2.4 Méthode d'optimisation CoCoSo

CoCoSo est une méthode de prise de décision multicritère proposée par Yazdani et ses collègues en 2019 pour sélectionner la meilleure solution. Cette méthode évalue N solutions sur la base de M critères et identifie finalement la meilleure solution. Cette méthode est une intégration de la pondération additive simple (SAW) et des modèles de produits pondérés (WPM). Pour résoudre un problème de décision CoCoSo, après avoir déterminé les alternatives et les critères correspondants, les étapes suivantes sont validées [167]

Étape 1 : Création d'une matrice de décision (A)

La matrice de décision correspondante est tout d'abord formulée en tenant compte de m alternatives (nombre d'essais expérimentaux) et de n critères (nombre de réponses).

$$A = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \cdots & X_{mn} \end{bmatrix} \quad (IV.33)$$

Où ; x_{ij} est la mesure de performance de la $i^{\text{ème}}$ alternative par rapport au $j^{\text{ème}}$ critère

Étape 2 : Normalisation linéaire (r_{ij}) de la matrice X_{ij}

Les données doivent être sans dimension avant d'être utilisées dans l'analyse. En d'autres termes, l'ensemble de données doit être normalisé. Le processus de normalisation permet de s'assurer que les variables prennent des valeurs dans le même intervalle. L'équation (xx) est utilisée pour le processus de normalisation.

$$r_{ij} = \frac{(x_{ij} - \min x_{ij})}{(\max x_{ij} - \min x_{ij})} \quad \text{Où : } (i= 1, 2, \dots, m ; j= 1, 2, \dots, n) \quad (IV.34)$$

Étape 3 : Calcul la Pondération (S_i) et mesure des performances (P_i) pour la prise de décision multicritères

Cette étape consiste à déterminer l'importance relative (poids) de chaque paramètre (S_i) et de son score de performance correspondant (P_i) dans le cadre du processus décisionnel. Pour y parvenir, deux méthodes principales sont employées :

Méthode de pondération (WSM) : Cette méthode permet de déterminer l'importance de chaque paramètre (S_i) dans l'évaluation globale. Il existe plusieurs techniques de pondération, chacune ayant ses propres avantages et considérations. La méthode de pondération choisie doit s'aligner sur le contexte spécifique de la prise de décision et sur l'expertise des décideurs.

$$S_i = \sum_{j=1}^n (r_{ij} \times w_{ij}) \quad (IV.35)$$

Méthode de mesure de la performance (**WPM**) : Cette méthode quantifie le niveau de performance (P_i) de chaque alternative par rapport à un paramètre spécifique. L'approche WPM dépend du type de données associées au paramètre.

$$P_i = \sum_{j=1}^n (r_{ij})^{w_{ij}} \quad (IV.36)$$

Étape 4 : Agrégation des scores de performance pour un classement alternatif

Les stratégies d'agrégation suivantes sont utilisées pour calculer les poids relatifs des alternatives. Dans cette étape, trois stratégies de notation sont utilisées pour générer des pondérations relatives d'autres options dérivées à l'aide des formules (IV.37 à IV.39):

$$K_{ia} = \left(\frac{P_i + S_i}{\sum_{i=1}^n (P_i + S_i)} \right) \quad (IV.37)$$

$$K_{ib} = \frac{S_i}{\min S_i} + \frac{P_i}{\min P_i} \quad (IV.38)$$

$$K_{ic} = \frac{\lambda S_i + (1-\lambda) P_i}{\lambda \min S_i + (1-\lambda) \max P_i} \quad (IV.39)$$

L'équation (IV.37) exprime la moyenne arithmétique des sommes des scores de WSM et de WPM, tandis que l'équation (IV.38) exprime la somme des scores relatifs de WSM et de WPM par rapport au meilleur. L'équation (IV.39) libère le compromis équilibré des scores des modèles WSM et WPM. Dans l'équation (IV.39), λ (généralement $\lambda=0.5$) est choisi par les décideurs. Toutefois, la flexibilité et la stabilité du CoCoSo proposé peuvent reposer sur d'autres valeurs.

Étape 5 : Calcul de la valeur d'approximation finale des alternatives ; à noter que l'alternative la plus élevée est considérée comme la meilleure option pour la sélection finale.

$$K_i = (K_{ia} \times K_{ib} \times K_{ic})^{1/3} + \frac{1}{3} (K_{ia} + K_{ib} + K_{ic}) \quad (IV.40)$$

Sur la base des résultats du rapport S/N présentés dans le **tableau IV.4** pour les deux polyamides renforcés et non renforcés, les valeurs de la matrice de décision normalisée et l'indice **Ki** de chaque expérience ont été calculés à l'aide des équations (IV.33 à IV.40), et leurs valeurs sont consignées dans le tableau IV.10.

Tableau IV.10 Normalisation et indice Ki de chaque expérience pour les deux polyamides

N°	PA66-GF30%					PA 66				
	r_{ij}				K _i	r_{ij}				K _i
	Ra	Fz	Pc	MRR		Ra	Fz	Pc	MRR	
1	0.7640	1	1	0	2.52137	0.74468	1	1	0	2.55052
2	0.3955	0.4784	0.5789	0.4714	2.35039	0.42553	0.49600	0.58000	0.47137	2.41679
3	0	0	0.1927	0.8919	1.21370	0	0	0.16667	0.89191	1.20977
4	0.7506	0.5523	0.4271	0.4531	2.50408	1	0.61600	0.46667	0.45311	2.74525
5	0.5528	0.0899	0.0537	0.9235	2.01204	0.44681	0.12800	0.06000	0.92349	2.02415
6	0.2944	0.6524	0.5077	0.4531	2.33155	0.29787	0.71200	0.55333	0.45311	2.43180
7	1	0.4481	0.0027	1	2.44205	0.85106	0.46400	0.00667	1	2.43695
8	0.9528	0.8537	0.3304	0.5795	2.80145	0.87234	0.82400	0.30000	0.57947	2.76189
9	0.5528	0.4447	0	1	2.08159	0.46809	0.45600	0	1	2.06812

À partir des résultats de l'indice Ki (tableau IV.10), nous avons tracé les graphiques des effets principaux (Fig. IV.11) afin de déterminer les régimes de coupe optimaux pour les deux polyamides usinés, qui concernent la minimisation de Ra, Fz et Pc ainsi que la maximisation du MRR, simultanément. Comme la meilleure performance correspond à la valeur la plus élevée de Ki, il est évident que la combinaison optimale pour les deux polyamides est la même ($V_{c3} = 206 \text{ m} \times \text{min}^{-1}$, $f_1 = 0.08 \text{ mm} \times \text{tr}^{-1}$, $a_{p1} = 0.5 \text{ mm}$), mais les paramètres de sortie optimisés qui correspondent à ce régime sont différents. Enfin, les régimes optimaux pour les deux matériaux ont été mis en évidence par des points rouges dans la figure IV.12.

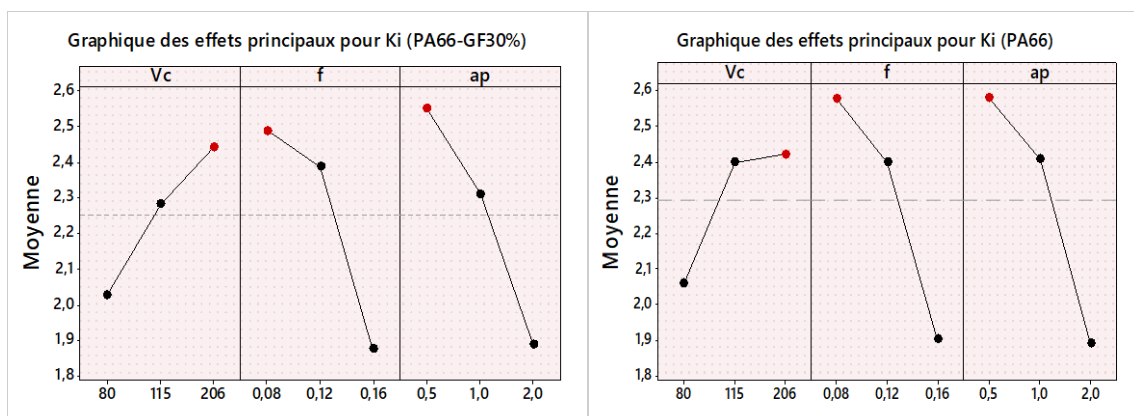


Figure IV.11 Graphique des effets principaux de la méthode CoCoSo pour les deux polyamides

IV.6 Comparaison entre les méthodes

Quatre méthodes d'optimisation (PSI, MAIRCA, MABAC et CoCoSo) sont appliquées pour la première fois pour trouver une solution multicritère dans un processus de tournage des polymères. Le tableau IV.11 résume les régimes optimaux obtenus par les quatre méthodes

d'optimisation MCDM (PSI, MAIRCA, MABAC et CoCoSo) pour les deux polyamides afin d'optimiser les quatre réponses (Ra, Fz, Pc et MRR) en même temps.

On constate que la méthode MABAC, la méthode MAIRCA et la méthode CoCoSo donnent le même régime de coupe (Vc3, f1, ap1) pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66), mais les réponses correspondantes à ce régime diffèrent d'un matériau à l'autre, où Ra = 1.13 [μm], Fz = 14.75 [N], Pc = 50.65 [W] et MRR = 8.24 [$\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}$] correspondent au PA66-GF30 %, tandis que les paramètres de sortie optimisés sont : Ra = 1.03 [μm], Fz = 12.80 [N], Pc = 44.04 [W], et MRR = 8.24 [$\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}$] correspondent au polyamide (PA66). En revanche, la méthode CoCoSo donne un régime de coupe optimal différent pour le PA66 (Vc2, f1, ap1), et les réponses correspondantes à ce régime sont Ra = 1.11 [μm], Fz = 14.69 [N], Pc = 28.22 [W], et MRR = 4.59 [$\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}$]. D'autre part, la méthode PSI a donné différents régimes de coupe optimaux ; en effet, le régime optimal pour PA66-GF30 % est (Vc3, f1 et ap3) qui a pu donner des valeurs des performances suivantes : Ra = 1.23 [μm], Fz = 36.57 [N], Pc = 125.59 [W] et MRR = 32.95 [$\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}$], tandis que pour le PA66 le régime optimal est (Vc3, f1, ap2), qui correspond à Ra = 1.031 [μm], Fz = 20.365 [N], Pc = 70.365 [W] et MRR = 16.484 [$\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}$].

Tableau IV.11 Régimes optimaux et réponses de (PSI, MABAC, MAIRCA et CoCoSo) pour les deux matériaux

	Vc	f	ap	Ra	Fz	Pc	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
CoCoSo							
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

D'après les résultats de l'optimisation, on constate que f et Vc restent les mêmes pour les quatre méthodes (PSI, MABAC, CoCoSo et MAIRCA) mais les valeurs de ap varient pour la méthode PSI (ap = 2 [mm] et ap = 1 [mm]). En effet, l'obtention d'une valeur importante de (ap) par la méthode (PSI) a conduit à l'obtention d'une valeur maximale du MRR, ($\text{MRR}_{(\text{PA66-GF30\%})} = 32.95 [\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}]$) et ($\text{MRR}_{(\text{PA66})} = 16.484 [\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}]$). Mais en revanche elle a conduit à un accroissement de (Fz et Pc) comme indiqué dans l'analyse ANOVA (Tab.IV.2 et Tab.IV.3).

Aussi, nous remarquons que les valeurs de (Ra) n'ont pas beaucoup changé, ce qui est attendu puisque l'étude ANOVA (Tab. IV.2, Tab.IV.3) a révélé que le facteur ap n'a presque pas d'impact sur le critère Ra. Tandis que les trois méthodes (MABAC, MAIRCA et CoCoSo) favorisaient la Réduction de Ra, Pc et Fz. Alors que le régime proposé par ces trois méthodes à l'avantage de favoriser l'usinage avec une moindre consommation d'énergie et une amélioration de la qualité de surface.

IV.7 Conclusion

Ce chapitre expose les résultats expérimentaux, explore l'analyse statistique, la modélisation et l'optimisation des processus de tournage pour les polyamides renforcés et non renforcés en utilisant une plaquette en carbure de tungstène (WC). L'ANOVA est utilisée pour développer des modèles mathématiques reliant les paramètres d'usinage aux réponses technologiques. La validité de ces modèles est ensuite évaluée à l'aide de RSM. Par ailleurs, ce chapitre explore à la fois les approches d'optimisation mono-objectif et multi-objectif. L'optimisation mono-objectif, fondée sur la méthode de Taguchi, vise à optimiser chaque réponse indépendamment des autres. En revanche, les techniques d'optimisation multi-objectifs, notamment PSI, MAIRCA, MABAC et CoCoSo, sont utilisées pour minimiser simultanément la rugosité de surface (Ra), l'effort de coupe tangentiel (Fz) et la puissance de coupe (Pc) tout en maximisant le taux d'enlèvement de matière (MRR). Enfin, le chapitre se termine par une analyse comparative et une discussion des régimes d'usinage optimaux identifiés par chacune des cinq méthodes d'optimisation.

CHAPITRE V

*Étude comparative
de modélisation à
l'aide des trois
approches : RSM,
ANN et ANFIS-SC*

V.1 Introduction

Ce chapitre présente la modélisation mathématique du processus de tournage du PA66-GF30 % à l'aide d'un outil en diamant polycristallin PCD. L'objectif est d'établir des relations précises entre les paramètres de coupe (r , ap , f et V_c) et les paramètres technologiques étudiés, notamment R_a , F_z , P_c et MRR . Pour ce faire, une approche basée sur la RSM, couplée à une analyse de la variance (ANOVA), a été adoptée afin d'évaluer l'influence de chaque paramètre d'usinage et d'élaborer des modèles prédictifs. En complément, une modélisation par ANN a été mise en œuvre pour proposer une alternative aux modèles analytiques. Enfin, une approche algorithmique de type boîte noire, basée sur le modèle ANFIS-SC, a été appliquée. L'objectif final est d'analyser la précision et la robustesse de chaque méthode afin d'identifier la plus performante pour l'usinage optimal du PA66-GF30 %.

V.2 Résultats et discussion

Le tableau V.1 présente les résultats expérimentaux des paramètres de sortie (R_a , F_z , P_c et MRR) obtenus lors de l'usinage PA66-GF30% à l'aide d'un outil de coupe en diamant polycristallin (PCD), selon le plan de Taguchi (L18). Ces résultats sont analysés en fonction des différentes combinaisons des facteurs d'entrée (r , V_c , f et ap). L'examen des données du tableau V.1 révèle que R_a varie entre 0.6743 et 2.8183 [μm], tandis que F_z varie entre 57.03 et 113.7 [N]. De même, la P_c s'étend de 114.60 à 571.307 [W]. En ce qui concerne le MRR , les valeurs calculées varient de 7.2 à 97.92 [$\text{cm}^3 \times \text{min}^{-1}$]. Il est à noter que P_c et MRR ont été déterminés à l'aide des équations (I.1) et (I.2), respectivement.

Tableau V.1 Résultats des conditions de coupe en fonction des paramètres de sortie

N°	r [mm]	V_c [m $\times$ min $^{-1}$]	f [mm $\times$ tr $^{-1}$]	ap [mm]	R_a [μm]	F_z [N]	P_c [W]	MRR [cm $^3 \times$ min $^{-1}$]
1	0.4	120	0.1	0.6	1.1517	57.03	114.060	7.2
2	0.4	120	0.17	1.2	1.9097	86.52	173.040	24.48
3	0.4	120	0.24	1.8	2.8183	113.7	227.400	51.84
4	0.4	220	0.1	0.6	0.8710	64.85	237.783	13.2
5	0.4	220	0.17	1.2	1.8267	81.35	298.283	44.88
6	0.4	220	0.24	1.8	2.6497	103.06	377.887	95.04
7	0.4	320	0.1	1.2	0.9360	81.12	432.640	38.4
8	0.4	320	0.17	1.8	1.7007	100.2	534.400	97.92
9	0.4	320	0.24	0.6	2.6553	58.77	313.440	46.08
10	0.8	120	0.1	1.8	0.7383	89.03	178.060	21.6
11	0.8	120	0.17	0.6	0.9980	82.25	164.500	12.24
12	0.8	120	0.24	1.2	1.4073	109.96	219.920	34.56
13	0.8	220	0.1	1.2	0.6743	83.66	306.753	26.4
14	0.8	220	0.17	1.8	0.8320	108.26	396.953	67.32
15	0.8	220	0.24	0.6	1.3637	93.72	343.640	31.68
16	0.8	320	0.1	1.8	0.6873	107.12	571.307	57.6
17	0.8	320	0.17	0.6	0.7997	90.29	481.547	32.64
18	0.8	320	0.24	1.2	1.3377	94.86	505.920	92.16

V.3 Méthodes d'analyse statistique et Modélisation

V.3.1 Analyse statistique (ANOVA)

Le logiciel MINITAB 18 a été utilisé pour effectuer une ANOVA afin de déterminer plus précisément les facteurs de processus qui ont un impact statistiquement significatif sur la qualité ou les attributs de processus lors de l'usinage de PA66-GF30 % avec un outil de coupe PCD. Les tableaux (V.2 à V.4) présentent les résultats des calculs par l'approche ANOVA pour les variables technologiques R_a , F_z et P_c en fonction de (r , V_c , f et a_p), avec un niveau de confiance de 95 %.

V.3.1.1 ANOVA pour R_a , F_z et P_c

L'analyse de la variance (ANOVA) met en évidence l'influence prédominante de l'avance (f) et du rayon de bec (r) sur la rugosité (R_a) (Tab. V.2), avec des contributions respectives de 50.10 % et 38.29 %. En revanche, V_c n'exerce qu'un impact négligeable, avec une contribution de 0.80 %. De plus, certaines interactions entre paramètres sont significatives, notamment : ($r \times f$) qui contribue à 7.24 %. Cependant, les autres termes n'ont pas eu d'effet significatif, la probabilité (P) étant supérieure à 0.05 ($P > 0.05$). Ces résultats sont cohérents avec les travaux de Parida et al [168] et Davim et al [169] sur l'usinage des polymères, cette étude confirme l'impact significatif des paramètres de coupe sur R_a . La figure V.1 présente le pourcentage de contribution de chaque paramètre de coupe et les erreurs associés à la rugosité de surface (R_a).

Tableau V.2 ANOVA pour R_a de PA66-GF30 %

Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	Valeur "F"	Valeur "p"	Cont. %	Notes
Modèle	10	8.49351	8.49351	0.84935	90.68	0.000	99.23%	Signifiant
r	1	3.277	2.33430	2.33430	249.22	0.000	38.29%	Signifiant
Vc	1	0.068	0.08445	0.08445	9.02	0.020	0.80%	Signifiant
f	1	4.288	2.69855	2.69855	288.10	0.000	50.10%	Signifiant
ap	1	0.210	0.00007	0.00007	0.01	0.935	2.45%	Non signifiant
r×Vc	1	0.006	0.01514	0.01514	1.62	0.244	0.07%	Non Signifiant
r×f	1	0.595	0.44356	0.44356	47.36	0.000	7.24%	Signifiant
r×ap	1	0.000	0.00096	0.00096	0.10	0.758	0.05%	Non signifiant
Vc×f	1	0.001	0.00012	0.00012	0.01	0.913	0.00%	Non signifiant
Vc×ap	1	0.010	0.00322	0.00322	0.34	0.576	0.04%	Non signifiant
f×ap	1	0.013	0.01600	0.01600	1.71	0.233	0.19%	Non signifiant
Erreur	4	0.007	0.06557	0.00937			0.77%	
Total	17	8.559					100.00%	

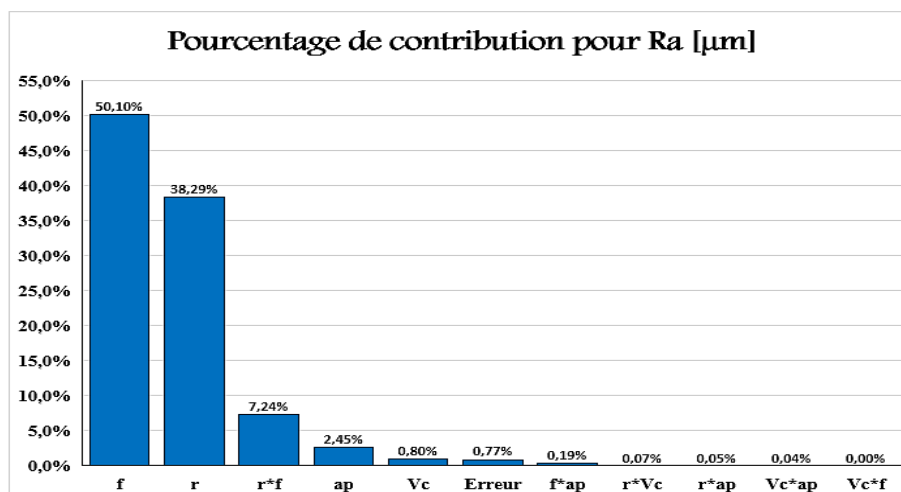


Figure V.1 Pourcentage de contributions des différents facteurs sur Ra

Le tableau V.3 présente les résultats de l'analyse de variance (ANOVA) appliquée à Fz. Il en ressort que ap constitue le facteur prédominant influençant Fz, avec une contribution de 52.30 %. Elle est suivie par r et f, dont les contributions respectives s'élèvent à 14.51 % et 14.31 %. En revanche, Vc a un effet négligeable, avec une contribution de 0.06 %. De plus, certaines interactions entre paramètres se sont révélées significatives, notamment l'interaction entre (Vc et f) et celle entre (r et ap), contribuant respectivement pour 7.12 % et 6.32 %. En revanche, les autres termes n'ont pas montré d'effet significatif, leurs valeurs p étant supérieures à 0.05 ($p > 0.05$), ce qui indique qu'ils ne sont pas statistiquement significatifs. La figure V.2 présente le pourcentage de contribution de chaque paramètre de coupe et les erreurs associés à l'effort tangentiel (Fz).

Tableau V.3 ANOVA pour Fz

Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	Valeur F	Valeur p	Cont.%	Notes
Modèle	10	4780.38	4780.38	478.04	48.54	0.000	98.58%	Signifiant
r	1	703.75	450.70	450.70	45.76	0.000	14.51%	Signifiant
Vc	1	3.13	2.71	2.71	0.28	0.616	0.06%	Non Signifiant
f	1	694.03	245.99	245.99	24.98	0.002	14.31%	Signifiant
ap	1	2536.36	1410.48	1410.48	143.22	0.000	52.30%	Signifiant
r*Vc	1	66.22	55.37	55.37	5.62	0.050	1.37%	Non Signifiant
r*f	1	124.17	45.23	45.23	4.59	0.069	2.56%	Non Signifiant
r*ap	1	306.60	77.29	77.29	7.85	0.026	6.32%	Signifiant
Vc*f	1	345.24	345.24	345.24	35.06	0.001	7.12%	Signifiant
Vc*ap	1	0.86	0.86	0.86	0.09	0.776	0.02%	Non Signifiant
f*ap	1	0.01	0.01	0.01	0.00	0.979	0.00%	Non Signifiant
Erreur	7	68.94	68.94	9.85			1.42%	
Total	17	4849.32					100.00%	

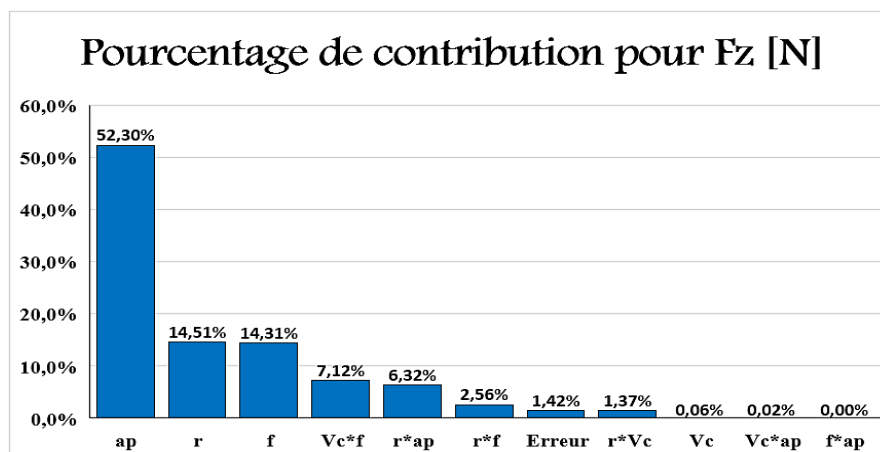


Figure V.2 Pourcentage de contributions des différents facteurs sur Fz

Le tableau V.4 présente les résultats de l'analyse de variance (ANOVA) appliquée à Pc, directement liée à la vitesse de coupe et l'effort tangentiel Fz. L'analyse montre que (Vc) est le facteur dominant, exerçant une influence prépondérante avec une contribution de 79.41%. Il est suivi par (ap et r), qui contribuent respectivement de 10.18 % et de 3.60 %. D'autre part, l'avance (f) n'a pas d'effet significatif sur Pc. Certaines interactions entre les paramètres sont également significatives. En particulier, l'interaction entre (Vc et r), ainsi que celles entre (r et ap) et entre (Vc et ap), contribuent respectivement à 1.36%, 2.03% et 0.68%. En revanche, les autres termes ne présentent pas d'effet significatif, leurs valeurs « P » étant supérieures à 0.05 ($P > 0.05$), ce qui indique qu'ils ne sont pas statistiquement significatifs. La figure V.3 présente le pourcentage de contribution de chaque paramètre de coupe et les erreurs associés à la puissance de coupe (Pc).

Tableau V.4 ANOVA pour Pc

Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	Valeur F	Valeur p	Cont.%	Notes
Modèle	10	323801	323801	32380	107.23	0.000	99.35%	Signifiant
r	1	11739	6988	6988	23.14	0.002	3.60%	Signifiant
Vc	1	258801	212163	212163	702.62	0.000	79.41%	Signifiant
f	1	1816	328	328	1.09	0.332	0.56%	Non Signifiant
ap	1	33184	23378	23378	77.42	0.000	10.18%	Signifiant
r*Vc	1	4420	3945	3945	13.06	0.009	1.36%	Signifiant
r*f	1	4209	1321	1321	4.38	0.075	1.29%	Non Signifiant
r*ap	1	6613	2915	2915	9.65	0.017	2.03%	Signifiant
Vc*f	1	777	777	777	2.57	0.153	0.24%	Non Signifiant
Vc*ap	1	2211	2211	2211	7.32	0.030	0.68%	Signifiant
f*ap	1	31	31	31	0.10	0.758	0.01%	Non Signifiant
Erreur	7	2114	2114	302			0.65%	
Total	17	325914					100.00%	

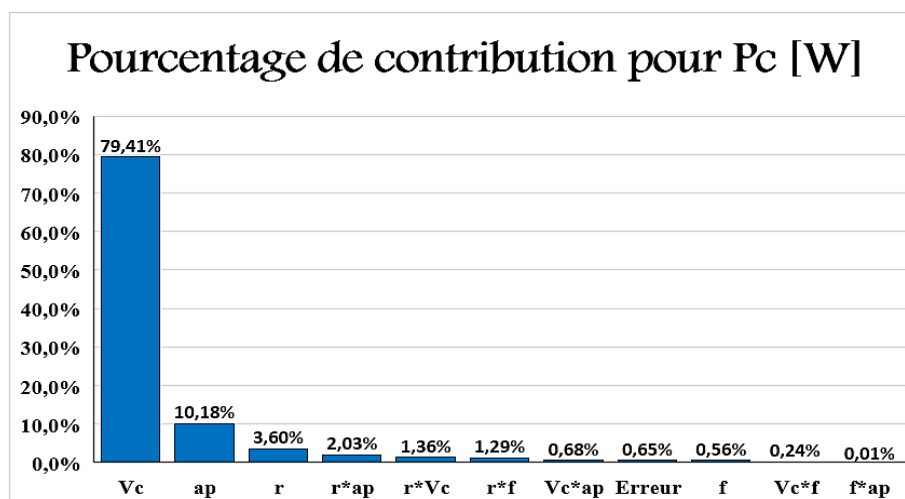


Figure V.3 Pourcentage de contributions des différents facteurs sur Pc

V.3.1.2 Graphiques des effets principaux

Les graphiques des effets principaux (Figure V.4 à V.6) fournissent une représentation visuelle de l'influence des différents facteurs sur la réponse étudiée (R_a , P_c , F_z et MRR). La pente de chaque courbe indique le degré d'influence du facteur, une pente plus élevée indiquant une influence plus importante.

L'analyse de la figure (V.4) met en évidence l'impact significatif de f et de r sur la rugosité (R_a), comme indiqué par la pente élevée de leurs courbes. Il apparaît clairement que la qualité de la surface se détériore considérablement lorsque f augmente de 0.1 à 0.24 [$\text{mm} \times \text{tr}^{-1}$] et que r diminue de 0.8 à 0.4 [mm]. Cette détérioration est principalement due à la formation de sillons hélicoïdaux, conséquence directe de la géométrie de l'outil et du mouvement hélicoïdal relatif entre l'outil et la pièce à usiner. On peut dire que l'effet de f est le plus important sur l'état de la surface usinée, suivie par r . En revanche, le facteur (V_c) a une influence plus limitée. Son augmentation de 120 à 320 [$\text{m} \times \text{min}^{-1}$] entraîne une légère diminution de la rugosité R_a , ce qui se traduit par une amélioration modérée de la qualité de surface. Par ailleurs, la profondeur de passe (ap) joue également un rôle négligeable dans l'évolution de la rugosité. Ces résultats sont en parfaite concordance avec ceux de l'analyse de variance (ANOVA), confirmant que f et r sont les principaux paramètres influençant l'état de surface usinée du polymère PA66-GF30 %.

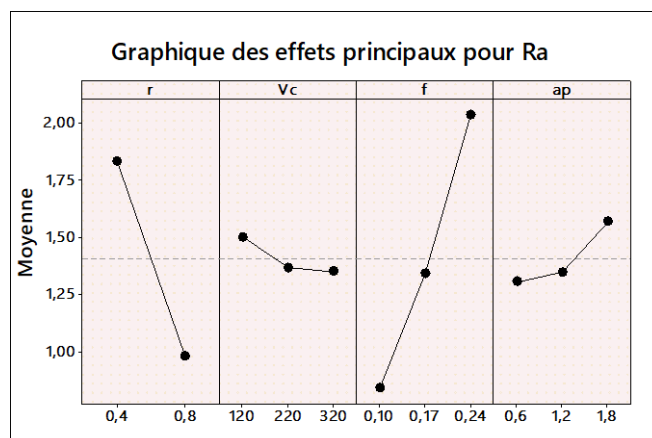


Figure V.4 Graphique des effets principaux pour Ra

Le graphique des effets principaux pour Fz (Figure V.5) illustre l'impact des paramètres de coupe sur l'effort tangentiel. Il montre que (ap) est le facteur prédominant, avec une augmentation significative de Fz lorsque sa valeur passe de 0.6 à 1.8 [mm]. Cette tendance s'explique par l'augmentation de la section du copeau ($S=ap \times f$), qui accroît la résistance de la pièce à la pénétration de l'outil dans la direction tangentielle, ce qui entraîne une augmentation de Fz. Les deux facteurs (f et r) influencent également l'effort tangentiel, bien que leur effet soit moins marqué que celui de ap. Une augmentation de ces paramètres entraîne une augmentation progressive de Fz. Par contre, on observe une diminution progressive de Fz lorsque Vc augmente, probablement en raison de la diminution des forces de frottement et de l'augmentation de la température qui favorise l'adoucissement de la matière. Ces observations sont en accord avec les résultats de l'ANOVA, confirmant que ap est le facteur le plus influent, suivi par r et f, alors que Vc a une contribution négligeable à l'effort tangentiel.

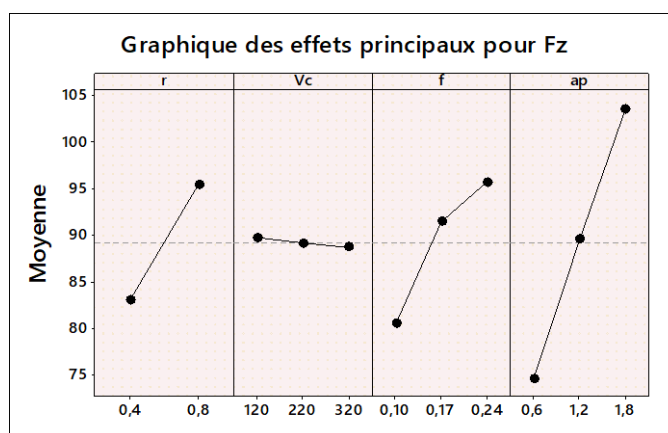


Figure V.5 Graphiques des effets principaux pour Fz

Le graphique des effets principaux pour Pc (Figure V.6) met en évidence l'effet des paramètres de coupe sur la variation de la puissance de coupe. Il révèle que la vitesse de coupe (Vc) est le facteur prédominant, entraînant une augmentation marquée de Pc lorsque Vc passe

de 120 à 320 [$\text{m} \times \text{min}^{-1}$]. Cette tendance s'explique par l'élévation de l'énergie dissipée sous forme de chaleur et de frottements, nécessitant ainsi une puissance supplémentaire pour maintenir le processus de coupe. De plus, la profondeur de passe (a_p) joue un rôle déterminant, entraînant une augmentation progressive de P_c lorsque sa valeur passe de 0.6 à 1.8 [mm], en raison de l'accroissement du volume de matière enlevé. En revanche, f et r ont une influence plus faible, leur variation ayant un impact relativement limité sur la puissance de coupe. Ces observations sont en parfaite adéquation avec les résultats de l'analyse de variance (ANOVA).

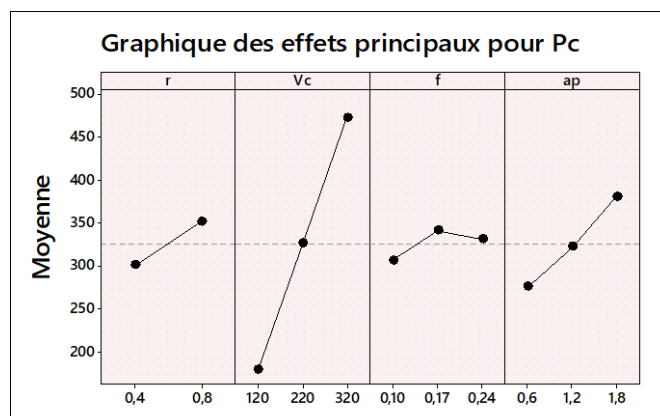


Figure V.6 Graphiques des effets principaux pour P_c

La figure V.7 montre clairement l'influence des paramètres r , V_c , f et a_p sur le niveau moyen de réponse, ce qui est en accord avec l'équation du MRR (Eq. I.6). En effet, selon cette équation, le taux d'enlèvement de matière est directement corrélé à V_c , f et a_p , ce qui explique que l'augmentation de ces facteurs entraîne une augmentation significative de MRR. En revanche, l'effet de r pourrait influencer la réponse de manière indirecte, notamment en modifiant la stabilité du processus ou l'interaction entre l'outil et le matériau. Toutefois, son impact reste non significatif ou négligeable, ce qui suggère qu'il n'intervient pas directement dans l'équation du MRR.

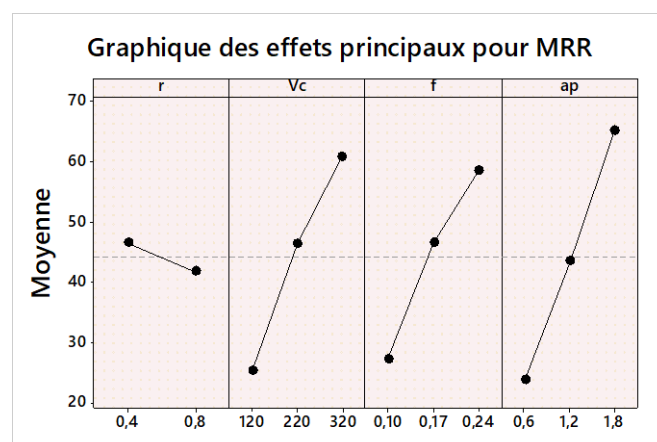


Figure V.7 Graphiques des effets principaux pour MRR

V.3.1.3 Graphiques de Pareto

La maîtrise du processus d'usinage passe par une évaluation précise des effets individuels et des interactions entre les paramètres. À cet effet, la figure V.8 illustre les diagrammes de Pareto de (Ra, Fz et Pc) pour le PA66-GF30 %, intégrant des intervalles de confiance à 95 % ($\alpha = 0.05$). Ce diagramme constitue un outil essentiel pour l'identification des paramètres dominants et l'optimisation des conditions de coupe en vue d'améliorer la qualité de surface et de réduire la rugosité. Les facteurs dont l'influence dépasse le seuil critique de 2.571 sont considérés comme statistiquement significatifs, en cohérence avec les résultats de l'ANOVA.

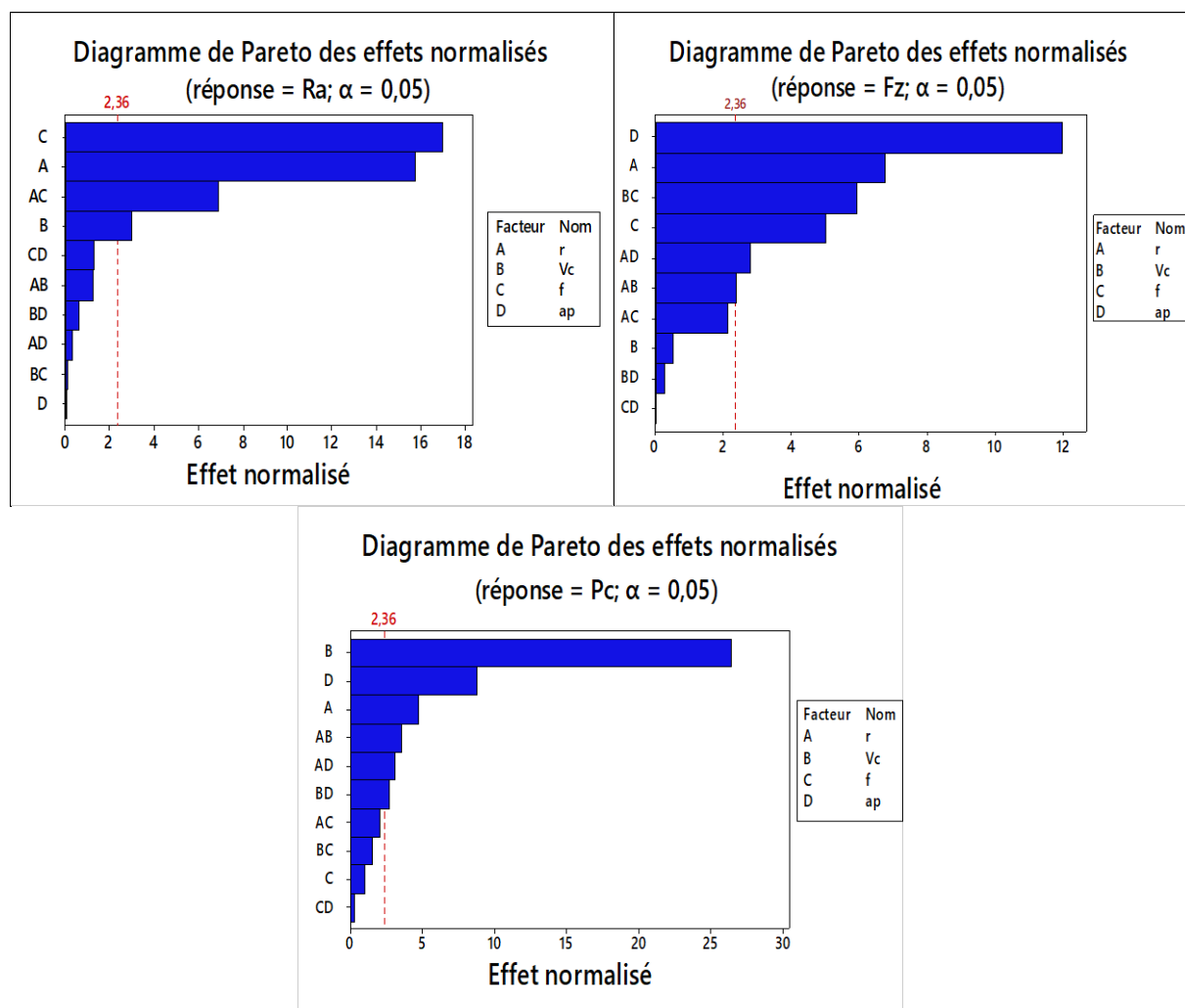


Figure V.8 Graphiques de Pareto de de Ra, Fz et Pc

V.3.2 Modélisation des paramètres de performance par RSM

Le contrôle du processus d'usinage des polymères techniques renforcés repose sur une modélisation efficace des paramètres de performance. L'objectif est d'établir des modèles

mathématiques permettant de prédire les réponses en fonction des conditions d'usinage variables en utilisant la méthode RSM.

Dans cette étude, la relation entre chaque réponse (Ra, Fz et Pc) et les facteurs d'entrée (r, Vc, ap et f) a été déterminée à l'aide d'une équation de régression linéaire intégrant les interactions entre paramètres. Cette corrélation est exprimée par des équations (V.1 à V.3) et évaluée à l'aide du coefficient de détermination (R^2), un indicateur clé de la précision du modèle. Plus la valeur de R^2 est proche de 1, plus le modèle est efficace pour prédire les résultats.

$$\begin{aligned} \mathbf{Ra} [\mu\mathbf{m}] = & -0.311 + 0.317 r - 0.00245 \times Vc + 21.73 f + 0.130 ap + 0.00195 r \times Vc \quad (\mathbf{V.1}) \\ & - 18.30 r \times f + 0.099 r \times ap - 0.00064 Vc \times f + 0.000386 Vc \times ap \quad (\mathbf{V.1}) \\ & - 1.58 f \times ap \end{aligned}$$

$$\mathbf{R^2} = 99.23\% ; \quad \mathbf{R^2_{(ajust)}} = 98.14\%$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Fz} [\mathbf{N}] = & 1.4 + 7.6 r + 0.1158 Vc + 212.0 f + 41.7 ap + 0.1180 r \times Vc + 184.8 r \times f \\ & - 28.2 r \times ap - 1.084 Vc \times f - 0.0063 Vc \times ap - 1.1 f \times ap \quad (\mathbf{V.2}) \end{aligned}$$

$$\mathbf{R^2} = 98.58 \% ; \quad \mathbf{R^2_{(ajust)}} = 96.96 \%$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Pc} [\mathbf{W}] = & -80.2 - 58 r + 0.756 Vc - 62 f + 139.8 ap + 0.996 r \times Vc + 999 r \times f - 173.1 r \times \\ & ap - 1.63 Vc \times f + 0.320 Vc \times ap - 70 f \times ap \quad (\mathbf{V.3}) \end{aligned}$$

$$\mathbf{R^2} = 99.35 \% ; \quad \mathbf{R^2_{(ajust)}} = 98.42 \%$$

Les équations (V.1 à V.3) ont été utilisées pour tracer les courbes de normalité des probabilités et la surface de réponse 3D pour les paramètres de sortie (Ra, Fz et Pc) en fonction des facteurs d'entrée (r, Vc, f et ap) pour le polyamide renforcé à 30 % de fibres de verre. Les diagrammes de probabilité sont illustrés dans la figure (V.9), a été utilisé afin de valider la distribution des valeurs mesurées des réponses (Ra, Fz et Pc). Ces diagrammes intègrent plusieurs indicateurs statistiques, notamment la moyenne des réponses mesurées, l'écart-type (StDev), la valeur d'Anderson-Darling (AD), qui permet de tester l'hypothèse de normalité, ainsi que la valeur P, déterminante pour l'acceptation ou le rejet de l'hypothèse nulle concernant la distribution normale des données. L'analyse de la figure (V.9) montre que les données expérimentales sont alignées avec la ligne ajustée, indiquant ainsi une conformité à la distribution normale. Une faible valeur d'AD associée à une valeur P élevée confirme cette normalité, ce qui renforce la fiabilité des résultats obtenus et la validité du modèle statistique utilisé.

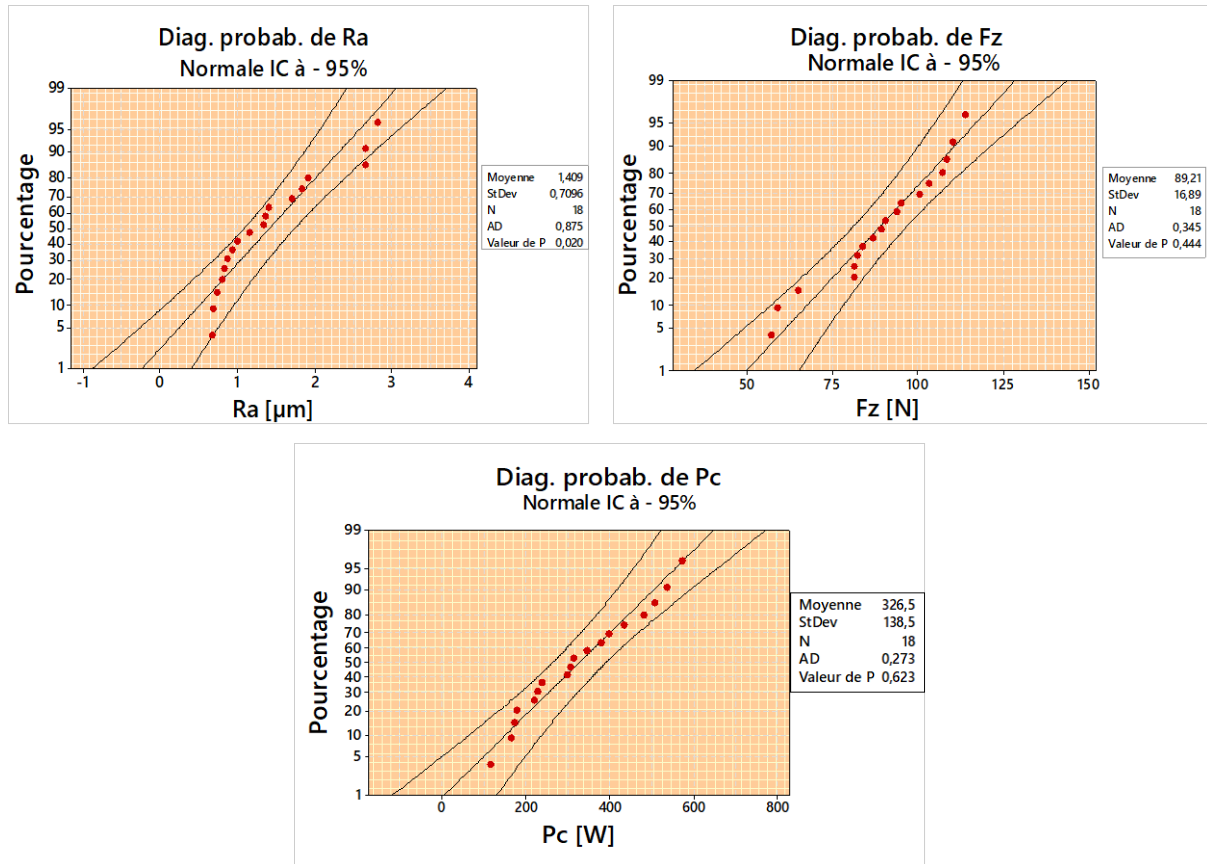


Figure V.9 Graphiques de normalité des probabilités pour Ra, Fz et Pc

Afin de mieux visualiser l'effet d'interaction des paramètres d'entrée (r , V_c , f et a_p) sur les réponses (R_a , F_z , P_c), des graphiques en 3D ont été générés en s'appuyant sur le modèle mathématique défini par les équations (V.1 à V.3).

La figure V.10 présente le graphe de la surface de réponse en 3D de (R_a) en fonction des paramètres de coupe (V_c , f et r) avec une profondeur de passe constante à $a_p = 2$ [mm]. Cette figure mettant en évidence l'influence significative de f et du r . Une augmentation de f entraîne une augmentation substantielle de R_a due à une plus grande épaisseur de copeaux non coupés et à des traces d'outil marquées, tandis que r affecte la rugosité en modifiant la zone de contact outil-pièce et la géométrie de l'arête de coupe, son impact variant en fonction de l'usure de l'outil et des conditions de coupe. En revanche, une diminution de V_c contribue à une augmentation de la rugosité de surface, probablement en raison d'une augmentation de la friction et de la déformation du matériau.

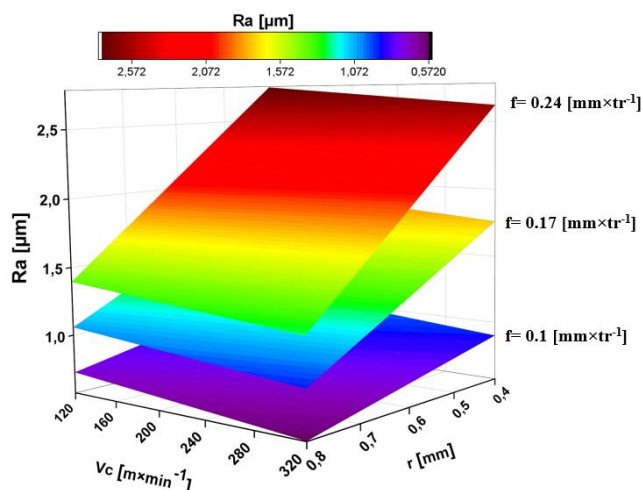
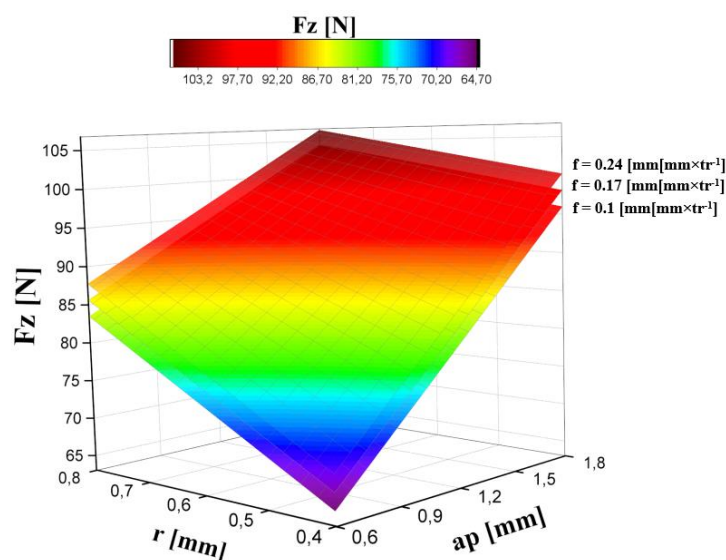


Figure V.10 Graphe de surface 3D pour Ra

La figure V.11 montre les tracés de la surface de réponse 3D de l'effort tangentiel F_z en fonction des paramètres de coupe (a_p , f et r), en gardant la vitesse de coupe constante à $V_c = 320$ [$m \times min^{-1}$]. Cette figure montre une augmentation significative de F_z avec l'augmentation de a_p et f , ce qui peut s'expliquer par l'augmentation du volume de matière enlevée et de la charge exercée sur l'outil. Par ailleurs, le rayon (r) affecte également cette effort (F_z), bien que son effet soit moins prononcé que celui de a_p . Une augmentation de ces paramètres conduit à une augmentation progressive de F_z .

Figure V.11 Graphe de surface 3D pour F_z

La figure V.12 présente les graphiques 3D de la puissance de coupe (P_c) en fonction des paramètres de coupe (V_c , r et a_p), en maintenant l'avance à $f = 0.17$ [$mm \times tr^{-1}$]. L'analyse de cette figure révèle que P_c augmente avec l'accroissement de (V_c , r et a_p). Conformément à l'équation de la puissance de coupe (Eq. I.5), une élévation de V_c et de F_z entraîne une

augmentation de P_c . Par conséquent, les tendances observées dans les graphiques de surface de réponse 3D sont en parfait accord avec les résultats expérimentaux, confirmant ainsi la cohérence du modèle adopté.

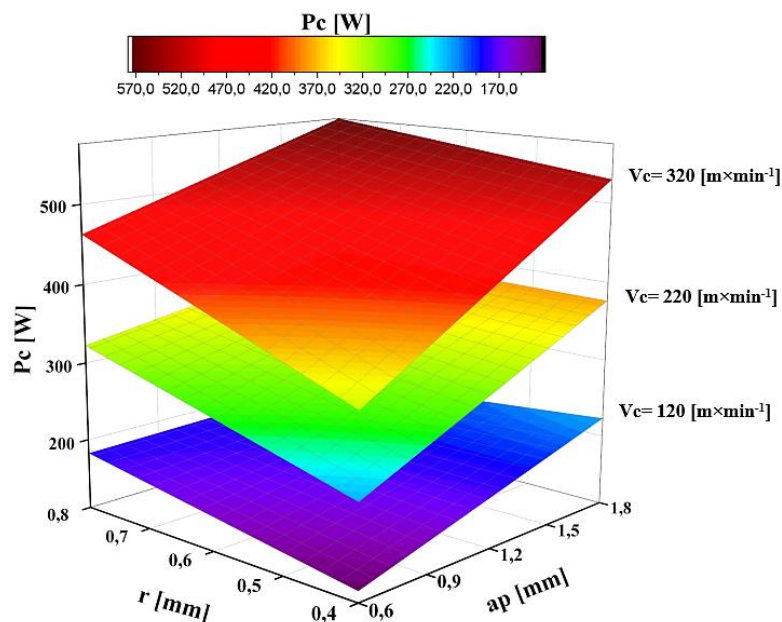


Figure V.12 Graphe de surface 3D pour P_c

V.3.3 Modélisation des paramètres de performance par ANN

Les réseaux de neurones artificiels (ANN), inspirés du fonctionnement du cerveau humain, constituent une approche avancée de l'intelligence artificielle, largement employée dans les applications industrielles. Leur structure repose sur des fonctions algébriques bornées régies par des coefficients (ou poids), ce qui leur permet de modéliser avec précision des relations complexes. Grâce à leur flexibilité et à leur capacité à traiter des systèmes dynamiques, ils se révèlent particulièrement efficaces pour les tâches de prédiction. Offrant une alternative performante aux modèles de régression polynomiale, les ANN sont mieux adaptées à l'analyse de phénomènes difficiles à formaliser par des équations explicites [170]. Dans cette étude, quatre architectures RNA différentes ont été explorées, chacune étant conçue pour prédire des différentes réponses en faisant varier le nombre de neurones dans la couche cachée en utilisant une fonction de transfert tangente hyperbolique.

Le réseau a une structure de type 4-H-1, où les quatre neurones d'entrée représentent les paramètres du processus d'usinage (r , V_c , f et ap), La couche cachée, composée de H neurones, utilise la fonction de transfert tangente hyperbolique. Le neurone de sortie (1) correspond aux réponses prédites (R_a , F_z et P_c) à l'aide d'une fonction de transfert linéaire. L'entraînement du réseau a été réalisé avec un taux d'apprentissage de $\eta=0.1$, garantissant une convergence

efficace du modèle. Pour l'apprentissage et la validation des ANN, le logiciel statistique « JMP 13 » a été utilisé, permettant d'optimiser la précision des prédictions et d'évaluer les performances du modèle.

V.3.3.1 Modélisation de Ra, Fz et Pc à base d'ANN

Les critères de sorties (Ra, Fz et Pc) ont été modélisés en fonction des paramètres de coupe à l'aide d'une structure de réseau neuronal 4-H-1 comme indiqué dans la figure V.13. 15 essais ont été réalisés pendant la phase d'apprentissage, tandis que 3 essais supplémentaires ont été sélectionnés afin de valider le réseau. La structure optimale a été déterminée sur la base du coefficient de détermination (R^2) et de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) concernant les ensembles d'apprentissage et de validation.

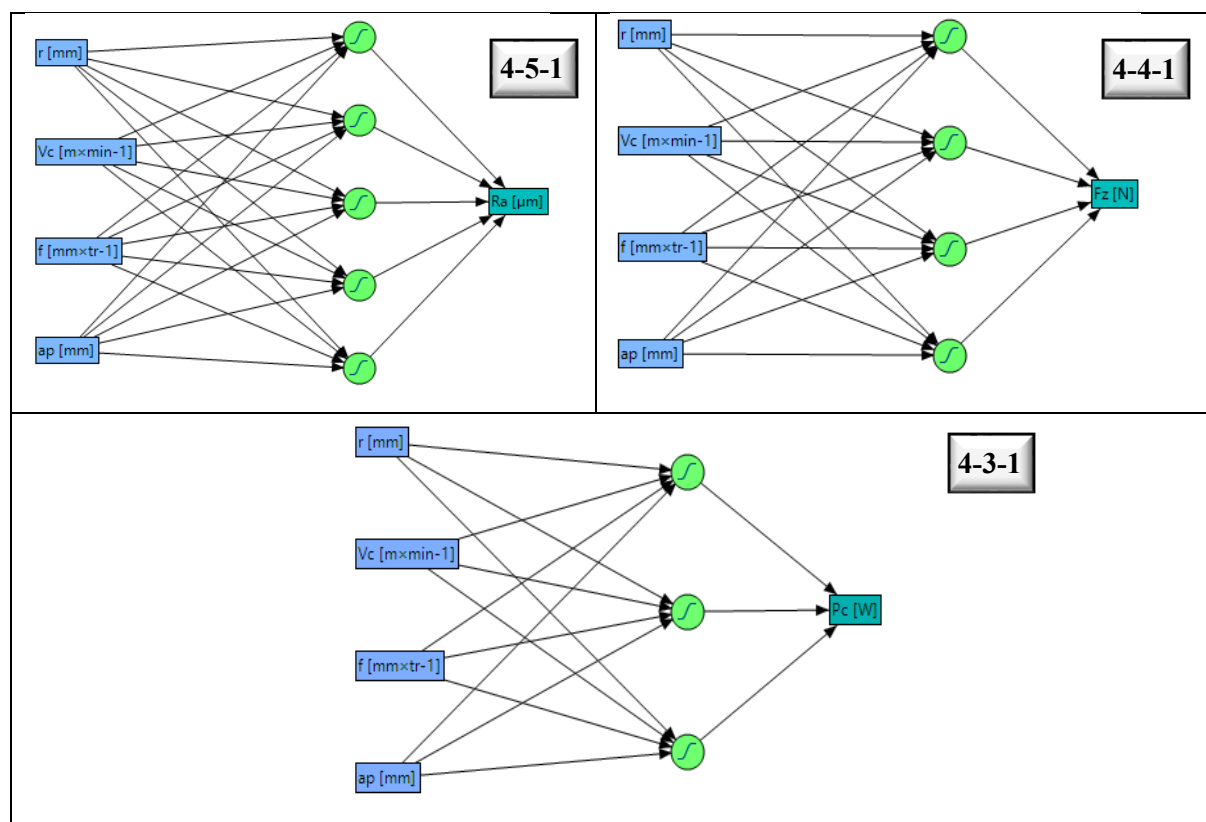


Figure V. 13 Architectures d'ANN pour Ra, Fz et Pc

L'évaluation de la performance des modèles a été réalisée à l'aide de plusieurs indicateurs statistiques, notamment le coefficient de détermination (R^2), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'écart absolu moyen, comme présenté dans le tableau V.5. Ces modèles mathématiques des paramètres étudiés (Ra, Fz et Pc), développés à l'aide de l'approche par réseau de neurones artificiels (ANN), sont décrits par les équations V.4 à V.6.

Tableau V.5 Conditions de la modélisation de (Ra, Fz et Pc) par l'approche ANN

Mesures	Apprentissage			Validation		
Réponses	Ra	Fz	Pc	Ra	Fz	Pc
Coefficient de détermination (R ²)	0.999	0.998	0.999	0.999	0.985	0.998
Erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.0149	1.0623	0.9549	0.0006	0.0084	4.0859
Ecart absolu moyen	0.0075	0.4708	0.8618	0.00057	0.0080	3.9084

$$Ra [\mu m] = -0.6373 \times H1 + -0.2058 \times H2 + -0.2558 \times H3 + 0.3848 \times H4 + 0.5855 \times H5 + 2.0254; \quad V.4$$

$$\begin{aligned} H1 &= \tanh (5 \times (7.1554 \times r + -0.0035 \times Vc + -21.7295 \times f + 0.0459 \times ap + 1.0282)); \\ H2 &= \tanh (.5 \times (1.2249 \times r + 0.0043 \times Vc + -12.3133 \times f + -0.5677 \times ap + 1.4214)); \\ H3 &= \tanh (.5 \times (4.5420 \times r + -0.0176 \times Vc + -25.9535 \times f + -1.6246 \times ap + 7.9205)); \\ H4 &= \tanh (.5 \times (-7.8378 \times r + 0.0055 \times Vc + 12.6821 \times f + 0.6999 \times ap + 1.8356)); \\ H5 &= \tanh (.5 \times (-7.7784 \times r + -0.0110 \times Vc + 21.3878 \times f + -0.9834 \times ap + 2.9169)); \end{aligned}$$

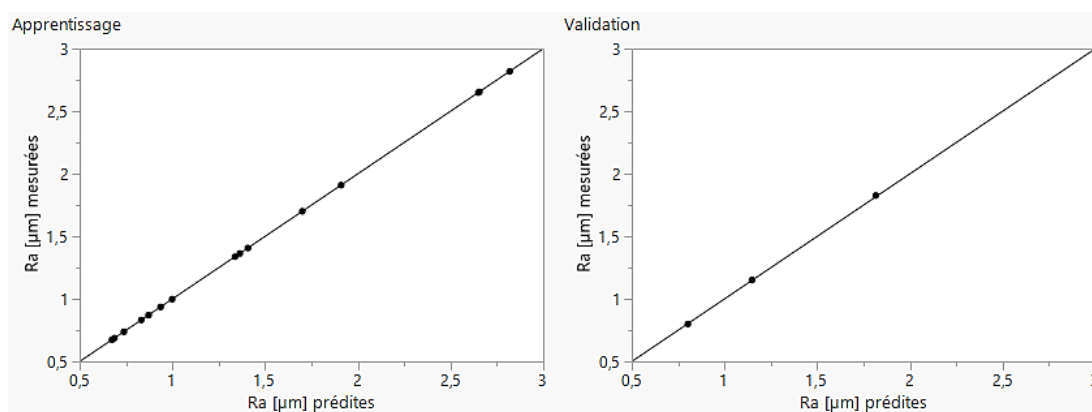
$$Fz [N] = -18.9384 \times H1 + 19.8519 \times H2 + 13.6165 \times H3 + -30.5600 \times H4 + 76.9928; \quad V.5$$

$$\begin{aligned} H1 &= \tanh (.5 \times (1.6486 \times r + 0.0052 \times Vc + -21.2036 \times f + -2.2415 \times ap + 5.0416)); \\ H2 &= \tanh (.5 \times (2.7098 \times r + 0.0274 \times Vc + 11.2242 \times f + -1.8540 \times ap + -8.3091)); \\ H3 &= \tanh (.5 \times (5.5996 \times r + 0.0015 \times Vc + 20.6653 \times f + 1.7931 \times ap + -8.4932)); \\ H4 &= \tanh (.5 \times (-5.7837 \times r + 0.0248 \times Vc + 38.3726 \times f + -2.6283 \times ap + -8.6108)); \end{aligned}$$

$$Pc [W] = 220.4137 \times H1 + 166.2569 \times H2 + 199.8274 \times H3 + 335.3523; \quad V.6$$

$$\begin{aligned} H1 &= \tanh (.5 \times (-1.1872 \times r + 0.02597 \times Vc + 30.4372 \times f + -3.6259 \times ap + -4.0568)); \\ H2 &= \tanh (.5 \times (6.6593 \times r + 0.0233 \times Vc + 1.8300 \times f + 0.5151 \times ap + -11.4003)); \\ H3 &= \tanh (.5 \times (-0.7426 \times r + -0.0132 \times Vc + -19.9665 \times f + 3.5031 \times ap + 1.7896)); \end{aligned}$$

L'alignement de la majorité des points sur la ligne médiane de la figure V.14 met en évidence une grande concordance entre les valeurs expérimentales et Prédites de Ra, Fz et Pc. Cette correspondance confirme la robustesse et la précision du modèle prédictif basé sur l'ANN dans la modélisation du processus. Ces observations confirment les résultats obtenus lors de l'utilisation de la méthode (RSM) avec une différence trop faible dans le degré de l'influence.



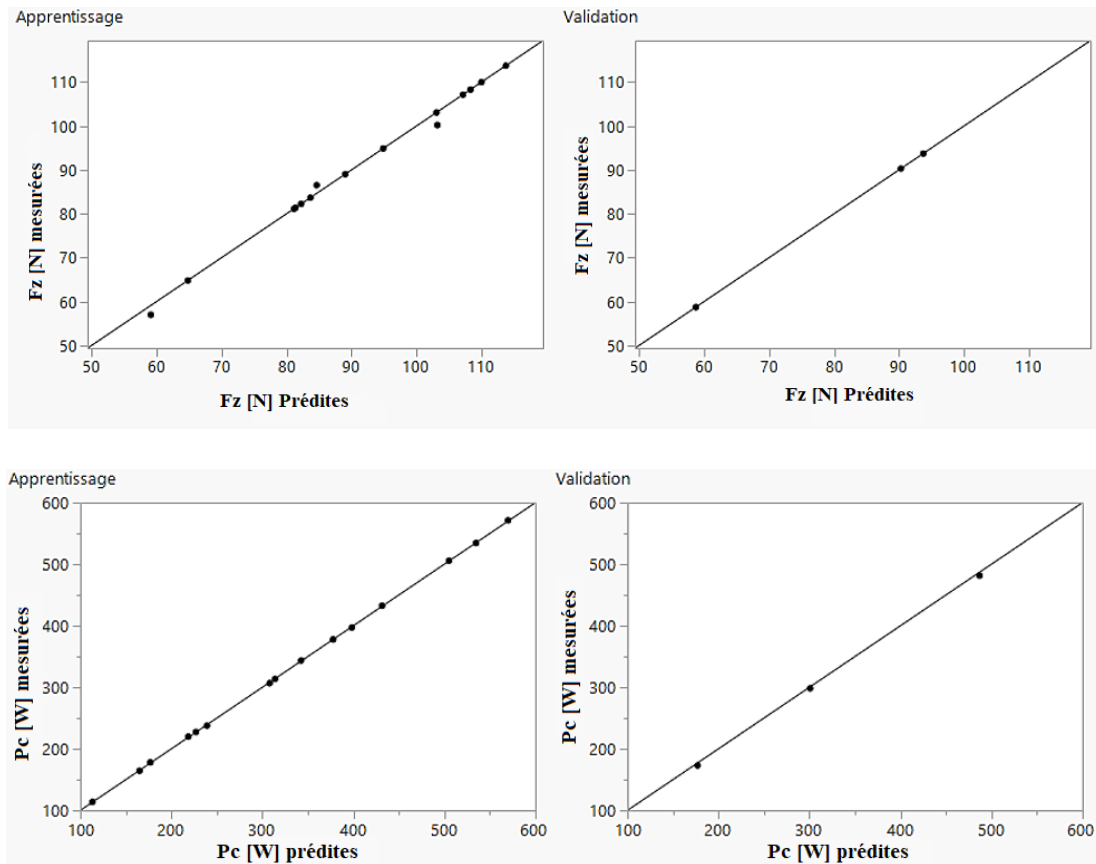


Figure V. 14 Graphiques des valeurs mesurées et Prédites de R_a , F_z et P_c lors de l'apprentissage et la validation par ANN

V.3.4 Modélisation des paramètres de performance par ANFIS-SC

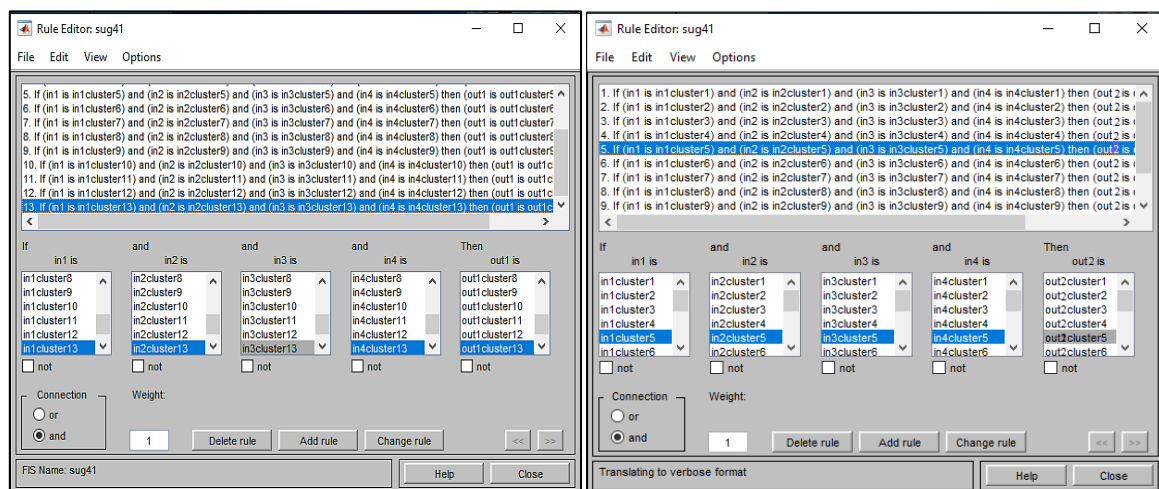
Dans cette étude, un système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS) associé au clustering soustractif a été utilisé pour prédire les réponses R_a , F_z et P_c . L'intégration des réseaux neuronaux et des systèmes flous dans ce modèle hybride permet d'exploiter les avantages des deux approches, garantissant ainsi un traitement efficace des données tout en produisant des résultats plus interprétables et compréhensibles. Grâce à cette synergie, l'ANFIS se distingue par son efficacité et son optimalité dans l'analyse des systèmes complexes [133]. Afin de réduire la complexité du modèle, le subtractive clustering (SC) a été appliqué pour regrouper les caractéristiques similaires au sein du jeu de données. Cette approche permet de diminuer le nombre de règles et de fonctions d'appartenance utilisées par l'ANFIS, optimisant ainsi ses performances computationnelles sans compromettre la précision des prédictions [171]. L'évaluation des performances de l'ANFIS-SC, comparée aux techniques d'apprentissage automatique couramment recommandées dans la littérature, a démontré que ces méthodes offrent des niveaux de précision similaires à ceux de l'ANFIS-SC, confirmant ainsi sa pertinence pour la modélisation prédictive. La performance du modèle ANFIS dépend du

nombre de variables d'entrée et du nombre de MF par entrée. Les paramètres d'entraînement utilisés pour développer ces modèles ANFIS clustérisés, destinés aux trois sorties (Ra, Fz et Pc), sont présentés dans le tableau V.6.

Tableau V.6 Paramètres de traitement de l'ANFIS en cluster (ANFIS-SC)

Architecture	Paramètres d'entraînement		
	Out1 (Ra)	Out2 (Fz)	Out3 (Pc)
Nombre d'entrées	4 (in1=r, in2= Vc, in3=f et in4=ap)		
Nombre des sorties	1	1	1
Numéro des règles	13	12	14
Type de fonction d'appartenance d'entrée	Type Gaussien		
Méthode d'optimisation (règle d'apprentissage)	Méthode d'optimisation hybride		
Taille du pas (initiale)	0.01		
Taille du pas (diminution)	0.09		
Taille du pas (augmentation)	1.1		
Tolérance d'erreur	0		
Nombre de nœuds	137	127	147
Nombre maximal d'époques	1700	1000	1500

Les figures V.15 et V.16 illustrent la visualisation des règles ANFIS-SC, utilisées pour la prédiction des sorties cibles (Ra, Fz et Pc). Cette représentation fournit des informations essentielles sur l'influence des différents facteurs d'entrée sur les sorties prévues. Chaque règle permet d'établir une corrélation entre un cluster de l'espace d'entrée et un cluster de l'espace de sortie, offrant ainsi une meilleure compréhension des relations non linéaires au sein du modèle.



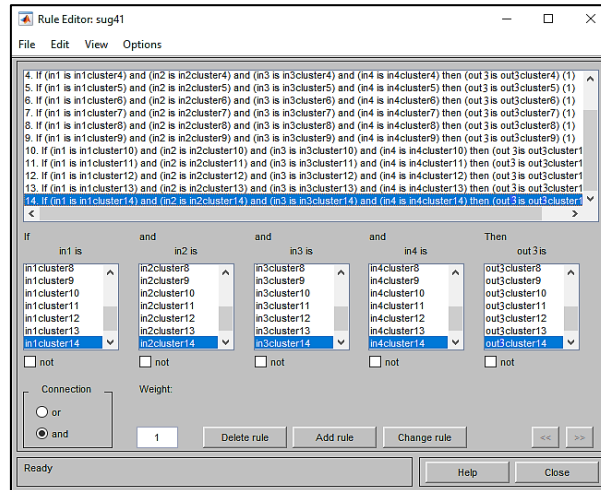


Figure V.15 L'éditeur graphique des règles ANFIS-SC pour Ra, Fz et Pc



Figure V.16 Visualisation des règles ANFIS-SC pour Ra, Fz et Pc

L'analyse de corrélation entre les valeurs réelles et prédites de Ra, Fz et Pc pour les données d'entraînement et de test, utilisant le modèle ANFIS-SC, a révélé des coefficients de

corrélation (R^2) respectifs de 1 et 0.957 pour Ra, 1 et 1 pour Fz, ainsi que 1 et 1 pour Pc (Fig. 17). Globalement, le modèle développé démontre une grande précision dans la prédiction des valeurs de Ra, Fz et Pc, avec des coefficients de détermination (R^2) globaux de 0.996, 0,997et 0,995 respectivement, attestant d'un haut niveau d'exactitude.

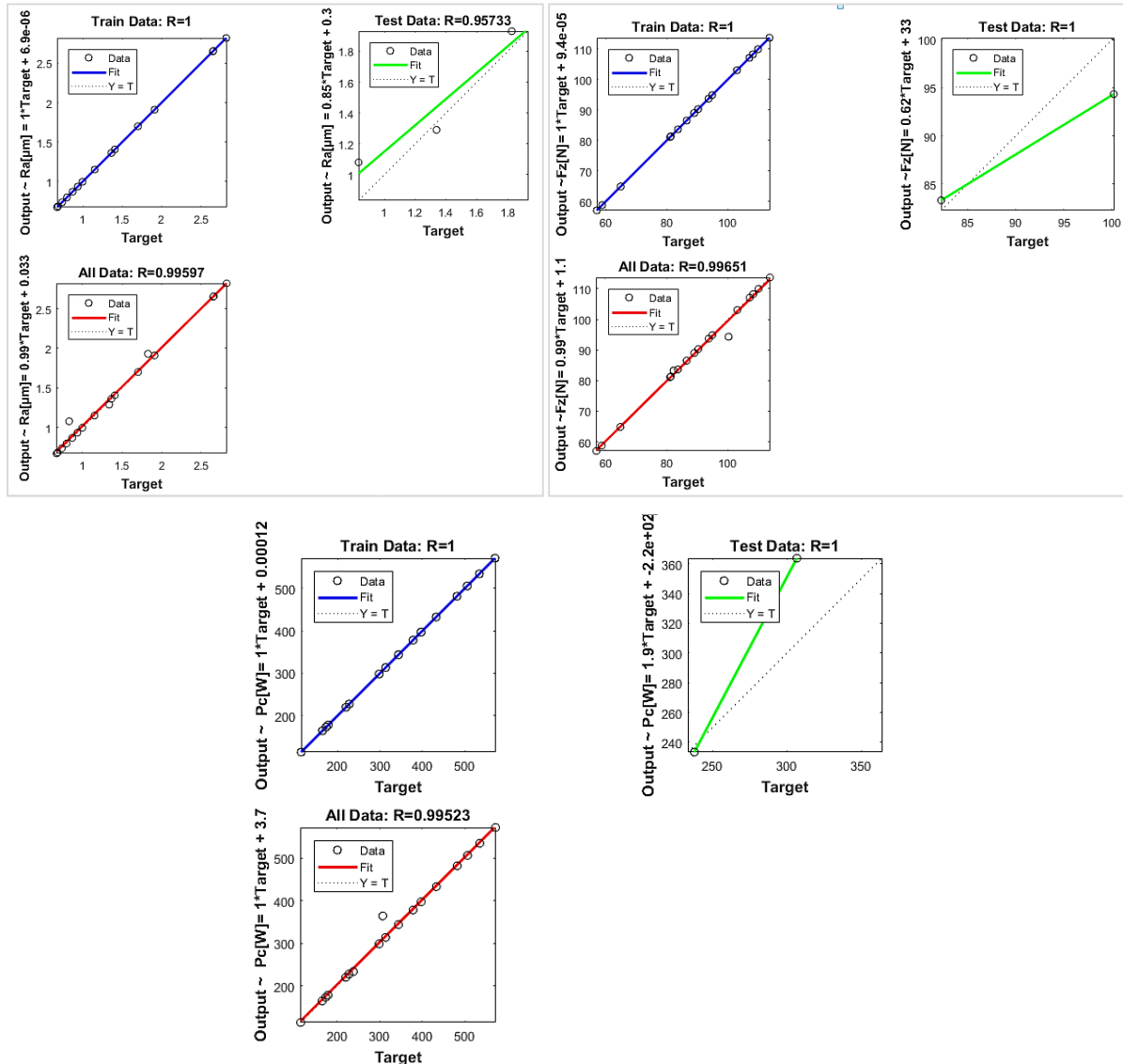


Figure V.17 Modèle ANFIS-SC avec apprentissage, test et ensemble de prédictions pour Ra, Fz et Pc

La figure 18 montre l'analyse des erreurs de l'algorithme hybride ANFIS-SC en utilisant toutes les réponses de Ra. Comme on peut le voir, les valeurs prédites de Ra obtenues à partir du nouveau modèle sont plus proches des valeurs réelles de Ra obtenues à partir des tests expérimentaux, ce qui est également indiqué par les faibles valeurs d'erreur de RMSE (0.64128) et de MSE (0.0041124) et une distribution des erreurs centrée autour de zéro. Cela montre que la capacité prédictive du nouveau modèle ANFIS-SC est bonne pour la prédiction de Ra.

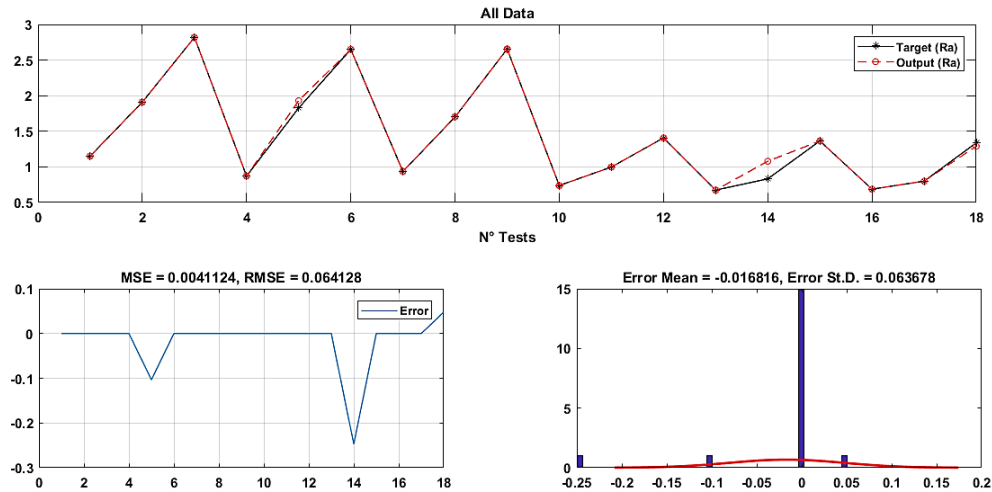


Figure V.18 Analyse d'erreur du modèle ANFIS-SC en utilisant les données totales pour Ra

Les résultats démontrent une forte corrélation entre les valeurs réelles et prédites, confirmant la fiabilité de l'algorithme hybride ANFIS-SC. Avec une faible erreur de prédiction ($MSE = 1.9654$, $RMSE = 1.4019$) et une distribution d'erreur centrée autour de zéro, le modèle fait preuve d'une grande précision dans l'estimation des valeurs de Fz. La figure 19 illustre l'analyse des erreurs pour l'algorithme ANFIS-SC, en tenant compte de toutes les valeurs de réponse (Fz), validant ainsi sa performance prédictive et sa robustesse.

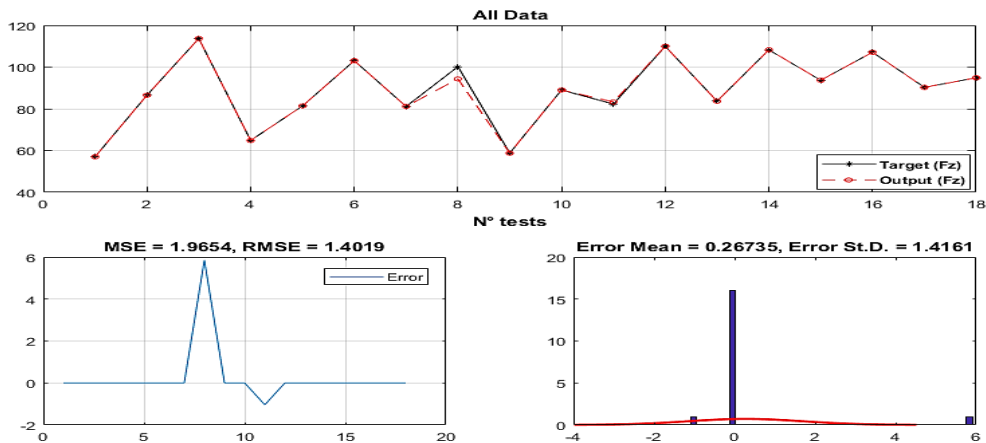


Figure V.19 Analyse d'erreur du modèle ANFIS-SC en utilisant les données totales pour Fz

La figure 20 montre l'analyse des erreurs de l'algorithme hybride ANFIS-SC en utilisant toutes les réponses de Pc. Comme on peut le voir, les valeurs prédites de Pc obtenues à partir du nouveau modèle sont plus proches des valeurs réelles de Pc obtenues à partir des tests expérimentaux, ce qui est également indiqué par les faibles valeurs d'erreur de RMSE (13.4826) et de MSE (181.7818) et une distribution des erreurs centrée autour de zéro. Cela montre que la capacité prédictive du nouveau modèle ANFIS-SC est bonne pour la prédiction de Pc.

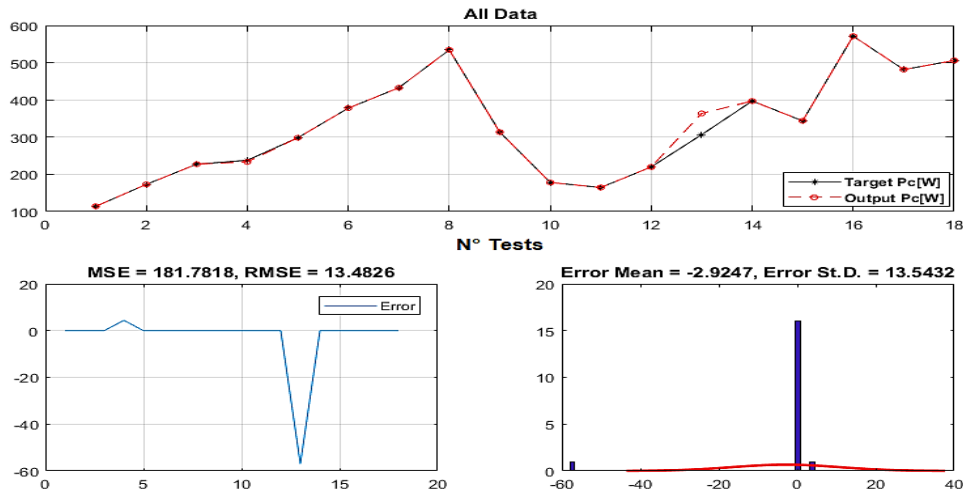


Figure V.20 Analyse d'erreur du modèle ANFIS-SC en utilisant les données totales pour Pc

L'interaction entre les facteurs, illustrée par les figures (V.21-V.23), met en évidence l'effet de (V_c , f , r et a_p) sur les réponses (R_a , F_z et P_c). La variation de R_a en fonction des conditions de fonctionnement est illustrée à la figure V.21. Le graphique de la pente met en évidence l'impact significatif des facteurs f et r sur R_a . Par ailleurs, a_p présente une légère augmentation avec la hauteur R_a . En revanche, une diminution de V_c entraîne une augmentation de la rugosité de surface.

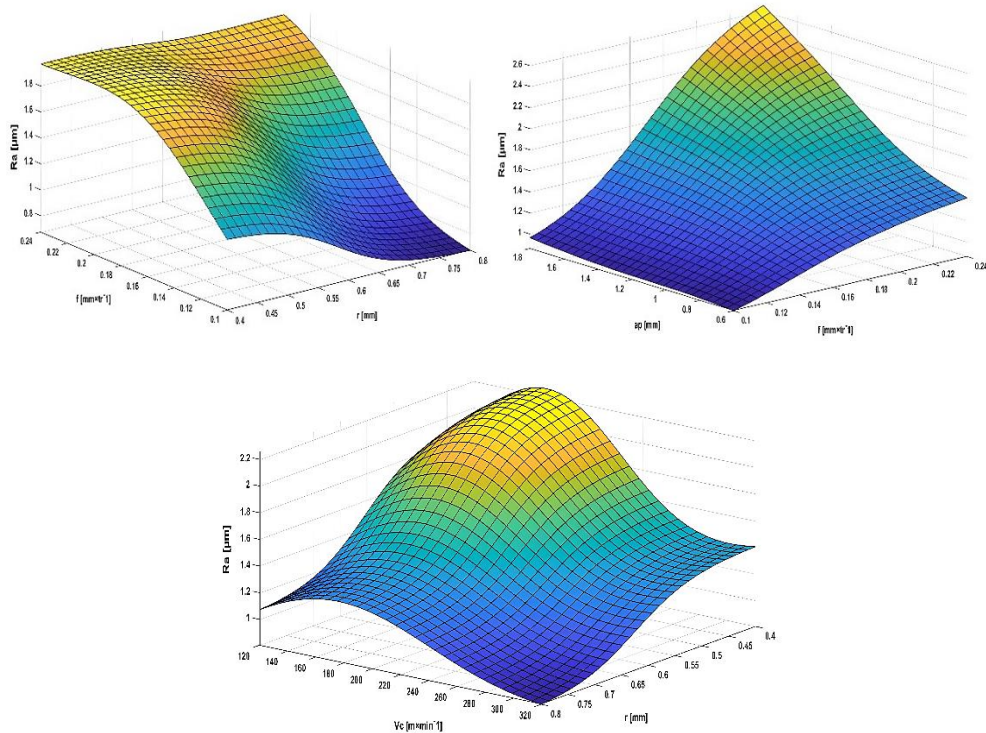


Figure V.21 Représentation graphique 3D de l'interaction entre la variable indépendante et la variable de réponse (R_a) dans le modèle ANFIS-SC.

La figure V.22 illustre la représentation 3D de l'effort tangentiel (F_z). On remarque clairement que les pentes associées à ap et f sont plus raides que celle de r , ce qui signifie que ces deux paramètres ont l'impact le plus marqué sur l'évolution de F_z . Ce phénomène s'explique par l'augmentation de la section du copeau. En revanche, une augmentation de V_c entraîne une diminution progressive de F_z , probablement en raison d'une réduction des forces de frottement et d'un adoucissement de la matière sous l'effet de la chaleur.

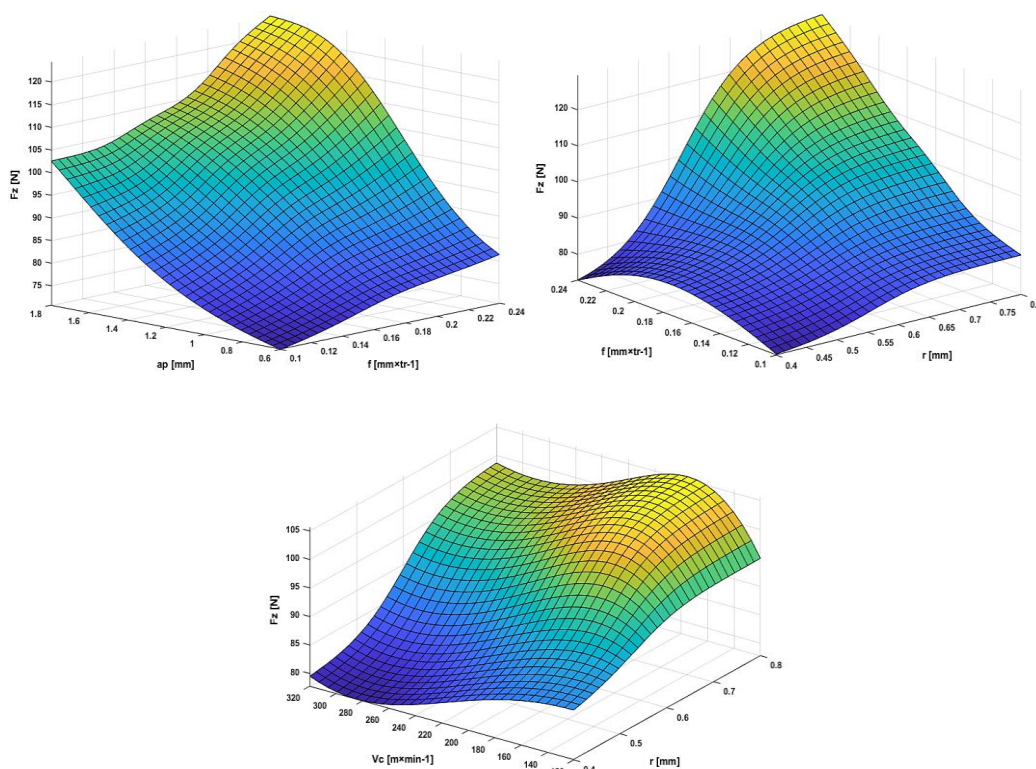


Figure V.22 Représentation graphique 3D de l'interaction entre la variable indépendante et la variable de réponse (F_z) dans le modèle ANFIS-SC.

Les graphiques 3D de P_c sont illustrés dans la figure V.23. Ils montrent qu'une augmentation de P_c résulte principalement de l'accroissement de V_c et ap . En effet, P_c évolue proportionnellement aux composantes de l'équation (I.5), ce qui signifie que l'augmentation de V_c et F_z entraîne une élévation de P_c . En revanche, les paramètres f et r ont une influence plus faible, leur variation ayant un impact relativement limité sur P_c . Ainsi, il apparaît clairement que les graphiques de surface en 3D sont en parfaite cohérence avec les résultats expérimentaux.

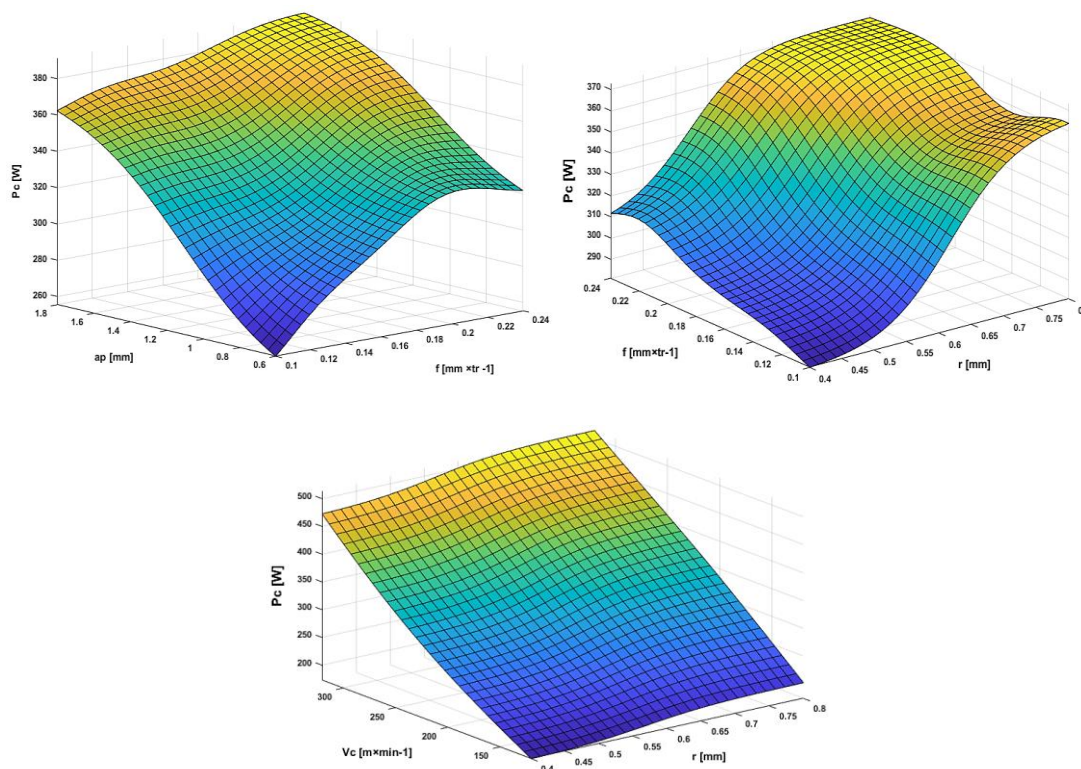


Figure V.23 Représentation graphique 3D de l'interaction entre la variable indépendante et la variable de réponse (P_c) dans le modèle ANFIS-SC.

V.4 Comparaison entre la modélisation RSM, ANN et ANFIS-SC

La performance prédictive de RSM, ANN et ANFIS-SC pour R_a , F_z et P_c a été évaluée à l'aide de critères spécifiques pour mesurer l'écart entre les valeurs prédites et les valeurs expérimentales. Les tableaux (V.7 à V.9) résument ces résultats, mettant en évidence la précision de ces méthodes ainsi que leur adéquation aux données expérimentales. L'analyse de ces résultats permet de déterminer quelle méthode offre la meilleure adaptation et la plus grande précision prédictive pour les paramètres examinés. Cette évaluation est essentielle pour sélectionner l'approche la plus adaptée à notre étude.

Tableau V.7 Comparaison entre les résultats Exp et Préd par les 3 méthodes (RSM, ANN et ANFIS-SC) pour R_a

N°	Ra [μm]						
	Exp	Préd RSM	Erreur %	Préd ANN	Erreur %	Préd ANFIS-SC	Erreur %
1	1.151	1.084	5.821	1.152	0.079	1.1517	0.061
2	1.909	1.989	4.191	1.910	0.043	1.9097	0.037
3	2.818	2.760	2.058	2.818	0.004	2.8183	0.011
4	0.871	0.934	7.233	0.872	0.059	0.8710	0.000
5	1.826	1.858	1.752	1.849	1.285	1.9301	5.701
6	2.649	2.648	0.038	2.691	1.604	2.6497	0.026
7	0.936	0.865	7.585	0.909	2.927	0.9360	0.000
8	1.700	1.741	2.412	1.700	0.024	1.7007	0.041
9	2.655	2.640	0.565	2.655	0.001	2.6553	0.011
10	0.738	0.713	3.388	0.739	0.114	0.7383	0.041

11	0.998	1.021	2.305	0.997	0.073	0.9980	0.000
12	1.407	1.371	2.559	1.408	0.039	1.4073	0.021
13	0.674	0.606	10.089	0.674	0.058	0.6743	0.045
14	0.832	0.975	17.188	0.832	0.008	1.0791	29.700
15	1.363	1.365	0.147	1.363	0.035	1.3637	0.051
16	0.687	0.662	3.639	0.687	0.025	0.6873	0.044
17	0.799	0.869	8.761	0.817	2.266	0.7997	0.088
18	1.337	1.256	6.058	1.338	0.077	1.2899	3.523

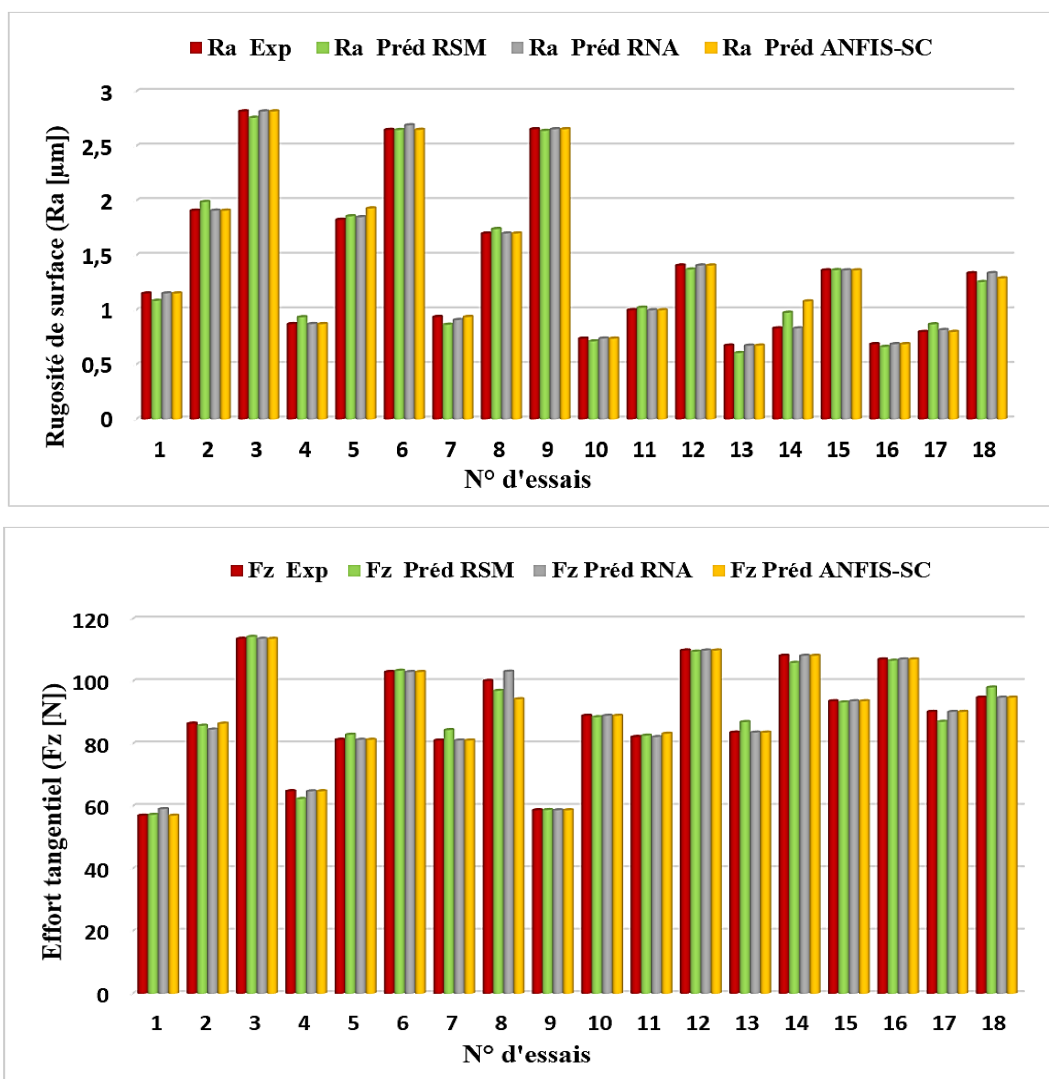
Tableau V.8 Comparaison entre les résultats Exp et Préd par les 3 méthodes (RSM, ANN et ANFIS-SC) pour Fz

N°	Fz [N]						
	Exp	Préd RSM	Erreur %	Préd ANN	Erreur %	Préd ANFIS-SC	Erreur %
1	57.03	57.294	0.4629	59.141	3.7010	57.0311	0.0019
2	86.52	85.854	0.7698	84.629	2.1858	86.5197	0.0003
3	113.7	114.322	0.5471	113.706	0.0051	113.6999	0.0001
4	64.85	62.375	3.8165	64.834	0.0253	64.8499	0.0002
5	81.35	82.971	1.9926	81.356	0.0075	81.3500	0.0000
6	103.06	103.475	0.4027	103.054	0.0057	103.0600	0.0000
7	81.12	84.441	4.0939	81.126	0.0074	81.1207	0.0009
8	100.2	97.026	3.1677	103.182	2.9761	94.3442	5.8441
9	58.77	58.843	0.1242	58.762	0.0143	58.7697	0.0005
10	89.03	88.594	0.4897	89.031	0.0015	89.0301	0.0001
11	82.25	82.675	0.5167	82.229	0.0254	83.2932	1.2683
12	109.96	109.599	0.3283	109.962	0.0015	109.9600	0.0000
13	83.66	87.040	4.0402	83.657	0.0035	83.6584	0.0019
14	108.26	106.000	2.0876	108.260	0.0004	108.2609	0.0008
15	93.72	93.344	0.4012	93.715	0.0052	93.7199	0.0001
16	107.12	106.684	0.4070	107.114	0.0054	107.1200	0.0000
17	90.29	87.109	3.5231	90.2793	0.0119	90.2899	0.0001
18	94.86	98.105	3.4208	94.855	0.0048	94.8601	0.0001

Tableau V.9 Comparaison entre les résultats Exp et Préd par les 3 méthodes (RSM, ANN et ANFIS-SC) pour Pc

N°	Pc [W]						
	Exp	Préd RSM	Erreur %	Préd ANN	Erreur %	Préd ANFIS-SC	Erreur %
1	114.06	110.427	3.185	113.459	0.527	114.061	0.001
2	173.04	175.769	1.577	177.042	2.313	173.040	0.000
3	227.4	235.256	3.455	226.972	0.188	227.399	0.000
4	237.78	228.807	3.774	239.084	0.549	233.386	1.848
5	298.28	301.968	1.236	300.688	0.807	298.282	0.001
6	377.89	369.275	2.280	377.755	0.036	377.890	0.000
7	432.64	446.811	3.275	431.476	0.269	432.640	0.000
8	534.4	524.864	1.784	534.787	0.072	534.400	0.000
9	313.44	315.757	0.739	313.753	0.100	313.440	0.000
10	178.06	172.664	3.030	176.881	0.662	178.060	0.000
11	164.5	168.272	2.293	164.978	0.290	164.500	0.000
12	219.92	217.117	1.275	218.701	0.554	219.920	0.000
13	306.75	330.393	7.708	307.998	0.407	363.783	18.593
14	396.95	387.057	2.492	398.176	0.309	396.951	0.000
15	343.64	338.75	1.423	342.6	0.303	343.639	0.000
16	571.31	565.911	0.945	569.942	0.240	571.311	0.000
17	481.55	461.976	4.065	486.866	1.104	481.552	0.000
18	505.92	526.46	4.060	505.068	0.168	505.919	0.000

L'analyse des résultats met en évidence la supériorité des modèles ANN, qui affichent des erreurs maximales plus faibles, avec des valeurs de 2.93 %, 3.70 % et 2.31 % pour Ra, Fz et Pc, respectivement. En comparaison, les modèles RSM et ANFIS-SC présentent des erreurs absolues maximales plus élevées, atteignant 17.19 %, 4.09 % et 7.71 % pour RSM, et 29.7 %, 5.84 % et 18.59 % pour ANFIS-SC, sur les mêmes paramètres. Cette différence souligne la précision accrue des modèles ANN dans la prédiction des paramètres étudiés. La figure V.24 illustre une comparaison détaillée entre les valeurs prédites et les valeurs expérimentales de Ra, Fz et Pc, montrant une forte concordance. Ces résultats sont confirmés par les données présentées dans les tableaux V.7 à V.9.



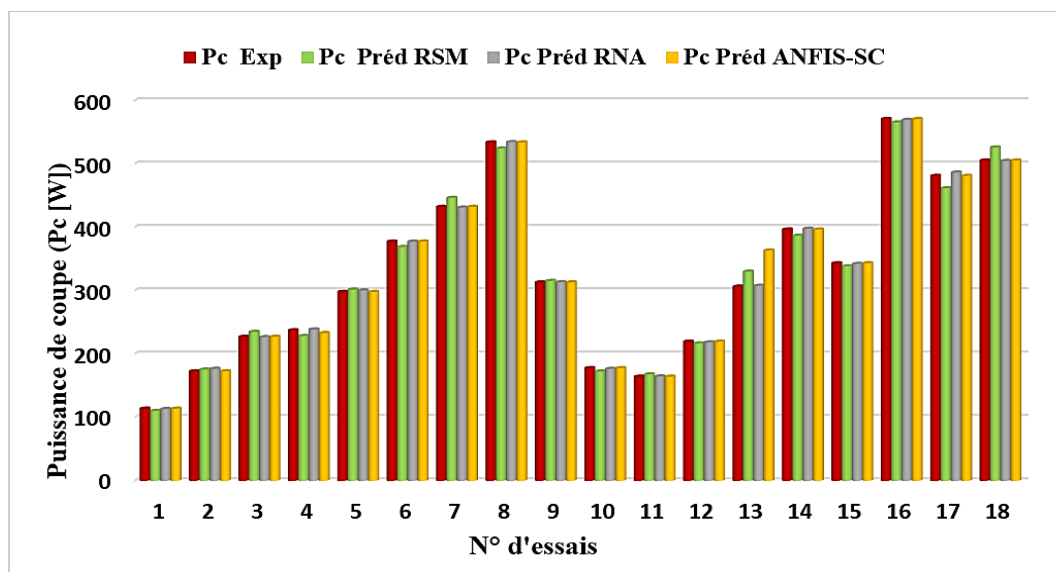


Figure V.24 Comparaison entre les valeurs prédites et les valeurs observées pour Ra, Fz et Pc

Les trois méthodes (ANN, RSM et ANFIS-SC) sont des outils essentiels pour la prédiction et la modélisation dans divers domaines scientifiques et techniques. Cette étude a mené une comparaison approfondie des modèles prédictifs développés à l'aide de ces approches, en s'appuyant sur des critères d'évaluation rigoureux (R^2 , RMSE, MAD, MAPE), dont les formules sont présentées dans la figure V.25. L'analyse des valeurs de ces indicateurs, résumée dans le tableau V.10 pour les réponses Ra, Fz et Pc, démontre clairement que les modèles basés sur la ANN offrent une performance supérieure à celles des modèles RSM et ANFIS-SC.

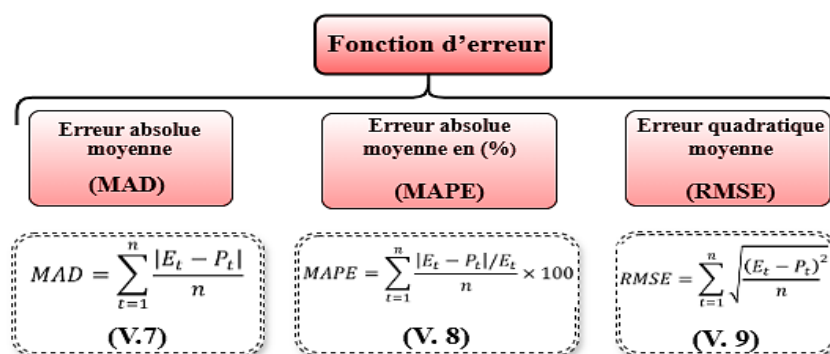


Figure V.25 Fonction d'erreur et ses équations

Tableau V.10 Synthèse comparative des indicateurs R^2 , RMSE, MAD et MAPE des modèles RSM, ANN et ANFIS-SC

	RSM				ANN				ANFIS-SC			
	R^2	RMSE	MAD	MAPE	R^2	RMSE	MAD	MAPE	R^2	RMSE	MAD	MAPE
Ra	0.992	0.212	0.050	4.751	0.9996	0.028	0.007	0.484	0.996	0.064	0.022	2.189
Fz	0.986	6.30	1.485	1.699	0.997	1.670	0.394	0.499	0.997	1.402	0.384	0.396
Pc	0.994	37.104	8.746	2.700	0.9998	5.814	1.370	0.494	0.995	13.483	3.413	1.136

L'analyse comparative des modèles RSM, ANN et ANFIS-SC révèle que ces trois approches possèdent une excellente capacité prédictive, avec des coefficients de détermination (R^2) élevés pour l'ensemble des paramètres étudiés (Ra, Fz et Pc). Cependant, le modèle ANN se démarque par une précision supérieure, atteignant les valeurs de R^2 les plus élevées (jusqu'à 0.9998) et affichant les erreurs les plus faibles (RMSE, MAD, MAPE), ce qui témoigne de sa robustesse et de sa fiabilité accrue. L'ANFIS-SC, quant à lui, présente des performances comparables à celles du modèle RSM, tout en offrant une légère amélioration des erreurs pour certains paramètres. Bien que la différence entre RSM et ANN en termes d'influence des paramètres d'usinage reste minime, les modèles basés sur ANN et ANFIS-SC démontrent une précision optimisée, confirmant ainsi leur pertinence pour une modélisation avancée et fiable du processus d'usinage du PA66-GF30 %.

V.5 Conclusion

Ce chapitre a permis de concevoir et d'analyser des modèles mathématiques visant à prédire les performances du processus de tournage du PA66-GF30 %, en s'appuyant sur les approches RSM, ANN et ANFIS-SC. L'évaluation comparative des résultats a confirmé la capacité prédictive forte des trois méthodes, avec des coefficients de détermination (R^2) élevés pour tous les critères étudiés. Cependant, le modèle basé sur les réseaux neuronaux artificiels (ANN) s'est distingué par une précision supérieure et des erreurs de prédiction plus faibles, démontrant ainsi sa plus grande robustesse et son efficacité. Par ailleurs, l'approche ANFIS-SC révèle une amélioration significative par rapport à la méthode RSM, ce qui confirme la contribution des techniques d'intelligence artificielle à l'amélioration des conditions de fabrication. Ces résultats confirment que la modélisation avancée améliore la précision et la fiabilité des prédictions, contribuant ainsi à un meilleur contrôle du processus d'usinage du PA66-GF30%.

Conclusion générale

Cette étude s'est appuyée sur une approche rigoureuse de modélisation et d'optimisation pour analyser l'usinabilité du PA66 et du PA66-GF30 %, en tenant compte des interactions complexes entre les paramètres de coupe et leurs effets sur le processus d'usinage. C'est dans ce cadre que nous avons étudié, modélisé et optimisé divers phénomènes intervenant lors de l'usinage de ces matériaux à l'aide des outils en carbure et en diamant polycristallin (PCD). L'intégration de méthodologies avancées a ainsi permis d'identifier les conditions optimales garantissant un compromis entre productivité, qualité des pièces usinées et consommation d'énergie, tout en contribuant à une amélioration du contrôle du processus. Les analyses effectuées dans le cadre de cette thèse ont abouti à ces conclusions basées sur les résultats obtenus et détaillés dans les différents chapitres.

1. L'exploitation des résultats obtenus à partir des essais uni-factoriels et du plan Taguchi L9, effectués lors du tournage conventionnel des polyamides PA66 et PA66-GF30% avec une plaquette en carbure, met en évidence les conclusions suivantes :
- A. Les résultats obtenus à partir de l'étude à uni-factoriel se présentent de la manière suivante :
 - L'analyse selon la méthode OFAT pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) montre que (f) est le facteur ayant l'impact le plus significatif sur (Ra). On remarque que l'état de la surface se détériore d'une manière significative avec l'augmentation de (f) de (0.09 à 0.22) [mm × tr⁻¹], induisant une augmentation de la rugosité Ra de (63.64 % et 71.43 %) pour les deux polyamides respectivement. L'augmentation de Vc de (90 à 220) [m×min⁻¹] pour les deux polyamides conduit à une diminution de Ra de (1.59 % et 16.76%) respectivement. De plus, pour les valeurs de (ap) qui varient entre (0.75 à 2.75) mm, on enregistre une augmentation de Ra de 12.42 % pour PA66-GF30 %, tandis que l'augmentation de Ra pour PA66 est de 14.10 %. Donc, (ap) possède une influence limitée sur la qualité des surfaces usinées du polymère
 - L'analyse des résultats selon la méthode OFAT concernant l'effort (Fz) pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66) indiquent, une diminution de Fz [N] pour PA66-GF30 % et PA66 de (68.99% et 57.31 %) respectivement, lorsque (Vc) passe de (90 à 220) [m×min⁻¹]. Ceci est dû à l'augmentation de la température dans la zone de coupe lorsque Vc augmente. Une augmentation de ap et f entraîne un accroissement significatif de Fz pour les deux polyamides, avec des augmentations respectives de 453.13 % et 416.02 % sous l'effet de ap, et de 121.68 % et 163.73 % sous l'effet de f.

- L'analyse selon la méthode OFAT pour les deux polyamides révèle que l'augmentation de V_c de 90 à 220 [$m \times min^{-1}$] entraîne une élévation de la température de coupe de 3.37 % pour le PA66-GF30 % (de 93.34 °C à 96.35 °C) et de 11.42 % pour le PA66 (de 80.5 °C à 89.69 °C). De plus, une augmentation de (f) de 0.09 à 0.22 [$mm \times tr^{-1}$] provoque une augmentation de la température de coupe d'une valeur de 13.66 % pour le polyamide PA66-GF30 %. Enfin, l'accroissement de la température pour le PA66 est de 48.78 %. Ainsi, quand a_p passe de 0.75 à 2.75 [mm], on observe une augmentation de la température de 68.60% pour le PA66-GF30 % et de 21.66% pour le PA66, mettant ainsi en évidence une sensibilité thermique différenciée entre les deux matériaux.
- Les copeaux produits lors de l'usinage des matériaux ductiles et thermoplastiques telle que les polyamides techniques (PA66 et PA66-GF30%) se distinguent de ceux générés lors de l'usinage des métaux comme l'acier. Leur morphologie varie en fonction des conditions de coupe, adoptant soit une forme tubulaire continue et enchevêtrée, soit une structure en ruban.
- Les résultats de la rugosité 3D montrent clairement que la topographie de la surface du PA66-GF30% change en fonction de l'évolution de (f) . La profondeur et la largeur des sillons augmentent avec l'augmentation de (f) . Les différents ratios sont : $Ra_{(f=0.24)} / Ra_{(f=0.08)} = 2.96$; $Ra_{(f=0.24)} / Ra_{(f=0.16)} = 1.64$; $Ra_{(f=0.16)} / Ra_{(f=0.08)} = 1.80$. D'autre part, les rapports Sa sont : $Sa_{(f=0.24)} / Sa_{(f=0.08)} = 1.939$; $Sa_{(f=0.24)} / Sa_{(f=0.16)} = 1.642$; $Sa_{(f=0.16)} / Sa_{(f=0.08)} = 1.181$. Les sillons ne sont pas réguliers et présentent des discontinuités par rapport aux matériaux métalliques.

B. Les résultats de l'analyse statistique et de la modélisation, sont les suivants :

- L'ANOVA de $(Ra, F_z \text{ et } P_c)$ pour le polyamide (PA66-GF30%), montre que (f) est le facteur le plus influent sur le critère (Ra) avec un cont% de (55.09%), suivi par (V_c) avec un cont% de (35.68%). D'autre part, l'effort de coupe (F_z) est largement influencé par (a_p) avec un cont% de (73.18%), suivi par l'avance (f) avec un cont% de (16,23%). De même, (a_p) est le premier facteur influençant (P_c) avec un cont% de (49.69%), suivi par (V_c) avec un cont% de (39.31%).
- Pour le polyamide (PA66), l'analyse de la variance de chaque réponse $(Ra, F_z \text{ et } P_c)$ indique que les trois facteurs $(V_c, f \text{ et } a_p)$ sont significatifs pour (Ra) et que (f) est le facteur le plus important affectant (Ra) avec un cont% de (65.93%). D'autre part, les facteurs (V_c) et (a_p) ont des cont% de (20.32% et 9.60%) respectivement. L'ANOVA de (F_z) montre que (a_p) est le facteur prédominant avec une contribution de 72.79%,

il est suivi par le facteur (f) avec une contribution de 17.01%. L'ANOVA de (Pc) révèle que trois facteurs (Vc, f et ap) sont significatifs avec des contributions respectives de 39.89%, 6.09% et 50.11%.

- Les modèles mathématiques trouvés de (Ra, Fz et Pc) pour les deux polyamides sont en bon accord avec les valeurs expérimentales, car les différents (R^2) sont élevés. En effet, les (R^2) varient de (94.53% à 95.83%) et (95.86% à 96.09%) pour (PA66-GF30% et PA66) respectivement. D'un point de vue industriel, ces modèles sont très importants pour la prédiction et l'optimisation des conditions de coupe.

C. L'étude de l'optimisation mono-objective et multi-objective des conditions de coupe, menée à l'aide de la méthode de Taguchi et les méthodes MCDM (PSI, MABAC, MAIRCA et CoCoSo), conduit aux conclusions suivantes :

- L'optimisation mono-objectif de Taguchi permet d'obtenir facilement les mêmes régimes de coupe optimaux pour les deux polyamides (PA66-GF30% et PA66) pour les quatre paramètres technologiques étudiés individuellement.
 - Ra (min) : $V_c = 206 \text{ [m} \times \text{min}^{-1}]$, $f = 0.08 \text{ [mm} \times \text{tr}^{-1}]$ et $a_p = 0.05 \text{ [mm]}$.
 - Fz (min) : $V_c = 206 \text{ [m} \times \text{min}^{-1}]$, $f = 0.08 \text{ [mm} \times \text{tr}^{-1}]$ et $a_p = 0.05 \text{ [mm]}$.
 - Pc (min) : $V_c = 80 \text{ [m} \times \text{min}^{-1}]$, $f = 0.08 \text{ [mm} \times \text{tr}^{-1}]$ et $a_p = 0.5 \text{ [mm]}$.
 - MRR (max) : $V_c = 206 \text{ [m} \times \text{min}^{-1}]$, $f = 0.16 \text{ [mm} \times \text{tr}^{-1}]$ et $a_p = 2 \text{ [mm]}$.
- L'optimisation multi-objectifs par la méthode (PSI) a été appliquée avec succès. Les régimes optimaux trouvés avec les réponses optimisées sont :
 - Pour le polyamide PA66-GF30% : $V_c = 206 \text{ [m} \times \text{min}^{-1}]$, $f = 0.08 \text{ [mm} \times \text{tr}^{-1}]$ et $a_p = 2 \text{ [mm]}$; $R_a = 1.23 \text{ [}\mu\text{m]}$, $F_z = 36.57 \text{ [N]}$, $P_c = 125.59 \text{ [W]}$ et $MRR = 32.95 \text{ [cm}^3 \times \text{min}^{-1}]$.
 - For polyamide PA66 : $V_c = 206 \text{ [m} \times \text{min}^{-1}]$, $f = 0.08 \text{ [mm} \times \text{tr}^{-1}]$ et $a_p = 0.5 \text{ [mm]}$; $R_a = 1.03 \text{ [}\mu\text{m]}$, $F_z = 12.80 \text{ [N]}$, $P_c = 44.04 \text{ [W]}$ et $MRR = 8.24 \text{ [cm}^3 \times \text{min}^{-1}]$.
- L'optimisation multi-objective a été réalisée avec succès en appliquant les trois méthodes MCDM (MABAC, MAIRCA et CoCoSo). Les paramètres de coupe optimaux, obtenus avec les réponses optimisées, sont les suivants :
 - La méthode MABAC, la méthode MAIRCA et la méthode CoCoSo donnent le même régime de coupe (V_{c3} , f_1 , a_{p1}) pour les deux polyamides (PA66-GF30 % et PA66), mais les réponses correspondantes à ce régime diffèrent d'un matériau à l'autre, où $R_a = 1.13 \text{ [}\mu\text{m]}$, $F_z = 14.75 \text{ [N]}$, $P_c = 50.65 \text{ [W]}$ et $MRR = 8.24 \text{ [cm}^3 \times \text{min}^{-1}]$ correspondent au PA66-GF30 %, tandis que les paramètres de sortie optimisés sont : $R_a = 1.03 \text{ [}\mu\text{m]}$, $F_z = 12.80 \text{ [N]}$, $P_c = 44.04 \text{ [W]}$, et $MRR = 8.24 \text{ [cm}^3 \times \text{min}^{-1}]$ correspondent au

polyamide (PA66). En revanche, la méthode CoCoSo donne un régime de coupe optimal différent pour le PA66 (V_c , f , a_p), et les réponses correspondantes à ce régime sont $R_a = 1.11 \text{ } [\mu\text{m}]$, $F_z = 14.69 \text{ [N]}$, $P_c = 28.22 \text{ [W]}$, et $\text{MRR} = 4.59 \text{ [cm}^3 \times \text{min}^{-1}\text{]}$.

- D.** La comparaison des résultats de l'optimisation multi-objective révèle que les paramètres de coupe V_c et f restent inchangés pour les quatre méthodes (PSI, MABAC, MAIRCA et CoCoSo), tandis que la profondeur de passe (a_p) varie uniquement avec la méthode PSI ($a_p \text{ (PA66-GF30\%)} = 2$ et $a_p \text{ (PA66)} = 1$). Une valeur plus élevée de a_p avec PSI permet d'atteindre un taux d'enlèvement de matière (MRR) maximal ($32.95 \text{ [cm}^3 \times \text{min}^{-1}\text{]}$ pour PA66-GF30% et $16.484 \text{ [cm}^3 \times \text{min}^{-1}\text{]}$ pour PA66), mais entraîne une augmentation de l'effort de coupe (F_z) et de la puissance consommée (P_c). En revanche, la comparaison avec les méthodes MABAC, MAIRCA et CoCoSo montre qu'elles favorisent la minimisation de R_a , F_z et P_c , garantissant ainsi un usinage plus économe en énergie et une meilleure qualité de surface.
- 2.** L'exploitation des résultats obtenus lors de la réalisation des essais basés sur le plan Taguchi L18, effectués sur un tour CNC pour l'usinage du PA66-GF30% à l'aide de l'outil PCD, a permis de mettre en évidence les résultats suivants :
- A.** Les résultats de l'analyse statistique, sont les suivants :
- L'analyse de la variance (ANOVA) met en évidence l'influence prédominante de l'avance (f) et du rayon (r) sur la rugosité (R_a), avec des contributions respectives de 50.10 % et 38.29 %. En revanche, V_c n'exerce qu'un impact négligeable, avec une contribution de 0.80 %. De plus, certaines interactions entre paramètres sont significatives, notamment l'interaction entre le rayon et l'avance ($r \times f$) qui contribue à 7.24 %. Cependant, les autres termes n'ont pas eu d'effet significatif.
 - L'analyse de variance (ANOVA) de (F_z) révèle que la profondeur de passe (a_p) est le facteur principal (52.30 % de contribution). Les facteurs r et f ont des influences notables (14.51 % et 14.31 % respectivement), tandis que (V_c) a un effet négligeable (0.06 %). Des interactions significatives ont été observées entre $V_c \times f$ (7.12 %) et $r \times a_p$ (6.32 %), les autres interactions n'étant pas significatives.
 - L'analyse de variance (ANOVA) de (P_c) révèle que V_c est le facteur dominant (79.41% de contribution). a_p et r ont une influence significative (10.18% et 3.60% respectivement), tandis que f n'a pas d'effet significatif. Des interactions significatives ont été observées entre $V_c \times r$ (1.36%), $r \times a_p$ (2.03%) et $V_c \times a_p$ (0.68%), les autres interactions n'étant pas significatives.
- B.** L'analyse comparative des modèles RSM, ANN et ANFIS-SC révèle que ces trois approches possèdent une excellente capacité prédictive, avec des coefficients de

détermination (R^2) élevés pour l'ensemble des paramètres étudiés (R_a , F_z et P_c). Cependant, le modèle ANN se démarque par une précision supérieure, atteignant les valeurs de R^2 les plus élevées (jusqu'à 0.9998) et affichant les erreurs les plus faibles (RMSE, MAD, MAPE), ce qui témoigne de sa robustesse et de sa fiabilité accrue. L'ANFIS-SC, quant à lui, présente des performances comparables à celles du modèle RSM, tout en offrant une légère amélioration des erreurs pour certains paramètres. Bien que la différence entre RSM et ANN en termes d'influence des paramètres d'usinage reste minime, les modèles basés sur ANN et ANFIS-SC démontrent une précision optimisée, confirmant ainsi leur pertinence pour une modélisation avancée et fiable du processus d'usinage du PA66-GF30 %.

Perspectives

Pour approfondir cette étude, plusieurs perspectives peuvent être envisagées dans le cadre de travaux complémentaires, en particulier sur l'usinage des polymères techniques avec et sans renforcement :

- Une étude comparative de l'effet des renforts en fibres (verre, carbone, etc.) sur la puissance de coupe, l'usure de l'outil et la qualité de surface usinée afin d'évaluer l'impact de ces renforts sur la performance d'usinage.
- Analyser l'impact de l'échauffement généré pendant l'usinage sur la stabilité dimensionnelle et les propriétés mécaniques des pièces finies.
- Analyser l'effet de l'usinage sur les propriétés mécaniques et microstructurales des pièces finies, en particulier leur résistance à la fatigue et à l'usure.
- Etude de la technique de lubrification cryogénique dans le cadre de l'usinage des polymères techniques
- Une étude comparative de l'usinage des polymères renforcés en fonction de la concentration de fibres.
- L'adoption de nouvelles approches de modélisation et d'optimisation.

Références Bibliographiques

- [1] Callister Jr, W. D., & Rethwisch, D. G. (2020). *Materials science and engineering: an introduction*. John Wiley & sons.
- [2] Fried, J. R. (2014). *Polymer Science and Technology*. 3rd Edition. Prentice Hall Press, USA.
- [3] Sperling, L. H. (2015). *Introduction to physical polymer science*. John Wiley & Sons.
- [4] Chung, Y.-W., & Kapoor, M. (2022). *Introduction to Materials Science and Engineering* (2nd ed.). CRC Press.
- [5] Broniewicz, E. (2017). Comparison of environmental protection costs and revenues in Portugal and Poland. *Teaching Crossroads: 12th IPB Erasmus Week*. Bragança: Instituto Politécnico de Bragança, 47-58.
- [6] Bhat, G., & Kandagor, V. (2014). Synthetic polymer fibers and their processing requirements. In *Advances in filament yarn spinning of textiles and polymers* (pp. 3-30). Woodhead Publishing.
- [7] Shrivastava, A. (2018). *Introduction to plastics engineering*. William Andrew
- [8] Grigore, M. E. (2017). Methods of recycling, properties and applications of recycled thermoplastic polymers. *Recycling*, 2(4), 24.
- [9] MacDermott, C. P., & Shenoy, A. V. (2020). *Selecting thermoplastics for engineering applications*. CRC Press.
- [10] Gangil, B., Kumar, S., Tejyan, S., Ranakoti, L., & Verma, S. (2024). Introduction to thermosetting polymer composites: applications, advantages, and drawbacks. In *Dynamic Mechanical and Creep-Recovery Behavior of Polymer-Based Composites* (pp. 11-19). Elsevier
- [11] Pascault, J. P., & Williams, R. J. (2013). Thermosetting polymers. *Handbook of polymer synthesis, characterization, and processing*, 519-533.
- [12] Paris, C. (2011). *Étude et modélisation de la polymérisation dynamique de composites à matrice thermodurcissable* (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Toulouse-INPT).
- [13] Ratna, D. (2009). *Handbook of thermoset resins* (pp. 155-157). Shawbury, UK: ISmithers.
- [14] Alarifi, I. M. (2023). A comprehensive review on advancements of elastomers for engineering applications. *Advanced Industrial and Engineering Polymer Research*, 6(4), 451-464
- [15] Javořík, J., Keerthiwansa, R., Pata, V., Rusnáková, S., Kotlánová, B., Grunt, M., & Sedláčik, M. (2024). Prediction of biaxial properties of elastomers and appropriate data processing. *Polymers*, 16(15), 2190.
- [16] Boukamel, A. (2006). *Modélisation mécaniques et numériques des matériaux et structures en élastomères* (Doctoral dissertation, Université de la Méditerranée-Aix-Marseille II).
- [17] Kumar, G., Rangappa, S. M., Siengchin, S., & Zafar, S. (2022). A review of recent advancements in drilling of fiber-reinforced polymer composites. *Composites Part C: Open Access*, 9, 100312.
- [18] Zapata-Massot, C. (2004). *Synthèse de matériaux composites par co-broyage en voie sèche. Caractérisation des propriétés physico-chimiques et d'usages des matériaux* (Doctoral dissertation, Toulouse, INPT).
- [19] Jones, R. M. (2018). *Mechanics of composite materials*. CRC press. <https://doi.org/10.1201/9781498711067>
- [20] Abbood, I. S., aldeen Odaa, S., Hasan, K. F., & Jasim, M. A. (2021). Properties evaluation of fiber reinforced polymers and their constituent materials used in structures—A review. *Materials Today: Proceedings*, 43, 1003-1008.

- [21] Qasim, M., Lee, C. K., & Zhang, Y. X. (2022). An experimental study on interfacial bond strength between hybrid engineered cementitious composite and concrete. *Construction and Building Materials*, 356, 129299.
- [22] Djami, A. B. N., & Fossi, C. R. T. (2024). Comparative Study of Matrix Fiber Adhesion of Tannin/Vegetable Fiber, Tannin/Synthetic Fiber and Epoxy Composite Materials. *Reports in Mechanical Engineering*, 5(1), 13-32.
- [23] Gornet, L. (2008). *Généralités sur les matériaux composites*. École d'ingénieur. France
- [24] Ajay Kumar, P., Rohatgi, P., & Weiss, D. (2020). 50 years of foundry-produced metal matrix composites and future opportunities. *International Journal of Metalcasting*, 14(2), 291-317.
- [25] Zhang, C., Li, Z., Zhang, J., Tang, H., & Wang, H. (2023). Additive manufacturing of magnesium matrix composites: Comprehensive review of recent progress and research perspectives. *Journal of Magnesium and Alloys*, 11(2), 425-461.
- [26] Krishnan, P. K. (2022). Fabrication and application of aluminum metal matrix composites. In *Advanced manufacturing techniques for engineering and engineered materials* (pp. 133-151). IGI Global Scientific Publishing.
- [27] Oladijo, O. P., Awe, S. A., Akinlabi, E. T., Phiri, R. R., Collicus, L. L., & Phuti, R. E. (2021). High-temperature properties of metal matrix composites. In *Encyclopedia of materials: Composites* (pp. 360-374). Elsevier.
- [28] Mileiko, S. T. (1997). *Metal and ceramic based composites* (Vol. 12). Elsevier.
- [29] Adamovic, D., & Zivic, F. (2021). Static Mechanical Characterization of Ceramic Matrix Composites (CMCs).
- [30] Sun, J., Ye, D., Zou, J., Chen, X., Wang, Y., Yuan, J., ... & Bai, J. (2023). A review on additive manufacturing of ceramic matrix composites. *Journal of Materials Science & Technology*, 138, 1-16.
- [31] Shrivastava, S., Rajak, D. K., Joshi, T., Singh, D. K., & Mondal, D. P. (2024). Ceramic matrix composites: classifications, manufacturing, properties, and applications. *Ceramics*, 7(2), 652-679.
- [32] Raether, F. (2013). CERAMIC MATRIX COMPOSITES- AN ALTERNATIVE FOR CHALLENGING CONSTRUCTION TASKS. *Ceramic Applications*, 1(1), 45-49.
- [33] Karadimas, G., & Salonitis, K. (2023). Ceramic matrix composites for aero engine applications—a review. *Applied Sciences*, 13(5), 3017.
- [34] Sharma, A. K., Bhandari, R., Sharma, C., Dhakad, S. K., & Pinca-Bretotean, C. (2022). Polymer matrix composites: A state of art review. *Materials Today: Proceedings*, 57, 2330-2333.
- [35] Bhalerao, S., Ambhore, N., & Kadam, M. (2022). Polymer matrix composite in high voltage applications: a review. *Biointerface Res. Appl. Chem*, 12(6), 8343-8352.
- [36] Chen, J., Yu, Z., & Jin, H. (2022). Nondestructive testing and evaluation techniques of defects in fiber-reinforced polymer composites: A review. *Frontiers in Materials*, 9, 986645.
- [37] Ali, M. A., & Kaneko, T. (2015). Polyamide syntheses. In *Encyclopedia of Polymeric Nanomaterials* (pp. 1750-1762). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [38] Cervera-Moreno, J. J., Martinez-Borquez, A., Sotta, P., & Laurati, M. (2019). AFM investigation of the influence of ethanol absorption on the surface structure and elasticity of polyamides. *SN Applied Sciences*, 1(11), 1325.
- [39] Yıldırım, F. F., Gelgeç, E., Yumru, Ş., & Çörekcioglu, M. (2019). One bath dyeing of PBT/Nylon blended seamless fabrics. *International Journal of Advances in Engineering and Pure Sciences*, 31, 113-121.

- [40] Al-Shawabkeh, A. F. (2023). Thermodynamic characteristics of the aliphatic polyamide crystal structures: Enhancement of nylon 66 α , 610 α and 77 γ polymers. *Heliyon*, 9(10).
- [41] Al-Shawabkeh, A. F. (2022). Optoelectronic investigation and spectroscopic characteristics of polyamide-66 polymer. *e-Polymers*, 22(1), 858-869.
- [42] Dong, P. A. V., Azzaro-Pantel, C., Boix, M., Jacquemin, L., & Domenech, S. (2015). Modelling of environmental impacts and economic benefits of fibre reinforced polymers composite recycling pathways. In *Computer aided chemical engineering* (Vol. 37, pp. 2009-2014). Elsevier.
- [43] Gan, Y. X., Solomon, D., & Reinbolt, M. (2010). Friction stir processing of particle reinforced composite materials. *Materials*, 3(1), 329-350.
- [44] De Araújo, M. (2011). Natural and man-made fibres: Physical and mechanical properties. In *Fibrous and composite materials for civil engineering applications* (pp. 3-28). Woodhead Publishing.
- [45] Kumar, A. D., Prasad, K. V., & Rao, R. P. (2016). Tensile and impact properties of jute/glass and jute/carbon fiber reinforced polypropylene. *JOURNAL OF POLYMER & COMPOSITES*, 4(3), 35-39.
- [46] Luo, C. J., Stoyanov, S. D., Stride, E., Pelan, E., & Edirisinghe, M. (2012). Electrospinning versus fibre production methods: from specifics to technological convergence. *Chemical Society Reviews*, 41(13), 4708-4735.
- [47] JC, R. (1991). Negrier A, Présentation des matériaux composites. *Plastiques et composites, Technique de l'ingénieur*.
- [48] Park, S. J. (2015). *Carbon fibers* (Vol. 210). Dordrecht, The Netherlands: Springer.
- [49] Moreno-Núñez, B. A., Abarca-Vidal, C. G., Treviño-Quintanilla, C. D., Sánchez-Santana, U., Cuan-Urquizo, E., & Uribe-Lam, E. (2023). Experimental analysis of fiber reinforcement rings' effect on tensile and flexural properties of Onyx™–Kevlar® composites manufactured by continuous fiber reinforcement. *Polymers*, 15(5), 1252.
- [50] Berthereau, A., & Dallies, E. (2008). *Fibres de verre de renforcement*.
- [51] Kulhan, T., Kamboj, A., Gupta, N. K., & Somani, N. (2022). Fabrication methods of glass fibre composites—a review. *Functional Composites and Structures*, 4(2), 022001.
- [52] Heman, M. B. (2008). Contribution à l'étude des interphases et de leur comportement au vieillissement hygrothermique dans les systèmes à matrice thermodurcissable renforcés de fibres de verre (Doctoral dissertation, Université du Sud Toulon Var).
- [53] Mazitova, A. K., Zaripov, I. I., Aminova, G. K., Ovod, M. V., & Suntsova, N. L. (2022). Fillers for polymer composite materials. *Nanotekhnologii v Stroitel'stve*, 14(4), 294-299.
- [54] Despringre, N. (2015). Analyse et modélisation des mécanismes d'endommagement et de déformation en fatigue multiaxiale de matériaux composites : polyamide renforcé par des fibres courtes (Doctoral dissertation, Ecole nationale supérieure d'arts et métiers-ENSAM).
- [55] Arif, M. F. (2014). Mécanismes d'endommagement du polyamide-66 renforcé par des fibres de verre courtes, soumis à un chargement monotone et en fatigue : Influence de l'humidité relative et de la microstructure induite par le moulage par injection (Doctoral dissertation, Ecole nationale supérieure d'arts et métiers-ENSAM).
- [56] Gutiérrez, J. C. H., Rubio, J. C. C., Faria, P. E. D., & Davim, J. P. (2014). Machining behavior of polymer composites materials for automotive applications. *Polímeros*, 24, 711-719.
- [57] Khelfaoui, F. (2024). Modélisation statistique et optimisation des paramètres d'usinage pour minimiser les vibrations, l'intensité sonore, la rugosité de surface, et la puissance consommée lors de l'usinage discontinu (Doctoral dissertation).

- [58] Mascle, C., & Wygowski, W. (2012). Fabrication avancée et méthodes industrielles : du dossier produit au dossier fabrication (Vol. 1). Presses inter Polytechnique.
- [59] Blais, C. (2000). Contributions à l'amélioration de l'usinabilité de pièces fabriquées par métallurgie des poudres. École Polytechnique de Montréal.
- [60] Trombert, C. (1998). Usinabilité des aciers inoxydables. Techniques de l'ingénieur. Matériaux métalliques, (M726), M726-1.
- [61] Belloufi, A., Assas, M., Barkat, B., & Bouakba, M. (2016). Sélection optimale des paramètres de coupe pour les opérations de chariotage.
- [62] Sheikh-Ahmad, J. Y. (2009). Machining of polymer composites (Vol. 387355391). New York : Springer.
- [63] Mondelin, A. (2012). Modélisation de l'intégrité des surfaces usinées : Application au cas du tournage finition de l'acier inoxydable 15-5PH (Doctoral dissertation, Ecole Centrale de Lyon).
- [64] Astakhov, V. P., & Stanley, A. (2014). Polycrystalline diamond (PCD) tool material: Emerging applications, problems, and possible solutions. Traditional Machining Processes: Research Advances, 1-32.
- [65] Wang, D. H., Wern, C. W., Ramulu, M., & Rogers, E. (1995). Cutting edge wear of tungsten carbide tool in continuous and interrupted cutting of a polymer composite. MATERIAL AND MANUFACTURING PROCESS, 10(3), 493-508.
- [66] Elbah, M. (2015). Investigation expérimentale sur l'effet de la géométrie de l'outil et des conditions de coupe en tournage en utilisant les techniques statistiques (Doctoral dissertation).
- [67] Cagan, S. C., Venkatesh, B., & Buldum, B. B. (2020). Investigation of surface roughness and chip morphology of aluminum alloy in dry and minimum quantity lubrication machining. Materials Today: Proceedings, 27, 1122-1126.
- [68] Vanat, K. J., & Braghini Junior, A. (2014). O uso de ferramentas de metal duro no torneamento do nylon. Tecnologia em Metalurgia, Materiais e Mineração, 11(1), 50-57.
- [69] Bourebia, M. (2017). Effet de la rugosité sur les performances d'un système mécanique-Approche par fractale (Doctoral dissertation, Université Badji Mokhtar de Annaba).
- [70] Grzesik, W. (2008). Advanced machining processes of metallic materials: theory, modelling and applications. Elsevier.
- [71] Safi, K., Yallese, M. A., Belhadi, S., Boutabba, S., & Mabrouki, T. (2021). Optimisation multi-objective des paramètres de coupe lors de l'usinage d'un acier pour travail à froid avec un carbure revêtu CVD (Al₂O₃/TiC/TiCN). UPB Scientific Bulletin, Series D: Mechanical Engineering, 83(1), 149-168.
- [72] Makhesana, M. A., & Patel, K. M. (2021). Optimization of parameters and sustainability assessment under minimum quantity solid lubrication-assisted machining of Inconel 718. Process Integration and Optimization for Sustainability, 5(3), 625-644.
- [73] Khan, A. M., Gupta, M. K., Hegab, H., Jamil, M., Mia, M., He, N., ... & Pruncu, C. I. (2020). Energy-based cost integrated modelling and sustainability assessment of Al-GnP hybrid nanofluid assisted turning of AISI52100 steel. Journal of Cleaner Production, 257, 120502.
- [74] Karataş, M. A., & Gökkaya, H. (2018). A review on machinability of carbon fiber reinforced polymer (CFRP) and glass fiber reinforced polymer (GFRP) composite materials. Defence Technology, 14(4), 318-326.
- [75] Davim, J. P., Silva, L. R., Festas, A., & Abrão, A. M. (2009). Machinability study on precision turning of PA66 polyamide with and without glass fiber reinforcing. Materials & Design, 30(2), 228-234.

- [76] Silva, L. R., & Davim, J. P. (2009). The effect of tool geometry on the machinability of polyamide during precision turning. *Journal of composite materials*, 43(23), 2793-2803.
- [77] Boucherit, S., ZAIDI, A., YALLESE, M. A., Belhadi, S., & Kaddeche, M. (2022). RSM modelling, and multi-object optimization of turning parameters for polyamide (PA66) using PCA and PCA coupled with TOPSIS. *Mechanics*, 28(6), 499-508.
- [78] HamaSur, S. A., & Abdalrahman, R. M. (2023). The effect of tool's rake angles and infeed in turning polyamide 66. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 13(4), 11204-11209.
- [79] Özden, G., Mata, F., & Öteyaka, M. Ö. (2021). Artificial neural network modeling for prediction of cutting forces in turning unreinforced and reinforced polyamide. *Journal of Thermoplastic Composite Materials*, 34(3), 353-363.
- [80] Anand, G., Alagumurthi, N., Elansezhian, R., Palanikumar, K., & Venkateshwaran, N. (2018). Investigation of drilling parameters on hybrid polymer composites using grey relational analysis, regression, fuzzy logic, and ANN models. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 40(4), 214.
- [81] Palanikumar, K., Rajasekaran, T., & Latha, B. (2015). Fuzzy rule-based modeling of machining parameters for surface roughness in turning carbon particle-reinforced polyamide. *Journal of Thermoplastic Composite Materials*, 28(10), 1387-1405.
- [82] Cabrera, F. M., Beamud, E., Hanafi, I., Khamlichi, A., & Jabbouri, A. (2011). Fuzzy logic-based modeling of surface roughness parameters for CNC turning of PEEK CF30 by TiN-coated cutting tools. *Journal of Thermoplastic Composite Materials*, 24(3), 399-413.
- [83] Trifunović, M., Madić, M., Janković, P., Rodić, D., & Gostimirović, M. (2021). Investigation of cutting and specific cutting energy in turning of POM-C using a PCD tool: analysis and some optimization aspects. *Journal of Cleaner Production*, 303, 127043.
- [84] Benmouiza, K., & Cheknane, A. (2019). Clustered ANFIS network using fuzzy c-means, subtractive clustering, and grid partitioning for hourly solar radiation forecasting. *Theoretical and Applied Climatology*, 137(1), 31-43.
- [85] El-Wakdy, M., El-Sehely, E., El-Tokhy, M., El-Hennawy, A., Mastorakis, N., Mladenov, V., ... & Varonides, A. (2008, July). Speech Recognition Using a Wavelet Transform to Establish Fuzzy Inference System Through Subtractive Clustering and Neural Network(ANFIS). In *WSEAS International Conference. Proceedings. Mathematics and Computers in Science and Engineering* (No. 12). WSEAS.
- [86] Tran, C. C. (2024). Surface roughness prediction for CNC-turned C45 steel utilising adaptive neuro-fuzzy inference systems. *Journal of Mechanical Engineering and Sciences*, 10222-10232.
- [84] Naresh, H., & Prasad, P. C. (2020). Lathe parameters optimization for UD-GFRP composite part turning with PCD tool by Taguchi method. *INCAS Bulletin*, 12(4), 135-144.
- [87] Benmouiza, K., & Cheknane, A. (2019). Clustered ANFIS network using fuzzy c-means, subtractive clustering, and grid partitioning for hourly solar radiation forecasting. *Theoretical and Applied Climatology*, 137(1), 31-43.
- [88] Gaitonde, V. N., Karnik, S. R., Mata, F., & Davim, J. P. (2008). Taguchi approach for achieving better machinability in unreinforced and reinforced polyamides. *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, 27(9), 909-924.
- [89] Çelik, Y. H., & Türkan, C. (2020). Investigation of mechanical characteristics of GFRP composites produced from chopped glass fiber and application of taguchi methods to turning operations. *SN Applied Sciences*, 2(5), 849.
- [90] Putra, Y. M., Timuda, G. E., Darsono, N., Chollacoop, N., & Khaerudini, D. S. (2023). Optimization of machining parameters on the surface roughness of aluminum in cnc turning process using taguchi method. *Int J Innov Mech Eng Adv Mater*, 5, 56-62.

- [91] Divya, C., Raju, L. S., & Singaravel, B. (2020). Application of MCDM methods for process parameter optimization in turning process—a review. *Recent Trends in Mechanical Engineering: Select Proceedings of ICIME 2020*, 199-207.
- [92] Raygor, S. P., Tak, M. S., & Modi, K. P. A Review-“Selection of Combination of Tool and Work Piece Material using MADM Methods for Turning Operation on CNC Machine”.
- [93] Souaidi, C., Yallese, M. A., Amirat, A., Belhadi, S., & Mabrouki, T. (2024). Analysis, modelling and optimization during sustainable Dry and MQL turning of AISI 52100 steel using DF, GRA, EAMR, EDAS and FUCA methods. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 135(11), 5035-5069.
- [94] Tien, D. H., Trung, D. D., Thien, N. V., & Nguyen, N. T. (2021). Multi-objective optimization of the cylindrical grinding process of scm440 steel using preference selection index method. *Journal of Machine Engineering*, 21.
- [95] Anh, H. L. H., Tuan, T. K., Quang, N. H., Luan, N. H., Truong, T. M., & Dung, N. T. Q. (2021). Optimization of milling process by Taguchi-PSI method. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 309, p. 01019). EDP Sciences.
- [96] Duc Trung, D. (2021). A combination method for multi-criteria decision making problem in turning process. *Manufacturing review*, 8, 26.
- [97] Giang, N. T. P., & Son, N. H. (2024). Comparison of both methods psi and curli: applied in solving multi-objective optimization problem of turning process. *EUREKA: Physics and Engineering*, (1), 167-179.
- [98] Nguyen, H. Q., Nguyen, V. T., Phan, D. P., Tran, Q. H., & Vu, N. P. (2022). Multi-criteria decision making in the PMEDM process by using MARCOS, TOPSIS, and MAIRCA methods. *Applied sciences*, 12(8), 3720.
- [99] Trung, D. D., & Thinh, H. X. (2021). A multi-criteria decision-making in turning process using the MAIRCA, EAMR, MARCOS and TOPSIS methods: A comparative study. *Advances in Production Engineering & Management*, 16(4), 443-456.
- [100] Das, P. P., & Chakraborty, S. (2023). A comparative analysis on optimization of end milling processes using multi-criteria decision making methods. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 17(4), 1611-1632.
- [101] Van Thanh, D., Binh, V. D., Duong, V., Tu, N. T., & Van Trang, N. (2024). Using the MAIRCA Method for Determining the Best Dressing Factors in Surface Grinding Hardox 500. *Methodology*, 45(2), 50-55.
- [102] Djouambi, N., Yallese, M. A., Kaddeche, M., Belhadi, S., & Hegedűs, G. (2024). Predictive modeling and multi-response optimization of cutting parameters using DF, GRA and MABAC techniques while turning POM-C GF 25% composite polymer. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 130(3), 1987-2007.
- [103] Paramasivam, S. S. S. S., Kumaran, D., Natarajan, H., Krishnan, G. S., & Sairaghav, S. E. (2021). Process parameter optimization of key machining parameters of mg alloy with cryogenic treated tools by MABAC approach. *Materials Today: Proceedings*, 47, 7149-7154.
- [104] Sapkota, G., Das, S., Sharma, A., & Ghadai, R. K. (2022). Comparison of various multi-criteria decision methods for the selection of quality hole produced by ultrasonic machining process. *Materials Today: Proceedings*, 58, 702-708.
- [105] Sonawane, S. A., & Kubade, P. R. (2024). Optimization of WEDM of Inconel 625 by employing MABAC, MARKOS and PIV practices: a comparative study. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 1-18.
- [106] Abbed, K., Kribes, N., Yallese, M. A., Chihaoui, S., & Boutabba, S. (2023). Effects of tool materials and cutting conditions in turning of Ti-6Al-4V alloy: statistical analysis, modeling and optimization

using CoCoSo, MABAC, ARAS and CODAS methods. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 128(3), 1535-1557.

- [107] Das, P. P., & Chakraborty, S. (2022). SWARA-CoCoSo method-based parametric optimization of green dry milling processes. *Journal of Engineering and Applied Science*, 69(1), 35.
- [108] Kumar, V., Mohata, A., Mistri, A., & Bartoszek, M. (2023). Application of SWARA-CoCoSo-based approach for tool selection of an electrical discharge machining process. *Sustainable production, instrumentation and engineering sciences*, 1(1), 19-26.
- [109] Eisa, A., AbouHawa, M., & Fattouh, M. (2024). Multi-objective optimization of HS-WEDM for hole cutting in thin-walled CFRP composites using COCOSO and genetic algorithms. *Journal of King Saud University-Engineering Sciences*.
- [110] Kharwar, P. K., Verma, R. K., & Singh, A. (2022). Neural network modeling and combined compromise solution (CoCoSo) method for optimization of drilling performances in polymer nanocomposites. *Journal of Thermoplastic Composite Materials*, 35(10), 1604-1631.
- [111] Sristi, N. A., Zaman, P. B., & Dhar, N. R. (2024). Evaluation of entropy-coupled multi-criteria decision-making methods for enhancing machinability. *Heliyon*, 10(19).
- [112] Wan, M., Li, S. E., Yuan, H., & Zhang, W. H. (2019). Cutting force modelling in machining of fiber-reinforced polymer matrix composites (PMCs): a review. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 117, 34-55.
- [113] Caggiano, A. (2018). Machining of fibre reinforced plastic composite materials. *Materials*, 11(3), 442.
- [114] Cherafa, H., Yallese, M. A., Boucherit, S., Belhadi, S., Haddad, A., & Mabrouki, T. (2021). Experimental investigation and optimization of output responses during dry turning of PA66-GF30 polyamide using Taguchi design. *Journal of Manufacturing Technology Research*, 13(3/4), 119-143.
- [115] Kausch, H. H., Heymans, N., Plummer, C. J., & Decroly, P. (2001). *Matériaux polymères: propriétés mécaniques et physiques* (Vol. 14). EPFL Press.
- [116] GC, M. P., Chate, G. R., Parappagoudar, M. B., & Gupta, K. (2020). *Machining of Hard Materials: A Comprehensive Approach to Experimentation, Modeling and Optimization*. Springer.
- [117] Karam, S. (2004). Application de la méthodologie des plans d'expériences et de l'analyse de données à l'optimisation des processus de dépôt. University of Limoges.
- [118] Daniel, C. (1973). One-at-a-time plans. *Journal of the American statistical association*, 68(342), 353-360.
- [119] Li, Z., Chen, B., Wu, H., Ye, X., & Zhang, B. (2018). A design of experiment aided stochastic parameterization method for modeling aquifer NAPL contamination. *Environmental Modelling & Software*, 101, 183-193.
- [120] Frey, D. D., & Wang, H. (2006). Adaptive one-factor-at-a-time experimentation and expected value of improvement. *Technometrics*, 48(3), 418-431.
- [121] Aveiro, P. (2016). *Design of experiments in production engineering*. J. P. Davim (Ed.). Basel, Switzerland: Springer International Publishing.
- [122] KHELLAF, A. (2022). *Modelisation et optimisation avancees du processus de tournage des pieces difficilement usinables* (Doctoral dissertation).
- [123] Ellis, J. L., Jacobs, M., Dijkstra, J., Van Laar, H., Cant, J. P., Tulpan, D., & Ferguson, N. (2020). Synergy between mechanistic modelling and data-driven models for modern animal production systems in the era of big data. *Animal*, 14(S2), s223-s237.
- [124] Kodandappa, R., Nagaraja, S., Chowdappa, M. M., Krishnappa, M., Poornima, G. S., & Ammarullah, M. I. (2024). Application of the Taguchi method and RSM for process parameter

- optimization in AWSJ machining of CFRP composite-based orthopedic implants. *Open Engineering*, 14(1), 20240057.
- [125] Bouzidi, M. A., Bouziane, A., & Bouzidi, N. (2025). RSM, SVM and ANN modeling of the properties of self-compacting concrete with natural mordenite-rich tuff and recycled glass. *Asian Journal of Civil Engineering*, 26(1), 89-106.
 - [126] Touggui, Y., Belhadi, S., Mabrouki, T., Temmar, M., & Yallese, M. A. (2020). Dry turning optimization of austenitic stainless steel 316L based on Taguchi and TOPSIS approaches. *Matériaux & Techniques*, 108(4), 401.
 - [127] Sakthivel, M., Vijayakumar, S., & Prasad, N. K. (2015). Drilling analysis on basalt/sisal reinforced polymer composites using ANOVA and regression model. *Appl. Math. Sci*, 9(66), 3285-3290.
 - [128] Hosseinpour, S., Sheikhmohammadi, A., Rasoulzadeh, H., Saadani, M., Ghasemi, S. M., Alipour, M. R., ... & Zarch, S. M. A. (2024). Comparison of modeling, optimization, and prediction of important parameters in the adsorption of cefixime onto sol-gel derived carbon aerogel and modified with nickel using ANN, RSM, GA, and SOLVER methods. *Chemosphere*, 353, 141547.
 - [129] Mohd Adnan, M. R. H., Sarkheyli, A., Mohd Zain, A., & Haron, H. (2015). Fuzzy logic for modeling machining process: a review. *Artificial Intelligence Review*, 43(3), 345-379.
 - [130] Dubois, D. J. (1980). *Fuzzy sets and systems: theory and applications* (Vol. 144). Academic press.
 - [131] Amira, M. T., & Abderrahim Belloufi, M. A. (2022). PREDICTION AND ANALYSIS OF THE ROUGHNESS OF MILLED SURFACES BASED ON FUZZY LOGIC. *International Journal of Modern Manufacturing Technologies* ISSN, 2067-3604
 - [132] Nassar, M. M., Alzebdeh, K. I., Alsafy, M. M., & Piya, S. (2023). Optimizing drilling parameters for minimizing delamination in polypropylene-date palm fiber bio-composite materials. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 45(11), 609.
 - [133] Ojo, O. S., & Oladele, S. O. (2022). Clustered adaptive neuro-fuzzy inference system models of net radiation flux using temperature series. *Journal of Applied Remote Sensing*, 16(1), 014510-014510.
 - [134] Chiu, S. L. (1994). Fuzzy model identification based on cluster estimation. *Journal of Intelligent & fuzzy systems*, 2(3), 267-278.
 - [135] Eneyew, E. D., & Ramulu, M. (2014). Experimental study of surface quality and damage when drilling unidirectional CFRP composites. *Journal of Materials Research and Technology*, 3(4), 354-362.
 - [136] Takeyama, H., & Iijima, N. (1988). Machinability of glassfiber reinforced plastics and application of ultrasonic machining. *CIRP Annals*, 37(1), 93-96.
 - [137] Kini, M. V., & Chincholkar, A. M. (2010). Effect of machining parameters on surface roughness and material removal rate in finish turning of ± 30 glass fibre reinforced polymer pipes. *Materials & Design*, 31(7), 3590-3598.
 - [138] Mahrous, A. B. (2023). A study of surface roughness and material removal rate for optimal parametric combination in turning of GFRP composites. *ERJ. Engineering Research Journal*, 46(2), 213-223.
 - [139] Chabbi, A., Yallese, M. A., Meddour, I., Nouioua, M., Mabrouki, T., & Girardin, F. (2017). Predictive modeling and multi-response optimization of technological parameters in turning of Polyoxymethylene polymer (POM C) using RSM and desirability function. *Measurement*, 95, 99-115.
 - [140] Silva, L. R., Davim, J. P., Festas, A., & Abrão, A. M. (2009). Machinability aspects concerning micro-turning of PA66-GF30-reinforced polyamide. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 41(9), 839-845.

- [141] Marin, M. O. Ț. O. I., & OI, Ț. (2010). Studies on the main cutting force in turning polyamide PA 66. *Annals of the Oradea University, Fascicle of Management and Technological Engineering*, 9(2), 3-162.
- [142] Gómez-García, D., Díaz-Álvarez, A., Youssef, G., Miguélez, H., & Díaz-Álvarez, J. (2023). Machinability of 3D printed peek reinforced with short carbon fiber. *Composites Part C: Open Access*, 12, 100387.
- [143] Sun, S., Brandt, M., & Dargusch, M. S. (2009). Characteristics of cutting forces and chip formation in machining of titanium alloys. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 49(7-8), 561-568.
- [144] Kaddeche, M., Chaoui, K., & Yallese, M. A. (2012). Cutting parameters effects on the machining of two high density polyethylene pipes resins: Cutting parameters effects on HDPE machining. *Mechanics & Industry*, 13(5), 307-316.
- [145] Trifunović, M., Madić, M., Marinković, D., & Marinković, V. (2023). Cutting parameters optimization for minimal total operation time in turning POM-C cylindrical stocks into parts with continuous profile using a PCD cutting tool. *Metals*, 13(2), 359.
- [146] Yılmaz, B., Karabulut, Ş., & Güllü, A. (2020). A review of the chip breaking methods for continuous chips in turning. *Journal of Manufacturing Processes*, 49, 50-69.
- [147] Li, X., Liu, Z., & Liang, X. (2019). Tool wear, surface topography, and multi-objective optimization of cutting parameters during machining AISI 304 austenitic stainless steel flange. *Metals*, 9(9), 972.
- [148] Shi, H., Yuan, S., Li, Z., Song, H., & Qian, J. (2019). Evaluation of surface roughness based on sampling array for rotary ultrasonic machining of carbon fiber reinforced polymer composites. *Measurement*, 138, 175-181.
- [149] Djouambi, N., Yallese, M. A., Kaddeche, M., Belhadi, S., & Hegedűs, G. (2024). Predictive modeling and multi-response optimization of cutting parameters using DF, GRA and MABAC techniques while turning POM-C GF 25% composite polymer. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 130(3), 1987-2007.
- [150] Nouioua, M., Yallese, M. A., Khettabi, R., Belhadi, S., Bouhalais, M. L., & Girardin, F. (2017). Investigation of the performance of the MQL, dry, and wet turning by response surface methodology (RSM) and artificial neural network (ANN). *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 93(5), 2485-2504.
- [151] Jagtap, T., & Mandave, H. (2016). Experimental Investigation and Optimization of Cutting Parameters on Surface Roughness and Material Removal Rate in Turning of Nylon 6 Polymer. *Mater. Sci. Eng*, 4, 236-246.
- [152] Gaitonde, V. N., Karnik, S. R., Mata, F., & Davim, J. P. (2010). Modeling and analysis of machinability characteristics in PA6 and PA66 GF30 polyamides through artificial neural network. *Journal of Thermoplastic Composite Materials*, 23(3), 313-336.
- [153] Demirsöz, R., Yaşar, N., Korkmaz, M. E., Günay, M., Giasin, K., Pimenov, D. Y., ... & Unal, H. (2022). Evaluation of the mechanical properties and drilling of glass bead/fiber-reinforced polyamide 66 (PA66)-based hybrid polymer composites. *Materials*, 15(8), 2765.
- [154] Vasile, G., Fetecau, C., Amarandei, D., & Serban, A. (2016). Experimental research on the milling process of some composite materials. *Mat. Plast*, 53, 157.
- [155] Chabbi, A., Yallese, M. A., Nouioua, M., Meddour, I., Mabrouki, T., & Girardin, F. (2017). Modeling and optimization of turning process parameters during the cutting of polymer (POM C) based on RSM, ANN, and DF methods. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 91(5), 2267-2290.

- [156] Neeli, N., Jenarthan, M. P., & Dileep Kumar, G. (2018). Multi-response optimization for machining GFRP composites using GRA and DFA. *Multidiscipline Modeling in Materials and Structures*, 14(3), 482-496.
- [157] Chihouai, S., Yallese, M. A., Belhadi, S., Belbah, A., Safi, K., & Haddad, A. (2021). Coated CBN cutting tool performance in green turning of gray cast iron EN-GJL-250: modeling and optimization. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 113(11), 3643-3665.
- [158] Zerti, A., Yallese, M. A., Meddour, I., Belhadi, S., Haddad, A., & Mabrouki, T. (2019). Modeling and multi-objective optimization for minimizing surface roughness, cutting force, and power, and maximizing productivity for tempered stainless steel AISI 420 in turning operations. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 102(1), 135-157.
- [159] Masmiaati, N., & Sarhan, A. A. (2015). Optimizing cutting parameters in inclined end milling for minimum surface residual stress–Taguchi approach. *Measurement*, 60, 267-275.
- [160] Hussain, S. A., Pandurangadu, V., & Palanikumar, K. (2010). Surface roughness analysis in machining of GFRP composite by carbide tool (K20). *European journal of scientific research*, 41(1), 84-98.
- [161] Sharma, A., Aggarwal, M. L., & Singh, L. (2020). Investigation of GFRP gear accuracy and surface roughness using Taguchi and grey relational analysis. *Journal of Advanced Manufacturing Systems*, 19(01), 147-165.
- [162] Maniya, K., & Bhatt, M. G. (2010). A selection of material using a novel type decision-making method: Preference selection index method. *Materials & Design*, 31(4), 1785-1789.
- [163] Pamučar, D., & Ćirović, G. (2015). The selection of transport and handling resources in logistics centers using Multi-Attributive Border Approximation area Comparison (MABAC). *Expert systems with applications*, 42(6), 3016-3028.
- [164] Luo, S. Z., & Xing, L. N. (2019). A hybrid decision making framework for personnel selection using BWM, MABAC and PROMETHEE. *International Journal of Fuzzy Systems*, 21(8), 2421-2434.
- [165] Pamucar, D. S., Pejic Tarle, S., & Parezanovic, T. (2018). New hybrid multi-criteria decision-making DEMATELMAIRCA model: sustainable selection of a location for the development of multimodal logistics centre. *Economic research-Ekonomska istraživanja*, 31(1), 1641-1665.
- [166] Aksoy, E. (2021). An analysis on Turkey's merger and acquisition activities: MAIRCA method. *Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 12(1), 1-11.
- [167] Yazdani, M., Zarate, P., Kazimieras Zavadskas, E., & Turskis, Z. (2019). A combined compromise solution (CoCoSo) method for multi-criteria decision-making problems. *Management decision*, 57(9), 2501-2519.
- [168] Parida, A. K., & Routara, B. C. (2014). Multiresponse optimization of process parameters in turning of GFRP using TOPSIS method. *International scholarly research notices*, 2014(1), 905828.
- [169] Davim, J. P., Gaitonde, V. N., & Karnik, S. R. (2008). Investigations into the effect of cutting conditions on surface roughness in turning of free machining steel by ANN models. *Journal of materials processing technology*, 205(1-3), 16-23.
- [170] Lakhdar, B., Athmane, Y. M., Salim, B., & Haddad, A. (2020). Modelling and optimization of machining parameters during hardened steel AISI D3 turning using RSM, ANN and DFA techniques: comparative study. *Journal of Mechanical Engineering and Sciences*, 14(2), 6835-6847.
- [171] Nayak, P. C., & Sudheer, K. P. (2008). Fuzzy model identification based on cluster estimation for reservoir inflow forecasting. *Hydrological Processes: An International Journal*, 22(6), 827-841.

Production scientifique

Publication Internationales

- 1) Haoues, S., Yallese, M. A., Belhadi, S., Chihaoui, S., & Uysal, A. (2023). Modeling and optimization in turning of PA66-GF30% and PA66 using multi-criteria decision-making (PSI, MABAC, and MAIRCA) methods: a comparative study. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 124(7), 2401-2421.
<https://doi.org/10.1007/s00170-022-10583-8>
- 2) Haoues, S., Yallese, M. A., Kaddeche, M., Uysal, A., & Safi, K. (2024). Investigation on machining of GFRP through ANOVA, DFA, and CoCoSo method combined with Taguchi approach. *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, 07316844241239249.
<https://doi.org/10.1177/07316844241239249>
- 3) Sabrina HAOUES, Mohamed Athmane YALLESE, Salim BELHADI, Alper UYSAL & Salim CHIHAOUI (2022). OPTIMISATION MONO ET MULTI-OBJECTIF DE L'USINAGE DU POLYAMIDE (PA66-GF30%) EN UTILISANT LA METHODE TAGUCHI-DEAR BASEE SUR LE RAPPORT SIGNAL/BRUIT. *UPB Scientific Bulletin, Series D: Mechanical Engineering*, Vol. 84, Iss. 2. 149-168
- 4) Haoues, S., Yallese, M. A., & Uysal. Optimization of machining parameters when turning PA66-GF30% using CoCoSo method. *International Journal of Mechanics and Energy (IJME)* Vol. 11, Issue 1, 2024, ISSN: 2286-5845.

Communications internationales

- **2nd AL FARABI INTERNATIONAL CONGRESS ON APPLIED SCIENCES**
May 2-4, 2021 / 'Nakhchivan' University, Azerbaijan
Haoues et al " Modeling based on rsm of cutting parameters when dry turning of glass fiber reinforced polyamide (PA66-GF30%) with metal carbide tools"
- **INTERNATIONAL HALICH CONGRESS August 15-16, 2021, Istanbul**
Haoues et al " MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION IN TURNING OPERATION OF PA66-GF30% USING DEAR METHOD"
- **International Conference on Mechanics and Energy December 20-22, 2023, Sousse, TUNISIA**
Haoues et al "Optimization of machining parameters when turning PA66-GF30% using CoCoSo method"

- **INTERNATIONAL HAZAR SCIENTIFIC RESEARCHES CONFERENCE, April 10 - 11, 2021 Baku, AZERBAIJAN Khazar University**
Haoues et al "OPTIMIZATION OF CUTTING PARAMETERS DURING THE MACHINING OF POLYAMIDE (PA66-GF30%) USING THE DESIRABILITY FUNCTION APPROACH (DFA)"

Communications nationales

- **THE NATIONAL VIRTUAL CONFERENCE ALGERIAN CONFERENCE ON MECHANICS AND SOLAR ENERGY. OUARGLA-ALGERIA 17-18 JUNE 2023**
Haoues et al "Modeling of cutting parameters when polyamide (PA66) machining using RSM methodologies"
- **1ST National Conference on Mechanics and Materials NCMM'2023 06 - 07 December 2023, Boumerdes University- Algeria.**
Haoues et al " MULTI-OBJECTIVE OPTIMISATION OF TURNING PROCESS PARAMETERS USING MAIRCA METHOD"
- **1st National Conference on Materials Sciences and Engineering (MSE'22) June 28-29th 2022, Khenchela. Algeria**
Haoues et al " Application of MOORA Method for the Optimization Multi-objective of Turning Process Parameters "
- **First National Conference on Mechanical Engineering NCME'23. May 10, 2023, Batna. Algeria.**
Haoues et al " Preference selection index (PSI) method for Manufacturing Process Evaluation "