

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université 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<sup>ème</sup> CYCLE**

**Domaine :** Science et Technologie **Filière :** Génie mécanique  
**Spécialité :** Construction mécanique

**Présentée par**

**DJOUAMBI Nahla**

*Intitulée*

**Evaluation des paramètres de performance lors de l'usinage d'un polymère composite (POM-C GF25%) : aspects de modélisation et d'optimisation**

Soutenue le : **30 septembre 2025**

Devant le Jury composé de :

**Nom et Prénom**

**Grade**

**Dr. KRIBES Nabil**

Pr

Univ. 8 Mai 1945 Guelma

Président

**Dr. YALLESE Med Athmane**

Pr

Univ. 8 Mai 1945 Guelma

Rapporteur

**Dr. KADDECHE Mounia**

MC/B

Univ. 8 Mai 1945 Guelma

Co-rapporteur

**Dr. MEDDOUR Ikhlas**

Pr

Ecole Nationale Supérieure  
de Technologie ENST, Alger

Examineur

**Dr. BOUCHERIT Septi**

Pr

Univ. 8 Mai 1945 Guelma

Examineur

**Dr. BELHADI Salim**

Pr

Univ. 8 Mai 1945 Guelma

Examineur

**Année Universitaire : 2024/2025**

## Dédicace

Je dédie cette thèse, fruit de tant d'efforts et de sacrifices, aux personnes qui ont illuminé mon chemin et soutenu mes rêves.

À mes parents, ma mère et mon père, pour votre amour inconditionnel, vos encouragements constants et vos sacrifices silencieux. Vous m'avez donné les ailes pour voler et les racines pour toujours revenir. Sans vous, rien de tout cela n'aurait été possible.

À ma sœur Ania et mon frère Mohamed Elhadi, mes piliers à chaque étape de ma vie. Votre amour, vos encouragements et votre présence ont été mon moteur. Vous avez rendu ce parcours moins solitaire et bien plus joyeux.

À mon mari, merci pour ta patience, ton soutien indéfectible et ta présence rassurante à chaque étape de ce parcours. Même lorsque les défis semblaient insurmontables.

À toute ma famille et mes amies Wafa, Raouia, Rayen, Selma qui ont toujours pris de mes nouvelles et m'ont soutenue avec affection et encouragements.

Et puis... à toi, Sara.

Depuis le premier jour, tu as été là, sans jamais faillir. Chaque jour, tu m'as encouragée, soutenue et rappelé que j'étais capable d'y arriver. Cette thèse porte l'empreinte de ton amitié sincère et précieuse. Merci du fond du cœur.

À ceux qui ont fait partie de ma vie et qui ne sont plus de ce monde, Votre souvenir est gravé à jamais dans mon cœur, et vos prières continuent de m'accompagner. Vous me manquez. Que Dieu vous accorde Sa miséricorde et vous offre la paix éternelle. Vous êtes et resterez dans mes pensées et mes prières.

رحمكم الله وأسكنكم فسيح جناته

À vous tous qui avez fait partie de cette aventure, cette thèse vous est dédiée avec tout mon amour et ma gratitude infinie.

**Avec toute mon affection.**

## Remerciement

Avant toute chose, nous exprimons notre gratitude infinie envers notre Créateur, **Allah**, pour nous avoir donné la force, la patience et la détermination nécessaires à l'aboutissement de ce travail de recherche.

Cette thèse a été menée sous la précieuse direction du Professeur **Yallese Mohamed Athmane**. Je lui adresse mes sincères remerciements pour la confiance qu'il m'a accordée, son encadrement bienveillant, ainsi que pour ses conseils éclairés et son soutien indéfectible tout au long de cette aventure scientifique.

Je souhaite également exprimer toute ma reconnaissance à ma co-directrice, à Docteur **KADDECHE Mounia**, pour son investissement, sa disponibilité et ses conseils pertinents, qui ont grandement contribué à l'avancement de cette recherche.

Un immense merci au Professeur **KRIBES Nabil**, du département de Génie Mécanique de l'Université 8 Mai 1945 Guelma, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant la présidence du jury de cette thèse.

Je suis profondément reconnaissante envers Pr. **MEDDOUR Ikhlas**, Professeur à l'École Nationale Supérieure de Technologie (ENST) d'Alger, Pr. **BOUCHERIT Septi**, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 de Guelma, et Pr. **BELHADI Salim**, Professeur à l'Université 8 Mai 1945 de Guelma, pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail en acceptant de l'examiner.

J'aimerais également remercier les membres du CFD ainsi que le président du CFD Professeur **BEZAZI Abderrezak** pour m'avoir accordée cette merveilleuse opportunité.

Je tiens à adresser mes remerciements les plus sincères au Professeur **BELHADI Salim** pour son accompagnement, ses conseils précieux et son soutien tout au long de cette recherche.

Ma gratitude va aussi à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de cette thèse. Des remerciements particuliers aux **Dr. HAMMOUDI Abderazek**, **Dr. NOUIOUA Mourad**, **Dr. CHIHAOUI Salim**, **Dr. SAFI Khaoula**, **Dr. GASMI Bouthayna**, à **Mr. OURFELLAH Rabah**, ainsi qu'à l'ensemble des membres, doctorants et techniciens du laboratoire LMS, pour leurs collaborations et leur aide précieuse.

Enfin, mes remerciements les plus chaleureux vont à mes enseignants du département de Génie Mécanique, dont le soutien et la transmission de leur savoir ont joué un rôle essentiel dans mon parcours académique et scientifique.

À toutes ces personnes, j'exprime une fois de plus ma sincère gratitude et mes profonds remerciements.

## Résumé

Les polymères renforcés, grâce à leurs propriétés mécaniques améliorées, sont de plus en plus utilisés dans des applications industrielles. Le polyoxyméthylène chargé à 25 % de fibres de verre (POM C GF25 %) présente un fort potentiel en usinage, bien que son comportement nécessite une approche spécifique pour garantir une qualité optimale des surfaces et une meilleure efficacité du processus.

Cette étude s'inscrit dans ce cadre, elle explore l'usinabilité du POM C GF25 % en tournage à sec, en analysant l'influence de quatre paramètres : la vitesse de coupe ( $V_c$ ), l'avance par tour ( $f$ ), la profondeur de passe ( $a_p$ ) et le rayon de bec de l'outil ( $r$ ). L'impact de ces facteurs est évalué sur ( $R_a$ ,  $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ ,  $E_c$  et  $Q$ ).

Dans une première partie, une étude paramétrique a été réalisée afin de déterminer l'influence de chaque facteur d'usinage sur les efforts de coupe, la rugosité des surfaces et l'énergie consommée.

Dans une deuxième partie, une analyse statistique approfondie est réalisée avec un plan orthogonal de Taguchi  $L_{32}$ , suivie d'une modélisation et optimisation des conditions d'usinage. L'analyse de variance (ANOVA) a été utilisée pour évaluer l'impact des facteurs d'entrée sur les paramètres de sortie, et des modèles prédictifs ont été développés avec la méthode des surfaces de réponse (RSM) et les réseaux neuronaux artificiels (ANN). Finalement, une optimisation multi-objective est effectuée en appliquant plusieurs méthodes, notamment la fonction de désirabilité (DF) ainsi que des techniques de prise de décision multicritères (MCDM) telles que GRA, TOPSIS et MABAC. De plus, deux algorithmes métaheuristiques, MOAHA et NSWOA, sont appliqués visant à affiner les conditions de coupe et à optimiser la performance du processus sous différents critères.

**Dans une troisième partie**, une autre série d'expérience a été effectuée selon un plan Taguchi  $L_{18}$  est réalisée pour l'usinage à sec du POM C GF25 %, en utilisant deux outils diamantés (PCD). Une modélisation prédictive est développée pour anticiper l'impact des conditions de coupe sur la rugosité, l'effort de coupe et la puissance de coupe. L'optimisation est réalisée à l'aide de la méthode WASPAS pour minimiser la rugosité et l'effort de coupe tout en optimisant l'efficacité énergétique.

Cette étude améliore la compréhension de l'usinage à sec du polymère renforcé POM C GF25% et ouvre la voie à des améliorations en productivité et durabilité des outils, tout en offrant des perspectives pour l'usinage d'autres polymères renforcés.

**Mots clés** : Usinage, Polymères, Modélisation, PCD, Optimisation.

## Abstract

Reinforced polymers, owing to their enhanced mechanical properties, are increasingly utilized in industrial applications. Polyoxymethylene loaded with 25% glass fibers (POM C GF25%) exhibits strong machining potential, although its behavior requires a specific approach to ensure optimal surface quality and improved process efficiency.

This study falls within this scope, exploring the machinability of POM C GF25% under dry turning conditions by analyzing the influence of four parameters: cutting speed ( $V_c$ ), feed per revolution ( $f$ ), depth of cut ( $a_p$ ), and tool nose radius ( $r$ ). The impact of these factors is evaluated based on surface roughness ( $R_a$ ), cutting forces ( $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ ), energy consumption ( $E_c$ ), and material removal rate ( $Q$ ).

**In the first part**, a parametric study was conducted to determine the influence of each machining factor on cutting forces, surface roughness, and energy consumption.

**In the second part**, a detailed statistical analysis is performed using a Taguchi  $L_{32}$  orthogonal design, followed by modeling and optimization of machining conditions. Analysis of variance (ANOVA) was employed to assess the impact of input factors on output parameters, while predictive models were developed using response surface methodology (RSM) and artificial neural networks (ANN). Finally, a multi-objective optimization was conducted by applying various methods, including the desirability function (DF) and multi-criteria decision-making (MCDM) techniques such as GRA, TOPSIS, and MABAC. Additionally, two metaheuristic algorithms, MOAHA and NSWOA, were implemented to refine cutting conditions and optimize process performance under different criteria.

**In the third part**, another series of experiments was carried out following a Taguchi  $L_{18}$  design for the dry machining of POM C GF25% using two polycrystalline diamond (PCD) tools. A predictive modeling approach was developed to anticipate the impact of cutting conditions on surface roughness, cutting forces, and cutting power. Optimization was performed using the WASPAS method to minimize roughness and cutting forces while improving energy efficiency.

This study enhances the understanding of dry machining of reinforced POM C GF25% polymer and paves the way for improvements in productivity and tool durability while offering insights for machining other reinforced polymers.

**Keywords:** Machining, Polymers, Modeling, PCD, Optimization.

## ملخص

تُستخدم البوليمرات المُعززة بشكل متزايد في التطبيقات الصناعية نظرًا لخصائصها الميكانيكية المُحسنة. يُظهر البولي أوكسي ميثيلين المُحمّل بنسبة 25٪ من ألياف الزجاج (POM C GF25%) إمكانات كبيرة في التشغيل الميكانيكي، إلا أن سلوكه يتطلب نهجًا خاصًا لضمان جودة سطح مثلى وكفاءة محسنة للعملية.

تهدف هذه الدراسة إلى استكشاف قابلية تشغيل POM C GF25% في ظروف الخراطة الجافة، من خلال تحليل تأثير أربعة عوامل: سرعة القطع ( $V_c$ )، معدل التغذية لكل دورة ( $f$ )، عمق القطع ( $ap$ )، ونصف قطر مقدمة الأداة ( $r$ ). وقد تم تقييم تأثير هذه العوامل على خشونة السطح ( $R_a$ )، قوى القطع ( $F_x, F_y, F_z$ )، استهلاك الطاقة ( $E_c$ )، ومعدل إزالة المادة ( $Q$ ).

في الجزء الأول، تم إجراء دراسة تحليلية لتحديد تأثير كل عامل من عوامل التشغيل على قوى القطع، خشونة السطح، واستهلاك الطاقة.

في الجزء الثاني، تم تنفيذ تحليل إحصائي متقدم باستخدام تصميم Taguchi  $L_{32}$ ، متبوعًا بالنمذجة وتحسين ظروف التشغيل. تم استخدام تحليل التباين (ANOVA) لتقييم تأثير العوامل المدخلة على المعلمات الناتجة، كما تم تطوير نماذج تنبؤية باستخدام منهجية الاستجابة السطحية (RSM) والشبكات العصبية الاصطناعية (ANN). وأخيرًا، تم إجراء تحسين متعدد الأهداف باستخدام عدة طرق، بما في ذلك دالة الرغبة (DF) وتقنيات اتخاذ القرار متعددة المعايير (MCDM) مثل GRA و TOPSIS و MABAC. بالإضافة إلى ذلك، تم تطبيق خوارزميتين ميتاهيوريستيكييتين، MOAHA و NSWOA، بهدف تحسين ظروف القطع وتعزيز أداء العملية وفقًا لمعايير مختلفة.

في الجزء الثالث، تم تنفيذ سلسلة أخرى من التجارب وفقًا لتصميم Taguchi  $L_{18}$  لدراسة الخراطة الجافة لمادة POM C GF25% باستخدام أداتين مصنوعتين من الألماس متعدد البلورات (PCD). وتم تطوير نمذجة تنبؤية للتنبؤ بتأثير ظروف القطع على خشونة السطح، وقوى القطع، والطاقة المستهلكة. وقد تم إجراء تحسين الأداء باستخدام طريقة WASPAS بهدف تقليل خشونة السطح وقوى القطع مع تحسين كفاءة استهلاك الطاقة.

تعزز هذه الدراسة الفهم العميق لعملية الخراطة الجافة للبوليمر المقوى POM C GF25%، مما يفتح آفاقًا لتحسين الإنتاجية وزيادة متانة الأدوات، إلى جانب تقديم رؤى جديدة لتشغيل أنواع أخرى من البوليمرات المُعززة.

**الكلمات المفتاحية:** التشغيل الميكانيكي، البوليمرات، النمذجة، PCD، التحسين.

## **Index des figures**

### **Chapitre I**

#### **Étude bibliographique**

<b>Figure I.1</b> coupe en tournage	<b>8</b>
<b>Figure I.2</b> Composantes de l'effort de coupe	<b>10</b>
<b>Figure I.3</b> Rugosité moyenne arithmétique Ra	<b>11</b>
<b>Figure I.4</b> Rugosité Quadratique Moyenne Rq	<b>12</b>
<b>Figure I.5</b> Rugosité théorique	<b>12</b>
<b>Figure I.6</b> Rugosité (Rp), (Rv) et (Rz)	<b>13</b>
<b>Figure I.7</b> Schéma conceptuel de la formation d'un polymère	<b>17</b>
<b>Figure I.8</b> Valeur de l'effort de coupe principale pour le PA6G, le POM C et PE-UHMW HD 1000.	<b>23</b>

### **Chapitre II**

#### **Procédure expérimentale**

<b>Figure II.1</b> Tour parallèle modèle SN 40 C	<b>28</b>
<b>Figure II.2.</b> Capteur et variateur de vitesse	<b>29</b>
<b>Figure II.3.</b> Éprouvette POMC-GF 25 %	<b>30</b>
<b>Figure II.4.</b> Porte outils et plaquettes en carbure utilisés	<b>31</b>
<b>Figure II.5.</b> Porte outils utilisés et plaquettes en Diamant	<b>32</b>
<b>Figure II.6.</b> Dynamomètre (KISTLER9257 B)	<b>34</b>
<b>Figure II.7.</b> Ordinateur d'acquisition contrôlé par (DYNOWARE)	<b>34</b>
<b>Figure II.8</b> Exemple d'acquisition du DYNOWARE	<b>34</b>
<b>Figure II.9.</b> Rugosimètre 2D Mitutoyo 210	<b>35</b>
<b>Figure II.10</b> Chaîne de mesure de la rugosité en 3D	<b>36</b>
<b>Figure II.11.</b> Caméra thermique infrarouge	<b>37</b>

### **Chapitre III**

#### **Usinabilité du POM C GF25%**

<b>Figure III.1</b> Influence de (Vc) sur (Ra)	<b>42</b>
<b>Figure III.2.</b> Forme de coupeau a) Vc = 120 m/min et b) Vc = 250 m/min	<b>42</b>
<b>Figure III.3</b> Influence de (f) sur (Ra)	<b>43</b>
<b>Figure III.4</b> Topographie d'une surface usinée avec quatre avances	<b>43</b>

<b>Figure III.5</b> Influence de (ap) sur (Ra)	44
<b>Figure III.6</b> Influence de (r) sur le paramètre (Ra)	45
<b>Figure III.7</b> Influence de (Vc) sur (Fx, Fy et Fz)	46
<b>Figure III.8</b> Températures générées pour <b>a)</b> Vc = 100 m/min et <b>b)</b> Vc = 250 m/min	46
<b>Figure III.9</b> Influence de (f) sur (Fx, Fy et Fz)	47
<b>Figure III.10</b> Influence de (ap) sur (Fx, Fy et Fz)	48
<b>Figure III.11</b> Influence de (r) sur (Fx, Fy et Fz)	48
<b>Figure III.12</b> Influence de (Vc) sur (Ec)	49
<b>Figure III.13</b> Influence de (f) sur (Ec)	50
<b>Figure III.14</b> Influence de (ap) sur (Ec)	51
<b>Figure III.15</b> Influence de (r) sur (Ec)	52

#### Chapitre IV

#### Modélisation du procédé de tournage par les méthodes RSM et ANN

<b>Figure IV.1</b> Graphiques des effets principaux de ; a) RS, b) Fx, c) Fy, d) Fz et e) Ec	58
<b>Figure IV.2</b> Graphique 3D pour a) Ra, b) Fz, c) Ec and d) Q	61
<b>Figure IV.3</b> Architectures ANN adoptées pour Ra, Fx, Fy, Fz, et Ec	63

#### Chapitre V

#### Optimisation Multi-objective

<b>Figure V.1</b> Graphique de désirabilité pour les trois cas d'optimisation	74
<b>Figure V.2</b> Graphiques des courbes de niveaux de désirabilité pour les trois cas (1 <sup>er</sup> cas, 2 <sup>ème</sup> cas et 3 <sup>ème</sup> cas)	77
<b>Figure V.3</b> Graphique du front de Pareto développé par MOAHA	94
<b>Figure V.4</b> Graphique du front de Pareto développé par NSWOA	97

#### Chapitre VI

#### Usinage du POM C GF25% par outils de coupe en Diamant

<b>Figure VI.1.</b> Graphiques des effets principaux de ; a) Ra, b) Fz et C) Pc	102
<b>Figure VI.2</b> Modélisation 3D pour Ra	104
<b>Figure VI.3</b> Modélisation 3D pour Fz	105
<b>Figure VI.4</b> Modélisation 3D pour Pc	106

## **Index des tableaux**

### **Chapitre II**

#### **Procédure expérimentale**

<b>Tableau II.1.</b> Caractéristiques mécaniques et thermiques	<b>30</b>
<b>Tableau II.2.</b> Conditions de coupe pour les essais paramétriques	<b>38</b>
<b>Tableau II.3.</b> Facteurs d'entrée et leurs niveaux pour le plan de Taguchi L32	<b>38</b>
<b>Tableau II.4.</b> Matrice de planification pour un plan de Taguchi L <sub>18</sub> (2 <sup>1</sup> , 3 <sup>3</sup> )	<b>39</b>
<b>Tableau II.5.</b> Matrice de planification avec valeurs réels (non codifié)	<b>39</b>

### **Chapitre IV**

#### **Modélisation du procédé de tournage par les méthodes RSM et ANN**

<b>Tableau IV.1</b> Résultats expérimentaux des paramètres de performance selon Taguchi L <sub>32</sub>	<b>54</b>
<b>Tableau IV.2</b> ANOVA Pour (Ra)	<b>56</b>
<b>Tableau IV.3</b> ANOVA Pour (Ec)	<b>56</b>
<b>Tableau IV.4</b> ANOVA pour (Fx, Fy et Fz)	<b>57</b>
<b>Tableau IV.5</b> Tests de confirmation des résultats et pourcentage d'erreur	<b>60</b>
<b>Tableau IV.6</b> Modèles ANN choisis pour (Ra, Fx, Fy, Fz et Pc)	<b>64</b>
<b>Tableau IV.7</b> Comparaison entre les résultats RSM et ANN pour (Ra et Fx)	<b>66</b>
<b>Tableau IV.8</b> Comparaison entre les résultats RSM et ANN pour (Fy et Fz)	<b>67</b>
<b>Tableau IV.9</b> Comparaison entre les résultats RSM et ANN pour (Ec)	<b>68</b>
<b>Tableau IV.10</b> Comparaison entre les différents R <sup>2</sup> des modèles RSM et ANN	<b>68</b>

### **Chapitre V**

#### **Optimisation Multi-objective**

<b>Tableau V.1</b> Résultats expérimentaux suivant le plan de Taguchi L <sub>32</sub>	<b>72</b>
<b>Tableau V.2</b> Objectifs, plages, poids et importance des paramètres de coupe pour les trois cas étudiés	<b>73</b>
<b>Tableau V.3</b> Solutions obtenues pour les trois cas d'optimisation	<b>73</b>
<b>Tableau V.4</b> Résultats de la normalisation des critères de sortie	<b>80</b>
<b>Tableau V.5</b> Résultats et classement de la méthode MABAC	<b>82</b>
<b>Tableau V.6</b> Normalisation de la matrice de décision	<b>83</b>
<b>Tableau V.7</b> Résultats du GRC, GRG et Classement	<b>85</b>
<b>Tableau V.8</b> Matrice normalisée et pondérée	<b>87</b>

<b>Tableau V.9</b> Résultats de la méthode TOPSIS	<b>89</b>
<b>Tableau V.10</b> Régimes optimaux obtenus par les méthodes DF, GRA et MABAC	<b>91</b>
<b>Tableau V.11</b> Résultat d'optimisation par la méthode MOAHA	<b>93</b>
<b>Tableau V.12</b> Résultat d'optimisation par la méthode NSWOA	<b>96</b>

### **Chapitre VI**

#### **Usinage du POM C GF25% par outils de coupe en Diamant**

<b>Tableau VI.1</b> Résultats des essais du plan de Taguchi L <sub>18</sub>	<b>99</b>
<b>Tableau VI.2</b> ANOVA pour Ra	<b>100</b>
<b>Tableau VI.3</b> ANOVA pour Fz	<b>100</b>
<b>Tableau VI.4</b> ANOVA pour Pc	<b>101</b>
<b>Tableau VI.5</b> Résultats de la méthode WASPAS	<b>108</b>

## Nomenclature

**V<sub>c</sub>** Vitesse de coupe (m/min)

**a<sub>p</sub>** Profondeur de passe (mm)

**f** Avance par tour (mm/tour)

**F<sub>x</sub>** Effort de coupe axial (N)

**F<sub>y</sub>** Effort de coupe radial (N)

**F<sub>z</sub>** Effort de coupe tangentiel (N)

**E<sub>c</sub>** Énergie de coupe (J)

**R<sub>a</sub>** Rugosité de surface moyenne arithmétique (μm)

**Q** Débit de copeau enlevé (mm<sup>3</sup>/min)

**ANOVA** Analyse de variance

**RSM** Méthodologie de surface de réponse

**ANN** Réseau de neurones artificiels

**DF** Fonction de désirabilité

**MCDM** Analyse décisionnelle multicritère

**MABAC** multi-attributive border approximation area comparaison

**TOPSIS** Technique for order of preference by similarity to ideal solution

**GRA** Analyse Relationnelle Grise

**WASPAS** Weighted aggregated Sum Product Assessment

**MOAHA** Multi-objective Ant-Hoc Algorithm

**NSWOA** Nautical School Whale Optimization Algorithm

**DL** Degrée de liberté

**R<sup>2</sup>** Coefficient de détermination (%)

**SS** Somme des carrés

**MS** Moyenne des carrés

**F-value** Valeur de Fisher

**P-value** Probabilité d'obtenir du résultat par hasard

**Con%** Pourcentage de contribution en (%)

## Table des matières

-Dédicace	I
-Remerciement	II
-Résumé	III
-Index des figures	VI
-Index des tableaux	VIII
-Nomenclature	X
-Table des matières	XI
-Introduction générale	1

### Chapitre I

#### Étude bibliographique

1.1 Introduction	4
1.2 Usinabilité des matériaux	4
1.3 Matériaux de coupe	5
1.3.1 Classification des matériaux de coupe	5
1.3.1.1 Outils en acier rapide (HSS - High-Speed Steel)	5
1.3.1.2 Outils en carbure cémenté (Carbure)	5
1.3.1.3 Outils en céramique	5
1.3.1.4 Outils en nitrure de bore cubique (CBN - Cubic Boron Nitride)	5
1.3.1.5 Outils en diamant polycristallin (PCD - Polycrystalline Diamond)	6
1.4 Paramètres de coupe	6
1.4.1 Vitesse de coupe ( $V_c$ )	6
1.4.2 Avance ( $f$ )	7
1.4.3 Profondeur de coupe ( $a_p$ )	7
1.4.4 Angle de coupe	7
1.4.5 Lubrification et refroidissement	8
1.4.6 Paramètres supplémentaires	8
1.5 Efforts de coupe	9
1.6 Principaux Critères de Rugosité	11
1.6.1 Rugosité Moyenne Arithmétique ( $R_a$ )	11
1.6.2 Rugosité Quadratique Moyenne ( $R_q$ ou RMS - Root Mean Square)	11
1.6.3 Rugosité Maximale ( $R_{max}$ ou $R_t$ )	12
1.6.4 Rugosité des Pics ( $R_p$ ) et Rugosité des Vallées ( $R_v$ )	13
1.6.5 Hauteur Maximale des Profils ( $R_z$ )	13
1.6.6 Coefficient de Porteur de Charge ( $R_{mr}$ ou $T_p\%$ )	13

1.6.7 Pas de Rugosité (Sm)	14
1.7 Méthodes de modélisation et d'optimisation	14
1.7.1 Méthodologie de Surface de Réponse (RSM)	14
1.7.2 Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)	15
1.7.3 Méthodes d'optimisation MCDM	16
1.7.4 Méthodes d'optimisation métaheuristique	16
1.8 Les Polymères	17
1.8.1 Classification des polymères	17
1.8.1.1 Classification selon le comportement thermique	17
1.8.1.2 Classification selon la structure chimique	17
1.8.1.3 Classification selon l'origine	18
1.8.2 Types de polymères et applications	18
1.8.2.1 Polymères thermoplastiques et leurs applications	19
1.8.2.2 Polymères thermodurcissables et leurs applications	19
1.8.2.3 Élastomères et leurs applications	19
1.8.3 Polymères renforcés	20
1.8.3.1 Classification des renforts	20
1.8.3.2 Applications des polymères renforcés	21
1.8.3.3 Avantages des polymères renforcés	22
1.8.3.4 Problématiques et défis liés à l'usinage des matériaux polymères	22
1.9 État de l'art	23
1.9.1 Usinabilité du POM C	23
1.9.2 Optimisation des paramètres de coupe	25
1.10 Conclusion	27

## **Chapitre II** **Procédure Expérimentale**

II.1 Introduction	28
II.2 Matériels utilisés	28
II.2.1 Machine outils	28
II.2.2 Éprouvette utilisée	29
II.2.3 Matériaux de coupe et porte-outils	30
II.3 Appareils de mesure utilisés	32
II.3.1 Dynamomètre pour la mesure des composantes de l'effort de coupe	32

<b>II.3.2</b>	<b>Rugosimètres 2D et 3D pour l'Analyse de la Rugosité de Surface</b>	<b>34</b>
<b>a)</b>	<b>Rugosimètre 2D</b>	<b>34</b>
<b>b)</b>	<b>Rugosimètre 3D</b>	<b>35</b>
<b>II.3.3</b>	<b>Autres Équipements</b>	<b>36</b>
<b>II.4</b>	<b>Planification des expériences</b>	<b>37</b>
<b>II.5</b>	<b>Démarche scientifique</b>	<b>40</b>
<b>II.6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>40</b>

**Chapitre III**  
**Usinabilité du POM C GF25%**

<b>III.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>41</b>
<b>III.2</b>	<b>Essais paramétriques</b>	<b>41</b>
<b>III.2.1</b>	<b>Influence des paramètres de coupe sur la rugosité moyenne arithmétique (Ra)</b>	<b>41</b>
<b>a)</b>	<b>Influence de Vc</b>	<b>41</b>
<b>b)</b>	<b>Influence de f</b>	<b>42</b>
<b>c)</b>	<b>Influence de (ap)</b>	<b>44</b>
<b>d)</b>	<b>Influence de (r)</b>	<b>44</b>
<b>III.2.2</b>	<b>Effets des paramètres de coupe sur les composantes de l'effort de coupe</b>	<b>45</b>
<b>a)</b>	<b>Influence de (Vc)</b>	<b>45</b>
<b>b)</b>	<b>Influence de (f)</b>	<b>46</b>
<b>c)</b>	<b>Influence de (ap)</b>	<b>47</b>
<b>d)</b>	<b>Influence de (r)</b>	<b>48</b>
<b>III.2.3</b>	<b>Effet des paramètres de coupe sur l'énergie de coupe (Ec)</b>	<b>49</b>
<b>a)</b>	<b>Influence de (Vc)</b>	<b>49</b>
<b>b)</b>	<b>Influence de (f)</b>	<b>50</b>
<b>c)</b>	<b>Influence de (ap)</b>	<b>51</b>
<b>d)</b>	<b>Influence de (r)</b>	<b>51</b>
<b>III.3</b>	<b>Conclusion</b>	<b>52</b>

**Chapitre IV**  
**Modélisation du procédé de tournage par les méthodes RSM et ANN**

<b>IV.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>53</b>
<b>IV.2</b>	<b>Analyse statistique et modélisation</b>	<b>53</b>
<b>IV.2.1</b>	<b>Analyse de la variance (ANOVA)</b>	<b>53</b>
<b>IV.2.2</b>	<b>Modélisation des paramètres technologiques de performance</b>	<b>58</b>
<b>IV.2.2.1</b>	<b>Modélisation par la méthode RSM</b>	<b>58</b>
<b>IV.2.2.2</b>	<b>Modélisation par ANN</b>	<b>61</b>

<b>IV.2.2.3</b> Comparaison entre les modèles RSM et ANN	<b>65</b>
<b>IV.3</b> Conclusion	<b>69</b>

## **Chapitre V**

### **Optimisation multi-objectifs**

<b>V.1</b> Introduction	<b>70</b>
<b>V.2</b> Optimisation par la méthode de la fonction de désirabilité (DF)	<b>70</b>
<b>V.2.1</b> Cas N° 1 : minimisation de Fz et Ec	<b>74</b>
<b>V.2.2</b> Cas N° 2 : Minimisation de Fz et Maximisation de Q	<b>74</b>
<b>V.2.3</b> Cas N° 3 : minimisation de Ra, Fz et Ec et maximisation de Q	<b>75</b>
<b>V.3</b> Optimisation par les méthodes MCDM	<b>78</b>
<b>V.3.1</b> Méthode MABAC	<b>78</b>
<b>V.3.2</b> Méthode GRA	<b>82</b>
<b>V.3.3</b> Méthode TOPSIS	<b>85</b>
<b>V.3.4</b> Comparaison des méthodes	<b>89</b>
<b>V.4</b> Méthodes Métaheuristiques	<b>91</b>
<b>V.4.1</b> MOAHA	<b>91</b>
<b>V.4.2</b> NSWOA	<b>94</b>
<b>V.5.3</b> Comparaison des Méthodes MOAHA et NSWOA	<b>97</b>
<b>V.6</b> Conclusion	<b>97</b>

## **Chapitre VI**

### **Usinage du POM C GF25% par outils de coupe en Diamant**

<b>VI.1</b> Introduction	<b>98</b>
<b>VI.2</b> Analyse statistique et modélisation	<b>98</b>
<b>VI.2.1</b> Analyse ANOVA	<b>99</b>
<b>VI.2.1.1</b> ANOVA pour Ra	<b>99</b>
<b>VI.2.1.2</b> ANOVA pour Fz	<b>100</b>
<b>VI.2.1.3</b> ANOVA pour Pc	<b>101</b>
<b>VI.2.2</b> Graphique des effets principaux de Ra, Fz et Pc	<b>101</b>
<b>VI.2.3</b> Modélisation par RSM des paramètres technologiques de performance	<b>103</b>
<b>VI.3</b> Optimisation multi-objective avec la méthode WASPAS	<b>106</b>
<b>VI.4</b> Conclusion	<b>109</b>
Conclusion générale et perspectives	<b>110</b>
Références bibliographiques	<b>114</b>

### **Introduction Générale**

L'ingénierie de fabrication représente un domaine clé au sein de l'industrie, reposant sur des procédés d'usinage permettant de produire des pièces aux tolérances strictes et aux exigences de performance élevées. Le succès de ces procédés repose largement sur les matériaux constituant les outils de coupe, dont les propriétés influencent directement la précision de l'usinage, la résistance à l'usure et l'efficacité du processus. Ainsi le choix des outils adaptés et l'identification des conditions de coupe optimales sont essentiels pour améliorer la rentabilité et garantir la qualité des pièces fabriquées.

L'amélioration de l'optimisation des processus d'usinage représente un enjeu majeur pour l'industrie manufacturière, qui cherche constamment à améliorer la qualité des pièces produites tout en maximisant la productivité et en réduisant les coûts. La performance d'un procédé d'usinage est influencée par de nombreux paramètres, parmi lesquels les conditions de coupe, les caractéristiques des outils utilisés, ainsi que les stratégies d'optimisation mises en place. L'objectif de garantir une haute précision dimensionnelle, une finition de surface soignée et une durabilité accrue des outils, tout en minimisant les contraintes mécaniques et thermiques générées lors de l'opération.

Bien que ces défis s'appliquent à l'ensemble des matériaux usinables, ils revêtent une importance particulière dans le cas des polymères techniques. En effet, contrairement aux métaux, ces matériaux se distinguent par leur faible conductivité thermique, leur propension à se déformer sous l'effet des contraintes, ainsi que leur sensibilité accrue à l'échauffement. L'usinage des polymères renforcés, nécessite donc une approche adaptée, en considérant la nature du matériau ainsi que son comportement au contact de l'outil de coupe. La sélection des paramètres d'usinage les plus appropriés devient alors un facteur clé pour améliorer la qualité des surfaces obtenues et optimiser la productivité globale du procédé. Ainsi, la maîtrise de l'usinage des polymères de tout type représente un enjeu majeur pour répondre aux exigences de performance et de durabilité dans l'industrie moderne.

C'est dans cette perspective d'optimisation des procédés d'usinage, de maîtrise des paramètres de coupe et de prise en compte des enjeux environnementaux que s'inscrit cette recherche doctorale. Cette étude vise à analyser en profondeur le comportement du POM C GF25 % lors de l'usinage, en mettant l'accent sur la performance des outils de coupe, la qualité des surfaces obtenues et l'influence des conditions opératoires. Elle s'articule autour de plusieurs axes, allant de l'expérimentation à la modélisation des phénomènes d'usinage jusqu'à l'optimisation, afin d'apporter des solutions adaptées aux défis industriels liés aux polymères renforcés.

## Introduction Générale

---

**Le premier chapitre** est consacré à une revue des travaux de recherche portant sur l'usinage des polymères. Il débute par une présentation des notions essentielles liées à l'usinabilité des matériaux et aux paramètres qui influencent le processus de coupe. Une attention particulière est accordée aux polymères renforcés, dont les spécificités en termes de comportement à l'usinage sont détaillées. Enfin, une synthèse des études récentes est proposée, mettant en avant les stratégies d'optimisation utilisées dans différents procédés d'usinage et leur impact sur la performance du processus.

**Le deuxième chapitre** expose en détail les dispositifs expérimentaux mis en œuvre pour l'étude. Il présente les équipements utilisés pour les essais de tournage, notamment le tour parallèle, la plateforme Kistler dédiée la mesure des efforts de coupe, ainsi que le rugosimètre 2D utilisé d'évaluer l'état de surface des pièces usinées. L'ensemble de ces instruments joue un rôle clé dans l'analyse du comportement du couple outil-matière et dans l'étude des paramètres technologiques notamment les efforts de coupe, la rugosité des surfaces, la puissance et l'énergie consommées lors de l'usinage du POM C GF25 %.

Dans **le troisième chapitre**, l'accent est mis sur l'analyse des essais paramétriques visant à évaluer l'influence des paramètres de coupe sur les performances du procédé d'usinage. Les études réalisées portent sur la vitesse de coupe, l'avance par tour, la profondeur de passe et le rayon de bec de l'outil, avec une évaluation des effets sur les efforts de coupe, la rugosité des surfaces usinées et l'énergie consommée. Les essais ont été menés sur le POM C GF25 % en utilisant deux outils en carbure métallique, caractérisés par des rayons de bec de 0.4 mm et 0.8 mm. Ce chapitre inclut également une analyse de la topographie de surface en 3D, permettant de mieux comprendre les modifications engendrées par les différentes conditions d'usinage.

**Le quatrième chapitre** s'attache à la modélisation du processus de tournage du POM C GF25 %. L'objectif est de développer des modèles prédictifs reliant les paramètres d'usinage, tels que le rayon de l'outil, la profondeur de passe, l'avance et la vitesse de coupe, aux critères technologiques clés, notamment l'effort de coupe, la rugosité de surface et l'énergie consommée. Pour ce faire, la méthode (RSM) est utilisée, complétée par une analyse de variance (ANOVA) afin d'étudier l'impact de chaque paramètre. En parallèle, des modèles alternatifs sont développés à l'aide des (ANN), permettant ainsi une comparaison entre les deux approches et une validation des résultats obtenus.

**Le cinquième chapitre** explore l'optimisation des conditions d'usinage à travers une approche multi-objective. Un plan d'expérience Taguchi  $L_{32}$  est utilisé pour identifier les réglages optimaux des paramètres de coupe, à savoir ( $r$ ,  $V_c$ ,  $f$  et  $a_p$ ).

## **Introduction Générale**

---

L'optimisation est réalisée en prenant en compte plusieurs critères technologiques tels que (Ra, Fz, Ec et Q). Plusieurs méthodes sont employées, notamment la fonction de désirabilité (DF) ainsi que des techniques de prise de décision multicritères (MCDM) telles que GRA, TOPSIS et MABAC. De plus, deux algorithmes métaheuristiques, MOAHA et NSWOA, sont appliqués pour affiner les résultats et améliorer la robustesse des solutions proposées.

Enfin, **le sixième et dernier chapitre** présente une étude expérimentale sur l'usinage à sec du POM C GF25 %, en utilisant deux outils en diamant différenciés par leur rayon. L'objectif est d'analyser l'impact des paramètres de coupe sur (Ra, Fz et Pc). Une approche statistique approfondie est menée à l'aide de la méthode (RSM), permettant d'élaborer des modèles prédictifs précis. Sur cette base, une optimisation des conditions de coupe est réalisée en appliquant la méthode WASPAS, afin d'identifier les configurations les plus performantes et d'améliorer l'efficacité du procédé d'usinage.

Une conclusion générale vient clore cette étude, en résumant les principales contributions de la recherche et en ouvrant des perspectives pour de futurs travaux d'amélioration et d'optimisation du processus d'usinage des polymères renforcés.

*Chapitre*  
*I*  
*Étude bibliographique*

## I.1 Introduction

L'usinage est un procédé de fabrication largement utilisé dans l'industrie pour obtenir des pièces aux dimensions précises et aux propriétés adaptées à diverses applications [1,2]. Si l'usinage des métaux est largement étudié, celui des polymères revêt une importance croissante, notamment dans les secteurs où la légèreté, la résistance chimique et l'isolation électrique sont essentielles [3]. En raison de leur nature spécifique, les polymères réagissent différemment aux sollicitations mécaniques et thermiques lors de l'usinage, ce qui influence directement la qualité des pièces produites [4]. Comme pour tout procédé d'usinage, le choix des conditions de coupe, de l'affûtage des outils et des vitesses de coupe et des avances joue un rôle clé dans l'obtention d'une bonne qualité de pièce.

Ce chapitre propose une revue des recherches sur l'usinage des polymères, en abordant d'abord les principes fondamentaux de l'usinabilité des matériaux et les paramètres influençant le processus de coupe liés à ce travail. Une attention particulière sera portée aux polymères renforcés. Enfin, un état de l'art des recherches récentes sur l'usinage des polymères sera présenté et les méthodes d'optimisation employé dans divers procédés d'usinage.

## I.2 Usinabilité des matériaux

L'usinabilité d'un matériau désigne sa capacité à être usiné dans des conditions optimales tout en garantissant une bonne qualité de surface, une faible usure des outils et une efficacité du processus [5]. Ce concept dépend de plusieurs paramètres, notamment la nature du matériau, sa dureté, sa conductivité thermique, ainsi que les conditions d'usinage appliquées, telles que la vitesse de coupe, l'avance et la géométrie des outils [6].

Dans le cas des matériaux métalliques, l'usinabilité est souvent évaluée en fonction de critères tels que la formation des copeaux, les efforts de coupe et la durée de vie des outils. Cependant, pour les polymères, ces critères varient considérablement en raison de leurs propriétés intrinsèques, notamment leur faible rigidité, leur comportement viscoélastique et leur tendance à générer des charges électrostatiques influençant l'évacuation des copeaux [7].

L'amélioration de l'usinabilité des polymères renforcés par exemple constitue un défi majeur, car l'ajout de fibres, notamment de verre ou de carbone, modifie les conditions de coupe et accélère l'usure des outils. Ainsi, et de manière générale, l'optimisation de l'usinabilité reste un enjeu central dans l'industrie, nécessitant une approche combinant le choix des matériaux, l'ajustement des paramètres de coupe et l'adoption de technologies adaptées afin d'améliorer la performance et la durabilité des procédés d'usinage.

## **I.3 Matériaux de coupe**

Les matériaux de coupe sont des éléments clés dans les procédés d'usinage, car ils influencent directement la qualité de la pièce usinée, la longévité des outils et les performances globales du processus. Le choix du matériau de coupe dépend de plusieurs facteurs, notamment la nature du matériau à usiner, les conditions de coupe et les exigences en termes de productivité et de finition. Un bon matériau de coupe doit posséder une dureté élevée, une résistance à l'usure et une bonne stabilité thermique pour supporter les contraintes mécaniques et thermiques générées lors de l'usinage [8].

### **I.3.1 Classification des matériaux de coupe**

Les matériaux de coupe peuvent être classés en différentes catégories selon leur composition et leurs propriétés mécaniques. Cette classification permet de choisir le matériau le mieux adapté en fonction du type d'usinage et du matériau à usiner. Les principales catégories incluent les aciers rapides, les carbures cémentés, les céramiques, les nitrures et les diamants industriels, chacun présentant des caractéristiques spécifiques en termes de résistance à l'usure, de dureté et de conductivité thermique [9].

#### **I.3.1.1 Outils en acier rapide (HSS - High-Speed Steel)**

Les outils en acier rapide sont parmi les plus utilisés pour l'usinage de matériaux relativement tendres. Ils offrent une bonne résistance à l'usure et peuvent être utilisés à des vitesses de coupe modérées. Cependant, leur performance se dégrade à des températures élevées, ce qui limite leur utilisation dans des conditions d'usinage plus extrêmes [10].

#### **I.3.1.2 Outils en carbure cémenté (Carbure)**

Les outils en carbure cémenté sont largement utilisés pour l'usinage de matériaux plus durs et pour les opérations nécessitant des vitesses de coupe élevées. Ils sont connus pour leur grande dureté et leur résistance à l'usure, ce qui les rend adaptés aux conditions de coupe sévères. Les outils en carbure sont souvent utilisés pour le tournage, le fraisage et le perçage de métaux et d'autres matériaux difficiles à usiner [11].

#### **I.3.1.3 Outils en céramique**

Les outils en céramique sont utilisés pour l'usinage à haute vitesse de matériaux durs comme les aciers inoxydables et les alliages. Leur principale caractéristique est leur grande résistance à la chaleur, ce qui leur permet de maintenir une performance optimale même à des températures très élevées. Cependant, leur fragilité à la rupture limite leur utilisation dans certains contextes [12].

#### **I.3.1.4 Outils en nitrure de bore cubique (CBN - Cubic Boron Nitride)**

Le nitrure de bore cubique est utilisé principalement pour l'usinage de matériaux très durs tels que les aciers trempés et les matériaux composites. Il présente une excellente résistance thermique et une

grande dureté, ce qui le rend particulièrement adapté pour les opérations à haute vitesse et à haute température [13].

### **I.3.1.5 Outils en diamant polycristallin (PCD - Polycrystalline Diamond)**

Les outils en diamant polycristallin sont parmi les plus durs et les plus résistants à l'usure. Ils sont utilisés pour l'usinage de matériaux non ferreux, tels que les alliages légers, les plastiques renforcés et les composites. Leur utilisation est principalement limitée aux applications où la performance à haute vitesse et la longévité des outils sont cruciales [14].

## **I.4 Paramètres de coupe**

Les paramètres de coupe jouent un rôle essentiel dans le processus d'usinage, car ils influencent la qualité du produit fini, la durée de vie des outils, ainsi que l'efficacité globale du procédé. Un paramètre de coupe mal ajusté peut entraîner une usure prématurée des outils, une mauvaise finition de surface ou une productivité réduite. Les paramètres de coupe principaux sont la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de coupe, et chacun d'eux doit être optimisé en fonction du matériau à usiner, du type d'outil et des conditions spécifiques de l'usinage [15]. La **figure I.1** résume la coupe dans le cas du tournage.

### **I.4.1 Vitesse de coupe ( $V_c$ )**

La vitesse de coupe désigne la vitesse à laquelle le matériau est extrait sous l'action de l'outil. Elle est généralement exprimée (m/min) et dépend de la nature du matériau, des caractéristiques de l'outil de coupe et des conditions d'usinage. Une vitesse de coupe excessive peut entraîner une surchauffe de l'outil et du matériau, ce qui entraîne une usure rapide, tandis qu'une vitesse trop faible peut réduire l'efficacité de l'usinage [16].

Facteurs influençant ( $V_c$ ) [17] :

- La dureté du matériau à usiner.
- La résistance thermique de l'outil.
- La géométrie de l'outil (par exemple, son angle de coupe).
- La lubrification et le refroidissement pendant l'usinage.

La vitesse de coupe doit être choisie pour maximiser la productivité tout en garantissant la qualité de la pièce et la longévité de l'outil.

### I.4.2 Avance (f)

L'avance correspond à la distance parcourue par l'outil ou la pièce pendant un tour complet de l'outil de coupe. Elle est exprimée en (mm/tour). Ce paramètre affecte directement la rugosité de la surface de la pièce et l'effort de coupe [18].

- Avance par dent : La quantité de matériau enlevée par chaque dent de l'outil au cours de son passage.
- Avance en fonction du type d'usinage :
  - Tournage : L'avance doit être choisie pour optimiser ( $V_c$ ) et éviter la formation de copeaux longs ou enroulés.
  - Fraisage : L'avance doit être suffisante pour assurer un enlèvement de matière homogène tout en maintenant un contrôle sur les vibrations et les forces de coupe.

Une avance trop faible peut entraîner une usure accrue de l'outil, tandis qu'une avance trop élevée peut nuire à la finition de surface et causer des déformations de la pièce.

### I.4.3 Profondeur de coupe (ap)

La profondeur de coupe est la distance entre la surface initiale du matériau et la surface de la pièce après l'usinage. Elle est mesurée perpendiculairement à la surface de coupe et est exprimée en millimètres (mm). Elle détermine la quantité de matière enlevée à chaque passage de l'outil. Une grande profondeur de coupe nécessite un plus grand effort de coupe et peut entraîner une plus grande génération de chaleur et une usure plus rapide de l'outil [19].

- Profondeur de coupe et efficacité de l'usinage :
  - Une grande profondeur de coupe augmente la quantité de matière retirée, ce qui améliore l'efficacité de l'usinage, mais elle peut également entraîner des risques d'instabilité et de surchauffe.
  - Une faible profondeur de coupe est plus douce pour l'outil et la machine, mais peut entraîner une usinabilité moins efficace, surtout dans les matériaux plus durs.

### I.4.4 Angle de coupe

L'angle de coupe est l'angle formé entre l'outil de coupe et la surface du matériau usiné. Il a une grande influence sur les efforts de coupe, la formation des copeaux, la qualité de la surface et la durée de vie de l'outil [20].

- Angle d'attaque : L'angle entre la surface d'attaque de l'outil et la pièce usinée.
- Angle de dépouille : L'angle entre l'arrière de l'outil et la pièce, permettant de réduire les frottements et l'usure.

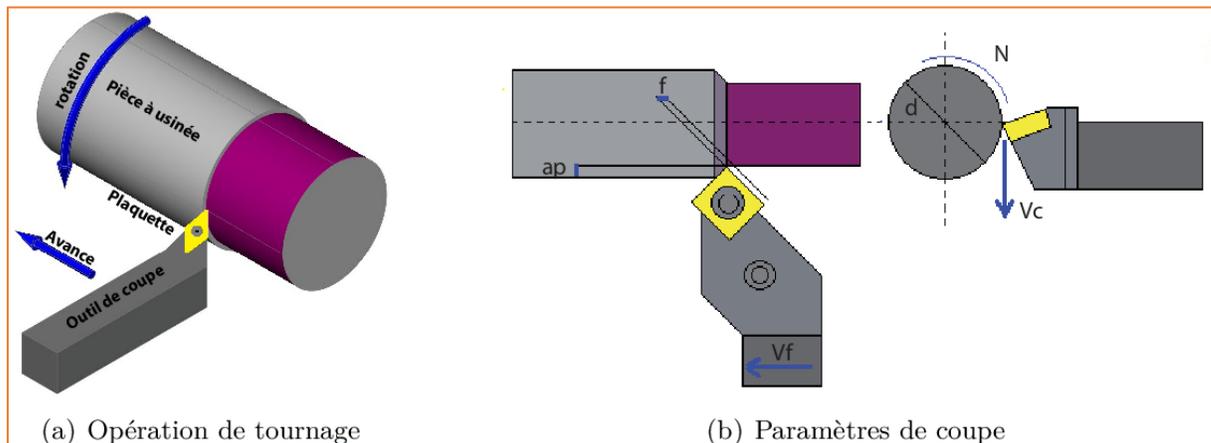


Figure I.1 coupe en tournage [21].

#### I.4.5 Lubrification et refroidissement

Les systèmes de lubrification et de refroidissement sont essentiels pour optimiser les paramètres de coupe. La lubrification réduit les frottements entre l'outil et la pièce, ce qui permet d'éviter la surchauffe et l'usure prématurée des outils. Elle contribue également à améliorer la qualité de la surface usinée. De plus, elle aide à l'évacuation des copeaux, ce qui empêche leur accumulation et leur enroulement autour de l'outil ou de la pièce [22].

➤ Types de lubrification :

- Lubrification sèche : Utilisée pour les matériaux sensibles à l'humidité.
- Lubrification à l'huile : Améliore la durabilité de l'outil et réduit la température de coupe.
- Lubrification à l'eau : Utilisée pour les matériaux ayant une forte conductivité thermique.

#### I.4.6 Paramètres supplémentaires

D'autres paramètres, tels que les conditions de fixation de la pièce et les vibrations de la machine, influencent également la performance de l'usinage. Une fixation instable peut entraîner des erreurs de dimension et de surface, tandis que les vibrations peuvent affecter la qualité de la finition et augmenter les risques de défaillance des outils [23].

## I.5 Efforts de coupe

Les efforts de coupe sont des forces exercées sur l'outil pendant l'usinage, influençant directement la performance du processus, la qualité de la pièce finie et la durée de vie des outils. Ces efforts résultent de l'interaction entre l'outil et le matériau usinée [24]. Les trois principales composantes des efforts de coupe sont l'effort de coupe axiale ( $F_a$ ), l'effort de coupe radiale ( $F_r$ ) et l'effort de coupe principal ( $F_z$ ) (Figure 1.2). Chacune de ces composantes joue un rôle particulier dans le processus de coupe et est influencée par différents paramètres d'usinage.

### Effort de coupe principal ( $F_z$ )

L'effort de coupe principal ( $F_z$ ) est la composante majeure de l'effort de coupe. Il agit dans la direction de l'axe de l'outil (perpendiculaire à la surface de la pièce) et est responsable de l'enlèvement du matériau et de la formation des copeaux. Cet effort est influencé par plusieurs facteurs tels que la vitesse de coupe, la profondeur de coupe, l'avance, et la nature du matériau usiné [25].

### Effort de coupe axiale ( $F_a$ )

L'effort de coupe axiale ( $F_a$ ) est la composante de l'effort de coupe qui agit parallèlement à l'axe de rotation de l'outil. Cet effort est responsable de la déformation de la pièce et de l'outil dans la direction de l'avance. L'effort axiale  $F_a$  est particulièrement important pour la stabilité du processus d'usinage et peut provoquer des déformations s'il est trop important [26].

### Effort de coupe radiale ( $F_r$ )

L'effort de coupe radiale ( $F_r$ ) est la composante de l'effort de coupe qui agit perpendiculairement à l'axe de l'outil, dans la direction de la périphérie de l'outil. Cet effort est plus pertinent dans les opérations de fraisage et affecte la stabilité du processus d'usinage. Un effort radiale élevé peut provoquer des déflexions sur l'outil, des vibrations et des erreurs dimensionnelles sur la pièce [27].

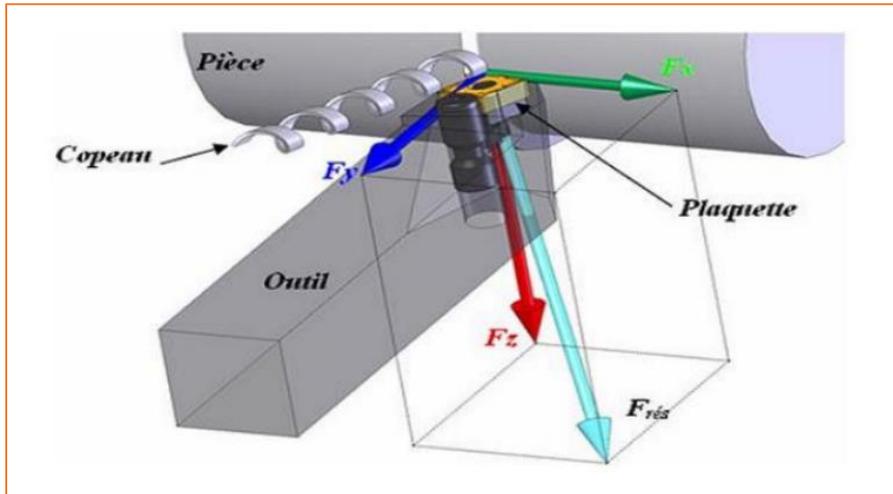


Figure I.2 Composantes de l'effort de coupe [28].

### Impact des efforts de coupe sur l'usinage

L'optimisation des efforts de coupe est cruciale pour un usinage efficace. Lorsque  $F_z$ ,  $F_a$  et  $F_r$  sont bien équilibrés, cela permet d'obtenir une surface usinée de qualité, de réduire l'usure des outils et de maximiser la productivité [29]. Cependant, des efforts mal maîtrisés peuvent provoquer des défauts comme :

- **Vibrations** : Des efforts axiaux et radiaux mal équilibrés peuvent générer des vibrations, ce qui affecte la précision de l'usinage et la qualité de la surface.
- **Usure excessive de l'outil** : Des efforts trop élevés augmentent la friction et la chaleur générée, ce qui accélère l'usure et réduit la durée de vie des outils.
- **Déformation de la pièce** : Des efforts mal contrôlés peuvent déformer la pièce, surtout lorsque les contraintes de coupe sont trop importantes ou si la pièce est mal fixée.

### Optimisation des efforts de coupe

L'optimisation des efforts de coupe repose sur l'ajustement des paramètres d'usinage :

- **Réglage des vitesses de coupe et des avances** : L'augmentation de la vitesse de coupe ou de l'avance peut réduire l'effort de coupe principal  $F_z$ , mais ces paramètres doivent être équilibrés pour éviter l'usure prématurée de l'outil.
- **Utilisation de lubrifiants** : Les lubrifiants réduisent les frottements et la chaleur générée, permettant de mieux contrôler l'effort de coupe principal  $F_z$  et de prolonger la longévité des outils.

- **Contrôle de la rigidité de la machine et de la fixation** : Une machine rigide et une fixation solide permettent de mieux contrôler les efforts  $F_a$  et  $F_r$ , réduisant les vibrations et la déformation des pièces.

## I.6 Principaux Critères de Rugosité

La rugosité de surface est un paramètre fondamental en usinage, influençant directement les performances mécaniques des pièces, notamment en termes de frottement, d'usure et d'adhésion des revêtements. Plusieurs critères permettent d'évaluer la rugosité d'une surface usinée, chacun apportant des informations spécifiques sur l'état du profil [30].

### I.6.1 Rugosité Moyenne Arithmétique (Ra)

Le Ra est le paramètre le plus fréquemment utilisé pour définir la rugosité d'une surface [31] (Figure I.3). Il représente la moyenne arithmétique des écarts absolus entre le profil réel de la surface et la ligne moyenne, sur une longueur d'échantillonnage spécifiée équation (I.1)

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

où  $Z(x)$  est la hauteur du profil en un point  $x$  et  $L$  la longueur d'échantillonnage.

Une valeur **Ra** élevée indique une surface plus rugueuse, bien que ce critère ne prenne pas en compte la répartition des irrégularités (pics et vallées).

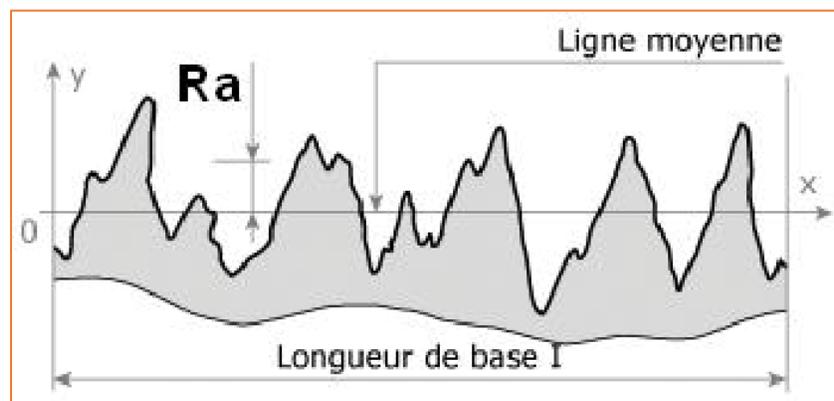


Figure I.3 Rugosité moyenne arithmétique Ra [32].

### I.6.2 Rugosité Quadratique Moyenne (Rq ou RMS - Root Mean Square)

Le Rq (équation I.2) est une alternative à Ra, plus sensible aux grandes variations de hauteur, car il prend en compte la racine carrée de la moyenne des carrés des écarts du profil (figure I.4) [33].

$$Rq = \sqrt{\frac{1}{L} \int_0^L Z^2(x) dx} \tag{I.2}$$

Contrairement à **Ra**, **Rq** accorde plus de poids aux écarts importants du profil, ce qui le rend plus précis pour caractériser des surfaces irrégulières.

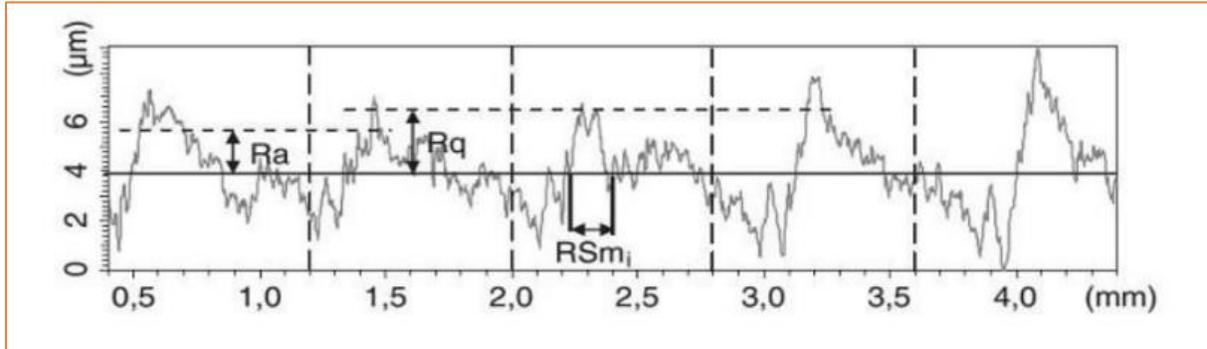


Figure I.4 Rugosité Quadratique Moyenne Rq [32].

### I.6.3 Rugosité Maximale (Rmax ou Rt)

Le **Rmax** (ou **Rt**) (équation I.3) correspond à l'écart maximal entre le point le plus haut et le point le plus bas du profil mesuré, sur une longueur d'échantillonnage définie (Figure I.5) [34].

$$R_t = Z_{max} - Z_{min} \tag{I.3}$$

Ce paramètre est particulièrement utile pour détecter des défauts extrêmes tels que des rayures profondes ou des aspérités anormales. Il est souvent employé dans des secteurs où les irrégularités de surface peuvent impacter la performance des pièces (aéronautique, optique).

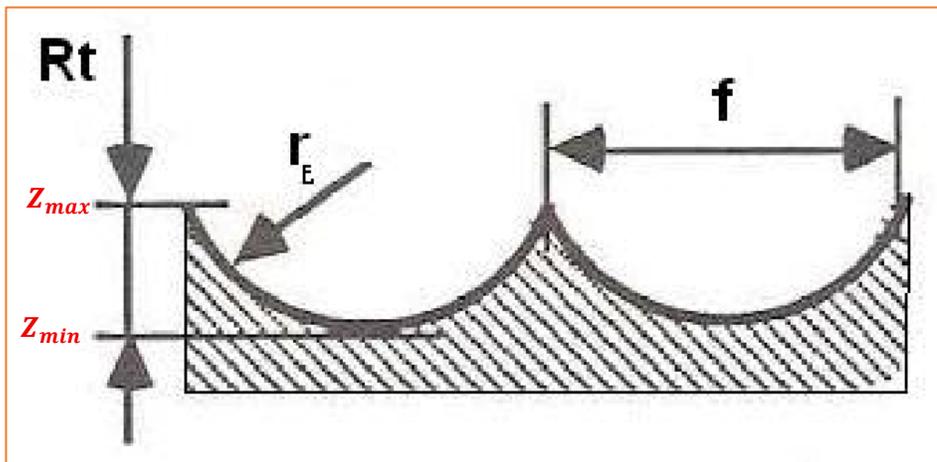


Figure I.5 Rugosité théorique [32].

### I.6.4 Rugosité des Pics (Rp) et Rugosité des Vallées (Rv)

Le **Rp** (Peak Roughness) représente la hauteur du pic le plus élevé par rapport à la ligne moyenne, tandis que le **Rv** (Valley Roughness) correspond à la profondeur de la vallée la plus basse [35]. Ils sont représentés sur la figure I.6.

Le **Rp** est pertinent pour évaluer la présence d'aspérités susceptibles d'influencer le frottement ou l'adhésion d'un revêtement. Quant au **Rv** est crucial dans des contextes où les creux peuvent affecter la lubrification ou engendrer des concentrations de contrainte [36].

### I.6.5 Hauteur Maximale des Profils (Rz)

Le **Rz** (équation I.4) représente la moyenne des écarts entre les cinq pics les plus élevés et les cinq vallées les plus profondes du profil mesuré sur une longueur d'échantillonnage donnée [37]. Le Rz est représenté sur la figure I.6.

$$Rz = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 (Z_{pi} - Z_{vi}) \quad (\text{I.4})$$

Contrairement à **Ra**, qui donne une moyenne globale, **Rz** met en avant les irrégularités extrêmes du profil. Il est particulièrement utile dans les industries où les défauts ponctuels doivent être détectés pour garantir la qualité des surfaces usinées (automobile, aéronautique).

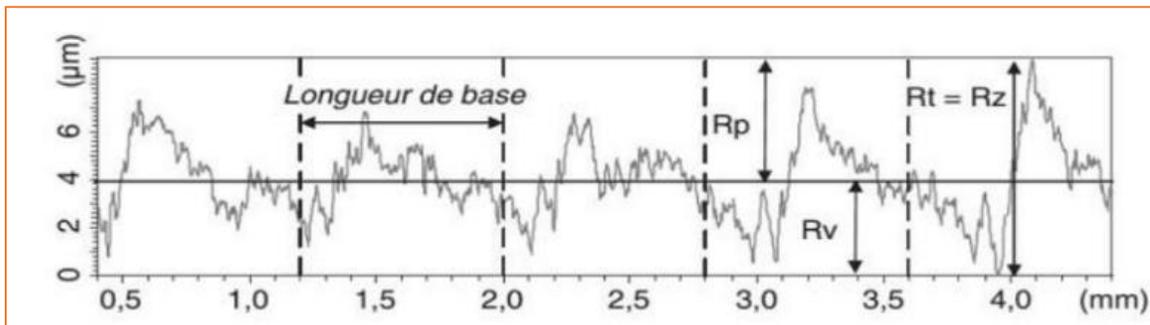


Figure I.6 Rugosité (Rp), (Rv) et (Rz) [32].

### I.6.6 Coefficient de Porteur de Charge (Rmr ou Tp%)

Le **Rmr (ou Tp%)** représente le pourcentage de surface en contact avec un plan de référence à une certaine hauteur donnée. Très employé pour analyser la capacité de charge d'une surface en contact avec un autre élément (ex. : paliers, engrenages). Un **Rmr** élevé signifie une surface capable de supporter une charge importante avec une usure réduite [38].

### I.6.7 Pas de Rugosité (Sm)

Le **Sm** désigne la distance moyenne entre les pics successifs du profil de rugosité. Un **Sm** faible indique une surface très irrégulière, ce qui peut compliquer l'adhérence des revêtements. Alors que dans certains cas, un **Sm** bien maîtrisé améliore le comportement tribologique des surfaces en frottement [32].

## I.7 Méthodes de modélisation et d'optimisation

Dans le domaine de l'usinage, la modélisation et l'optimisation jouent un rôle crucial pour améliorer la précision des prédictions, réduire les coûts de production et optimiser les performances des procédés. Diverses approches ont été développées pour décrire et optimiser les paramètres d'usinage, allant des méthodes statistiques aux techniques d'intelligence artificielle et aux algorithmes métaheuristiques. Cette section présente certaines des méthodes les plus couramment utilisées, notamment la Méthode (RSM), la méthode (ANN), les méthodes d'optimisation MCDM, ainsi que les méthodes d'optimisation métaheuristiques.

### I.7.1 Méthodologie de Surface de Réponse (RSM)

La Méthodologie de Surface de Réponse (RSM) est une technique statistique qui permet de modéliser et d'optimiser les réponses d'un système en fonction de plusieurs variables d'entrée. Elle s'appuie sur des modèles mathématiques, souvent quadratiques, qui établissent la relation entre les variables de contrôle et la réponse observée. [39].

L'équation générale d'un modèle quadratique en RSM est donnée par l'équation (I.5) :

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i X_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} X_i^2 + \sum_{i=1}^k \sum_{j=i+1}^k \beta_{ij} X_i X_j + \varepsilon \quad (\text{I.5})$$

Où :

- Y est la réponse modélisée (ex. : rugosité de surface, effort de coupe),
- $X_i$  sont les variables d'entrée (ex. : vitesse de coupe, avance, profondeur de coupe),
- $\beta_0, \beta_i, \beta_{ii}, \beta_{ij}$  sont les coefficients du modèle déterminés par régression,
- $\varepsilon$  est l'erreur aléatoire.

La RSM est largement utilisée en usinage pour identifier les paramètres optimaux en minimisant ou maximisant une réponse donnée.

Une étape essentielle dans l'application de la RSM est la validation du modèle obtenu. Plusieurs critères permettent d'évaluer la qualité de la modélisation :

- **Le coefficient de détermination  $R^2$** : il mesure la proportion de la variance expliquée par le modèle.
- **L'analyse des résidus** : vérification de la normalité et de l'homoscédasticité des erreurs.
- **Les tests statistiques (ANOVA)** : ils permettent d'évaluer la signification des termes du modèle et d'identifier les variables les plus influentes.

Un bon modèle doit avoir un  $R^2$  élevé (proche de 1) et des résidus aléatoires sans tendance particulière.

La fonction de désirabilité est souvent appliquée pour l'optimisation multi-objectif en RSM. Elle permet de convertir différentes réponses en une échelle commune de 0 à 1, où 0 représente une solution inacceptable et 1 une solution idéale [40].

La désirabilité individuelle  $d_i$  pour une réponse  $Y_i$  peut être définie comme :

- **Minimisation** :  $d_i = \left(\frac{Y_{max}-Y_i}{Y_{max}-Y_{min}}\right)^8$  (I.6)

- **Maximisation** :  $d_i = \left(\frac{Y_i-Y_{min}}{Y_{max}-Y_{min}}\right)^8$  (I.7)

Où  $Y_{min}$  et  $Y_{max}$  sont les valeurs acceptables pour la réponse et est un paramètre de forme qui ajuste la courbe de désirabilité.

La désirabilité globale est ensuite calculée comme la moyenne géométrique des désirabilités individuelles équation (I.8):

$$D = (d_1 \times d_2 \times \dots \times d_n)^{\frac{1}{n}} \quad \text{(I.8)}$$

Cette approche permet d'optimiser simultanément plusieurs critères tout en prenant en compte leurs exigences spécifiques.

### I.7.2 Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)

Les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN) sont une approche d'intelligence artificielle inspirée du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont composés de neurones organisés en couches (entrée, cachées, sortie) et permettent d'apprendre des relations complexes entre les données d'entrée et de sortie (41).

Un neurone est décrit par l'équation suivante :

$$Y_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}X_i + b_j\right) \quad \text{(I.9)}$$

Où :

- $X_i$  sont les entrées du neurone,

- $w_{ij}$  sont les poids synaptiques,
- $b_j$  est le biais,
- $f$  est la fonction d'activation (ReLU, sigmoid, etc.),
- $Y_j$  est la sortie du neurone.

Les ANN sont particulièrement adaptées à la modélisation non linéaire des phénomènes d'usinage et permettent d'optimiser des paramètres en fonction de critères multiples.

### I.7.3 Méthodes d'optimisation MCDM

Les Méthodes de Prise de Décision Multicritère (MCDM) sont des techniques d'optimisation qui permettent de considérer plusieurs critères simultanément lors de la sélection des paramètres d'usinage optimaux. [42].

Quelques méthodes couramment utilisées :

- **AHP (Analytic Hierarchy Process)** : hiérarchisation des critères par comparaison par paires.
- **TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution)** : sélectionne la solution la plus proche d'une solution idéale.
- **MOORA (Multi-Objective Optimization by Ratio Analysis)** : combine plusieurs critères en un unique indice d'optimisation.

Les méthodes MCDM sont très utiles en usinage pour trouver le meilleur compromis entre qualité, coût et temps de production.

### I.7.4 Méthodes d'optimisation métaheuristique

Les méthodes d'optimisation métaheuristique sont des algorithmes inspirés de phénomènes naturels et conçus pour explorer efficacement l'espace de recherche et trouver des solutions optimales. Elles sont particulièrement adaptées aux problèmes complexes en usinage [43].

Parmi les principales méthodes :

- **Algorithmes Génétiques (GA)** : inspirés de la sélection naturelle, ils utilisent des opérations de croisement et de mutation pour explorer l'espace de recherche.
- **Optimisation par Essaim de Particules (PSO)** : simule le comportement collectif des particules (comme un essaim d'oiseaux) pour converger vers une solution optimale.

- **Algorithme de la Colonies de Fourmis (ACO)** : utilise le comportement des fourmis pour trouver des chemins optimaux dans un graphe.

Ces méthodes permettent d'optimiser les paramètres d'usinage en trouvant des solutions efficaces pour maximiser la qualité et minimiser les coûts.

## I.8 Les Polymères

Les polymères sont des matériaux constitués de macromolécules formées par la répétition d'unités de base appelées monomères. Ils peuvent être naturels (comme le caoutchouc) ou synthétiques (comme le polyéthylène). En usinage, les polymères présentent des comportements distincts des métaux en raison de leur faible conductivité thermique et de leur élasticité élevée [44].

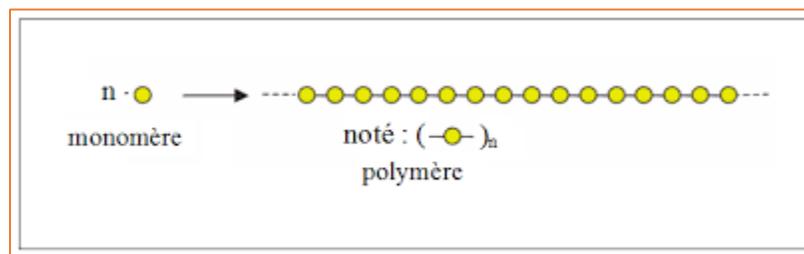


Figure I.7 Schéma conceptuel de la formation d'un polymère [44].

### I.8.1 Classification des polymères

Les polymères peuvent être classés selon plusieurs critères, notamment leur comportement thermique, leur structure chimique et leur origine.

#### I.8.1.1 Classification selon le comportement thermique

- **Polymères thermoplastiques** : Ils ramollissent sous l'effet de la chaleur et peuvent être remodelés plusieurs fois. Exemples : Polyoxyméthylène (POM), Polyéthylène (PE), Polypropylène (PP), Polycarbonate (PC).
- **Polymères thermodurcissables** : Une fois durcis, ils ne peuvent plus être remoulés sans se dégrader. Exemples : Résines époxy, Phénoliques, Polyesters insaturés.
- **Élastomères** : Caractérisés par leur élasticité, ils reprennent leur forme après déformation. Exemples : Silicone, Caoutchouc naturel, Polyuréthane.

#### I.8.1.2 Classification selon la structure chimique

- **Polymères linéaires** : Constitués de chaînes linéaires sans ramifications. Exemples : Polyéthylène haute densité (PE-HD), Polyfluorure de vinylidène (PVDF).

- **Polymères ramifiés** : Présentent des chaînes latérales attachées à la chaîne principale. Exemples : Polyéthylène basse densité (PE-LD).
- **Polymères réticulés** : Possèdent des liaisons transversales entre les chaînes polymériques, conférant une rigidité accrue. Exemples : Résines époxy, Bakélite.

### I.8.1.3 Classification selon l'origine

- **Polymères naturels** : D'origine biologique, souvent biodégradables. Exemples : Cellulose, Amidon, Caoutchouc naturel.
- **Polymères synthétiques** : Produits par des procédés chimiques, ils sont largement utilisés dans l'industrie. Exemples : Nylon, Polystyrène, PVC.
- **Polymères biosourcés** : Synthétisés à partir de ressources renouvelables. Exemples : PLA (acide polylactique), PHA (polyhydroxyalcanoates).

Cette classification permet d'adapter le choix des polymères aux besoins industriels spécifiques, notamment en usinage, où les propriétés thermiques et mécaniques influencent le comportement du matériau lors du processus de coupe.

Les polymères peuvent être classés en plusieurs catégories en fonction de leur structure moléculaire et de leur comportement thermique :

- **Polymères thermoplastiques** : ces polymères peuvent être fondus et reformés plusieurs fois sans altération significative de leurs propriétés mécaniques. Ils sont largement utilisés en raison de leur facilité de transformation et de recyclage.
- **Polymères thermodurcissables** : ces polymères durcissent de manière irréversible sous l'effet de la chaleur ou d'un agent de réticulation. Ils offrent une excellente résistance thermique et chimique.
- **Élastomères** : ces polymères se distinguent par leur grande capacité d'élasticité et leur résistance aux déformations répétées.

### I.8.2 Types de polymères et applications

Les polymères possèdent une grande diversité de propriétés qui influencent leur utilisation dans différents domaines industriels. En usinage, ces propriétés déterminent leur facilité de mise en forme, leur résistance mécanique et leur stabilité thermique.

### I.8.2.1 Polymères thermoplastiques et leurs applications

Les polymères thermoplastiques sont largement utilisés en raison de leur aptitude au moulage et au recyclage. Ils trouvent des applications dans l'automobile, l'aérospatiale, l'électronique et la biomédecine.

Exemples :

- **Polyoxyméthylène (POM C GF25%)** : utilisé dans les engrenages, paliers et pièces nécessitant une bonne résistance à l'usure.
- **Polyéthylène (PE)** : utilisé pour les réservoirs, tuyaux et emballages.
- **Polypropylène (PP)** : couramment employé dans l'industrie automobile et les équipements médicaux.
- **Polycarbonate (PC)** : apprécié pour sa résistance aux chocs, utilisé dans les vitres de sécurité et composants optiques.

### I.8.2.2 Polymères thermodurcissables et leurs applications

Les polymères thermodurcissables sont privilégiés pour des applications nécessitant une forte résistance thermique et chimique. Ils sont fréquemment employés dans la fabrication de pièces structurelles, d'isolants électriques et d'adhésifs industriels. Exemples :

- **Résines époxy** : utilisées dans l'aéronautique et les composites de haute performance.
- **Phénoliques** : souvent utilisés dans les composants électriques et les équipements résistants aux hautes températures.
- **Polyesters insaturés** : employés dans la fabrication de coques de bateaux et de pièces automobiles.

### I.8.2.3 Élastomères et leurs applications

Les élastomères sont utilisés pour leurs propriétés de flexibilité et d'absorption des chocs. On les retrouve principalement dans les secteurs du transport, de la santé et des biens de consommation.

Exemples :

- **Silicone** : employé dans les applications médicales et les joints d'étanchéité.
- **Caoutchouc naturel** : utilisé dans les pneumatiques et les semelles de chaussures.
- **Polyuréthane** : présent dans les mousses de rembourrage et les revêtements protecteurs.

Ces différentes catégories de polymères influencent fortement leur comportement en usinage, notamment en termes de génération de chaleur, de formation des copeaux et de choix des outils de coupe adaptés. Ainsi, leur usinabilité dépend de plusieurs facteurs tels que la structure moléculaire, la conductivité thermique et la résistance mécanique. La sélection du matériau approprié repose sur une analyse approfondie des conditions d'usinage, des exigences fonctionnelles et des contraintes environnementales du produit final, afin d'optimiser la qualité de la surface usinée et la durée de vie des outils de coupe.

Chaque type de polymère présente des propriétés spécifiques qui influencent leur usinabilité et leur utilisation industrielle :

- **Polymères thermoplastiques** : Exemples : Polyoxyméthylène (POM C GF25%), Polyéthylène (PE), Polypropylène (PP), Polycarbonate (PC).
- **Polymères thermodurcissables** : Exemples : Résines époxy, Phénoliques, Polyesters insaturés.
- **Élastomères** : Exemples : Silicone, Caoutchouc naturel, Polyuréthane.

Ces différentes catégories de polymères influencent fortement leur comportement en usinage, notamment en termes de génération de chaleur, de formation des copeaux et de choix des outils de coupe adaptés.

### I.8.3 Polymères renforcés

Les polymères renforcés sont des matériaux composites obtenus en incorporant des renforts (fibres, charges ou nanoparticules) dans une matrice polymère. L'ajout de ces renforts améliore significativement les propriétés mécaniques, thermiques et tribologiques des polymères, les rendant adaptés à des applications exigeantes dans l'aérospatiale, l'automobile, la biomédecine et l'électronique.

Le renforcement permet d'augmenter la rigidité, la résistance aux chocs, la stabilité thermique et la durabilité des polymères, tout en maintenant leur légèreté et leur capacité de mise en forme.

#### I.8.3.1 Classification des renforts

Les renforts des polymères se classent selon leur forme et leur composition chimique :

##### Classification selon la forme

- **Renforts fibreux** :
  - **Fibres courtes** : utilisées dans les composites injectés, elles améliorent la résistance mécanique tout en conservant une bonne aptitude à l'usinage.
  - **Fibres longues** : offrent de meilleures performances mécaniques et sont employées dans des procédés comme le moulage par compression ou l'enroulement filamentaire.

- **Fibres continues** : utilisées dans les matériaux hautes performances pour leur résistance exceptionnelle aux charges et aux températures élevées.
- **Renforts particuliers** :
  - **Charges minérales** (talc, silice, kaolin) : améliorent la rigidité et la résistance à l'usure.
  - **Nanoparticules** (nanotubes de carbone, graphène, nanoclay) : augmentent la conductivité thermique et électrique tout en réduisant le poids.
- **Renforts sous forme de tissus ou treillis** :
  - Apportent une anisotropie contrôlée aux matériaux et sont couramment utilisés dans les structures composites aéronautiques et automobiles.

### Classification selon la nature chimique

- **Fibres de verre (GF - Glass Fiber)** :
  - Bonne résistance mécanique et chimique, coût modéré.
  - Utilisées dans l'automobile, les équipements sportifs et les applications industrielles.
- **Fibres de carbone (CF - Carbon Fiber)** :
  - Excellente rigidité, faible densité, résistance thermique élevée.
  - Employées dans l'aérospatiale, la F1 et les structures nécessitant un rapport résistance/poids optimal.
- **Fibres aramides** :
  - Très bonne résistance à l'abrasion et aux chocs.
  - Utilisées dans les équipements de protection (gilets pare-balles), l'aéronautique et le sport.
- **Fibres naturelles (lin, chanvre, bambou, cellulose)** :
  - Alternatives écologiques aux fibres synthétiques, biodégradables et légères.
  - Présentes dans l'industrie automobile et les matériaux composites durables.

### I.8.3.2 Applications des polymères renforcés

Grâce à leurs performances élevées, les polymères renforcés sont utilisés dans plusieurs secteurs [45] :

- **Aéronautique & spatial** : Coques, structures légères, pièces soumises à haute contrainte mécanique et thermique.
- **Automobile** : Carrosseries, éléments structurels, pièces de moteur allégées.
- **Électronique** : Boîtiers résistants aux températures élevées, connecteurs, composants isolants.
- **Médical** : Prothèses, implants composites, équipements hospitaliers légers et résistants.
- **Sport & loisirs** : Vélos, skis, raquettes de tennis, planches de surf composites.

### I.8.3.3 Avantages des polymères renforcés

L'intégration de renforts dans les polymères apporte de nombreux bénéfices :

#### **Amélioration des propriétés mécaniques :**

- Augmentation de la rigidité et de la résistance à la traction.
- Réduction de la déformation sous charge.

#### **Optimisation des performances thermiques :**

- Meilleure tenue aux températures élevées.
- Conductivité thermique modulable selon le type de renfort.

#### **Meilleure résistance à l'usure et aux chocs :**

- Réduction du frottement et de l'abrasion.
- Protection contre les fissures et la propagation des défauts.

#### **Réduction du poids et gain en efficacité énergétique :**

- Alternative légère aux métaux dans de nombreuses applications.
- Utilisé pour réduire la consommation de carburant dans le secteur automobile et aéronautique.

#### **Adaptabilité aux procédés d'usinage et de fabrication :**

- Facilité de mise en forme par injection, extrusion ou moulage.
- Compatibilité avec divers traitements de surface et finitions.

### I.8.3.4 Problématiques et défis liés à l'usinage des matériaux polymères

#### **Comportement thermique**

- Faible conductivité thermique entraînant une accumulation de chaleur.
- Risque de fusion, de déformation et de détérioration de la surface usinée.

#### **Comportement mécanique viscoélastique**

- Difficulté de coupe liée à la déformation plastique et au retour élastique.
- Problèmes de précision dimensionnelle et de stabilité des formes.

#### **Usure et encrassement des outils**

- Collage du polymère fondu sur l'arête de coupe.
- Usure accélérée selon la nature du renfort (fibre de verre, carbone, etc.).

#### **Qualité de surface**

- Formation de bavures, micro-fissures et surfaces irrégulières.
- Sensibilité aux paramètres de coupe (vitesse, avance, profondeur).

#### **Influence de l'environnement et du vieillissement**

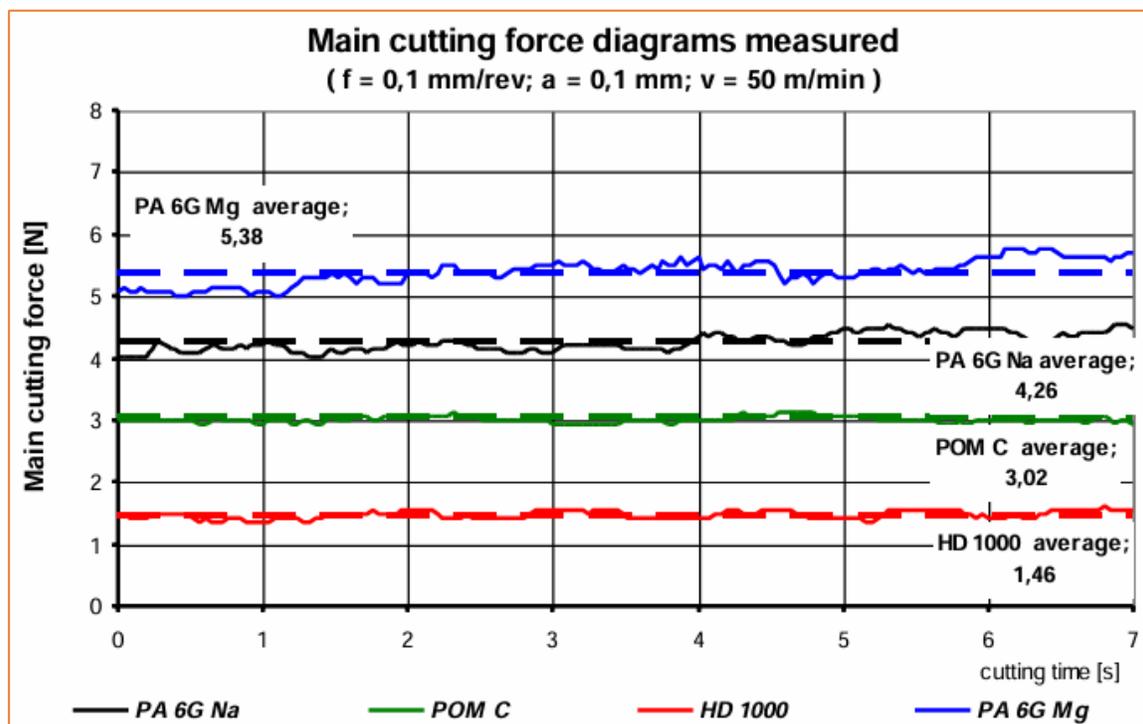
- Absorption d'humidité entraînant des variations dimensionnelles.
- Vieillissement thermique ou photochimique modifiant le comportement mécanique.

## I.9 État de l'art

### I.9.1 Usinabilité du POM C

Cette partie propose une synthèse des travaux de recherche portant sur l'usinage du polyoxyméthylène **POM C**. L'objectif est d'examiner les études publiées afin d'évaluer les avancées dans ce domaine et de mettre en évidence les paramètres influençant son usinabilité. Plusieurs études ont été publiées, parmi lesquelles on peut citer :

L'étude menée par **Keresztes et al. [46]** se concentre sur l'analyse des efforts de coupe et des caractéristiques technologiques lors du tournage de trois polymères techniques : le PA6G, le POM C et l'UHMW-PE HD 1000. Cette recherche a pour objectif d'évaluer les efforts de coupe dans les directions principale et l'avance en fonction des paramètres d'usinage ( $f$ ,  $a_p$  et  $V_c$ ). Les résultats montrent que le PA6G Mg est le matériau le plus résistant en termes des efforts de coupe et de résistance spécifique à la coupe, tandis que l'UHMW-PE HD 1000 enregistre les efforts les plus faibles en raison de sa faible ténacité. Le POM C, quant à lui, présente un bon compromis entre usinabilité et formation de copeaux, générant des efforts modérés et une meilleure fragmentation des copeaux comparé aux autres polymères.



**Figure I.8** Valeur de l'effort de coupe principale pour le PA6G, le POM C et l'UHMW-PE HD 1000.

L'étude de **Campos et al. [47]** se focalise sur le comportement à l'usinage de trois polymères techniques : l'ultra-haute masse molaire polyéthylène (UHMWPE), le polyoxyméthylène (POM C) et le

polytétrafluoroéthylène (PTFE). Cette recherche a analysé les effets l'effet de l'avance, de la vitesse de broche et de l'angle de pointe du foret sur des paramètres de sortie tels que (Ra) et (Ff) lors du perçage. Les essais ont été réalisés en suivant un plan d'expériences factoriel complet, permettant d'évaluer l'influence de chaque facteur sur les réponses mesurées. Les meilleurs résultats pour la minimisation des paramètres étudiés ont été obtenus lors de l'usinage de l'UHMWPE, suivi du POM C, tandis que le PTFE a montré les performances les plus faibles.

L'investigation menée par **Farkas et al. [48]** se concentre sur l'influence des outils de coupe et des paramètres d'usinage sur la micro géométrie des surfaces de polymères techniques. Cette recherche a analysé l'effet de ( $V_c$ ,  $f$  et  $a_p$ ) sur ( $R_a$ ,  $R_z$ ) lors du tournage de plusieurs polymères : PA6, POM C, PET et PEEK. Les essais ont été réalisés en utilisant deux outils de coupe aux géométries distinctes. L'analyse statistique des résultats a révélé que des critères tels que  $R_a$  et  $R_z$  étaient inférieurs à  $0.2 \mu\text{m}$  pour de faibles ( $f$  et  $V_c$ ). Les conclusions de cette recherche apportent des recommandations pratiques pour optimiser l'usinage des polymères et améliorer la qualité des surfaces usinées.

L'étude réalisée par **Trifunović et al. [49]** examine l'influence des paramètres de coupe sur ( $E_{cs}$  et  $Q$ ) lors du tournage du polymère POM C non renforcé, en utilisant un outil de coupe en diamant polycristallin (PCD). Cette recherche se concentre sur l'analyse des relations entre les paramètres de coupe et l'énergie consommée, tout en optimisant ces paramètres pour réduire la consommation énergétique et améliorer l'usinabilité. Les essais ont été effectués avec des plages de ( $V_c$ ) comprises entre 188.5 et 510.5 m/min, de ( $f$ ) de 0.049 à 0.392 mm/tour, et de ( $a_p$ ) de 1 à 4 mm. Les résultats ont révélé que la profondeur de coupe ( $a_p$ ) est le facteur dominant influençant à la fois l'énergie de coupe et le taux d'enlèvement de matière. L'optimisation des paramètres de coupe a permis d'identifier une configuration optimale :  $a_p = 1 \text{ mm}$ ,  $f = 0.049 \text{ mm/tour}$ ,  $V_c = 365.6 \text{ m/min}$ , minimisant la consommation énergétique à 2361 J. À l'inverse, une configuration avec  $a_p = 4 \text{ mm}$ ,  $f = 0.049 \text{ mm/tour}$ ,  $V_c = 510.5 \text{ m/min}$  a conduit à une consommation énergétique maximale de 25 966 J. L'étude met en évidence la nécessité d'optimiser les paramètres de coupe pour réduire l'impact énergétique tout en maintenant une bonne usinabilité. Les résultats obtenus démontrent que le choix des paramètres influence non seulement l'énergie consommée mais également la formation des copeaux et la qualité de surface.

Plusieurs études de recherche sur la modélisation ont été réalisées dans l'usinage des polymères. **Chabbi et al. [50]** ont proposé des modèles de prédiction pour des paramètres tels que  $R_a$ ,  $F_z$ ,  $P_c$  et  $Q$  lors du tournage du POM C. Les modèles obtenus présentaient une grande précision ( $R^2 \geq 96.59 \%$ ). Dans une autre étude similaire de **Chabbi et al. [51]**, une comparaison entre (RSM) et (ANN) a été

réalisée pour le tournage du POM C non renforcé. Les résultats ont démontré que les modèles ANN proposés étaient plus précises que les modèles RSM.

L'investigation menée par **Hakmi et al. [52]** porte sur la modélisation mathématique et l'optimisation multi-objective des paramètres d'usinage lors du tournage du POM C. Cette étude analyse l'impact des conditions de coupe ( $V_c$ ,  $f$ ,  $a_p$ ,  $r_e$  et angle de coupe  $X_r$ ) sur ( $R_a$ ,  $F_z$ ,  $P_c$ , et  $Q$ ). Les essais ont été réalisés en utilisant deux plaquettes en carbure SPMR 120304 et SPMR 120308, avec des vitesses de coupe comprises entre 240 et 420 m/min, des avances de 0.08 à 0.24 mm/tour et des profondeurs de coupe de 0.8 à 3.2 mm. L'analyse ANOVA a révélé que l'avance est le facteur dominant influençant  $R_a$  (58,05 % de contribution), suivie du rayon de bec (32.25 %), tandis que ( $F_z$  et  $P_c$ ) sont principalement affectés par ( $a_p$ ) : 66.48 % et 67.81 % respectivement. La modélisation a été réalisée à l'aide de la méthode (ANN) combinés à la validation croisée K-fold, ce qui a permis d'obtenir des modèles prédictifs avec des coefficients de détermination  $R^2$  supérieurs à 99 %. Cette recherche met en évidence l'efficacité des ANN pour prédire et améliorer les performances d'usinage du POM C.

### 1.9.2 Optimisation des paramètres de coupe

**Jumare et al. [53]** ont mené une étude détaillée sur l'usinage ultraprécis du silicium monocristallin, en mettant l'accent sur l'optimisation des paramètres afin de minimiser ( $R_a$ ) et l'usure de l'outil, tout en maximisant le ( $Q$ ). Pour atteindre cet objectif, une approche combinant la méthode (RSM) et la fonction de désirabilité (DF) a été adoptée. L'analyse ANOVA a révélé que l'avance était le paramètre ayant l'influence la plus significative sur ( $R_a$ ), tandis que la profondeur de coupe dominait l'impact sur l'usure de l'outil. L'optimisation a permis d'identifier des conditions idéales à  $V_c = 679.97$  m/min,  $f = 2.00$  mm/min et  $a_p = 10.00$   $\mu\text{m}$ , permettant d'obtenir une rugosité de 2.099 nm et une usure minimale de 0.665  $\mu\text{m}$ .

Dans une démarche similaire, **Azzi et al. [54]** ont exploré l'usinage du PTFE, en optimisant simultanément  $R_a$ ,  $R_z$  et  $Q$ . L'étude, basée sur un plan d'expériences Taguchi (L27) et une analyse de variance (ANOVA), a mis en évidence que ( $f$ ) était le facteur prépondérant, avec une contribution de 90.02 % pour  $R_a$ , 91.81 % pour  $R_z$  et 49.22 % pour ( $Q$ ). La modélisation via RSM a permis d'obtenir des modèles prédictifs précis, tandis que l'optimisation a été réalisée à l'aide de la fonction de désirabilité (DF), permettant de déterminer un compromis optimal entre qualité de surface et productivité. Le régime optimisé obtenu est  $V_c = 270$  m/min,  $f = 0,126$  mm/tour et  $a_p = 2$  mm, aboutissant à  $R_a = 0.75$   $\mu\text{m}$ ,  $R_z = 3.2$   $\mu\text{m}$  et  $Q = 2800$  mm<sup>3</sup>/min, assurant ainsi des conditions idéales pour l'usinage du PTFE.

**Haoues et al. [55]** ont conduit une étude approfondie sur l'optimisation des performances d'usinage des polyamides PA66 et PA66-GF30 %, en appliquant différentes méthodes de prise de

décision multicritères (MCDM), notamment PSI, MABAC et MAIRCA. L'objectif était de minimiser  $R_a$ ,  $F_z$  et  $P_c$  tout en maximisant  $Q$ . Les essais ont été réalisés sur un tour CNC en usinage à sec selon un plan d'expériences orthogonal L9 ( $3^3$ ). L'analyse ANOVA a révélé que l'avance avait l'impact principal sur  $R_a$ , tandis que la profondeur de coupe dominait les effets sur  $F_z$  et  $P_c$ . Les trois méthodes MCDM ont convergé vers une sélection optimale des paramètres à  $V_c = 250$  m/min,  $f = 0,15$  mm/tour et  $a_p = 1.5$  mm, aboutissant à une rugosité de surface  $R_a$  de  $0,87 \mu\text{m}$ , un effort de coupe  $F_z$  de  $24.5$  N, une puissance de coupe  $P_c$  de  $32.8$  W et un taux d'enlèvement de matière ( $Q$ ) de  $2200$  mm<sup>3</sup>/min, assurant ainsi un bon équilibre entre productivité et qualité de surface.

Dans une approche complémentaire, **Yaser et al. [56]** ont proposé une méthodologie hybride combinant Grey Relational Analysis (GRA) et Desirability Function Analysis (DF) pour l'optimisation du fraisage des composites en fibre de verre et époxy. L'étude visait à minimiser le facteur de délamination, la rugosité de surface et l'effort de coupe, tout en cherchant à améliorer la productivité. L'association de la méthode GRA et de DF a permis d'identifier un ensemble de paramètres d'usinage optimal à  $f = 0.1$  mm/tour,  $V_c = 180$  m/min et  $a_p = 1.2$  mm, aboutissant à une rugosité  $R_a$  de  $0.82 \mu\text{m}$ , un effort de coupe  $F_z$  de  $22.3$  N et un facteur de délamination de  $1.15$ , démontrant ainsi l'efficacité de cette approche pour améliorer simultanément la qualité de surface et les performances d'usinage.

Pour améliorer à la fois la qualité de surface et la productivité lors du perçage de nanocomposites époxy/MWCNT, **Kharwar et al. [57]** ont comparé l'influence de trois types de forets (HSS, carbure et TiAlN) sur la rugosité de surface, le couple de perçage et la force de poussée. En appliquant l'approche hybride GRA-PCA, ils ont identifié le foret TiAlN, utilisé à  $1000$  rpm avec une avance de  $50$  mm/min, comme offrant les meilleures performances, avec une amélioration globale de  $13.99$  % en termes de qualité d'usinage et de réduction des efforts de coupe.

Enfin, **Kumar et al. [58]** ont exploré l'usinage de composites renforcés en nanotubes de carbone multi-parois (MWCNT/GF) en adoptant une approche hybride Grey Relational Analysis (GRA) - Principal Component Analysis (PCA). L'objectif était d'optimiser simultanément  $R_a$ ,  $F_c$  et  $Q$ , en ajustant l'avance, la vitesse de broche, la profondeur de coupe et la concentration en MWCNT. Les résultats ont montré que l'approche GR-PCA permettait de réduire l'erreur moyenne à  $4.76$  %, offrant une meilleure précision dans l'optimisation des paramètres et une amélioration notable de la qualité de surface. Le régime de coupe optimal obtenu est  $V_c = 225$  m/min,  $f = 0.12$  mm/tour et  $a_p = 1.5$  mm, conduisant à une  $R_a$  de  $0.79 \mu\text{m}$ , une force de coupe  $F_c$  de  $20,8$  N et un taux d'enlèvement de matière ( $Q$ ) de  $2500$  mm<sup>3</sup>/min.

## I.10 Conclusion

Ce chapitre a permis d'établir les bases scientifiques nécessaires à la compréhension de notre étude sur l'usinage des polymères. Nous avons tout d'abord présenté les notions fondamentales de l'usinabilité des matériaux, en mettant en évidence les spécificités des polymères par rapport aux matériaux métalliques. Nous avons ensuite abordé les matériaux de coupe et leurs classifications. Une attention particulière a été portée aux paramètres d'usinage, notamment la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de coupe, qui jouent un rôle clé dans l'optimisation du processus. L'analyse des efforts de coupe et de la rugosité de surface a également été développée, permettant de mieux comprendre l'impact des choix opératoires sur la qualité finale des pièces usinées. Par ailleurs, nous avons étudié les méthodes de modélisation et d'optimisation utilisées en usinage, notamment la méthode (RSM), (ANN) et les approches multicritères MCDM et métaheuristiques. Enfin, nous avons consacré une partie aux polymères et polymères renforcés, en détaillant leur classification, leurs propriétés et leurs applications industrielles.

Le chapitre suivant sera dédié à la présentation des outils et des équipements nécessaires à la réalisation de cette recherche.

*Chapitre*  
*II*  
*Procédure*  
*Expérimentale*

## II.1 Introduction

Dans ce chapitre, la lumière est mise sur toute la procédure suivie des équipements utilisés pour l'expérimentation lors des essais. Pour les opérations de tournage, les équipements utilisés incluent un tour parallèle, une plateforme Kistler pour mesurer les efforts de coupe, ainsi qu'un rugosimètre 2D pour évaluer la rugosité des surfaces usinées. Tous ces instruments sont indispensables pour l'analyse du comportement du couple (outil-matière) et suivre l'évolution des différents paramètres technologiques issus du processus de tournage du POMC-GF25%, à savoir ; les efforts de coupe ( $F_x$ ,  $F_y$  et  $F_z$ ), la rugosité de surface ( $R_a$ ), la puissance de coupe ( $P_c$ ), l'énergie de coupe ( $E_c$ ) ...etc. Ces expériences ont été réalisées dans le laboratoire de mécanique et de structure (LMS) du département de Génie Mécanique de l'Université 8 Mai 1945 à Guelma.

## II.2 Matériels utilisés

### II.2.1 Machine outils

Le dispositif utilisé pour réaliser les essais est un tour parallèle de la marque tchèque "TOS TRENCIN", modèle SN 40 C, avec une puissance de broche de 6,6 kW (**Figure II.1**). Ce tour propose diverses fréquences de rotation, à savoir : 45, 63, 90, 125, 180, 250, 355, 500, 710, 1000, 1400 et 2000 tr/min. Les avances disponibles sont les suivantes : 0,08, 0,10, 0,11, 0,12, 0,14, 0,16, 0,18, 0,20, 0,22, 0,24 jusqu'à 0,8 mm/tour. Le tour SN 40 C est équipé d'un variateur de vitesse modèle ABB ACS355, permettant d'ajuster la fréquence de rotation selon la vitesse de coupe désirée (**Figure II.2**).



**Figure II.1** Tour parallèle modèle SN 40 C.



Figure II.2 Capteur et variateur de vitesse.

### II.2.2 Éprouvette utilisée

Le matériau utilisé durant cette recherche est un copolymère de polyoxyméthylène renforcé de fibre de verre (POMC GF 25%). Ce polymère est commercialisé par le groupe Ensinger, c'est un matériau semi-cristallin et présente de nombreuses caractéristiques, telles qu'une résistance aux chocs, à la traction, aux températures élevées, à la fatigue, un faible coefficient de frottement et une excellente résistance à l'abrasion [59]. Ce matériau est utilisé dans de plusieurs domaines, comme l'aéronautique et l'automobile [60]. Quelques propriétés mécaniques et physiques de ce matériau sont présentées dans le tableau

#### II.1.

La pièce utilisée mesure 400 mm de longueur et 80 mm de diamètre, avec des rainures espacées de 20 mm de longueur, (Figure II.3).



**Figure II.3** Epreuve POMC-GF 25%.

**Tableau II.1** Caractéristiques mécaniques et thermiques [59].

<b>Propriétés générales</b>	Densité	1,58 g/cm <sup>3</sup>
	Absorption d'humidité	0,15 %
<b>Propriétés mécaniques</b>	Résistance	65 MPa
	Allongement à la rupture	3 %
	Module de rigidité E	4500 MPa
	Résistance aux chocs	4 kJ/m <sup>2</sup>
	Dureté Shore	85 Shore D
<b>Propriétés thermiques</b>	Température de fusion	165 °C
	Coefficient de dilatation thermique linéaire	$30 \times 10^{-6} \text{ K}^{-1}$
	Température d'utilisation à long terme	-20 ... 100 °C
	Température d'utilisation à court terme	140 °C
	Résistance à la déformation à chaud	160 °C

### II.2.3 Matériaux de coupe et porte-outils

La première série d'opérations de coupe a été réalisée à l'aide de deux plaquettes en carbure métallique ayant deux rayons différents (0.40 mm et 0.80 mm), portant les désignations ISO SPMR 120304 et SPMR 120308. Les plaquettes sont montées sur un porte-outil portant la désignation ISO

CSBNR 2525 M12 (**Figure II.4**). Le choix du carbure métallique est justifié par sa bonne résistance mécanique et sa polyvalence dans l'usinage des polymères. En effet, le carbure offre une bonne stabilité thermique et permet d'obtenir un compromis intéressant entre rigidité et capacité de coupe, tout en limitant l'échauffement et l'accumulation de matière, des facteurs critiques dans l'usinage des matériaux polymères.

La deuxième série d'opération de coupe a été à l'aide deux plaquettes en Diamant de deux rayons différents (0.40 mm et 0.80 mm), portant les désignations ISO suivante : TCMT16T304 et TCMT16T308. Les plaquettes sont montées sur un porte-outil portant la désignation ISO STECR2525M16 avec un angle de direction principal 45° (**Figure II.5**). L'utilisation des plaquettes en diamant s'explique par leur dureté exceptionnelle et leur capacité à minimiser l'adhésion des copeaux sur l'outil, un phénomène fréquent lors de l'usinage des polymères. Elles permettent d'améliorer significativement la qualité de surface en réduisant les défauts tels que les bavures ou l'échauffement excessif, tout en garantissant une grande précision dimensionnelle.



**Figure II.4** Porte outils et plaquettes en carbure utilisés.

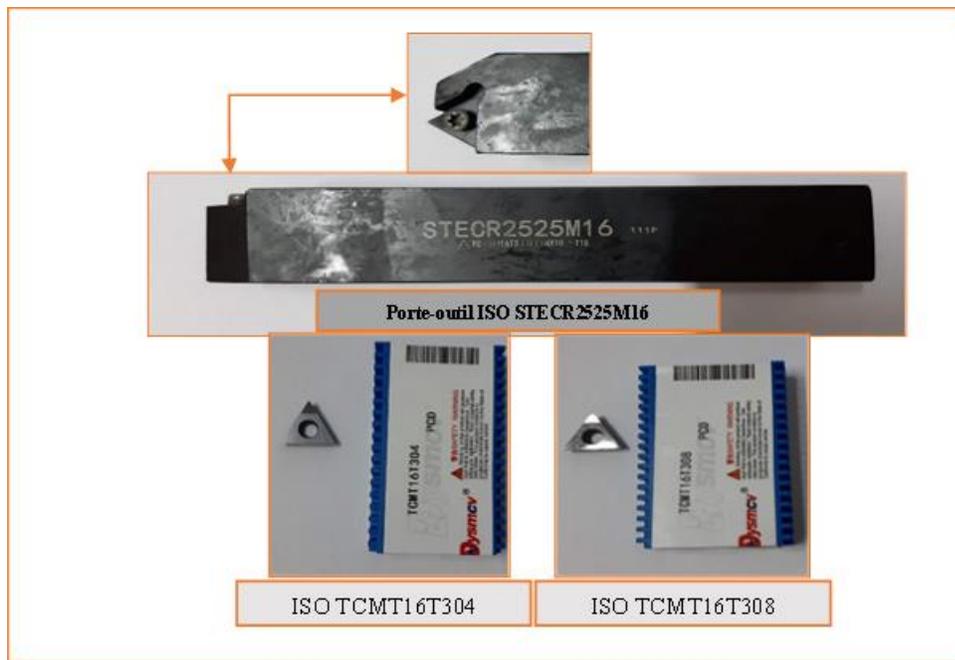


Figure II.5 Porte outils utilisés et plaquettes en Diamant.

### II.3 Appareils de mesure utilisés

Afin d'évaluer les différents paramètres de sortie tels que les efforts de coupe et les critères de rugosité, une gamme d'instruments de mesure spécialisés est utilisée :

- Dynamomètre KISTLER 9257B : Cet appareil est utilisé pour mesurer avec précision les efforts de coupe lors des opérations d'usinage.
- Rugosimètre 3D : Cet instrument permet de cartographier et d'analyser en détail la topographie de la surface, fournissant des données essentielles sur la rugosité.

#### II.3.1 Dynamomètre pour la mesure des composantes de l'effort de coupe

Pour mesurer l'amplitude des composantes de l'effort de coupe, nous avons utilisé un dynamomètre KISTLER 9257B est utilisé (**Figure II.6**). Cet appareil est largement reconnu pour sa fiabilité dans la mesure des trois composantes de l'effort de coupe ( $F_x$ ,  $F_y$  et  $F_z$ ). Le dynamomètre KISTLER 9257B se compose de plusieurs éléments clés :

- Plateforme de mesure : C'est l'élément central qui capte les efforts appliqués.
- Amplificateur de signaux : Il amplifie les signaux captés par la plateforme pour une meilleure précision.
- PC équipé du logiciel DYNOWARE : Ce logiciel permet l'acquisition, le traitement et enfin l'analyse des données mesurées.

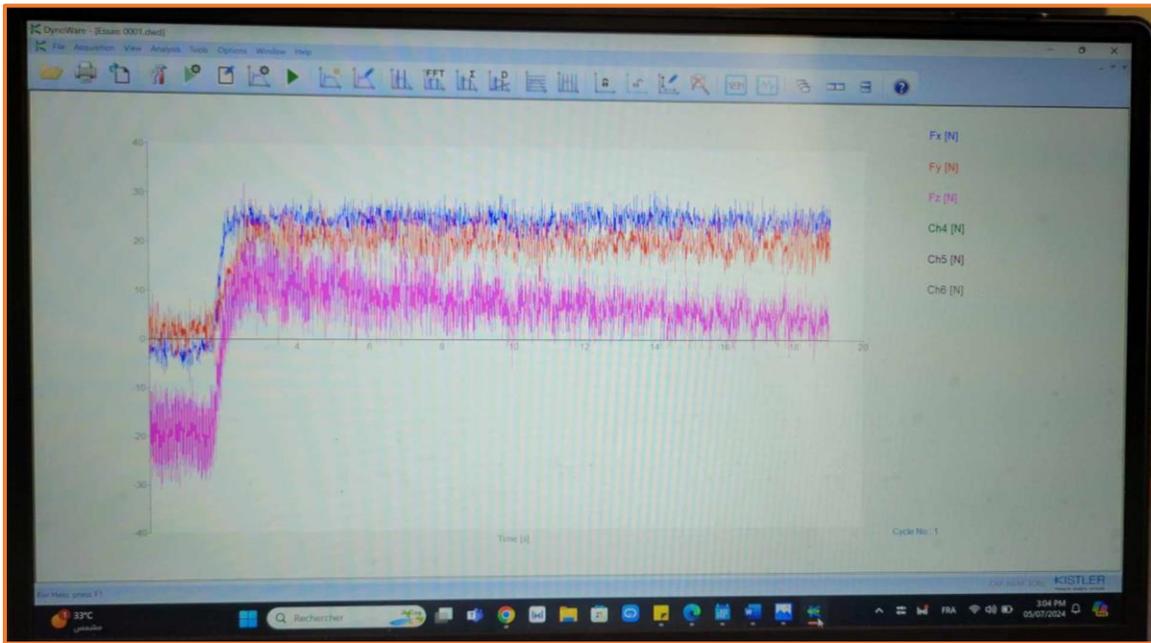
- Imprimante : Utilisée pour générer des courbes et des rapports détaillant les efforts de coupe mesurés.

Le mécanisme de mesure s'appuie sur le principe piézoélectrique. Lors du processus de tournage, la pièce effectue un mouvement de rotation, alors que l'outil exécute une translation. Cet outil est installé sur une plateforme fixée au chariot transversal de la machine-outil au moyen d'une plaque de fixation. La plateforme, essentielle à la mesure, comporte quatre capteurs en quartz.

Pendant l'opération de coupe, les efforts appliqués sur la plateforme sont transformés en charges électriques par les capteurs piézoélectriques. Ces charges sont amplifiées par un amplificateur de signaux, puis transmises à un PC équipé d'une carte d'acquisition dédiée. Le logiciel DYNOWARE analyse et traite ces signaux, ce qui permet de déterminer les composantes des efforts générées lors du tournage en trois dimensions (**Figure II.7**).

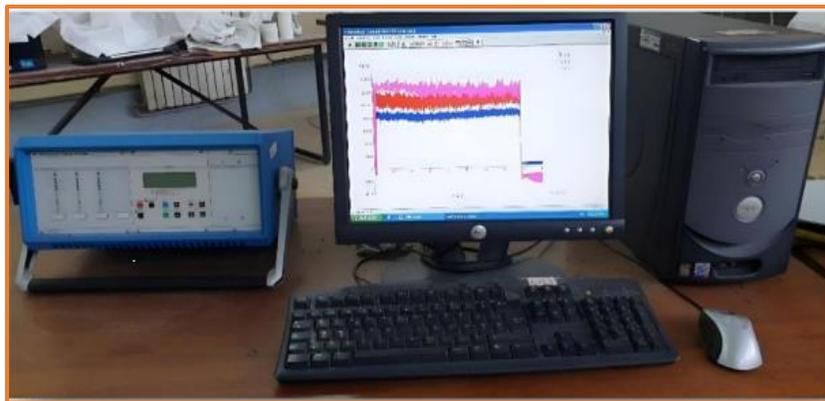


**Figure II.6** Dynamomètre (KISTLER9257 B).



**Figure II.7** Ordinateur d'acquisition contrôlé par (DYNOWARE).

La figure II.8 illustre un exemple de mesures obtenues à l'aide du logiciel, affichant les courbes des trois composantes de l'effort de coupe : la composante axiale ( $F_x$ ), la composante radiale ( $F_y$ ) et la composante tangente ( $F_z$ ).



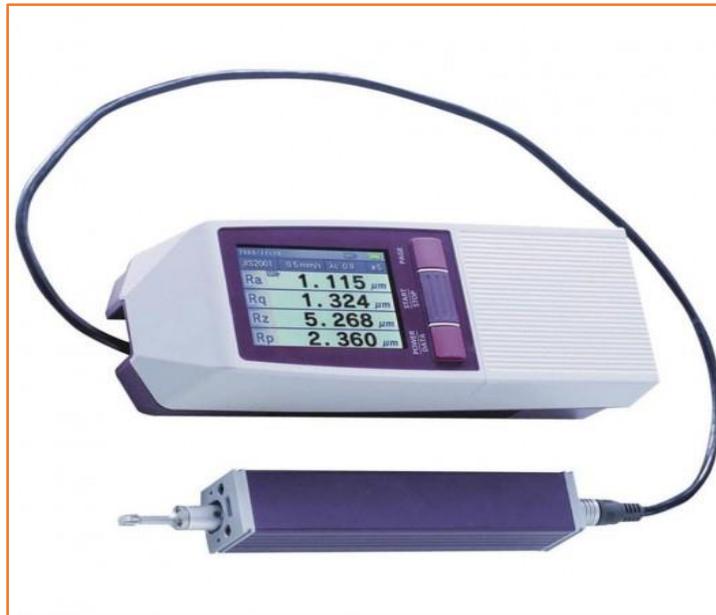
**Figure II.8** Exemple d'acquisition du DYNOWARE.

### II.3.2 Rugosimètres 2D et 3D pour l'Analyse de la Rugosité de Surface

#### a) Rugosimètre 2D

Dans le contexte de l'analyse rigoureuse des paramètres de rugosité comme  $R_a$ ,  $R_z$  et  $R_t$ , le Rugosimètre 2D utilisé était le SurfTest 210 de Mitutoyo (Figure II.9). Cet instrument, muni d'une mini pointe en diamant d'environ  $5 \mu\text{m}$ , réalise un déplacement linéaire axialement sur la surface usinée. La

longueur de palp (Cut-off) était fixée à 4 mm, avec une base de 0.8 mm (0.8x5). Sa plage de mesure s'étend de 0.05 à 40  $\mu\text{m}$  pour Ra, et de 0.3 à 160  $\mu\text{m}$  pour (Rt et Rz). Les paramètres de rugosité sont obtenus immédiatement après chaque passage de l'outil, sans nécessiter de démontage de la pièce, assurant ainsi une précision et une fiabilité conformes à la norme ISO 4287. Trois mesures ont été effectuées le long de trois lignes distinctes du cylindre axial, espacées de 120°, pour garantir une représentativité complète des variations de rugosité.



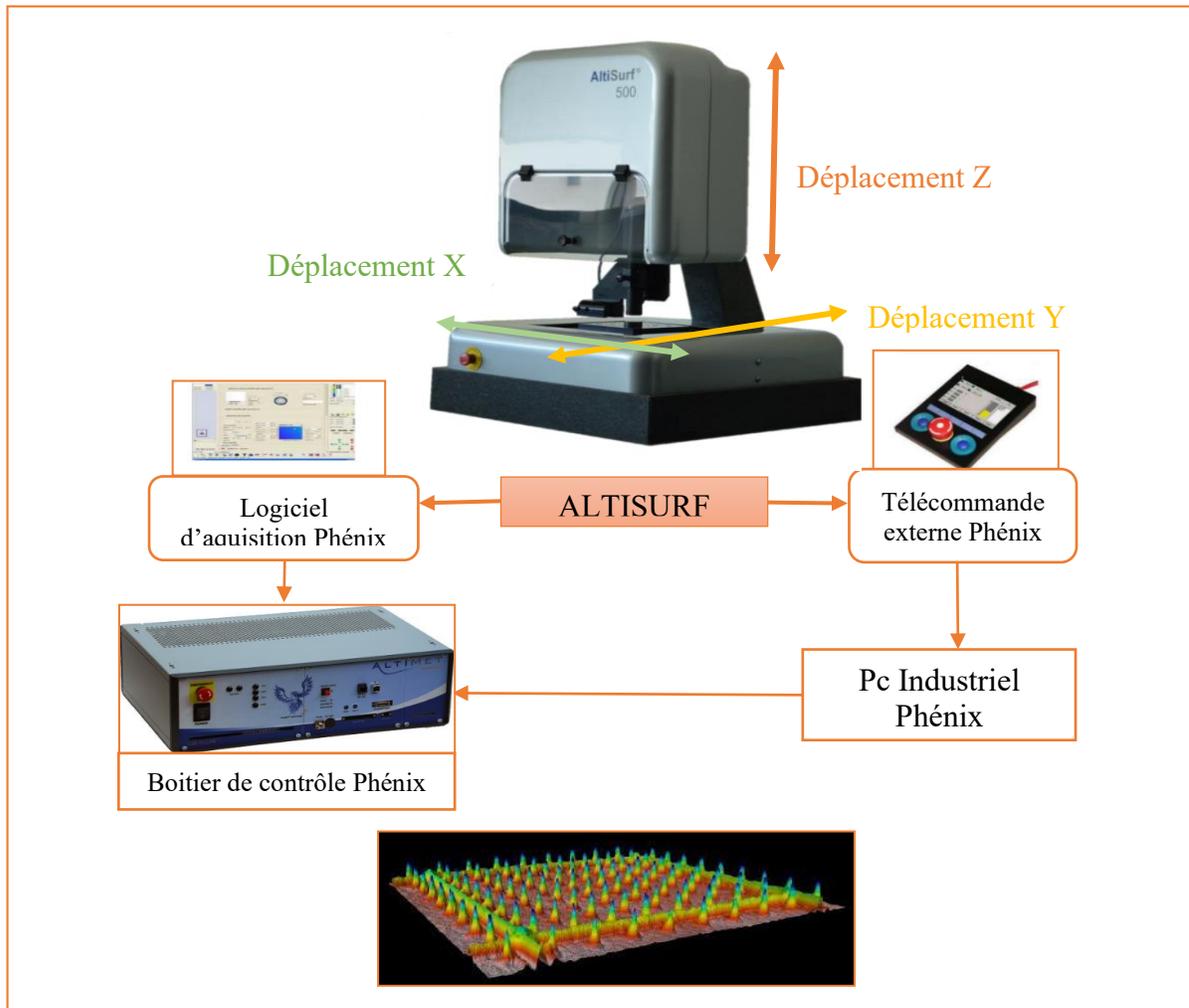
**Figure II.9** Rugosimètre 2D Mitutoyo 210.

### **b) Rugosimètre 3D**

Afin d'avoir une analyse détaillée de la topographie en trois dimensions des surfaces usinées, l'AltiSurf® 500 a été utilisé, un système optique multi-capteur dédié à la métrologie. Cet appareil permet des mesures optiques précises sur une large gamme de surfaces, incluant celles rugueuses, transparentes, noires ou polies. Sa configuration standard comprend une base en granite et un ensemble de déplacement motorisé offrant une haute précision sur les axes X et Y, facilitant ainsi la manipulation des échantillons pour les mesures.

L'AltiSurf® 500 fonctionne en capturant des séries de profils qui sont ensuite assemblés automatiquement pour fournir une représentation complète de la morphologie des pièces et des matériaux étudiés. Cette approche permet une analyse approfondie des paramètres liés à la tribologie, à la rugosité, aux dimensions et aux formes, répondant ainsi aux exigences rigoureuses des applications en laboratoire

et industrielles. La **figure II.10** montre la chaîne de mesure en 3D, incluant les composants essentiels comme le boîtier de contrôle Phénix, une télécommande externe, le logiciel d'acquisition Phénix et le logiciel d'analyse Altimap, assurant une intégration harmonieuse et une interprétation précise des données métrologiques obtenues.



**Figure II.10** Chaîne de mesure de la rugosité en 3D.

### II.3.3 Autres Équipements

En complément des instruments principaux, plusieurs équipements ont été utilisés pour le suivi et la mesure des opérations d'usinage :

- Chronomètre : Utilisé pour enregistrer précisément le temps d'usinage, permettant ainsi de quantifier les performances temporelles des processus.
- Pied à coulisse : Cet instrument a été employé pour mesurer avec précision le diamètre de la pièce, assurant une vérification rigoureuse des dimensions finales.

- Caméra thermique infrarouge (Figure II.11)

Ces équipements complémentaires jouent un rôle crucial dans la supervision et la mesure des paramètres essentiels tout au long des opérations d'usinage, contribuant à garantir la qualité et la précision des produits finis.



Figure II.11 Caméra thermique infrarouge.

#### II.4 Planification des expériences

Dans le contexte de cette recherche, trois séries d'expériences ont été menées. Une première série a été consacrée aux essais paramétriques qui permettent une analyse approfondie de l'influence de chaque paramètre sur les critères de rugosité et des composantes des efforts de coupe. Le tableau II.2 résume les conditions choisies dans cette partie.

La deuxième série d'essais a été réalisée en utilisant une conception expérimentale multifactorielle de type Taguchi L<sub>32</sub>. Cette partie a été choisie principalement dans l'optique de réaliser une analyse ANOVA. Avec trois facteurs et quatre niveaux de variation pour chacun ( $V_c$ ,  $f$  et  $a_p$ ). En revanche, le quatrième facteur (le rayon du bec de l'outil ( $r$ )) ne varie que deux fois. Le tableau II.3 montre les facteurs d'entrée et leurs niveaux. Ces valeurs sont choisies en fonction des recommandations

du fabricant de l'outil de coupe et du couple outil/matériau. Les paramètres de performance mesurés et évalués dans cette étude ( $R_a$ ), ( $F_x$ ,  $F_y$  et  $F_z$ ) et ( $E_c$ ).

**Tableau II.2** Conditions de coupe pour les essais paramétriques.

Intervalle de variation du facteur	Vc (m/min) [100; 250]	f (mm/tour) [0.08; 0.22]	ap (mm) [0.5; 2]	r (mm) [0.4; 0.8]
<b>Conditions</b>	r= 0.8 mm f= 0.08 mm/tour ap= 1.5 mm	r= 0.8 mm ap= 1.5 mm Vc= 180 m/min	r= 0.8 mm f=0.08mm/tour Vc= 180 m/min	ap= 1.5 mm f= 0.08 mm/tour Vc= 180 m/min

**Tableau II.3** Facteurs d'entrée et leurs niveaux pour le plan de Taguchi L32.

NIVEAU	r (mm)	Vc (m/min)	ap (mm)	f (mm/tour)
1	0.4	120	0.5	0.8
2	0.8	160	1	0.12
3	/	200	1.5	0.16
4	/	240	2	0.2

Une troisième série d'expérience a été consacrée à un plan d'expérience de Taguchi L18. Ce plan a été choisi afin d'étudier l'influence des plaquettes en Diamant sur les performances technologiques tels que,  $R_a$ ,  $F_z$  et  $P_c$  lors de l'usinage du POM C GF25%. Ce plan comprend la variation de quatre facteur principaux (r, f, Vc et ap) sur les paramètres de sortie ( $R_a$ ,  $F_z$ ,  $P_c$  et Q). Chaque facteur a été évalué à plusieurs niveaux de variation : le facteur (r) a été évalué à deux niveaux : niveau inférieur (-1) et supérieur (+1), tandis que les facteurs (f, ap et Vc) ont été évalués à trois niveaux (1, 2, et 3). La matrice de planification illustre les diverses combinaisons des facteurs de base, formant ainsi les différents régimes de coupe. (Tableau II.4 et Tableau II.5).

Tableau II.4 Matrice de planification pour un plan de Taguchi L<sub>18</sub> (2<sup>1</sup>, 3<sup>3</sup>).

N° d'Essai	r (mm)	Vc (m/min)	f (mm/tour)	ap (mm)
	Valeurs codifiées des facteurs			
	X1	X2	X3	X4
1	-1	1	1	1
2	-1	1	2	2
3	-1	1	3	3
4	-1	2	1	1
5	-1	2	2	2
6	-1	2	3	3
7	-1	3	1	2
8	-1	3	2	3
9	-1	3	3	1
10	+1	1	1	3
11	+1	1	2	1
12	+1	1	3	2
13	+1	2	1	2
14	+1	2	2	3
15	+1	2	3	1
16	+1	3	1	3
17	+1	3	2	1
18	+1	3	3	2

Tableau II.5 Matrice de planification avec valeurs réels (non codifié).

N° d'Essai	Valeurs non codifiées			
	r (mm)	Vc (m/min)	f (mm/tour)	ap (mm)
1	0.4	100	0.08	0.5
2	0.4	100	0.12	1
3	0.4	100	0.16	1.5
4	0.4	200	0.08	0.5
5	0.4	200	0.12	1
6	0.4	200	0.16	1.5
7	0.4	300	0.08	1
8	0.4	300	0.12	1.5
9	0.4	300	0.16	0.5
10	0.8	100	0.08	1.5
11	0.8	100	0.12	0.5
12	0.8	100	0.16	1
13	0.8	200	0.08	1
14	0.8	200	0.12	1.5
15	0.8	200	0.16	0.5
16	0.8	300	0.08	1.5
17	0.8	300	0.12	0.5
18	0.8	300	0.16	1

## II.5 Démarche scientifique

Les paramètres clés du processus d'usinage, notamment ( $r$ ,  $V_c$ ,  $a_p$  et  $f$ ), sont choisis comme des variables indépendantes. Alors que la rugosité de surface, l'effort de coupe, l'énergie de coupe, la puissance de coupe et le débit de copeaux enlevés sont traités comme des variables dépendantes. Les expériences ont été réalisées selon la méthode des plans d'expériences, le plan L32 et le plan L18 ont été utilisés pour évaluer de manière quantitative l'impact des paramètres de coupe sur les performances d'usinage. Les étapes de conception expérimentale et l'analyse statistique des résultats ont été rigoureusement conduites avec l'aide des logiciels spécialisés Design-Expert et MINITAB, qui sont spécifiquement dédiés à cet effet.

La méthodologie suivie pour chaque type d'étude comprend les étapes suivantes :

1. Définition des objectifs des essais.
2. Sélection des variables dépendantes (réponses) et indépendantes (facteurs)
3. Sélection du plan expérimental optimal.
4. Conduite des expériences nécessaires.
5. Détermination des facteurs influents.
6. Construction des modèles prédictifs.
7. Optimisation des paramètres.
8. Validation des résultats.

## II.6 Conclusion

Ce chapitre présente de manière détaillée les différents équipements employés lors de nos essais expérimentaux. Il décrit les matériaux de coupe, les dispositifs de mesure, les conditions opératoires, ainsi que la méthodologie adoptée pour la planification des expériences, reposant sur une approche paramétrique et multifactorielle. Le chapitre suivant (chapitre III) sera consacré à l'analyse de l'usinabilité du polyoxyméthylène renforcé par des fibres de verre (POM C GF25 %). Cette analyse reposera sur une série d'essais paramétriques où un seul paramètre d'entrée sera modifié à la fois, tandis que les autres resteront constants. L'objectif est d'examiner plusieurs critères de performance, notamment la rugosité de surface, l'énergie de coupe, et les efforts de coupe.

*Chapitre*

*III*

*Usinabilité du POM C*

*GF25%*

### III.1 Introduction

Dans cette section, nous détaillons les résultats des essais paramétriques portant sur l'influence des paramètres de coupe ( $V_c$ ,  $f$ ,  $a_p$  et  $r$ ) sur les sorties ( $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ ,  $R_a$  et  $E_c$ ). Les essais de tournage ont été réalisés sur le polymère POM C GF25% en utilisant deux outils de coupe en carbure métallique avec des rayons de 0.4 mm et 0.8 mm. Des analyses sur les phénomènes rencontrés durant l'usinage du polymère POM C GF25%, sont aussi présentées dans ce chapitre.

### III.2 Essais paramétriques

#### III.2.1 Influence des paramètres de coupe sur la rugosité moyenne arithmétique ( $R_a$ )

##### a) Influence de ( $V_c$ )

La figure III.1 résume l'influence ( $V_c$ ) sur le paramètre ( $R_a$ ). Il est observé qu'une augmentation de ( $V_c$ ) entraîne une diminution du paramètre ( $R_a$ ). Lorsque  $V_c$  varie de [100 à 250] m/min, la rugosité ( $R_a$ ) diminue de 15%. Lors de l'usinage de ce polymère à basse vitesse, les copeaux enchevêtrés peuvent s'enrouler autour de la surface de la pièce, entraînant une friction et une dégradation de la surface. Cependant, à des valeurs élevées de  $V_c$ , des copeaux courts et enchevêtrés sont générés, ce qui améliore la qualité de surface. La figure III.2 illustre la morphologie des copeaux obtenus à  $V_c = 120$  m/min et  $V_c = 250$  m/min. Il est observé que pour  $V_c = 120$  m/min, le copeau est complètement continu et enchevêtré, tandis que pour  $V_c = 250$  m/min, le copeau est enchevêtré mais fragmenté. Des observations similaires ont été rapportées par la littérature [61,62] lors de l'usinage des différents types de polymères.

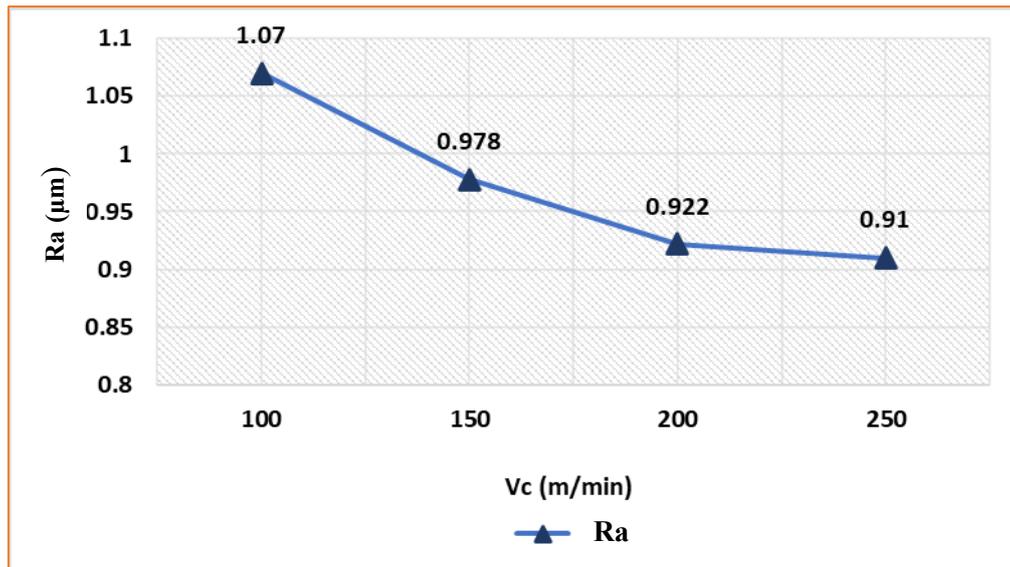


Figure III.1 Influence de ( $V_c$ ) sur ( $R_a$ ).



Figure III.2 Forme de copeau a)  $V_c = 100$  m/min et b)  $V_c = 250$  m/min.

### b) Influence de ( $f$ )

La figure III.3 montre l'influence de ( $f$ ) sur la rugosité ( $R_a$ ). Ce facteur a un effet significatif sur ( $R_a$ ), car son augmentation entraîne une détérioration de la surface usinée. Lorsque ( $f$ ) augmente de ( $0.08$  mm/tour à  $0.22$  mm/tour), la rugosité ( $R_a$ ) augmente de  $1,017$   $\mu\text{m}$  à  $2,061$   $\mu\text{m}$ , représentant une élévation de 50%. La dégradation de la surface usinée avec l'augmentation de  $f$  est liée aux mouvements de l'outil/pièce pendant l'opération de chariotage en tournage [63]. La tendance de la courbe obtenue est en bon accord avec les résultats des études [55, 62] lors de l'usinage de polymères. La figure III.4 représente les

résultats de la topographie 3D d'une surface usinée avec quatre avances afin de compléter cette étude. Il est visible que plus l'avance augmente plus (Ra) augmente.

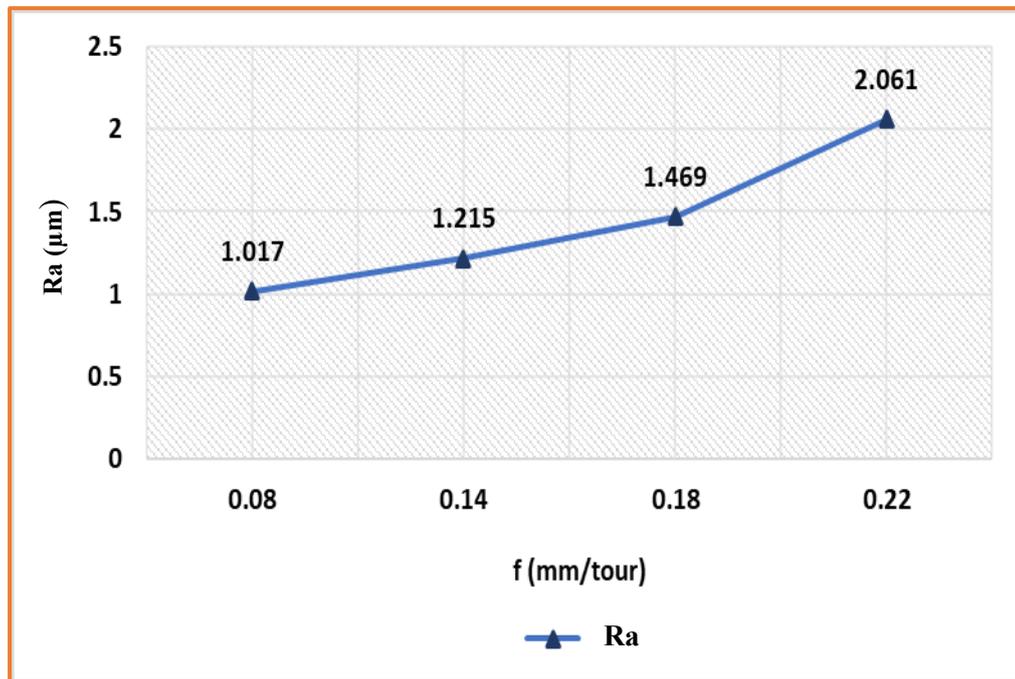


Figure III.3 Influence de (f) sur (Ra).

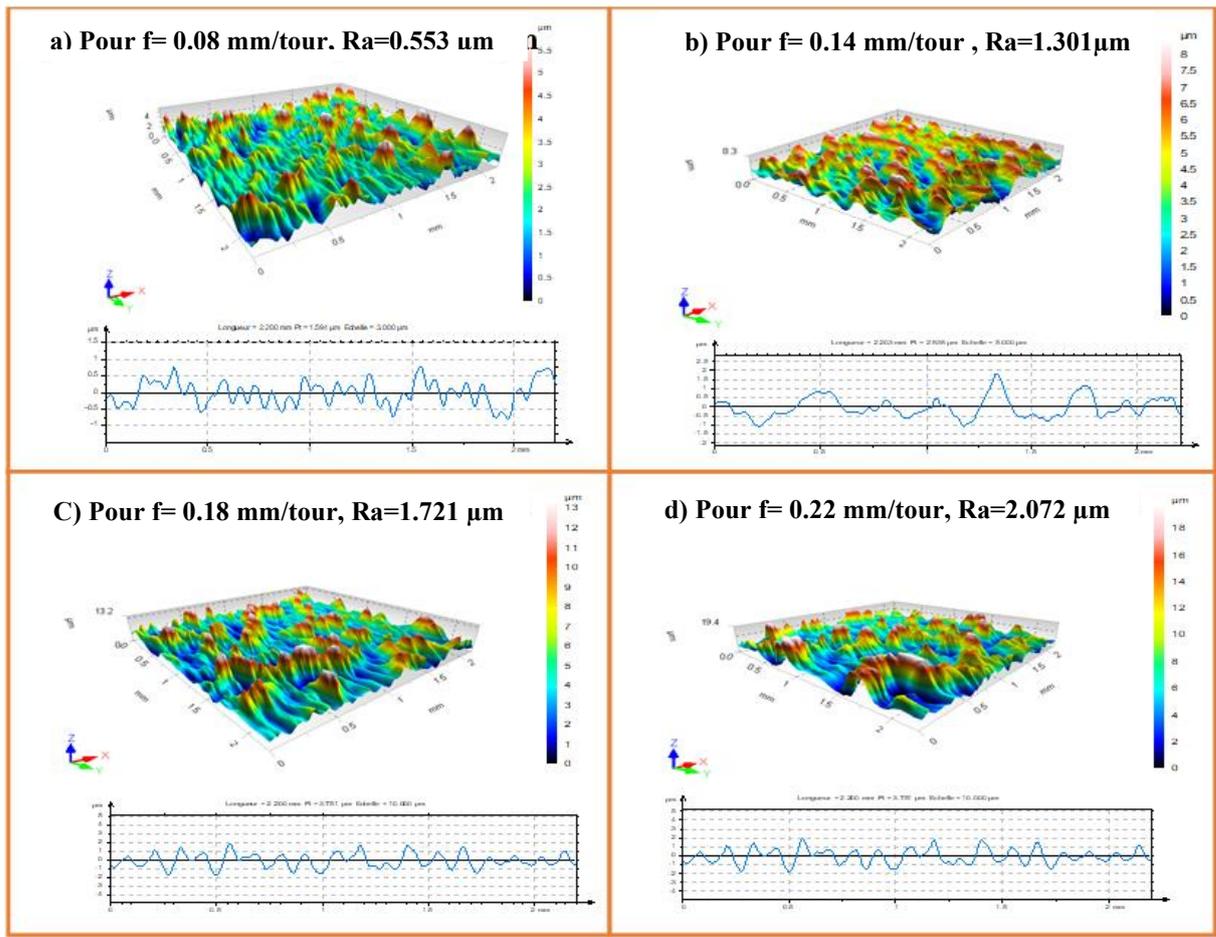


Figure III.4 Topographie d'une surface usinée avec quatre avances.

### c) Influence de (ap)

La figure III.5 présente l'influence de (ap) sur (Ra). Une hausse de (ap) se traduit par une augmentation de (Ra), bien que moins prononcée que l'effet de (f). Augmenter (ap) de 0.5 mm à 2 mm, cela cause une augmentation de 13.8% du paramètre (Ra). Ces résultats sont cohérents avec la recherche de **Aguilera-Ojeda et al [64]**, qui ont étudié l'usinage du UHMWPE. Dans leur étude, ils ont mis en évidence que l'augmentation de la profondeur de passe entraîne une détérioration de la qualité de surface.

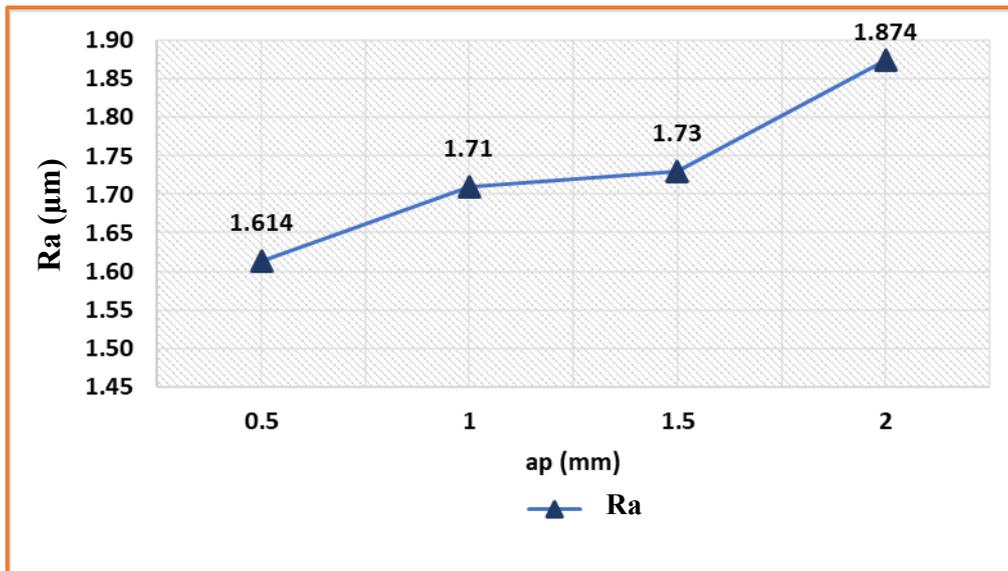


Figure III.5 Influence de (ap) sur (Ra).

**d) Influence de (r)**

La figure III.6 illustre l'influence de (r) sur (Ra), montrant que la meilleure qualité de surface est obtenue avec un rayon de 0.8 mm. L'augmentation de (r) engendre une extension de la zone de contact outil/pièce, favorisant l'écrasement des aspérités et améliorant la finition de surface. Dans cette étude, l'augmentation de (r) de 0.4 mm à 0.8 mm a conduit à une réduction de la rugosité de 28.88 %. Ces résultats sont cohérents avec ceux rapportés par **Singh et al. [65]**. Ils ont étudié l'effet du rayon de bec de l'outil sur la rugosité de surface lors du tournage CNC de l'aluminium 6061. Leur analyse a révélé que la valeur de rugosité réduit avec l'augmentation du rayon de l'outil. Cette tendance s'explique par le fait qu'un rayon de bec plus grand réduit la hauteur des stries générées lors de l'usinage, conduisant à une surface plus lisse.

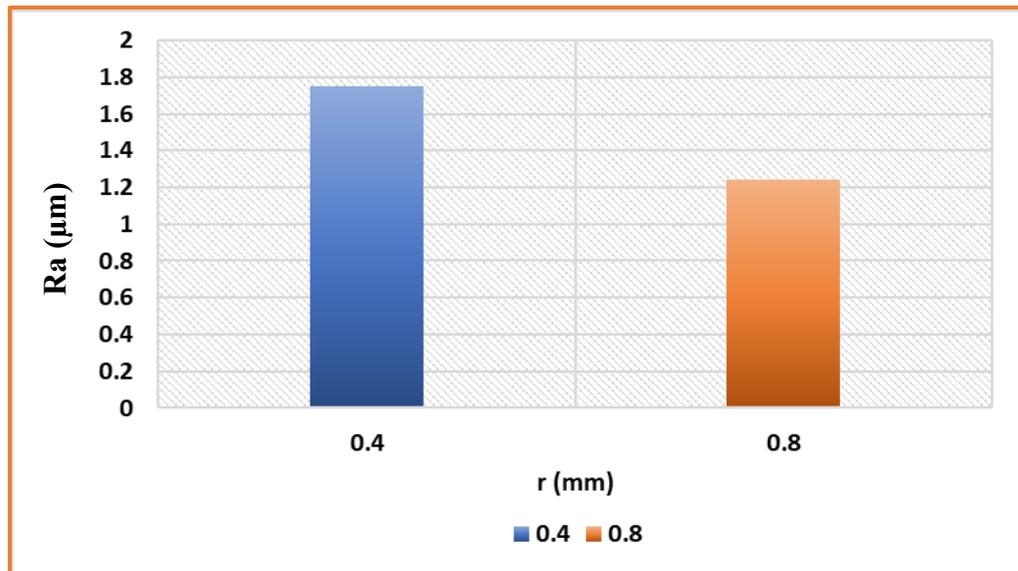


Figure III.6 Influence de (r) sur le paramètre (Ra).

### III.2.2 Effets des paramètres de coupe sur les composantes de l'effort de coupe

#### a) Influence de ( $V_c$ )

La figure III.7 montre l'évolution de ( $F_x$ ,  $F_y$  et  $F_z$ ) lors de l'usinage du POM C GF25% en fonction de ( $V_c$ ). Il est observé qu'à mesure que  $V_c$  augmente ( $F_x$ ,  $F_y$ , et  $F_z$ ) diminuent respectivement de (3,95%, 12,47% et 7,21%). Cela est dû à une augmentation relative de la température pendant le processus de coupe, ce qui entraîne une réduction des propriétés mécaniques du matériau de la pièce et particulièrement la dureté, facilitant le cisaillement des copeaux et réduisant ainsi les efforts de coupe [66]. Pour clarifier ce point, des mesures de température à l'aide d'une caméra thermique ont été effectuées à deux vitesses de coupe 100 et 250 m/min, (Figure III. 8). Il a été constaté que les températures de la surface usinée peuvent atteindre des valeurs de (60,97°C et 75,47°C), respectivement, confirmant les explications données.

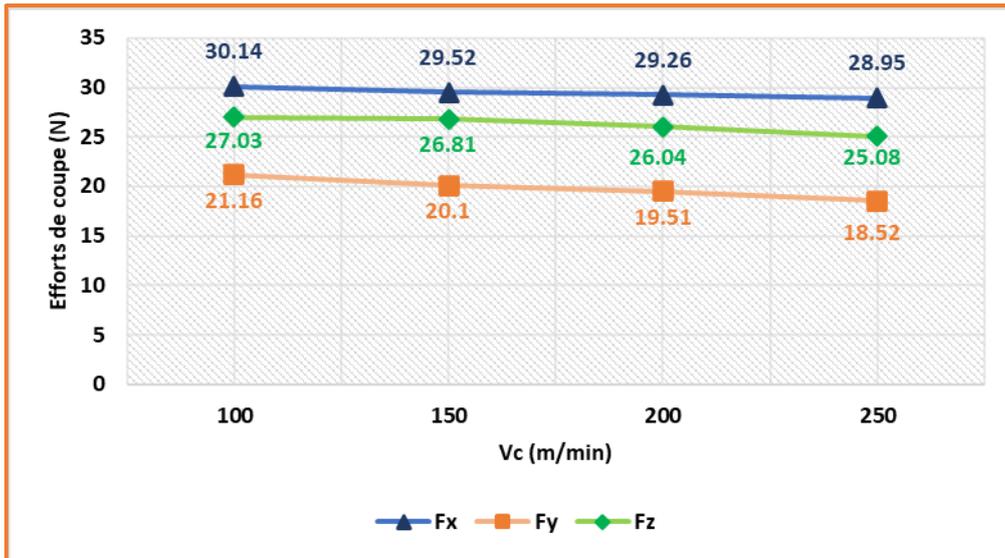


Figure III.7 Influence de ( $V_c$ ) sur ( $F_x$ ,  $F_y$  et  $F_z$ ).



Figure III.8 Températures générées pour a)  $V_c = 100$  m/min et b)  $V_c = 250$  m/min.

### b) Influence de ( $f$ )

La figure III.9 montre l'évolution de ( $F_x$ ,  $F_y$  et  $F_z$ ) lors de l'usinage du POM C GF25% en fonction de ( $f$ ). À mesure que la valeur de  $f$  augmente (0.08 mm/tour à 0.22 mm/tour), ( $F_x$ ,  $F_y$ , et  $F_z$ ) augmentent également de (11.66%, 29.24%, et 40.16%) respectivement. Cette croissance résulte de l'élargissement de la section du copeau soumis au cisaillement, ce qui entraîne une hausse des efforts requis pour enlever la matière. Des études précédentes dans la littérature rapportent des observations comparables [67,68].

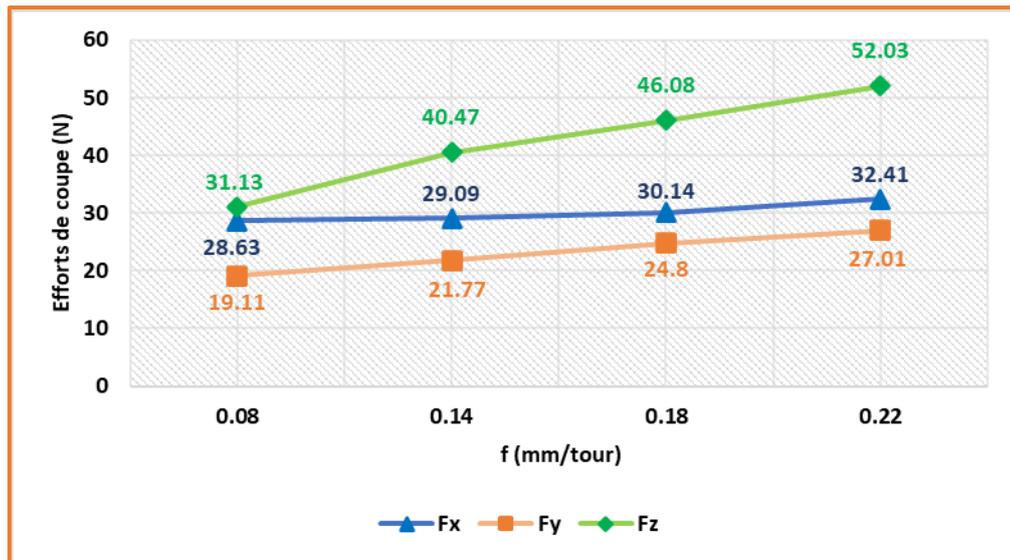


Figure III.9 Influence de (f) sur (Fx, Fy et Fz).

c) Influence de (ap)

La figure III.10 montre l'évolution de (Fx, Fy et Fz) lors de l'usinage du POM C GF25% en fonction de (ap). L'augmentation de (ap) de (0,5 à 2) mm et entraîne des augmentations de (Fx, Fy et Fz) de (70%, 63,60%, et 79%) respectivement. L'analyse des courbes révèle une augmentation progressive des composantes de l'effort (Fx, Fy et Fz) à mesure que (ap) augmente. Cette observation confirme l'importante influence de ce paramètre sur la variation de (Fx, Fy et Fz). Il est à noter que l'augmentation de l'épaisseur du copeau induit une augmentation proportionnelle du volume de matière à usiner, ce qui requiert des efforts de coupe conséquents.

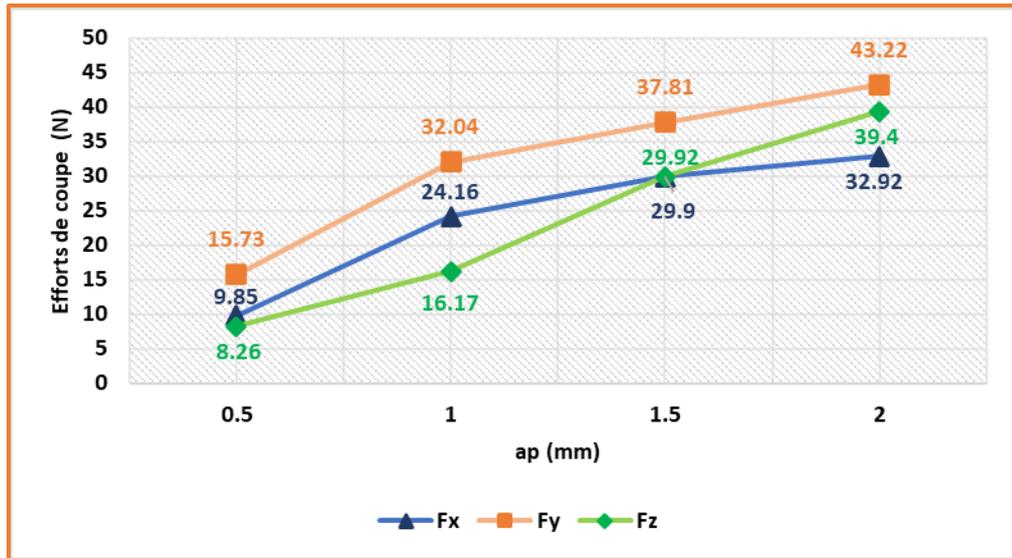


Figure III.10 Influence de (ap) sur (Fx, Fy et Fz).

d) Influence de (r)

La figure III.11 Montre l'évolution des composantes de l'effort de coupe (Fx, Fy et Fz) lors de l'usinage du POM C GF25% en fonction de (r). L'augmentation de (0.4mm à 0.8mm) entraine une augmentation de Fx, Fy et Fz de (16.41%, 22.57%, et 9.78%). Cette augmentation de (r) entraine une hausse de la friction outil/pièce, conduisant ainsi à des efforts de coupe plus importants [69].

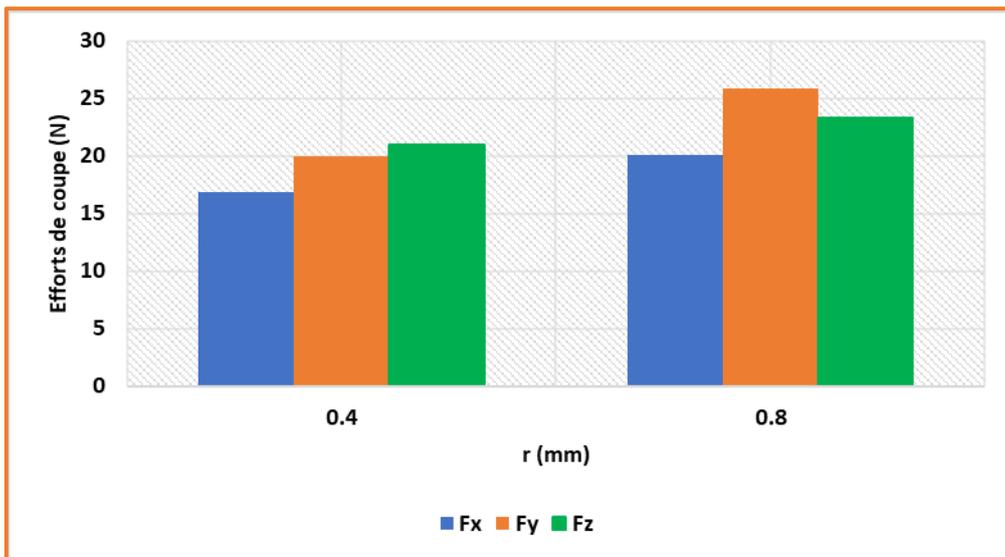


Figure III.11 Influence de (r) sur (Fx, Fy et Fz).

### III.2.3 Effet des paramètres de coupe sur l'énergie de coupe ( $E_c$ )

#### a) Influence de ( $V_c$ )

La figure III.12 montre l'évolution de l'énergie de coupe ( $E_c$ ) lors de l'usinage du POM C GF25% en fonction de ( $V_c$ ).  $E_c$  est calculer suivant l'équation (III.1).

$$E_c (J) = P_c(W) * T_c(\text{min}) * 60 \quad (\text{III.1})$$

$$T_c(\text{min}) = \frac{L(\text{mm})}{N(\text{tour/min}) * f\left(\frac{\text{mm}}{\text{tour}}\right)} = \frac{\pi * D * L}{1000 * f * V_c} \quad (\text{III.2})$$

Où

- L est la longueur usinée (en mm),
- N est la vitesse de rotation de l'outil (en tr/min),
- f (en mm/tour),
- D est le diamètre de la pièce (en mm),
- $V_c$  (en m/min).

Il est observé qu'à mesure que ( $V_c$ ) augmente de 100 à 250 m/min le paramètre ( $E_c$ ) augmente de 45.41%. Cela est dus à une diminution du temps de coupe, entraînant des économies d'énergie, et à une diminution des efforts de coupe à mesure que ( $V_c$ ) augmente.

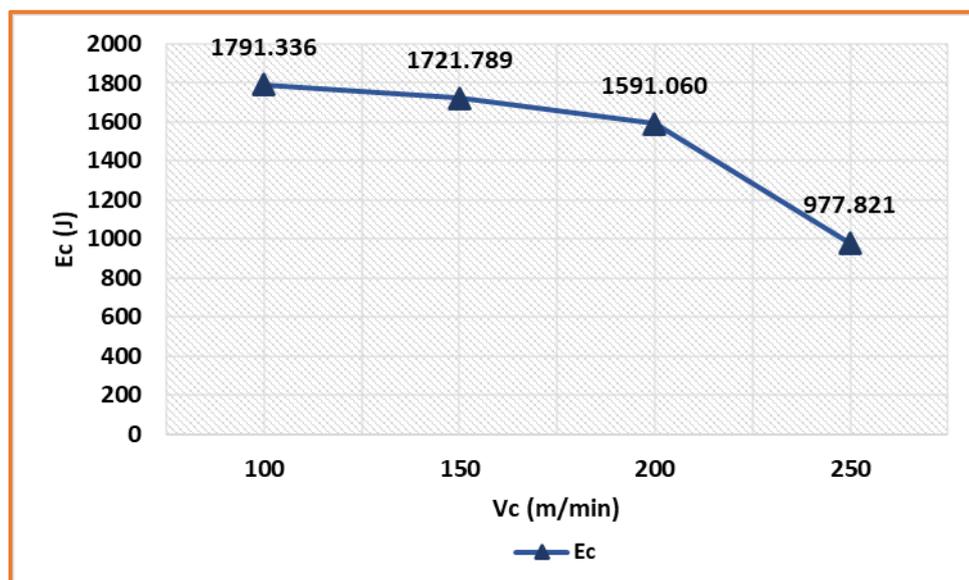


Figure III.12 Influence de ( $V_c$ ) sur ( $E_c$ ).

**b) Influence de (f)**

La figure III.13 montre l'évolution de ( $E_c$ ) lors de l'usinage du POM C GF25% en fonction de (f). Il est observé qu'à mesure que f augmente de 0,08 à 0,22 mm/tour, le paramètre  $E_c$  diminue de 30.58 %. Pour le POM C GF25%, il est probable que l'augmentation de f entraîne une réduction du temps de coupe ( $T_c$ ) plus significative que l'augmentation de la puissance de coupe ( $P_c$ ). Autrement dit, bien que  $P_c$  puisse légèrement augmenter avec f, la diminution de  $T_c$  compense cet effet, ce qui conduit à une réduction globale de  $E_c$ . Cela peut être dû aux facteurs suivants :

- **Meilleure efficacité de coupe** : À des avances plus élevées, la déformation du matériau et la formation des copeaux peuvent être plus efficaces, réduisant ainsi l'énergie nécessaire par unité de matériau enlevé.
- **Réduction des pertes par frottement** : À des avances plus élevées, la surface de contact outil/pièce peut être réduite, diminuant ainsi l'effet du frottement et l'énergie dissipée inutilement.
- **Mécanismes d'enlèvement de matière optimisés** : Lorsque f augmente, le type d'enlèvement de matière peut évoluer vers un régime de coupe plus favorable, nécessitant moins d'énergie pour extraire une même quantité de matériau.

Ces explications montrent comment une augmentation de (f) peut réduire ( $E_c$ ) lors du tournage du POM C GF25%.

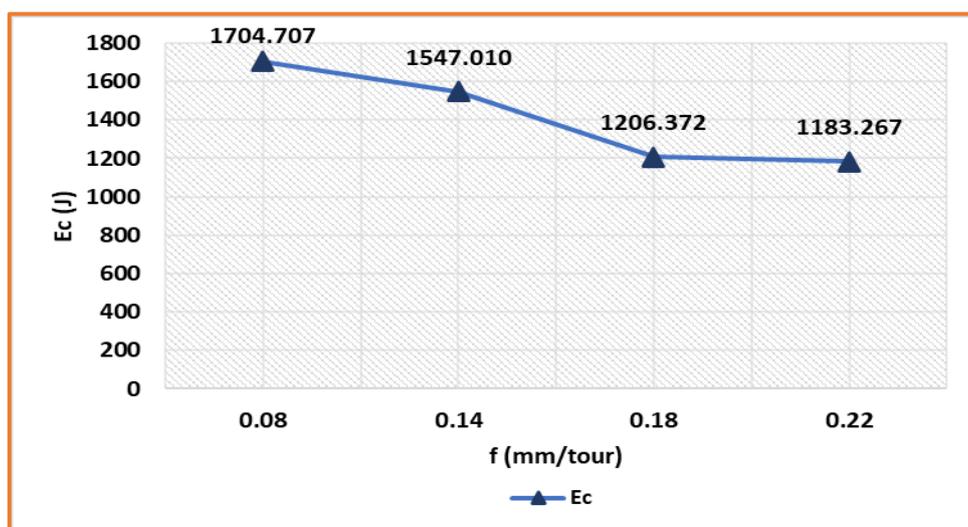


Figure III.13 Influence de (f) sur ( $E_c$ ).

**c) Influence de (ap)**

La figure III.14 montre l'évolution de l'énergie de coupe ( $E_c$ ) lors de l'usinage du POM C GF25% en fonction de (ap). L'analyse de ces résultats montre que l'augmentation de (ap) conduit à une élévation de ( $E_c$ ) de 71,15%. Cette augmentation est attribuée à des efforts de coupe plus élevés, entraînant une puissance de coupe plus élevée et donc une énergie de coupe plus élevée, car dans ce cas-là, le temps d'usinage reste constant. Il est également à noter que la valeur maximale de ( $E_c = 2320,852$  J) est atteinte lorsque (ap = 2 mm).

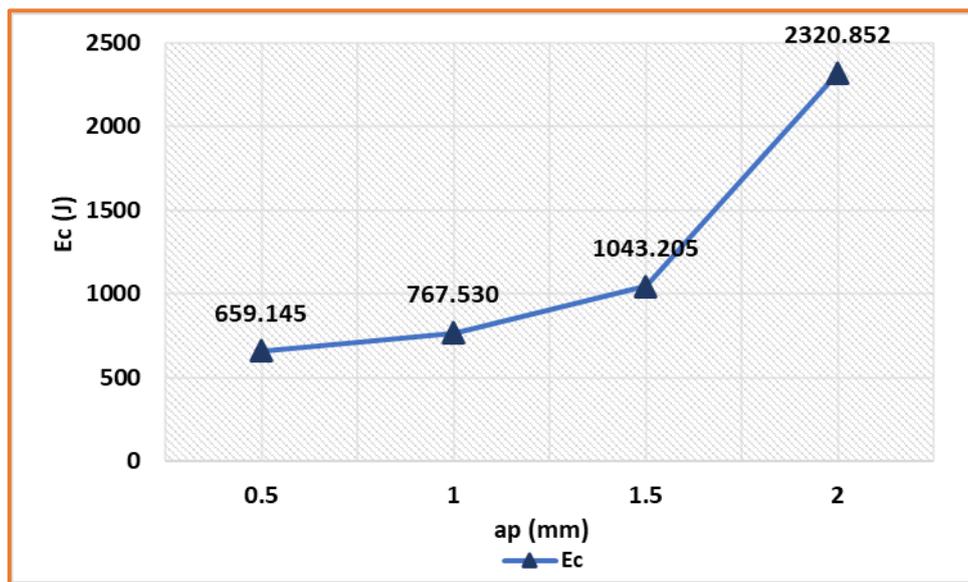


Figure III.14 Influence de (ap) sur ( $E_c$ ).

**d) Influence de (r)**

La figure III.15, montre l'évolution de ( $E_c$ ) lors de l'usinage du POM C GF25% en fonction de (r). Il est observé que l'augmentation de (r) conduit à une élévation de ( $E_c$ ) de 10,85%. En augmentant le (r), la zone de contact outil/pièce augmente. Ce qui requiert plus d'énergie pour enlever ce matériau. Les résultats obtenus sont en bon accord avec l'étude de Camposeco [70].

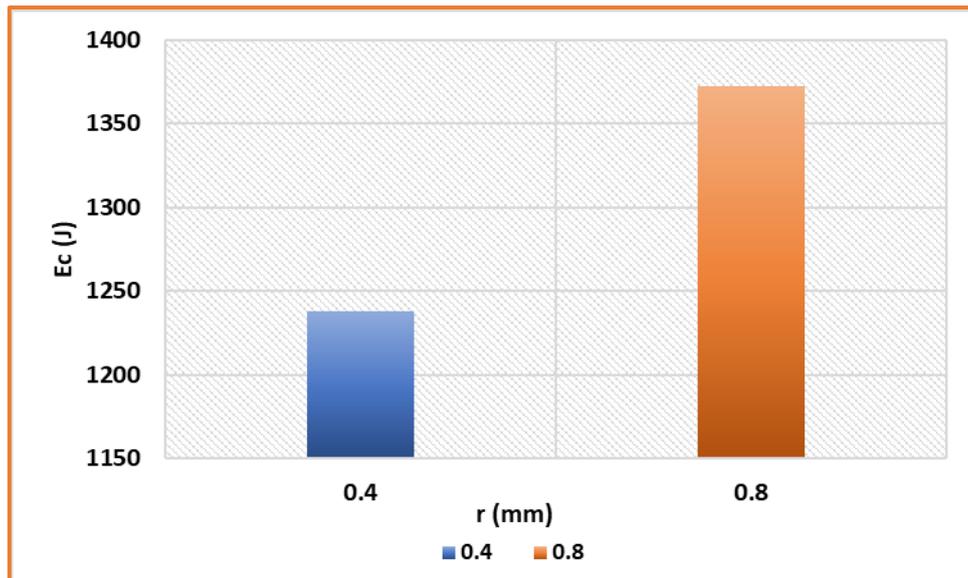


Figure III.15 Influence de (r) sur (Ec).

### III.3 Conclusion

Ce chapitre a été conçu pour analyser l'usinabilité du POM C GF25% à l'aide de deux outils de coupe en carbure, avec des rayons de 0.4 mm et 0.8 mm. Des essais expérimentaux ont été réalisés afin d'étudier l'influence des paramètres de coupe, tels que ( $V_c$ ,  $f$ ,  $a_p$  et  $r$ ) sur les sorties ( $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ ,  $E_c$  et  $R_a$ ). Les résultats indiquent que ( $f$ ) exerce l'influence la plus significative sur l'état de surface, suivie par ( $r$ ,  $V_c$  et  $a_p$ ). En parallèle, l'augmentation de ( $f$  et  $a_p$ ) affecte fortement ( $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ ), tandis que le rayon de l'outil joue un rôle secondaire. La vitesse de coupe, quant à elle, tend à réduire ces efforts en facilitant le cisaillement des copeaux et en altérant les propriétés mécaniques du matériau sous l'effet thermique. Le chapitre IV sera consacré à une étude de modélisation basée sur les méthodes RSM et ANN, dans le but de développer des modèles prédictifs fiables.

*Chapitre*

*IV*

*Modélisation du  
procédé de tournage  
par les méthodes RSM  
et ANN*

## IV.1 Introduction

Ce chapitre est une modélisation du processus de tournage du POM C GF25%, en utilisant deux outils de coupe en carbure avec des rayons de 0.4 mm et 0.8 mm. L'objectif est d'établir des modèles de prédiction issus des plans d'expérience entre les paramètres d'entrée du procédé de coupe ( $r$ ,  $ap$ ,  $f$ ,  $V_c$ ) et les paramètres technologiques de performance comme ( $F_z$ ,  $R_a$ ,  $E_c$  et  $Q$ ). La méthode (RSM), combinée à une analyse de variance (ANOVA), a été employée pour quantifier l'influence des différents paramètres d'usinage et de développer des modèles prédictifs. En complément, des modèles alternatifs ont été générés en utilisant la méthode des réseaux neuronaux artificiels (ANN). Le chapitre s'achève par une comparaison des résultats obtenus à l'aide des méthodes (RSM et ANN).

## IV.2 Analyse statistique et modélisation

Pour examiner l'effet des paramètres de coupe tels que ( $r$ ,  $V_c$ ,  $f$  et  $ap$ ) sur les critères technologiques comme ( $F_z$ ,  $SR$  et  $E_c$ ), un plan d'expérience de Taguchi  $L_{32}$  (32 essais) a été utilisé. L'évaluation des données issues de ce plan permettra d'identifier et de quantifier les relations entre les paramètres de coupe et les performances technologiques mesurées. En outre, cette approche servira à développer des modèles statistiques afin de mieux comprendre et prédire ces relations.

### IV.2.1 Analyse de la variance (ANOVA)

L'analyse ANOVA est utilisée pour interpréter et classer les résultats expérimentaux en fonction des paramètres d'entrée ( $r$ ,  $ap$ ,  $f$  et  $V_c$ ), en identifiant leur influence sur les paramètres de sortie. Dans cette étude, l'analyse statistique a été effectuée en adoptant ( $\alpha$ ) un seuil de signification fixé à 0,05, correspondant à un niveau de confiance de 95 %. Une relation est considérée comme statistiquement significative lorsque la valeur  $P$  obtenue à partir du tableau ANOVA est inférieure à ce seuil ( $\alpha$ ) [71,72]. Le tableau IV.1 présente les résultats expérimentaux pour les paramètres technologiques ( $R_a$ ,  $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ ,  $E_c$  et  $Q$ ) en fonction des conditions de coupe représentées par ( $r$ ,  $V_c$ ,  $f$  et  $ap$ ) selon le plan expérimental Taguchi  $L_{32}$ .

Il convient de souligner que l'énergie de coupe ( $E_c$ ) a été calculée à partir de l'équation IV.1 [49], qui relie ( $F_z$ ) mesuré, ( $V_c$ ) choisie, et le temps de coupe ( $t_c$ ). L'équation pour l'énergie de coupe est la suivante :

$$E_c(J) = F_z(N) \times V_c \left( \frac{m}{min} \right) \times t_c(min) \quad IV.1$$

Le temps de coupe ( $t_c$ ) est déterminé par la relation suivante :

$$t_c = \frac{L(mm)}{f \left( \frac{tour}{min} \right) \times N \left( \frac{mm}{tour} \right)} = \frac{\pi \times D \times L}{1000 \times f \times V_c} \quad IV.2$$

Où : L est la longueur de coupe, et N est la vitesse de rotation de la pièce (en mm/tour).

Le débit de copeaux enlevés (Q) est calculé par l'équation IV.3 [73].

$$Q [\text{mm}^3/\text{s}] = 1000 \times Vc \times f \times ap/60 \quad \text{IV.3}$$

**Tableau IV.1** Résultats expérimentaux des paramètres de performance selon Taguchi L<sub>32</sub>.

N°	Facteurs d'entrées				Facteurs de sorties					
	r (mm)	Vc (m/min)	ap (mm)	f (mm/tour)	Ra (µm)	Fx (N)	Fy (N)	Fz (N)	Ec (J)	Q (cm <sup>3</sup> /min)
1	0.4	120	0.5	0.08	1.805	6.74	7.700	8.340	491.266	4.8
2	0.4	120	1	0.12	2.136	14.37	10.510	21.340	838.019	14.4
3	0.4	120	1.5	0.16	2.336	24.85	15.270	43.160	1271.166	28.8
4	0.4	120	2	0.2	3.111	32.74	22.550	65.710	1548.255	48
5	0.4	160	0.5	0.08	1.592	7.39	6.980	6.570	387.004	6.4
6	0.4	160	1	0.12	1.961	15.02	10.920	22.230	872.970	19.2
7	0.4	160	1.5	0.16	2.236	21.58	15.410	41.330	1217.268	38.4
8	0.4	160	2	0.2	3.077	29.91	22.980	58.590	1380.494	64
9	0.4	200	1	0.08	1.532	13.49	10.590	10.060	592.582	16
10	0.4	200	0.5	0.12	1.759	6.39	8.220	7.940	311.803	12
11	0.4	200	2	0.16	2.458	27.97	19.790	47.810	1408.120	64
12	0.4	200	1.5	0.2	2.801	23.98	18.470	45.900	1081.493	60
13	0.4	240	1	0.08	1.254	10.95	8.980	12.730	749.858	19.2
14	0.4	240	0.5	0.12	1.617	7.39	9.160	6.840	268.606	14.4
15	0.4	240	2	0.16	2.334	30.20	21.570	50.640	1491.471	76.8
16	0.4	240	1.5	0.2	2.972	24.57	19.610	40.680	958.499	72
17	0.8	120	2	0.08	1.623	37.02	21.710	43.290	2549.991	19.2
18	0.8	120	1.5	0.12	1.900	26.35	20.212	42.040	1650.906	21.6
19	0.8	120	1	0.16	2.112	20.53	17.840	36.930	1087.678	19.2
20	0.8	120	0.5	0.2	2.280	11.51	14.780	25.110	591.640	12
21	0.8	160	2	0.08	1.215	33.59	21.160	44.790	2638.348	25.6
22	0.8	160	1.5	0.12	1.366	26.46	19.900	35.860	1408.218	28.8
23	0.8	160	1	0.16	2.012	24.28	17.660	35.840	1055.575	25.6
24	0.8	160	0.5	0.2	2.133	10.47	14.550	27.170	640.178	16
25	0.8	200	1.5	0.08	1.137	27.32	18.290	29.280	1724.734	24
26	0.8	200	2	0.12	1.484	38.42	22.900	56.030	2200.292	48
27	0.8	200	0.5	0.16	1.562	9.02	14.760	22.550	664.152	16
28	0.8	200	1	0.2	1.861	20.26	16.100	36.570	861.660	40
29	0.8	240	1.5	0.08	1.135	22.63	16.110	27.320	1609.280	28.8
30	0.8	240	2	0.12	1.350	33.44	23.320	46.060	1808.771	57.6
31	0.8	240	0.5	0.16	1.335	14.46	12.730	23.510	692.426	19.2
32	0.8	240	1	0.2	1.694	23.43	16.850	36.100	850.586	48

Le tableau IV.2 présente les résultats de l'ANOVA pour (Ra), Il en ressort que le facteur (f) est de loin le plus significatif, avec une contribution majeure de 53.50 %, suivi par (r) avec un taux de contribution de 25.01 %, et (Vc) avec 9.08 % de contribution. D'autre part, les interactions entre les paramètres, notamment (r\*Vc), (r\*f), (Vc\*ap), et (f\*ap), bien que significatives, présentent des contributions plus modestes. Ces résultats corroborent les conclusions de l'étude de Chabbi et al. [51] et de Mahir Akgun et al. [74], qui avaient mis en

évidence l'importance de l'avance dans l'usinage des matériaux polymères. En effet, ces données soulignent l'importance d'un contrôle précis de l'avance lors du processus d'usinage pour minimiser la rugosité de surface, tandis que les autres facteurs et interactions jouent un rôle secondaire.

Le tableau **IV.3** expose les résultats de l'ANOVA pour (**Ec**). Ils montrent que le facteur (**ap**) est le plus déterminant, avec une contribution écrasante de 75.05 %. Suivie du facteur (**r**) avec une influence moins importante de 14.11%. Les autres facteurs, à savoir (**f**, et **Vc**), ont des contributions respectives de 4.42 % et 1.70 %, démontrant un impact beaucoup plus modéré. Tandis que les autres termes restent insignifiants, seule l'interaction **f\*ap** se révèle significative, avec une contribution modeste de 1.33 %. Ces résultats confirment que la profondeur de passe est cruciale dans la réduction de l'énergie de coupe, un constat également mis en avant par des études antérieures comme celle de Fetecau et al. [75]. Une gestion adéquate de la profondeur de passe peut ainsi contribuer de manière substantielle à l'optimisation de l'énergie de coupe dans les processus d'usinage.

Le tableau **IV.4** présente les résultats de l'ANOVA pour (**Fx**, **Fy**, et **Fz**). Concernant **Fx** et **Fy**, il est évident que le facteur (**ap**) joue le rôle le plus déterminant, avec des contributions respectives de 87.55 % et 70.75 %. Ce facteur est suivi par (**r**) avec 7.47 % pour (**Fx**) et 14.70 % pour (**Fy**), tandis que (**f**) contribue de manière plus modeste, avec seulement 0.76 % pour **Fx** et 10.37 % pour **Fy**. Les autres termes, incluant les interactions entre les facteurs, qui n'ont que peu ou pas d'influence significative sur ces deux composantes de l'effort de coupe. En ce qui concerne **Fz**, les résultats de l'ANOVA montrent que (**ap**) reste le facteur dominant, avec une contribution de 71.31 %. Vient ensuite **f**, qui influe à hauteur de 21.75 %, suivi de **r** avec 2.45 %, et enfin **Vc** avec une contribution marginale de 1.61 %. Ces résultats sont en accord avec ceux obtenus dans l'étude menée par Alateyah et al. [76], qui soulignent également l'importance de (**ap**) dans l'augmentation des efforts de coupe. Confirmant ainsi la robustesse des conclusions obtenues et renforçant l'idée que l'optimisation des paramètres d'usinage, en particulier (**ap**), est essentielle pour améliorer la performance des processus.

La figure **IV.1** présente les graphiques des effets principaux pour (**Ra**, **Fx**, **Fy**, **Fz** et **Ec**) en fonction de (**r**, **Vc**, **f** et **ap**). En général, la pente des courbes est un bon indicateur pour estimer l'influence d'un facteur donné. Ainsi, plus la pente est forte, plus l'influence de ce facteur est importante. Dans ce cas, l'influence maximale sur (**Ra**) est attribuée à (**f**), tandis que les paramètres **Fx**, **Fy**, **Fz** et **Ec** sont largement affectés par (**ap**). Ces résultats sont en bon accord avec les conclusions des analyses ANOVA.

Tableau IV.2 ANOVA Pour (Ra).

Factors	Source	SS	DF	MS	F-value	P-value	Cont%
Ra	Model	9.323	10	0.93231	63.02	<0.0001	96.77%
	A-r	2.409	1	0.47731	32.26	<0.0001	25.01%*
	B-Vc	0.874	1	0.87486	59.13	<0.0001	9.08%*
	C-f	5.154	1	1.64480	111.17	<0.0001	<b>53.50%*</b>
	D-ap	0.509	1	0.00735	0.50	0.489	5.29%
	AB	0.096	1	0.14054	9.50	0.006	1.00%*
	AC	0.109	1	0.16451	11.12	0.003	1.14%*
	AD	0.0004	1	0.00231	0.16	0.697	0.00%
	BC	0.008	1	0.00856	0.58	0.455	0.09%
	BD	0.090	1	0.09070	6.13	0.022	0.94%*
	CD	0.068	1	0.06846	4.63	0.043	0.71%*
	Residual	0.310	21	0.01479			3.23%
Total	9.633	31				100.00%	
*	Paramètres signifiant						

Tableau IV.3 ANOVA Pour (Ec).

Factors	Source	SS	DF	MS	F-value	P-value	Cont%
Ec	Model	11121225	10	1112122	94.10	<0.0001	97.82%
	A-r	1604540	1	177778	15.04	0.001	14.11%*
	B-Vc	192758	1	192758	16.31	0.001	1.70%*
	C-f	502040	1	153491	12.99	0.002	4.42%*
	D-ap	8532511	1	2327262	196.92	<0.0001	<b>75.05%*</b>
	AB	1852	1	5577	0.47	0.500	0.02%
	AC	75475	1	46220	3.91	0.061	0.66%
	AD	6474	1	646	0.05	0.817	0.06%
	BC	29705	1	29705	2.51	0.128	0.26%
	BD	25110	1	25110	2.12	0.160	0.22%
	CD	150759	1	150759	12.76	0.002	1.33%*
	Residual	248189	21	11819			2.18%
Total	11369414	31				100.00%	
*	Paramètres signifiant						

Tableau IV.4 ANOVA pour (Fx, Fy et Fz).

Factors	Source	SS	DF	MS	F-value	P-value	Cont%
Fx	Model	2714.74	10	2714.74	75.79	<0.0001	97.30%
	A-r	208.34	1	92.78	25.90	<0.0001	7.47%*
	B-Vc	3.30	1	3.30	0.92	0.348	0.12%
	C-f	21.22	1	26.77	7.47	0.012	0.76%*
	D-ap	2442.73	1	854.34	241.31	<0.0001	<b>87.55%*</b>
	AB	1.35	1	0.43	0.12	0.731	0.05%
	AC	0.00	1	0.60	0.17	0.686	0.00%
	AD	17.81	1	9.39	2.62	0.120	0.64%
	BC	10.43	1	10.43	2.91	0.103	0.37%
	BD	7.28	1	7.28	2.03	0.169	0.26%
	CD	2.29	1	2.29	0.64	0.433	0.08%
	Residual	75.22	21	75.22			2.70%
Total	2789.96	31				100.00%	
Fy	Model	755.734	10	75.573	115.82	<0.0001	98.22%
	A-r	113.108	1	72.770	111.53	<0.0001	14.70%*
	B-Vc	0.321	1	0.321	0.49	0.491	0.04%
	C-f	79.803	1	26.421	40.49	<0.0001	10.37%*
	D-ap	544.356	1	142.528	218.44	<0.0001	<b>70.75%*</b>
	AB	5.064	1	9.036	13.85	0.001	0.66%*
	AC	3.176	1	4.082	6.26	0.021	0.41%*
	AD	0.018	1	0.005	0.01	0.928	0.00%
	BC	0.459	1	0.459	0.70	0.411	0.06%
	BD	1.148	1	1.148	1.76	0.199	0.15%
	CD	8.280	1	8.280	12.96	0.002	1.08%*
	Residual	13.702	21	13.702			1.78%
Total	769.436	31				100.00%	
Fz	Model	7719.93	10	771.99	98.56	<0.0001	97.91%
	A-r	192.96	1	163.76	20.91	<0.0001	2.45%*
	B-Vc	126.66	1	126.66	16.17	0.001	1.61%*
	C-f	1714.66	1	577.14	73.68	<0.0001	21.75%*
	D-ap	5622.12	1	1915.94	244.61	<0.0001	<b>71.31%*</b>
	AB	20.75	1	6.87	0.88	0.360	0.26%
	AC	0.57	1	0.02	0.00	0.957	0.01%
	AD	0.00	1	0.01	0.00	0.972	0.00%
	BC	0.04	1	0.04	0.00	0.944	0.00%
	BD	8.60	1	8.60	1.10	0.307	0.11%
	CD	33.57	1	33.57	4.29	0.051	0.43%
	Residual	164.49	21	7.83			2.09%
Total	7884.42	31				100.00%	
*	Paramètres signifiant						

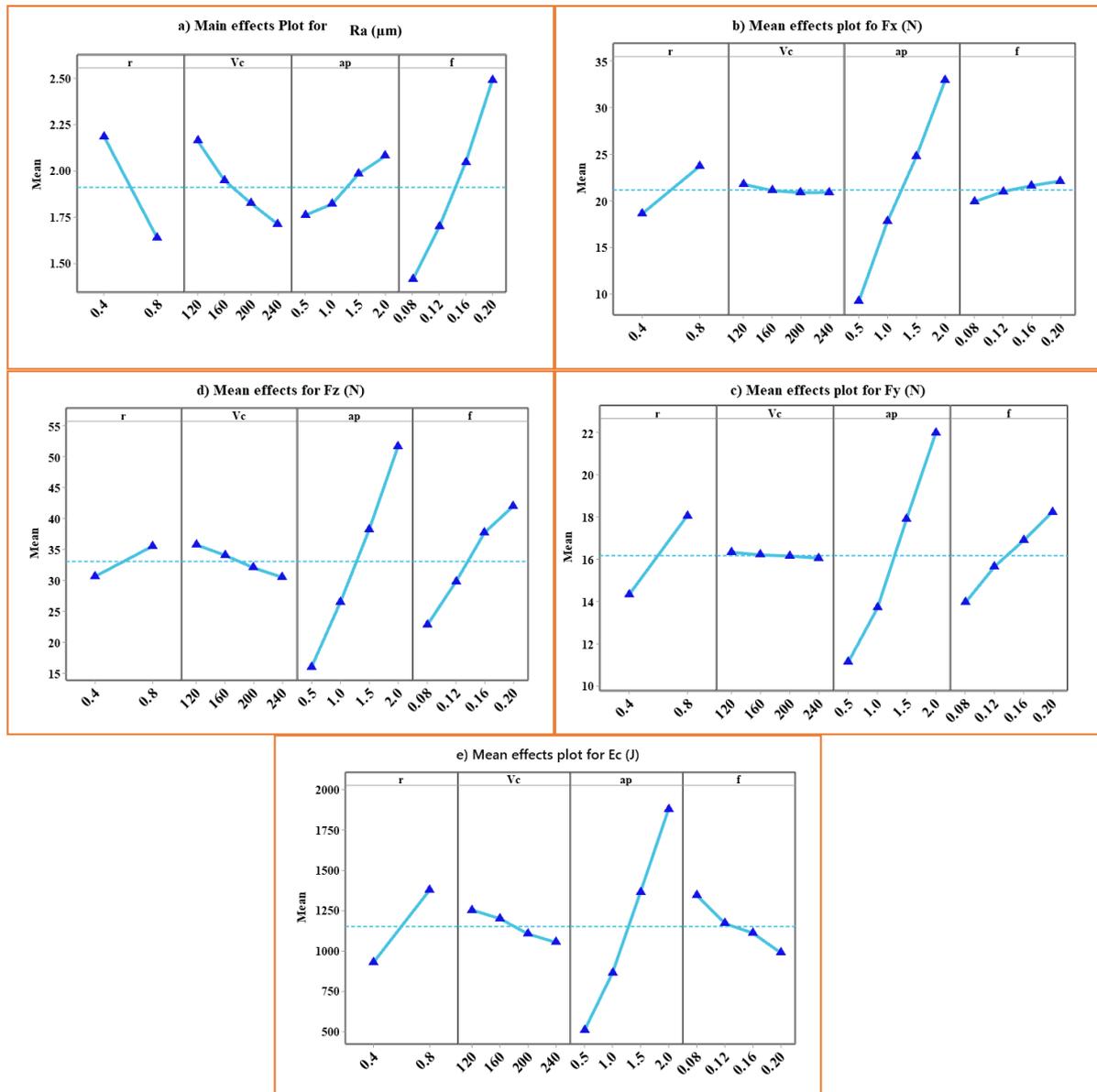


Figure IV.1 Graphiques des effets principaux de ; a) Ra, b) Fx, c) Fy, d) Fz et e) Ec.

## IV.2.2 Modélisation des paramètres technologiques de performance

### IV.2.2.1 Modélisation par la méthode RSM

La modélisation des réponses du processus d'usinage représente une étape fondamentale pour l'élaboration de modèles mathématiques aptes à prédire les résultats au sein de l'intervalle des conditions expérimentales considérées [77]. Ces modèles de prédiction revêtent une importance particulière pour l'optimisation des facteurs opérationnels [78,79]. Dans le cadre de cette étude, la relation entre les facteurs d'entrée et les paramètres de sortie a été modélisée à l'aide d'équations de régression sous forme linéaire, incluant les interactions entre les variables.

Les modèles mathématiques obtenus pour les paramètres technologiques de sortie, à savoir (Ra, Fx, Fy, Fz et Ec), sont décrits par les équations (IV.4 à IV.8). Ces modèles prennent en

compte à la fois les effets principaux des facteurs ( $r$ ,  $V_c$ ,  $f$ ,  $ap$ ) et leurs interactions. Le coefficient de détermination ( $R^2$ ) des différents modèles varie de 96.77 % à 98.22 %, ce qui témoigne d'une forte corrélation avec les données expérimentales, garantissant ainsi la fiabilité et la précision des prédictions effectuées.

Il convient de souligner que ces modèles peuvent être appliqués de manière globale pour l'ensemble des paramètres d'entrée ou séparément pour des conditions spécifiques, en conservant un niveau de précision élevé. Cette flexibilité dans l'application des modèles permet d'optimiser les conditions d'usinage tout en assurant une correspondance optimale avec les résultats expérimentaux, comme en témoigne le haut niveau de précision des coefficients de détermination observés.

$$\begin{aligned} \mathbf{SR} = & 1.099 + 2.474 r - 0.00303 V_c + 11.53 f - 0.728 ap - 0.00776 r*V_c - 14.00 r*f \\ & - 0.133 r*ap + 0.0086 V_c*f + 0.002231 V_c*ap + 3.23 f*ap \end{aligned} \quad \mathbf{R^2= 96.77\% (IV.4)}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{F_x} = & 2.6 + 2.2 r - 0.0159 V_c - 26.0 f + 22.03 ap - 0.0136 r*V_c - 26.7 r*f - 8.46 r*ap \\ & + 0.299 V_c*f - 0.0200 V_c*ap + 18.7 f*ap \end{aligned} \quad \mathbf{R^2= 97.30 \% (IV.5)}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{F_y} = & -7.34 + 34.17 r + 0.0164 V_c + 21.0 f + 0.21 ap - 0.0622 r*V_c - 69.7 r*f - 0.20 r*ap \\ & + 0.0627 V_c*f + 0.00794 V_c*ap + 35.53 f*ap \end{aligned} \quad \mathbf{R^2=98.22 \% (IV.6)}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{F_z} = & -8.9 + 9.3 r - 0.0525 V_c + 67.2 f + 17.84 ap + 0.0543 r*V_c + 5.3 r*f - 0.27 r*ap \\ & + 0.018 V_c*f - 0.0217 V_c*ap + 71.5 f*ap \end{aligned} \quad \mathbf{R^2=97.91\% (IV.7)}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{E_c} = & -686 + 1313 r - 3.43 V_c + 4911 f + 1669 ap + 1.55 r*V_c - 7419 r*f + 70 r*ap \\ & + 16.0 V_c*f - 1.174 V_c*ap - 4794 f*ap \end{aligned} \quad \mathbf{R^2= 97.00\% (IV.8)}$$

Cinq tests de confirmation ont été réalisés en utilisant des combinaisons aléatoires des différents niveaux de conditions de coupe, dans le but de valider la précision prédictive des modèles mathématiques proposés. Ces conditions de coupe ont été soigneusement établies en fonction de l'intervalle défini par le plan expérimental  $L_{32}$ , qui permet une exploration systématique des interactions potentielles entre les différents facteurs d'usinage. Le tableau IV.5 résume de manière synthétique les résultats obtenus lors de ces tests de confirmation.

Il est important de noter que l'erreur de prédiction observée pour les paramètres étudiés, à savoir ( $R_a$ ), ( $F_z$ ) et ( $E_c$ ), varie respectivement entre (1.21 % et 6.93 %), (3.41 % et 6.80 %), ainsi que (0.74 % et 7.68 %). Ces intervalles d'erreur indiquent non seulement la robustesse des modèles mais aussi leur capacité à s'adapter aux variations des conditions de coupe. Par

conséquent, les modèles peuvent être considérés comme des outils précieux pour les ingénieurs et les techniciens, facilitant ainsi la prise de décision en matière de réglage des paramètres d'usinage afin d'atteindre des performances optimales.

En conclusion, ces tests de confirmation valident non seulement la précision des modèles mathématiques développés, mais ils ouvrent également la voie à des applications pratiques dans l'optimisation des procédés de fabrication, renforçant ainsi l'importance de l'utilisation de modèles prédictifs dans l'industrie de l'usinage.

**Tableau IV.5** Tests de confirmation des résultats et pourcentage d'erreur.

N°	r	Vc	f	ap	Résultats	Résultats	Erreur	Résultat	Résultats	Erreur	Résultat	Résultats	Erreur
					Exp.	Préd.	(%)	Exp.	Préd.	(%)	Exp.	Préd.	(%)
					Ra			Fz			Ec		
1	0.4	160	0.14	0.5	2.00	2.14	6.93	12.74	12.14	4.72	439.08	435.81	0.74
2	0.4	220	0.09	1.5	1.48	1.44	2.52	24.75	23.73	4.10	1223.6	1325.5	7.68
3	0.4	180	0.12	0.75	1.91	1.88	1.21	13.85	14.79	6.80	595.01	619.58	3.96
4	0.8	160	0.11	0.5	1.68	1.72	3.02	15.71	16.27	3.59	687.85	743.66	7.50
5	0.8	180	0.12	0.75	1.72	1.61	6.58	23.39	22.59	3.41	896.70	946.43	5.25

Des graphes de surface de réponse 3D ont été générés pour les différents paramètres en fonction des modèles établis, tels qu'indiqués par les équations (IV.4 à IV.8). Il convient de noter que ces surfaces de réponse, notamment (Ra, Fz, Ec et Q), ont été tracées en fonction de la variation du facteur le plus influent.

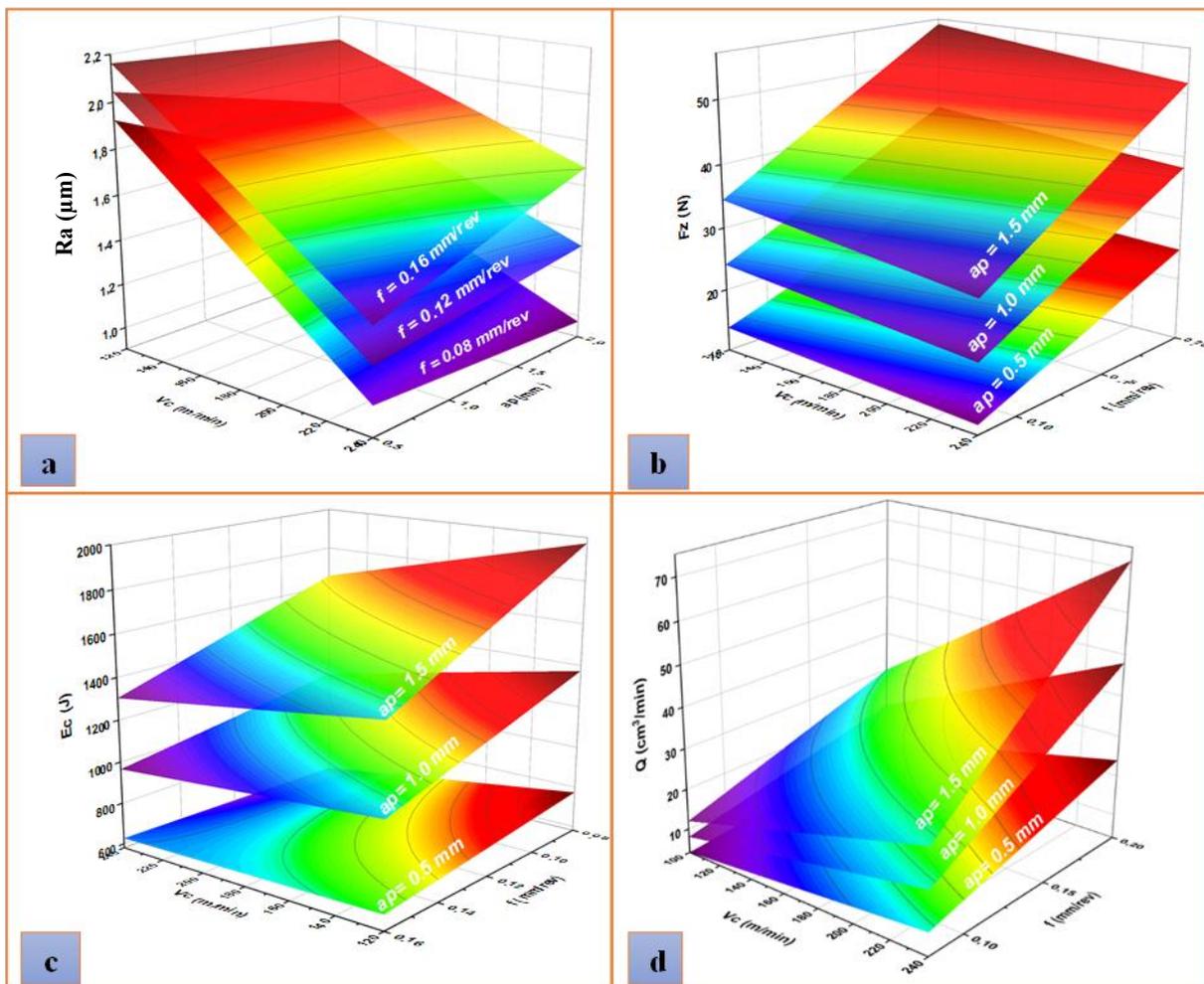
La figure IV.2.a illustre les graphes 3D de Ra en fonction de (Vc) et de (ap) pour trois valeurs de (f) (0.08, 0.12 et 0.16) mm/tour. Les résultats indiquent une augmentation significative de Ra avec une hausse de f, tandis qu'une augmentation de Vc conduit à une diminution de Ra. En revanche, l'influence de (ap) sur Ra est presque négligeable. Ainsi, le choix optimal des paramètres de coupe pour atteindre la meilleure qualité de surface consiste à minimiser l'avance tout en maximisant la vitesse de coupe. Ces résultats corroborent les travaux de **Selaimia et al. [80]** et **Kovács et al. [67]**, soulignant l'importance du facteur f sur Ra.

La figure IV.2.b présente le graphique de surface 3D du paramètre (Fz) en fonction de (f et Vc) pour trois valeurs de ap (0.5, 1 et 1.5 mm). Il est observable qu'une augmentation de (f) entraîne une hausse de (Fz). De plus, l'augmentation de (ap) contribue également à l'élévation de (Fz). Cependant, une augmentation de (Vc) engendre une légère diminution de (Fz). De nombreuses études sur l'usinage des polymères ont montré que l'augmentation de la section de coupe ( $S = ap * f$ ) constitue le principal facteur influençant l'augmentation de Fz [81,82].

La figure IV.2.c illustre la variation de l'énergie de coupe (Ec) en fonction de (Vc et f) pour les trois valeurs de (ap). On observe qu'à mesure que (ap) augmente de 0.5 à 1.5 mm, les valeurs de l'énergie de coupe Ec connaissent également une augmentation. De plus, une hausse de (f)

induit une diminution de ( $E_c$ ), bien que l'influence de  $a_p$  soit plus significative. Enfin, une légère diminution d' $E_c$  est constatée avec la réduction de  $V_c$ . Les résultats obtenus s'accordent bien avec les travaux de **Camposeco [70]**.

Enfin, le graphique de surface de réponse 3D de la productivité ( $Q$ ) est présenté dans la figure **IV.2.d**. Il est à noter qu'avec une augmentation simultanée de tous les trois facteurs ( $V_c$ ,  $f$  et  $a_p$ ),  $Q$  augmente de manière substantielle, ce qui souligne l'importance d'optimiser ces paramètres pour améliorer l'efficacité du processus d'usinage.



**Figure IV.2** Graphique 3D pour a)  $R_a$ , b)  $F_z$ , c)  $E_c$  and d)  $Q$ .

#### IV.2.2.2 Modélisation par ANN

Un modèle ANN est constituée de trois couches branchées. Une première couche représentant l'entrée, constituée d'un nombre de neurones dont chacune représente une variable. Une deuxième couche, cachée qui reçoit les informations d'entrée et les traitent sur la base d'une fonction de transfert. La troisième et dernière couche de sortie qui peut être constituée d'une ou de plusieurs valeurs numériques des réponses ou des variables dépendantes

[83]. Dans cette étude, un modèle de prédiction basé sur ANN a été développé pour déterminer les paramètres de sorties ( $R_a$ ,  $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ , et  $E_c$ ) en fonction de ( $r$ ,  $a_p$ ,  $V_c$  et  $f$ ). La performance du modèle ANN a été comparée aux résultats expérimentaux pour déterminer son efficacité.

Dans cette étude la fonction appliquée est une fonction non linéaire (une tangente hyperbolique) d'une combinaison linéaire des entrées (**équation IV.9**) :

$$f = \tanh \sum_{i=1}^n w_i y_i \quad \text{IV.9}$$

Où ( $y_i$ ) représente les variables d'entrée neuronal. ( $n$ ) nombre de neurones. ( $w_i$ ) les paramètres ajustables.

Les architectures ANN ont été sélectionnées sur la base d'une optimisation des hyperparamètres afin d'obtenir le meilleur coefficient de détermination pour chaque paramètre de sortie ( $R_a$ ,  $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$  et  $E_c$ ). Chaque modèle ANN a été configuré avec un nombre optimal de neurones dans la couche cachée, après une série d'essais visant à minimiser l'erreur quadratique moyenne (MSE). Le nombre de neurones a été ajusté en fonction des performances obtenues sur l'ensemble d'apprentissage et de validation. La figure IV.3 illustre les architectures ANN retenues pour modéliser chaque paramètre de sortie. Ces architectures varient en fonction du nombre de neurones cachés optimaux, garantissant une capacité de généralisation appropriée tout en évitant le sur-apprentissage. Le **tableau IV.6** résume les modèles ANN retenus pour chaque paramètre de sortie, en indiquant les valeurs de  $R^2$  obtenues pour l'ensemble de validation. Une valeur de  $R^2$  proche de 1 indique une bonne précision du modèle.

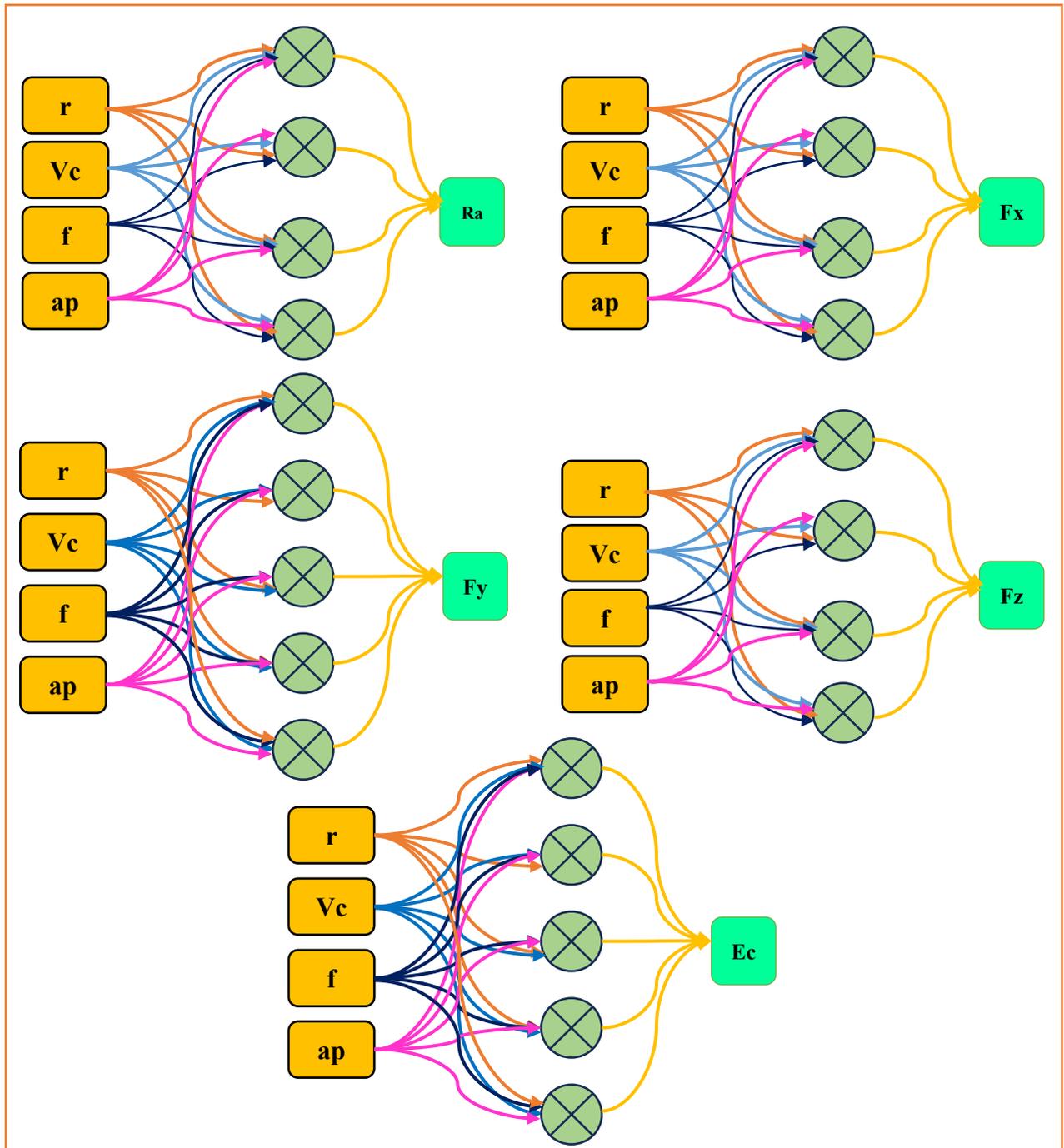


Figure IV.3 Architectures ANN adoptées pour  $R_a$ ,  $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ , et  $E_c$ .

Tableau IV.6 Modèles ANN choisis pour (Ra, Fx, Fy, Fz et Pc).

Modèles		H	R <sup>2</sup>
Ra	Ra = 0.1904*H1 - 0.234*H2 + 0.207*H3 - 1.883*H4 + 3.641	H1 = tanh(.5*(-17.235*r - 0.066*Vc - 5.544*ap + 89.413*f + 18.656))	0.998
		H2 = tanh(.5*(13.850*r + 0.022*Vc - 4.197*ap - 60.329*f - 0.406))	
		H3 = tanh(.5*(15.389*r - 0.139*Vc - 3.189*ap + 40.246*f + 8.346))	
		H4 = tanh(.5*(10.865*r - 0.004*Vc - 1.191*ap - 28.421*f + 5.351))	
Fx	Fx = -6.712*H1 + 0.863*H2 + 3.761*H3 + 25.979*H4 + 24.749	H1 = tanh(0.5*(-89.745*r + -0.109*Vc + -18.568*ap + 225.715*f + 67.218))	0.994
		H2 = tanh(0.5*(16.634*r + 0.203*Vc + -2.859*ap + -19.644*f + -39.543))	
		H3 = tanh(0.5*(-5.374*r + 0.054*Vc + 3.906*ap + -137.105*f + 4.167))	
		H4 = tanh(.5*(-1.299*r + -0.0056*Vc + 0.964*ap + 9.508*f + -0.803))	
Fy	Fy = -13.209*H1 - 2.723*H2 - 1.997*H3 + 18.218	H1 = tanh(.5*(-6.054*r + 0.013*Vc + 0.2400*ap + 23.931*f + -3.425));	0.999
		H2 = tanh(.5*(1.474*r + -0.107*Vc + -7.338*ap + -46.153*f + 35.745));	
		H3 = tanh(.5*(-3.701*r + -0.005*Vc + -2.676*ap + -19.675*f + 11.889));	
		H4 = tanh(.5*(8.137*r + -0.016*Vc + 0.3428*ap + -32.571*f + 1.667))	
		H5 = tanh(0.5*(-5.995*r + -0.00135*Vc + -1.4781*ap + -3.108*f + 3.188))	
Fz	Fz = -13.688*H1 + 28.494*H2 + 14.032*H3 + 12.106*H4 + 40.797	H1 = tanh(.5*(31.434*r + 0.087*Vc + 2.589*ap + 159.627*f - 68.356))	0.995
		H2 = tanh(.5*(-4.044*r - 0.004*Vc + 1.900*ap + 12.832*f - 1.599))	
		H3 = tanh(.5*(19.562*r + 0.055*Vc + 2.216*ap + 88.744*f - 41.654))	
		H4 = tanh(.5*(43.566*r - 0.035*Vc + 5.245*ap + 78.956*f - 39.347))	
Ec	Ec = 1386.511*H1 + 2227.316*H2 + 672.855*H3 + 219.181*H4 + -76.206*H5 + 1463.599;	H1 = tanh(0.5*(-0.847*r + -0.0160*Vc + -3.035*ap + 30.931*f + 3.0352))	0.994
		H2 = tanh(0.5*(-0.369*r + 0.0052*Vc + 2.0312*ap + -20.777*f + -1.216))	
		H3 = tanh(0.5*(3.705*r + 0.009*Vc + 2.128*ap + 2.524*f + -5.439))	
		H4 = tanh(0.5*(11.283*r + -0.141*Vc + 13.553*ap + -134.065*f + 10.251))	
		H5 = tanh(0.5*(24.264*r + 0.2096*Vc + -15.643*ap + -86.448*f + -23.846))	

### IV.2.2.3 Comparaison entre les modèles RSM et ANN

Les tableaux **IV.7**, **IV.8** et **IV.9** montrent les résultats de ( $R_a$ ,  $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ , et  $E_c$ ) prédits par les méthodes (RSM et ANN) comparativement aux essais expérimentaux, ainsi que les pourcentages d'erreur relative calculés par l'équation **IV.9**.

$$\text{Erreur relative} = \frac{\text{Valeur réel} - \text{valeur prédite}}{\text{valeur réel}} \times 100 \quad (\text{IV.9})$$

L'analyse comparative des résultats entre la méthode RSM (Surface Response Methodology) et ANN (Artificial Neural Network) révèle clairement que l'ANN surpasse la RSM en termes de précision. En ce qui concerne ( $R_a$ ), l'ANN montre une erreur systématiquement plus faible, surtout dans les cas où l'erreur RSM est élevée, comme pour l'échantillon 9, avec une différence significative (8.812 % pour RSM, contre 0.457 % pour ANN). Pour ( $F_x$  et  $F_y$ ), bien que les deux méthodes produisent des prédictions proches, l'ANN maintient une précision supérieure, notamment pour les valeurs extrêmes comme aux lignes 8 et 10, où les erreurs de la RSM sont beaucoup plus élevées. La différence est encore plus frappante pour l'énergie de coupe ( $E_c$ ), où l'ANN affiche des erreurs beaucoup plus faibles et stables, par exemple à la ligne 9 (29.267 % pour RSM contre 9.757 % pour ANN). Dans l'ensemble, l'ANN se distingue par des prédictions plus cohérentes et des erreurs plus faibles pour tous les paramètres étudiés, faisant de cette méthode un choix nettement plus fiable par rapport à la RSM, en particulier pour des prédictions complexes ou lorsque les écarts sont importants. Dans le tableau **IV.10**, les coefficients de détermination ( $R^2$ ) pour les méthodes (RSM et ANN) sont résumés. Il apparaît clairement que les modèles ANN offrent une meilleure précision que ceux basés sur la méthode RSM.

Tableau IV.7 Comparaison entre les résultats RSM et ANN pour (Ra et Fx).

N°	Ra ( $\mu\text{m}$ )				Fx (N)			
	Predi RSM	Predi ANN	Error RSM%	Error ANN%	Predi RSM	Predi ANN	Error RSM%	Error ANN%
1	1.781	1.805	1.330	0.01	7.3384	6.677	8.878	2.729
2	2.061	2.153	3.511	0.796	14.8041	13.092	3.021	3.287
3	2.471	2.329	5.779	0.300	23.0169	23.730	7.377	0.727
4	3.009	3.036	3.279	2.411	31.9768	32.141	2.331	1.720
5	1.608	1.585	1.005	0.440	6.8240	6.400	7.659	8.044
6	1.946	1.992	0.765	1.581	14.3684	13.291	4.338	14.432
7	2.414	2.208	7.961	1.252	22.6600	22.377	5.005	4.643
8	3.011	2.996	2.145	2.632	31.6987	29.388	5.980	2.451
9	1.397	1.525	8.812	0.457	12.6889	10.785	5.938	0.420
10	1.805	1.746	2.615	0.739	7.1798	4.884	12.360	3.678
11	2.449	2.382	0.366	3.092	29.4296	27.261	5.218	1.349
12	2.857	2.705	1.999	3.427	23.9205	22.467	0.248	4.097
13	1.268	1.269	1.116	1.196	11.7747	9.467	7.532	2.105
14	1.645	1.652	1.732	2.165	7.1438	5.611	3.332	0.527
15	2.437	2.238	4.413	4.113	28.6730	28.852	5.056	0.640
16	2.814	2.802	5.316	5.720	24.0421	24.272	2.149	4.703
17	1.462	1.638	9.920	0.924	36.2942	35.468	1.961	2.172
18	1.864	1.926	1.895	1.368	28.5114	25.235	8.203	5.352
19	2.137	2.217	1.184	4.972	19.9815	18.607	2.672	0.807
20	2.280	2.252	0.000	1.228	10.7045	10.101	6.998	0.533
21	1.299	1.259	6.914	3.621	34.7991	30.623	3.600	1.234
22	1.670	1.374	22.255	0.586	27.8944	26.169	5.421	0.323
23	1.911	2.035	5.020	1.143	20.2426	22.205	16.629	0.010
24	2.024	2.152	5.110	0.891	11.8437	9.016	13.120	5.080
25	1.199	1.136	5.453	0.088	25.2321	24.382	7.642	3.063
26	1.475	1.427	0.606	3.841	35.7227	36.734	7.021	5.061
27	1.621	1.548	3.777	0.896	11.6848	7.973	29.543	2.028
28	1.897	1.904	1.934	2.311	22.1754	19.238	9.454	0.388
29	0.991	1.131	12.687	0.352	24.1366	20.136	6.658	6.329
30	1.325	1.326	1.852	1.778	34.7060	30.741	3.786	2.249
31	1.351	1.378	1.199	3.221	12.3456	11.907	14.622	0.723
32	1.685	1.708	0.531	0.826	22.9150	22.059	2.198	2.383

Tableau IV.8 Comparaison entre les résultats RSM et ANN pour (Fy et Fz).

N°	Fy (N)				Fz (N)			
	Predi RSM	Predi ANN	Error RSM%	Error ANN%	Predi RSM	Predi ANN	Error RSM%	Error ANN%
1	7.327	7.659	4.844	0.527	7.214	8,508	13,501	2.014
2	10.734	10.603	2.131	0.894	23.360	24.709	9.466	15.787
3	15.563	15.168	1.919	0.668	42.368	43.805	1.835	1.494
4	21.812	22.486	3.273	0.280	64.236	66.397	2.243	1.046
5	7.347	7.103	5.258	1.775	5.608	7.397	14.642	12.588
6	11.013	10.953	0.852	0.309	21.349	22.494	3.963	1.188
7	16.101	15.522	4.484	0.731	39.951	42.067	3.337	1.783
8	22.609	23.112	1.614	0.577	61.415	59.298	4.822	1.208
9	9.643	10.604	8.942	0.139	13.556	14.192	34.751	41.074
10	8.305	8.333	1.034	1.383	8.354	10.024	5.214	26.247
11	20.336	19.797	2.759	0.040	49.950	49.483	4.476	3.499
12	18.998	18.374	2.859	0.519	44.748	47.883	2.510	4.320
13	9.821	8.994	9.365	0.164	11.515	12.544	9.544	1.461
14	8.425	9.118	8.024	0.457	6.777	8.759	0.921	28.056
15	21.033	21.559	2.490	0.050	47.099	50.820	6.992	0.355
16	19.636	19.647	0.133	0.192	42.361	41.675	4.132	2.446
17	21.492	21.670	1.004	0.181	44.742	45.749	3.354	5.680
18	20.617	19.965	2.004	1.218	41.614	40.370	1.013	3.972
19	18.320	17.859	2.691	0.107	35.624	36.774	3.536	0.422
20	14.602	14.782	1.204	0.020	26.773	25.722	6.623	2.437
21	20.992	21.663	0.794	2.381	42.701	43.708	4.664	2.416
22	20.058	20.111	0.794	1.065	40.036	39.462	11.645	10.045
23	17.703	17.466	0.243	1.096	34.510	36.501	3.711	1.844
24	13.927	14.535	4.282	0.103	26.123	27.811	3.854	2.359
25	18.256	18.214	0.186	0.412	31.161	31.189	6.424	6.520
26	22.446	22.755	1.983	0.633	49.389	57.867	11.853	3.279
27	13.430	14.569	9.011	1.290	21.036	23.329	6.714	3.455
28	17.620	16.219	9.441	0.744	39.264	38.081	7.367	4.132
29	17.597	16.178	9.230	0.427	29.555	28.421	8.181	4.030
30	22.047	23.358	5.459	0.165	47.377	47.501	2.859	3.129
31	12.654	12.761	0.597	0.249	20.357	24.136	13.411	2.663
32	17.104	16.887	1.507	0.225	38.180	36.665	5.762	1.565

**Tableau IV.9** Comparaison entre les résultats RSM et ANN pour (Ec).

N°	Ec (J)			
	Predi RSM	Predi ANN	Error RSM%	Error ANN%
1	396.33	518.945	19.325	5.634
2	945.29	868.481	12.801	3.635
3	1302.50	1279.165	2.465	0.629
4	1467.95	1586.401	5.187	2.464
5	311.45	333.972	19.522	13.703
6	862.48	839.865	1.202	3.792
7	1221.74	1182.914	0.367	2.822
8	1389.25	1371.397	0.634	0.659
9	766.01	650.398	29.267	9.757
10	336.10	318.153	7.792	2.037
11	1488.66	1426.777	5.720	1.325
12	1058.75	1119.924	2.103	3.553
13	657.66	720.392	12.295	3.930
14	276.76	274.759	3.035	2.291
15	1384.42	1477.115	7.177	0.963
16	1003.52	951.596	4.697	0.720
17	2573.60	2526.103	0.926	0.937
18	1721.16	1646.150	4.255	0.288
19	1060.47	1060.317	2.501	2.516
20	591.55	630.300	0.016	6.534
21	2443.03	2619.826	7.403	0.702
22	1639.60	1402.549	16.431	0.403
23	1027.93	984.999	2.619	6.686
24	608.02	610.008	5.024	4.713
25	1758.99	1763.817	1.986	2.266
26	2015.64	2191.458	8.392	0.401
27	633.68	690.961	4.589	4.037
28	890.33	913.193	3.327	5.981
29	1651.90	1618.116	2.648	0.549
30	1910.61	1789.415	5.630	1.070
31	624.61	688.477	9.794	0.570
32	883.32	828.043	3.849	2.650

**Tableau IV.10** Comparaison entre les différents R<sup>2</sup> des modèles RSM et ANN.

Sortie	Ra		Fx		Fy		Fz		Ec	
	RSM	ANN								
<b>R<sup>2</sup> (%)</b>	96.77	99.8	97.30	99.4	98.22	99.9	97.91	99.5	97.00	99.4

### IV.3 Conclusion

Ce chapitre se focalise sur l'application de plusieurs techniques statistiques, notamment l'analyse de variance (ANOVA), la régression, et les ANN, dans le cadre du tournage conventionnel du POM C GF25%. Les outils utilisés sont en carbure métallique. L'objectif de cette recherche est développé des modèles mathématiques pour les paramètres de performance, tels que ( $R_a$ ,  $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$  et  $E_c$ ).

Les résultats obtenus indiquent que les modèles développés à l'aide de la méthode (RSM) ainsi que ceux construits à partir des ANN montrent une bonne concordance avec les données expérimentales. Cependant, les modèles issus des ANN se distinguent par une précision prédictive supérieure. L'importance de ces modèles mathématiques dans un contexte industriel est considérable, car ils facilitent des prévisions plus fiables et précises, contribuant ainsi à l'optimisation des processus de fabrication. En outre, ces modèles constituent un outil d'aide à la décision en identifiant les paramètres les plus influents, favorisant ainsi l'optimisation des performances et la maîtrise des coûts de production.

**Chapitre**  
**V**  
**Optimisation Multi-**  
**objective**

## V.1 Introduction

L'optimisation multi-objective s'impose comme un outil fondamental en ingénierie mécanique, particulièrement pour la conception et l'amélioration des procédés de fabrication. Dans le domaine de l'usinage, elle vise à optimiser des conditions de coupe en conciliant des objectifs contradictoires tels que la durée de vie de l'outil, la qualité de surface, la productivité et les coûts [84]. La modélisation des performances et l'optimisation des paramètres d'usinage permettent de réduire les coûts, d'accroître la productivité et de renforcer la compétitivité industrielle dans un contexte où les exigences technologiques sont de plus en plus élevées.

C'est dans ce contexte là que de nombreuses techniques d'optimisation ont été développées et appliquées dans le domaine de l'usinage afin de trouver les meilleurs compromis en termes d'objectif industriel, on peut citer : la méthode Taguchi, GRA (Grey Relational Analysis), GA (Genetic Algorithm), NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II), et PSO (Particle Swarm Optimization) ... etc [85].

Ce chapitre propose une approche intégrant des méthodes d'optimisation multi-objective à un plan d'expérience Taguchi  $L_{32}$  lors du tournage du POM C GF25%, en utilisant deux outils de coupe en carbure métallique avec deux rayons distincts (0.4 et 0.8) mm. L'objectif est d'identifier les paramètres de coupe optimaux, notamment ( $r$ ,  $V_c$ ,  $f$  et  $a_p$ ). Les critères technologiques étudiés incluent ( $R_a$ ,  $F_z$ ,  $E_c$  et  $Q$ ).

L'optimisation multi-objective est effectuée à l'aide de techniques fondées sur la fonction de désirabilité (DF), prenant en compte plusieurs critères d'optimisation. De plus trois méthodes de prise de décision multicritère (MCDM), notamment GRA, MABAC et TOPSIS sont utilisées et comparées afin de sélectionner la combinaison de paramètres de coupe optimal en fonction des objectifs spécifiés. Par la suite, deux méthodes métaheuristiques, MOAHA et NSWOA, basées sur les modèles mathématiques trouvés, sont appliquées pour affiner les résultats et explorer davantage l'espace de solutions.

## V.2 Optimisation par la méthode de la fonction de désirabilité (DF)

L'approche par (DF) est une méthode puissante et flexible permettant l'optimisation simultanée de plusieurs objectifs [86]. Par rapport à d'autres techniques d'optimisation multi-objective, elle se distingue par sa robustesse, sa simplicité d'application et son efficacité, nécessitant un nombre minimal d'étapes computationnelles pour obtenir des solutions optimales [87]. Les résultats sont transformés en une seule valeur numérique, appelée indice de désirabilité, qui représente le degré de satisfaction des variables de réponse. La (DF) est définie par l'équation (V.1).

$$\mathbf{DF} = \left( \prod_{i=1}^n d_i^{w_i} \right)^{\frac{1}{\sum_{j=1}^n w_j}} \quad (\text{V.1})$$

n : nombres de réponses

$d_i$ : La désirabilité individuelle est comprise entre [0 - 1], définie par le résultat de l'objectif, comme indiqué par l'équation (V.2) dans le cas de maximisation et par l'équation (V.3) dans le cas de minimisation.

Objectif à maximiser :

$$\left\{ \begin{array}{l} 0 \quad \text{if } Y_i \leq \min_i \\ d_i = \left[ \frac{Y_i - \min_i}{\max_i - \min_i} \right]^r \quad \text{if } \min_i \leq Y_i \leq \max_i; r \geq 0 \\ 1 \quad \text{if } Y_i \geq \max_i \end{array} \right\} \quad (\text{V.2})$$

Objectif à minimiser :

$$\left\{ \begin{array}{l} 0 \quad \text{if } Y_i \leq \min_i \\ d_i = \left[ \frac{\max_i - Y_i}{\max_i - \min_i} \right]^r \quad \text{if } \min_i \leq Y_i \leq \max_i; r \geq 0 \\ 1 \quad \text{if } Y_i \geq \max_i \end{array} \right\} \quad (\text{V.3})$$

Les coefficients  $w^1, w^2$  et  $w^i$  représentent des facteurs de pondération, utilisés pour ajuster l'importance relative de chaque objectif dans le calcul de la désirabilité globale. Leur somme est toujours égale à 1, garantissant une pondération équilibrée. Une valeur élevée de D reflète une meilleure satisfaction des critères d'optimisation, indiquant une qualité supérieure de la pièce.

Les résultats des réponses en fonction des variations des facteurs d'entrée sont présentés dans le tableau V.1. Le tableau V.2 résume les objectifs, plages, importances et poids de chaque paramètre de coupe examiné dans cette étude pour les trois cas d'optimisation choisie dans cette étude. Il convient de noter que, pour chaque cas, l'importance reste identique pour les différents résultats. Le tableau V.3 et la figure V.1 résument les résultats obtenus après application de la fonction de désirabilité (DF) aux trois cas étudiés.

Tableau V.1 Résultats expérimentaux suivant le plan de Taguchi L<sub>32</sub>.

N°	Facteurs d'entrées				Facteurs de sorties			
	r (mm)	Vc (m/min)	ap (mm)	f (mm/tour)	Ra ( $\mu\text{m}$ )	Fz (N)	Ec (J)	Q ( $\text{cm}^3/\text{min}$ )
1	0.4	120	0.5	0.08	1.805	8.340	491.266	4.8
2	0.4	120	1	0.12	2.136	21.340	838.019	14.4
3	0.4	120	1.5	0.16	2.336	43.160	1271.166	28.8
4	0.4	120	2	0.2	3.111	65.710	1548.255	48
5	0.4	160	0.5	0.08	1.592	6.570	387.004	6.4
6	0.4	160	1	0.12	1.961	22.230	872.970	19.2
7	0.4	160	1.5	0.16	2.236	41.330	1217.268	38.4
8	0.4	160	2	0.2	3.077	58.590	1380.494	64
9	0.4	200	1	0.08	1.532	10.060	592.582	16
10	0.4	200	0.5	0.12	1.759	7.940	311.803	12
11	0.4	200	2	0.16	2.458	47.810	1408.120	64
12	0.4	200	1.5	0.2	2.801	45.900	1081.493	60
13	0.4	240	1	0.08	1.254	12.730	749.858	19.2
14	0.4	240	0.5	0.12	1.617	6.840	268.606	14.4
15	0.4	240	2	0.16	2.334	50.640	1491.471	76.8
16	0.4	240	1.5	0.2	2.972	40.680	958.499	72
17	0.8	120	2	0.08	1.623	43.290	2549.991	19.2
18	0.8	120	1.5	0.12	1.900	42.040	1650.906	21.6
19	0.8	120	1	0.16	2.112	36.930	1087.678	19.2
20	0.8	120	0.5	0.2	2.280	25.110	591.640	12
21	0.8	160	2	0.08	1.215	44.790	2638.348	25.6
22	0.8	160	1.5	0.12	1.366	35.860	1408.218	28.8
23	0.8	160	1	0.16	2.012	35.840	1055.575	25.6
24	0.8	160	0.5	0.2	2.133	27.170	640.178	16
25	0.8	200	1.5	0.08	1.137	29.280	1724.734	24
26	0.8	200	2	0.12	1.484	56.030	2200.292	48
27	0.8	200	0.5	0.16	1.562	22.550	664.152	16
28	0.8	200	1	0.2	1.861	36.570	861.660	40
29	0.8	240	1.5	0.08	1.135	27.320	1609.280	28.8
30	0.8	240	2	0.12	1.350	46.060	1808.771	57.6
31	0.8	240	0.5	0.16	1.335	23.510	692.426	19.2
32	0.8	240	1	0.2	1.694	36.100	850.586	48

**Tableau V.2** Objectifs, plages, poids et importance des paramètres de coupe pour les trois cas étudiés.

Réponse	Objectif	Inférieur	Target	Supérieur	Pondération	Importance
r (mm)	In range	0.40	*	0.80	*	*
Vc (m/min)	In range	120	*	240	*	*
f (mm/tour)	In range	0.08	*	0.20	*	*
ap (mm)	In range	0.50	*	2.00	*	*
<b>1<sup>er</sup> cas</b>						
<b>Ec (J)</b>	Minimize	*	268.606	2638.25	1	1
<b>Fz (N)</b>	Minimize	*	6.57	65.71	1	1
<b>2<sup>eme</sup> cas</b>						
<b>Ra (µm)</b>	Minimize	*	1.135	3.111	1	1
<b>Q (cm<sup>3</sup>/min)</b>	Maximize	4.8	76.8	*	1	1
<b>3<sup>eme</sup> cas</b>						
<b>Ra (µm)</b>	Minimize	*	1.135	3.111	1	1
<b>Fz (N)</b>	Minimize	*	6.57	65.71	1	1
<b>Ec (J)</b>	Minimize	*	268.606	2638.25	1	1
<b>Q (cm<sup>3</sup>/min)</b>	Maximize	4.8	76.8	*	1	1

**Table V.3** Solutions obtenues pour les trois cas d'optimisation.

	Conditions de coupe optimales				Paramètres de sortie optimaux				Désirabilité
	r	Vc	f	ap	Ra	Fz	Ec	Q	
<b>1<sup>er</sup> cas</b>	0.4	224.160	0.082	0.536	*	3.909	218.41	*	1
<b>2<sup>ème</sup> cas</b>	0.8	240.000	0.156	2.000	1.642	*	*	72.051	0.833
<b>3<sup>ème</sup> cas</b>	0.4	240.000	0.101	1.253	1.525	19.769	923.600	32.226	0.644

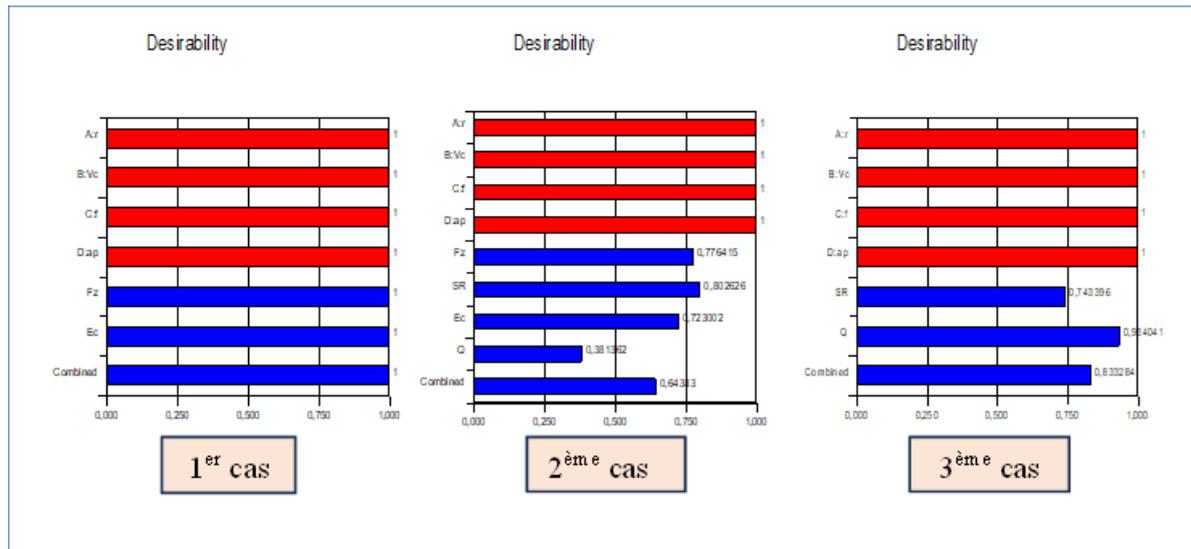


Figure V.1 Graphique de désirabilité pour les trois cas d'optimisation.

### V.2.1 Cas N° 1 : minimisation de Fz et Ec.

Les conditions de coupe optimales sont les suivantes :

- $r = 0.4$  mm.
- $V_c = 224.160$  m/min.
- $f = 0.082$  mm/tour.
- $a_p = 0.536$  mm.

Les valeurs des résultats optimisés sont :

- $F_z = 3.909$  N.
- $E_c = 218.41$  J.

Ce cas est crucial lorsque l'objectif principal est de minimiser l'effort de coupe pour protéger le matériau de la pièce contre la déformation ainsi que l'outil de coupe, tout en réduisant la consommation d'énergie pour réduire les coûts d'usinage et avoir un impact positif sur l'environnement [88].

### V.2.2 Cas N° 2 : Minimisation de Fz et Maximisation de Q.

Ce cas vise à trouver un compromis entre la minimisation du paramètre Ra et la maximisation de Q, les conditions de coupe optimisées proposées sont :

- $r = 0.8$  mm.
- $V_c = 240$  m/min
- $f = 0.156$  mm/tour.
- $a_p = 2$  mm.

Ce régime traduit efficacement le compromis entre qualité de surface et productivité, avec les valeurs optimisées suivantes :

- $R_a = 0.833$   $\mu\text{m}$ ,
- $Q = 72.051$   $\text{cm}^3/\text{min}$ .

Ce cas est pertinent pour les travaux de finition où l'industrie recherche une bonne qualité de surface sans négliger la productivité.

### V.2.3 Cas N° 3 : minimisation de $R_a$ , $F_z$ et $E_c$ et maximisation de $Q$

Enfin, pour le troisième cas les conditions de coupe optimales sont :

- $r = 0.4$  mm.
- $f = 0.101$  mm/tour.
- $V_c = 240$  m/min.
- $a_p = 1.253$  mm.

Les valeurs optimisées sont :

- $R_a = 1.525$   $\mu\text{m}$ .
- $F_z = 19.769$  N.
- $E_c = 923.600$  J.
- $Q = 32.226$   $\text{cm}^3/\text{min}$ .

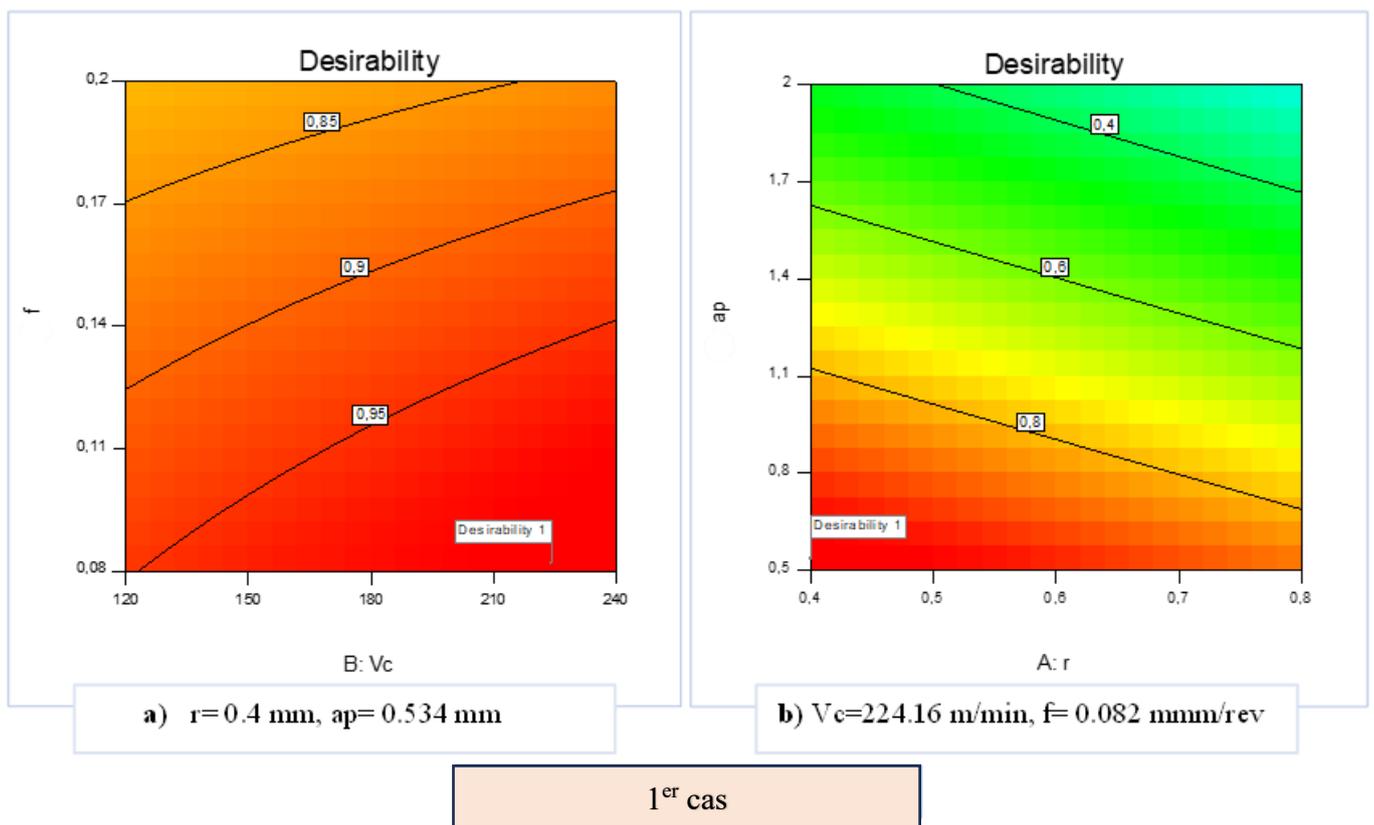
Ce cas est particulièrement intéressant puisqu'il cherche un compromis entre les quatre objectifs simultanément.

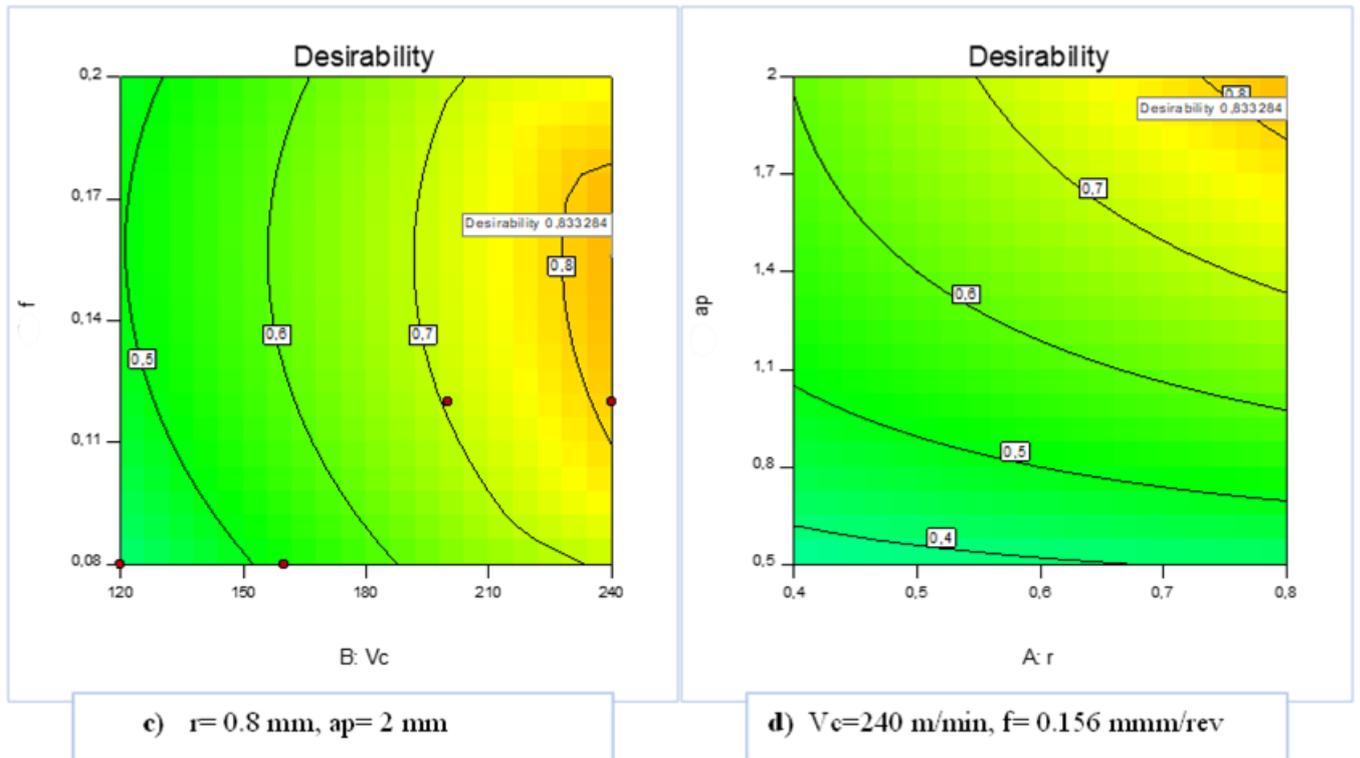
L'analyse des valeurs de désirabilité pour les différents cas étudiés montre que la valeur maximale de désirabilité ( $D = 1$ ) est atteinte dans le premier cas, où les deux objectifs (min- $F_z$  et min- $E_c$ ) ne sont pas contradictoires. En revanche, dans le second cas (min- $R_a$  et max- $Q$ ), où les objectifs sont contradictoires, la désirabilité chute à  $D = 0.833$ . Enfin, pour le troisième cas,

la désirabilité atteint sa valeur la plus basse ( $D = 0.644$ ) en raison du grand nombre de paramètres de sortie considérés, rendant le compromis difficile. Des explications similaires ont été rapportées par **Chabbi et al. [51]**.

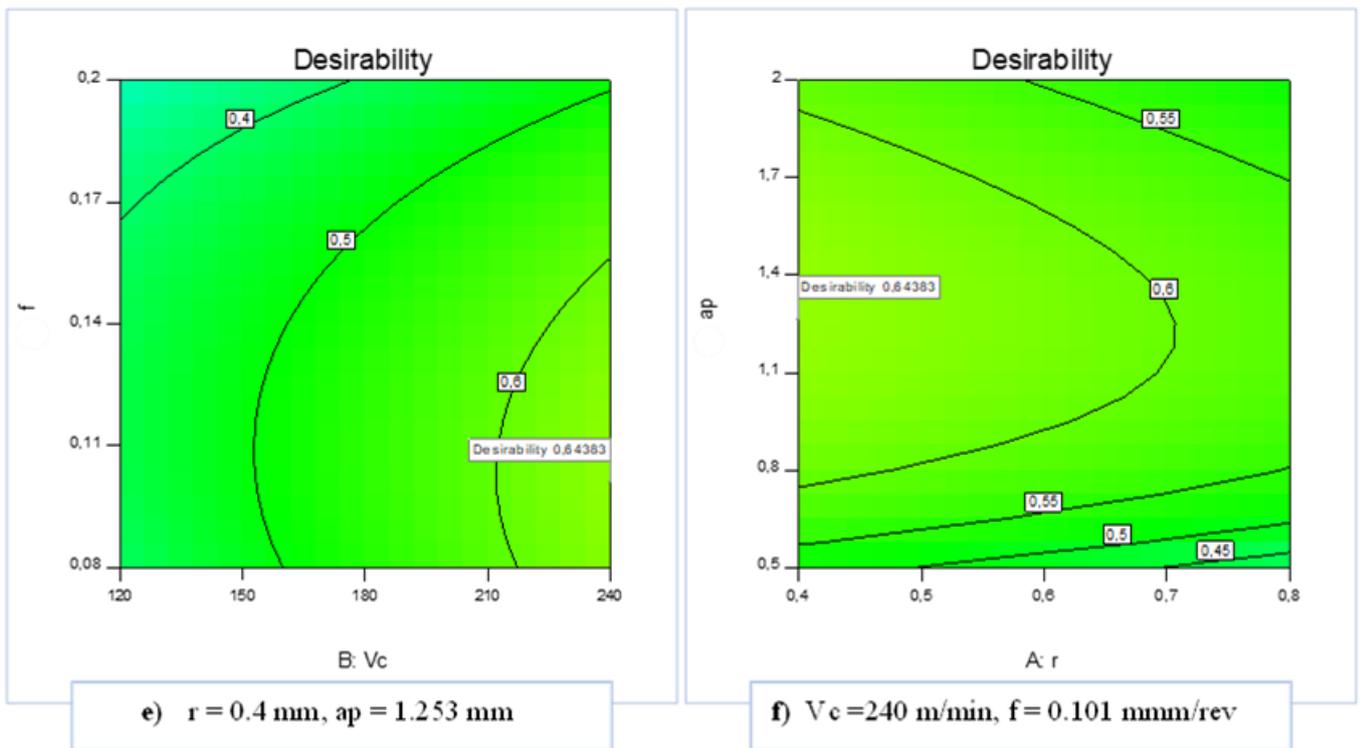
La figure V.2 représente les courbes de niveaux des iso-valeurs de désirabilité pour chaque cas étudié, permettant d'évaluer la désirabilité en fonction des valeurs des facteurs d'entrée. La combinaison optimale des conditions de coupe correspond à la valeur maximale de désirabilité pour chaque cas :

- $D= 1$  pour le premier cas,
- $D= 0.833$  pour le second cas.
- $D= 0.644$  pour le troisième cas choisi.





2<sup>ème</sup> cas



3<sup>ème</sup> cas

Figure V.2 Graphiques des courbes de niveaux de desirabilité pour les trois cas (1<sup>er</sup> cas, 2<sup>ème</sup> cas et 3<sup>ème</sup> cas).

### V.3 Optimisation par les méthodes MCDM

Les méthodes d'aide à la décision multicritère (MCDM, pour *Multi-Criteria Decision Making*) ont un rôle essentiel lors de la prise des décisions impliquant des critères multiples et parfois contradictoires. Ces techniques permettent une analyse comparative et une évaluation systématique des alternatives disponibles, en tenant compte de divers paramètres. Leur applicabilité s'étend à de nombreux domaines scientifiques et industriels [89,90]. Dans le contexte de l'usinage, les méthodes MCDM sont particulièrement pertinentes pour optimiser la sélection des paramètres influençant les processus de fabrication. Elles offrent des outils robustes pour traiter des scénarios complexes, tels que l'équilibre entre précision, coût, temps de production, et durabilité des outils. Ces techniques sont couramment utilisées pour améliorer la prise de décision dans la configuration des processus d'usinage, comme le démontre leur adoption dans diverses études expérimentales et théoriques [91].

#### V.3.1 Méthode MABAC

La méthode MABAC est relativement récente proposée par **Pamučar et Čirović** en 2015 [92]. Cette méthode a été utilisée dans diverses études couvrant différents secteurs industriels et économiques [93,94]. Elle se distingue des autres méthodes d'aide à la décision multicritère (MCDM) par sa capacité unique à identifier la meilleure alternative. Son principe repose sur le calcul des distances entre la fonction critère de chaque alternative et la zone de proximité de la frontière [95]. Dans cette partie, la minimisation des trois paramètres Ra, Fz, et Ec ainsi que la maximisation du paramètre Q sont prises en compte.

La prise de décision multicritère à l'aide de la méthode MABAC s'effectue en suivant les étapes suivantes :

##### 1. Création de la matrice de décision (M)

Une matrice de décision est établie sous la forme suivante :

$$M = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & y_{13} & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & y_{23} & y_{2n} \\ y_{31} & y_{32} & y_{33} & y_{3n} \\ y_{m1} & y_{m2} & y_{m3} & y_{mn} \end{bmatrix} \quad (\text{V.5})$$

- m: nombre d'essais
- n: nombre de réponses.

## 2. Normalisation des critères

Les valeurs des réponses sont normalisées comme suit :

- Si une réponse plus grande est meilleure

$$t_{ij} = \frac{y_{ij} - \min y_{ij}}{\max y_{ij} - \min y_{ij}} \quad (\text{V.6})$$

- Si une réponse plus petite est meilleure

$$t_{ij} = \frac{\max y_{ij} - y_{ij}}{\max y_{ij} - \min y_{ij}} \quad (\text{V.7})$$

Où :

i : Numéro de la ligne= 1 ÷ m

j : Numéro de la colonne= 1 ÷ n.

Dans le tableau V.4 sont consignés les résultats de la normalisation calculés selon les deux équations (V.6) et (V.7).

Tableau V.4 Résultats de la normalisation des critères de sortie.

N°	Normalisation			
	Ra	Fz	Ec	Q
1	0.6611331	0.97007102	0.9060404	0
2	0.4935718	0.75025364	0.75971519	0.13333333
3	0.3923263	0.38129861	0.57693285	0.33333333
4	0	0	0.46000493	0.6
5	0.76895955	1	0.9500376	0.02222222
6	0.58216161	0.7352046	0.74496633	0.2
7	0.44294905	0.41224214	0.5996771	0.46666667
8	0.01721173	0.12039229	0.53079787	0.82222222
9	0.7993332	0.94098749	0.86328638	0.15555556
10	0.68441956	0.97683463	0.98177143	0.1
11	0.33056655	0.30267163	0.51914006	0.82222222
12	0.15669662	0.33496787	0.65697236	0.76666667
13	0.94006444	0.89584038	0.79691798	0.2
14	0.75630386	0.99543456	1	0.13333333
15	0.39333876	0.25481907	0.48396703	1
16	0.07036562	0.42323301	0.70887421	0.93333333
17	0.7532665	0.37910044	0.03728549	0.2
18	0.61304148	0.40023673	0.41668756	0.23333333
19	0.50572126	0.48664187	0.65436237	0.2
20	0.42067504	0.68650659	0.86368389	0.1
21	0.95980731	0.3537369	0	0.28888889
22	0.88336696	0.50473453	0.5190987	0.33333333
23	0.55634401	0.50507271	0.66790942	0.28888889
24	0.49509048	0.65167399	0.8432015	0.15555556
25	0.99903994	0.61599594	0.38553311	0.26666667
26	0.82363212	0.1636794	0.18485388	0.6
27	0.78414638	0.72979371	0.83308478	0.15555556
28	0.63278436	0.49272912	0.749739	0.48888889
29	1	0.64913764	0.43425318	0.33333333
30	0.8914666	0.33226243	0.3500706	0.73333333
31	0.89906001	0.71356104	0.82115353	0.2
32	0.71732435	0.50067636	0.75441208	0.6

### 3. Intégration des poids des critères

Les valeurs normalisées sont pondérées avec les poids ( $w_j$ ) des critères correspondants :

$$v_{ij} = w_j(t_{ij} + 1) \quad (\text{V.8})$$

- $w_j$  : Pondération associée à chaque critère.

### 4. Détermination de la frontière approximative (G)

La frontière approximative est calculée à l'aide de la formule suivante :

$$g_i = \left( \prod_{i=1}^m v_{ij} \right)^{\frac{1}{m}} \quad (\text{V.9})$$

### 5. Obtention de la matrice des différences (Q)

La différence entre chaque élément pondéré et la frontière approximative est calculée comme suit :

$$q_{ij} = v_{ij} - g_j \quad (\text{V.10})$$

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau V.5 les résultats permettent d'analyser les écarts spécifiques pour chaque alternative et critère, mettant en lumière les performances relatives des alternatives par rapport à la frontière approximative. Ces valeurs ont un rôle crucial dans l'évaluation finale des alternatives selon la méthode MABAC.

### 6. Calcul de la somme des différences ( $S_i$ )

La somme des  $q_{ij}$  pour chaque ligne de la matrice des différences est calculée :

$$S_i = \sum_{j=1}^n q_{ij} \quad (\text{V.11})$$

Les résultats obtenus pour  $S_i$ , qui représentent une synthèse des écarts pour chaque alternative, sont également résumés dans le tableau V.5

## 7. Classement des alternatives

Les valeurs  $S_i$  sont classées par ordre décroissant. La valeur la plus élevée correspond à l'alternative optimale, représentant la meilleure plage de paramètres.

Le classement des alternatives est présenté dans le tableau V.5 selon les résultats. L'essai 32 occupe la première position, Cela indique que la combinaison optimale des facteurs d'entrée déterminée par la méthode MABAC est la suivante :  $r = 0.8$  mm,  $V_c = 240$  m/min,  $f = 0.2$  mm/tour, and  $a_p = 1$  mm. Cette configuration aboutit aux résultats suivants :  $RS = 1.694$   $\mu\text{m}$ ,  $F_z = 36.100$  N,  $E_c = 850.586$  J et  $Q = 48.000$   $\text{cm}^3/\text{min}$ ).

**Table V.5** Résultats et classement de la méthode MABAC.

N°	Q				$S_i$	Rank
	q (Ra)	q (Fz)	q (Ec)	q (Q)		
1	0.02020396	0.11031627	0.07526979	-0.17256443	0.03322558	17
2	-0.02168637	0.05536192	0.03868849	-0.10589776	-0.03353372	25
3	-0.04699774	-0.03687683	-0.0070071	-0.00589776	-0.09677944	28
4	-0.14507932	-0.13220149	-0.03623908	0.12743557	-0.18608431	31
5	0.04716057	0.11779851	0.08626909	-0.16145332	0.08977485	12
6	0.00046108	0.05159966	0.03500127	-0.07256443	0.01449759	19
7	-0.03434206	-0.02914095	-0.00132104	0.0607689	-0.00403514	20
8	-0.14077638	-0.10210341	-0.01854084	0.23854668	-0.02287396	22
9	0.05475398	0.10304539	0.06458128	-0.09478665	0.127594	7
10	0.02602557	0.11200717	0.09420255	-0.12256443	0.10967086	9
11	-0.06243768	-0.05653358	-0.0214553	0.23854668	0.09812012	11
12	-0.10590516	-0.04845952	0.01300278	0.2107689	0.069407	14
13	0.08993679	0.09175861	0.04798918	-0.07256443	0.15712015	5
14	0.04399665	0.11665715	0.09875969	-0.10589776	0.15351573	6
15	-0.04674463	-0.06849672	-0.03024855	0.32743557	0.18194567	2
16	-0.12748791	-0.02639323	0.02597824	0.29410224	0.16619933	3
17	0.04323731	-0.03742638	-0.14191894	-0.07256443	-0.20867244	32
18	0.00818105	-0.0321423	-0.04706842	-0.05589776	-0.12692744	29
19	-0.018649	-0.01054102	0.01235028	-0.07256443	-0.08940417	27
20	-0.03991056	0.03942516	0.06468066	-0.12256443	-0.05836916	26
21	0.09487251	-0.04376726	-0.15124031	-0.02811998	-0.12825505	30
22	0.07576242	-0.00601785	-0.02146564	-0.00589776	0.04238117	16
23	-0.00599332	-0.00593331	0.01573704	-0.02811998	-0.02430957	23
24	-0.0213067	0.03071701	0.05956006	-0.09478665	-0.02581627	24
25	0.10468067	0.0217975	-0.05485703	-0.0392311	0.03239004	18
26	0.06082871	-0.09128163	-0.10502684	0.12743557	-0.00804419	21
27	0.05095728	0.05024694	0.05703088	-0.09478665	0.06344845	15
28	0.01311677	-0.00901921	0.03619444	0.07188002	0.11217202	8
29	0.10492068	0.03008292	-0.04267702	-0.00589776	0.08642883	13
30	0.07778733	-0.04913588	-0.06372266	0.19410224	0.15903103	4
31	0.07968569	0.04618877	0.05404807	-0.07256443	0.1073581	10
32	<b>0.03425177</b>	<b>-0.0070324</b>	<b>0.03736271</b>	<b>0.12743557</b>	<b>0.19201765</b>	<b>1</b>

### V.3.2 Méthode GRA

La deuxième approche utilisée pour l'optimisation multi-objective est la méthode GRA. Cette méthode est une approche mathématique visant à résoudre les problèmes multi-objective en les transformant en un seul objectif [96]. Dans cette partie, la minimisation des trois paramètres Ra, Fz, et Ec ainsi que la maximisation du paramètre Q sont prises en compte. Les étapes et les équations utilisées pour cette méthode sont comme suite [97] :

#### 1. Normalisation :

Les valeurs des réponses (Ra, Fz, Ec et Q) sont converties à une échelle commune dans l'intervalle [0,1] en utilisant les équations V.12 dans le cas de la minimisation et V.13 dans le cas de la maximisation. Le tableau V.6 expose les résultats de la normalisation.

**Pour une minimisation** : Les valeurs plus petites sont préférées.

$$x_i(k) = \frac{\max(x_i^0(k)) - x_i^0(k)}{\max(x_i^0(k)) - \min(x_i^0(k))} \quad (\text{V.12})$$

**Pour une maximisation** : Les valeurs plus grandes sont préférées.

$$x_i(k) = \frac{x_i^0(k) - \min(x_i^0(k))}{\max(x_i^0(k)) - \min(x_i^0(k))} \quad (\text{V.13})$$

Où  $x_i(k)$  est la valeur normalisée, et  $x_i^0(k)$  est la valeur initiale des réponses.

Tableau V.6 Normalisation de la matrice de décision.

N°	Normalisation			
	Ra	Fz	Ec	Q
1	0.661	0.970	0.906	0.000
2	0.494	0.750	0.760	0.133
3	0.392	0.381	0.577	0.333
4	0.000	0.000	0.460	0.600
5	0.769	1.000	0.950	0.022
6	0.582	0.735	0.745	0.200
7	0.443	0.412	0.600	0.467
8	0.017	0.120	0.531	0.822
9	0.799	0.941	0.863	0.156
10	0.684	0.977	0.982	0.100
11	0.331	0.303	0.519	0.822
12	0.157	0.335	0.657	0.767
13	0.940	0.896	0.797	0.200
14	0.756	0.995	1.000	0.133
15	0.393	0.255	0.484	1.000
16	0.070	0.423	0.709	0.933
17	0.753	0.379	0.037	0.200
18	0.613	0.400	0.417	0.233
19	0.506	0.487	0.654	0.200
20	0.421	0.687	0.864	0.100
21	0.960	0.354	0.000	0.289
22	0.883	0.505	0.519	0.333
23	0.556	0.505	0.668	0.289
24	0.495	0.652	0.843	0.156
25	0.999	0.616	0.386	0.267
26	0.824	0.164	0.185	0.600
27	0.784	0.730	0.833	0.156
28	0.633	0.493	0.750	0.489
29	1.000	0.649	0.434	0.333
30	0.891	0.332	0.350	0.733
31	0.899	0.714	0.821	0.200
32	0.717	0.501	0.754	0.600

## 2. Coefficient de corrélation grise (Grey Relational Coefficient - GRC)

Cette étape permet d'obtenir une corrélation entre les résultats expérimentaux normalisés et les résultats désirés.

$$GRC = \frac{\delta_{min} + \gamma \delta_{max}}{\delta_{oi} + \gamma \delta_{max}}; \quad (V.14)$$

Où :

- $\delta_{oi}(k) = \|x_o(k) - x_i(k)\|$  : la séquence de déviation.
- $\delta_{min}$  and  $\delta_{max}$  sont respectivement la plus petite et la plus grande valeur de  $\delta_{oi}(k)$ .
- $\gamma$  est un paramètre variant entre 0 et 1 (considéré comme 0.5 dans ce cas).

## 3. Grade de relation grise (Grey Relational Grade - GRG)

Cette étape consiste à transférer les relations entre tous les coefficients de corrélation grise en une seule séquence.

$$GRG = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n GRC \quad (V.15)$$

Où n est le nombre de tests.

## 4. Classement des paramètres optimaux

Les valeurs de GRG sont classées par ordre décroissant. La valeur GRG la plus élevée correspond à la meilleure plage de paramètres optimaux.

Le tableau V.7 présente le GRC, le GRG et le classement de l'optimisation pour le cas choisi (minimisation de Ra, Fz, Ec et maximisation de Q). En appliquant toutes les étapes, on obtient la valeur maximale de GRG, qui représente le régime optimal. Cette valeur correspond à l'expérience numéro 14, où  $r = 0.4$  mm,  $V_c = 240$  m/min,  $f = 0.12$  mm/tour et  $a_p = 0.5$  mm.

Tableau V.7 Résultats du GRC, GRG et Classement.

N°	GRC				GRG	Rank
	Ra	Fz	Ec	Q		
1	0.596042111	0.943522655	0.841808102	0.333333333	0.679	6
2	0.496806428	0.666892197	0.675415725	0.365853659	0.551	20
3	0.451396472	0.446946796	0.5416724	0.428571429	0.467	30
4	0.333333333	0.333333333	0.480771509	0.555555556	0.426	32
5	0.683956682	1	0.90915306	0.338345865	0.733	2
6	0.544758211	0.653769622	0.662222123	0.384615385	0.561	16
7	0.473014096	0.459661122	0.555356303	0.483870968	0.493	27
8	0.337202561	0.362421865	0.515888258	0.737704918	0.488	28
9	0.713605953	0.894434362	0.785282404	0.371900826	0.691	5
10	0.613060314	0.95572075	0.964825238	0.357142857	0.723	3
11	0.427557463	0.417596385	0.509756774	0.737704918	0.523	22
12	0.372216737	0.429172714	0.593100366	0.681818182	0.519	23
13	0.892959898	0.827595858	0.711154579	0.384615385	0.704	4
14	<b>0.672317598</b>	<b>0.990951743</b>	<b>1</b>	<b>0.365853659</b>	<b>0.757</b>	<b>1</b>
15	0.451809443	0.401548072	0.492110015	1	0.586	12
16	0.349739771	0.464353015	0.632010749	0.882352941	0.582	14
17	0.669582922	0.446070297	0.341830205	0.384615385	0.461	31
18	0.563724223	0.454643296	0.461547361	0.394736842	0.469	29
19	0.50287709	0.493408977	0.591269812	0.384615385	0.493	26
20	0.463252513	0.614633132	0.785772976	0.357142857	0.555	18
21	0.925595647	0.43620003	0.333333333	0.412844037	0.527	21
22	0.810855029	0.502378525	0.509735283	0.428571429	0.563	15
23	0.529854103	0.502549286	0.600896117	0.412844037	0.512	25
24	0.497557233	0.589396053	0.761268482	0.371900826	0.555	19
25	0.998083565	0.565608263	0.448645001	0.405405405	0.604	10
26	0.739242673	0.374161711	0.380185891	0.555555556	0.512	24
27	0.698466813	0.649176729	0.749720485	0.371900826	0.617	9
28	0.576557865	0.496390801	0.666434748	0.494505495	0.558	17
29	1	0.58763911	0.469154579	0.428571429	0.621	8
30	0.82164759	0.428178396	0.434809302	0.652173913	0.584	13
31	0.83202984	0.635777252	0.736543562	0.384615385	0.647	7
32	0.638834232	0.500338409	0.670611727	0.555555556	0.591	11

### V.3.3 Méthode TOPSIS

La méthode TOPSIS est une méthode d'aide à la décision multicritère qui résout les problèmes d'optimisation multi-objective en les transformant en un problème à objectif unique [98]. La méthode est appliquée au troisième même cas choisi dans les précédentes méthodes MCDM, qui consiste à minimiser (Ra, Fz et Ec), et à maximiser (Q). Les étapes et les équations de la méthode TOPSIS sont les suivantes [99] :

### 1. Construction de la matrice de décision :

Regrouper les alternatives et leurs performances par rapport aux différents critères sous forme d'une matrice A. Chaque élément  $a_{ij}$  de la matrice représente la valeur de l'alternative i pour le critère j.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (\text{V.16})$$

### 2. Normalisation de la matrice :

La normalisation  $r_{ij}$  est effectuée par la méthode vectorielle équation V.16 :

$$r_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m a_{ij}^2}} \quad (\text{V.17})$$

### 3. Construction de la matrice pondérée :

L'étape consiste à pondérer les valeurs normalisées selon l'importance (poids  $w_j$ ) de chaque critère :

$$v_{ij} = r_{ij} \times w_j \quad (\text{V.18})$$

Où  $\sum_{j=1}^n w_j = 1$

Le tableau V.8 résume les résultats de l'application des étapes précédentes.

Tableau V.8 Matrice normalisée et pondérée.

N°	Normalisation				Poids			
	Ra	Fz	Ec	Q	V(Ra)	V(Fz)	V(Ec)	V(Q)
1	0.160	0.040	0.067	0.023	0.040	0.010	0.017	0.006
2	0.190	0.103	0.114	0.068	0.047	0.026	0.029	0.017
3	0.208	0.208	0.173	0.137	0.052	0.052	0.043	0.034
4	0.276	0.317	0.211	0.228	0.069	0.079	0.053	0.057
5	0.141	0.032	0.053	0.030	0.035	0.008	0.013	0.008
6	0.174	0.107	0.119	0.091	0.044	0.027	0.030	0.023
7	0.199	0.200	0.166	0.182	0.050	0.050	0.041	0.046
8	0.273	0.283	0.188	0.304	0.068	0.071	0.047	0.076
9	0.136	0.049	0.081	0.076	0.034	0.012	0.020	0.019
10	0.156	0.038	0.042	0.057	0.039	0.010	0.011	0.014
11	0.218	0.231	0.192	0.304	0.055	0.058	0.048	0.076
12	0.249	0.222	0.147	0.285	0.062	0.055	0.037	0.071
13	0.111	0.061	0.102	0.091	0.028	0.015	0.026	0.023
14	0.144	0.033	0.037	0.068	0.036	0.008	0.009	0.017
15	0.207	0.245	0.203	0.364	0.052	0.061	0.051	0.091
16	0.264	0.196	0.131	0.342	0.066	0.049	0.033	0.085
17	0.144	0.209	0.347	0.091	0.036	0.052	0.087	0.023
18	0.169	0.203	0.225	0.103	0.042	0.051	0.056	0.026
19	0.188	0.178	0.148	0.091	0.047	0.045	0.037	0.023
20	0.203	0.121	0.081	0.057	0.051	0.030	0.020	0.014
21	0.108	0.216	0.359	0.121	0.027	0.054	0.090	0.030
22	0.121	0.173	0.192	0.137	0.030	0.043	0.048	0.034
23	0.179	0.173	0.144	0.121	0.045	0.043	0.036	0.030
24	0.190	0.131	0.087	0.076	0.047	0.033	0.022	0.019
25	0.101	0.141	0.235	0.114	0.025	0.035	0.059	0.028
26	0.132	0.271	0.300	0.228	0.033	0.068	0.075	0.057
27	0.139	0.109	0.090	0.076	0.035	0.027	0.023	0.019
28	0.165	0.177	0.117	0.190	0.041	0.044	0.029	0.047
29	0.101	0.132	0.219	0.137	0.025	0.033	0.055	0.034
30	0.120	0.222	0.246	0.273	0.030	0.056	0.062	0.068
31	0.119	0.114	0.094	0.091	0.030	0.028	0.024	0.023
32	0.151	0.174	0.116	0.228	0.038	0.044	0.029	0.057

#### 4. Détermination de la solution idéale et anti-idéale :

- Solution idéale  $A^+$ :

Elle contient les meilleures valeurs pour chaque critère :

$$A^+ = \{v_1^+, v_2^+, \dots, v_n^+\}, \quad (\text{V.19})$$

$v_j^+ = \max(v_{ij})$  (Critère à maximisé) et  $v_j^- = \min(v_{ij})$  (critère à minimisé).

- Solution anti-idéale  $A^-$ :

Elle contient les pires valeurs pour chaque critère :

$$A^- = \{v_1^-, v_2^-, \dots, v_n^-\}, \quad (\text{V.20})$$

$v_j^- = \max(v_{ij})$  (Critère à maximiser) et  $v_j^+ = \min(v_{ij})$  (critère à minimiser).

#### 5. Calcul des distances :

Calculer la distance de chaque alternative à la solution idéale ( $d_i^+$ ) et à la solution anti-idéale ( $d_i^-$ ) à l'aide de la distance euclidienne :

$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2}, \quad d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2}. \quad (\text{V.21})$$

#### 6. Calcul du coefficient de proximité :

Le coefficient de proximité  $C_i$  est calculé pour chaque alternative :

$$C_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-}, \quad 0 \leq C_i \leq 1 \quad (\text{V.22})$$

Plus  $C_i$  est proche de 1, plus l'alternative est proche de la solution idéale.

#### 7. Classement des alternatives :

Les alternatives sont classées par ordre décroissant selon leurs coefficients de proximité  $C_i$ .

Le tableau V.9 présente les obtenus par la méthode TOPSIS pour l'optimisation des quatre paramètres (Ra, Fz, Ec et Q) : la matrice des distances, l'indice (Si) et les valeurs d'approximation relative pour chaque expérience (Ri) sont enregistrés. Il convient de noter que la valeur la plus élevée de Ri représente la meilleure solution. Dans cette étude de cas, la valeur maximale de Ri est de 0.629, correspondant à l'expérience numéro 32. Cela signifie que la meilleure combinaison des facteurs d'entrée donnée par la méthode TOPSIS (Tableau 4) est :  $r = 0.8$  mm,  $f = 0.2$  mm/tour,  $V_c = 240$  m/min, et  $a_p = 1$  mm, ce qui donne les résultats suivants :  $R_a = 1.694$   $\mu\text{m}$ ,  $F_z = 36.100$  N,  $E_c = 850.586$  J, et  $Q = 48.000$   $\text{cm}^3/\text{min}$ .

Tableau V.9 Résultats de la méthode TOPSIS.

N°	Distances								S <sub>i</sub>		Relative closeness
	Ra+	Ra-	Fz+	Fz-	Ec+	Ec-	Q+	Q-	S+	S-	Ri
1	0.015	-0.029	0.002	-0.069	0.008	-0.073	-0.085	0.000	0.087	0.105	0.546
2	0.022	-0.022	0.018	-0.054	0.019	-0.061	-0.074	0.011	0.082	0.085	0.510
3	0.027	-0.017	0.044	-0.027	0.034	-0.047	-0.057	0.028	0.084	0.063	0.430
4	0.044	0.000	0.071	0.000	0.044	-0.037	-0.034	0.051	0.100	0.063	0.387
5	0.010	-0.034	0.000	-0.071	0.004	-0.077	-0.084	0.002	0.084	0.110	0.566
6	0.018	-0.026	0.019	-0.052	0.021	-0.060	-0.068	0.017	0.076	0.086	0.529
7	0.024	-0.019	0.042	-0.029	0.032	-0.048	-0.046	0.040	0.074	0.072	0.493
8	0.043	-0.001	0.063	-0.009	0.038	-0.043	-0.015	0.070	0.086	0.083	0.489
9	0.009	-0.035	0.004	-0.067	0.011	-0.070	-0.072	0.013	0.074	0.104	0.585
10	0.014	-0.030	0.002	-0.070	0.001	-0.079	-0.077	0.009	0.078	0.110	0.585
11	0.029	-0.015	0.050	-0.022	0.039	-0.042	-0.015	0.070	0.071	0.086	0.546
12	0.037	-0.007	0.047	-0.024	0.028	-0.053	-0.020	0.065	0.069	0.088	0.559
13	0.003	-0.041	0.007	-0.064	0.016	-0.064	-0.068	0.017	0.071	0.101	0.588
14	0.011	-0.033	0.000	-0.071	0.000	-0.081	-0.074	0.011	0.075	0.113	0.602
15	0.027	-0.017	0.053	-0.018	0.042	-0.039	0.000	0.085	0.073	0.097	0.572
16	0.041	-0.003	0.041	-0.030	0.023	-0.057	-0.006	0.080	0.063	0.103	0.621
17	0.011	-0.033	0.044	-0.027	0.078	-0.003	-0.068	0.017	0.113	0.046	0.290
18	0.017	-0.027	0.043	-0.029	0.047	-0.034	-0.065	0.020	0.093	0.055	0.374
19	0.022	-0.022	0.037	-0.035	0.028	-0.053	-0.068	0.017	0.085	0.069	0.448
20	0.025	-0.018	0.022	-0.049	0.011	-0.070	-0.077	0.009	0.085	0.088	0.508
21	0.002	-0.042	0.046	-0.025	0.081	0.000	-0.061	0.025	0.111	0.055	0.331
22	0.005	-0.039	0.035	-0.036	0.039	-0.042	-0.057	0.028	0.078	0.073	0.486
23	0.019	-0.024	0.035	-0.036	0.027	-0.054	-0.061	0.025	0.078	0.074	0.486
24	0.022	-0.022	0.025	-0.047	0.013	-0.068	-0.072	0.013	0.080	0.086	0.517
25	0.000	-0.044	0.027	-0.044	0.050	-0.031	-0.063	0.023	0.084	0.073	0.464
26	0.008	-0.036	0.060	-0.012	0.066	-0.015	-0.034	0.051	0.095	0.066	0.407
27	0.009	-0.034	0.019	-0.052	0.013	-0.067	-0.072	0.013	0.076	0.093	0.548
28	0.016	-0.028	0.036	-0.035	0.020	-0.060	-0.044	0.042	0.062	0.086	0.580
29	0.000	-0.044	0.025	-0.046	0.046	-0.035	-0.057	0.028	0.077	0.078	0.503
30	0.005	-0.039	0.048	-0.024	0.052	-0.028	-0.023	0.063	0.075	0.083	0.525
31	0.004	-0.039	0.020	-0.051	0.014	-0.066	-0.068	0.017	0.073	0.094	0.563
32	0.012	-0.031	0.036	-0.036	0.020	-0.061	-0.034	0.051	0.055	0.093	0.629

### V.3.4 Comparaison des méthodes

Le tableau V.10 résume les résultats obtenus par les quatre méthodes d'optimisation multi-objective (DF, GRA, MABAC et TOPSIS), y compris les régimes optimaux obtenus, les valeurs des quatre sorties optimisées (Ra, Fz, Ec et Q) ainsi que la variation en pourcentage des différents paramètres d'entrée et de sortie par rapport au régime de référence obtenu par la fonction de désirabilité. Il est observé que les résultats obtenus par les trois méthodes (DF, MABAC et GRA) sont différents, mais présentent certaines similitudes. Par ailleurs, il est intéressant de souligner que les méthodes TOPSIS et MABAC ont abouti au même régime optimal. Concernant Vc, elle reste inchangée pour les quatre méthodes (Vc=240 m/min). De plus, pour les méthodes DF et GRA, le (r) est le même (r=0.4 mm), tandis que pour la méthode MABAC, le (r) prend une valeur de (r=0.8). Les autres facteurs (f et ap) sont complètement différents.

En prenant les résultats de la méthode DF comme référence, les commentaires suivants peuvent être faits :

- **Méthode GRA :**

La méthode GRA fournit un régime de coupe qui augmente la valeur de (f) de **15.83 %** et (ap) de **60.8 %**. Cela entraîne une diminution de l'effort (Fz) de **65.37 %** et de (Ec) de **70.95 %**, ce qui est souhaitable pour toute application industrielle visant à minimiser la consommation d'énergie. Cependant, une diminution considérable de (Q) est observée, avec une baisse de **55.34 %**. En ce qui concerne (Ra), une légère diminution de **6.03 %** est constatée. Ainsi, bien que la méthode GRA favorise la minimisation de l'effort de coupe et de la consommation d'énergie tout en maintenant une qualité de surface acceptable, elle présente une faiblesse notable au niveau de la productivité dans cette étude de cas.

- **Méthode MABAC**

Les méthodes MABAC et TOPSIS propose un régime de coupe qui double la valeur de (f) et augmente la valeur de (r) de **0.4 mm à 0.8 mm**, représentant une augmentation d'environ **100 %**, tout en diminuant la valeur de (ap) de **20.2 %**. En conséquence, on observe une augmentation de (Ra) de **11.1 %**, de (Fz) de **82.55 %** et (Q) de **49.01 %**, tandis qu'il y a une légère diminution de (Ec) de **7.9 %** est constatée.

Le régime proposé par cette méthode met donc l'accent sur la productivité et la réduction de la consommation d'énergie sans compromettre la qualité de surface, mais il présente une faiblesse notable avec un effort de coupe élevée causée par l'augmentation de la section transversale (ap×f).

- **Analyse globale**

En conclusion, il peut être affirmé que les quatre méthodes présentent des points forts et des points faibles. Elles fournissent toutes des régimes acceptables, avec une préférence pour le régime donné par la méthode DF, car il atteint un équilibre satisfaisant entre une bonne productivité (Q=32.226 cm<sup>3</sup>/min), une bonne condition de surface (Ra=1.525µm) et des économies d'énergie (Fz=19.796N et Ec=923.600 J).

Tableau 10 Régimes optimaux obtenus par les méthodes DF, GRA et MABAC.

Méthodes	Conditions de coupe optimales				Paramètres de sortie optimaux			
	r	Vc	f	ap	Ra	Fz	Ec	Q
DF	0.4	240	0.101	1.253	1.525	19.769	923.600	32.226
GRA	0.4	240	0.12	0.5	1.617	6.840	268.606	14.400
GRA Percentage de Variation	0%	0%	↑ 15.83%	↓ 60.8%	↑ 6.03%	↓ 65.37%	↓ 70.95%	↓ 55.34%
MABAC =TOPSIS	0.8	240	0.2	1	1.694	36.100	850.586	48.000
Mabac/TOPSIS Percentage de Variation	↑ 100%	0%	↑ 98.02%	↓ 20.2%	↑ 11.1%	↑ 82.55%	↓ 7.9%	↑ 49.01%

Augmentation ↑  
 Diminution ↓

### V.4 Méthodes Métaheuristiques

Dans cette section, deux méthodes métaheuristiques, à savoir MOAHA (Multi-Objective Ant-Hoc Algorithm) et NSWOA (Nautical School Whale Optimization Algorithm), ont été appliquées en utilisant les modèles prédictifs basés sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) développés dans le chapitre IV, et résumés dans le tableau IV.6. L'étude a été portée sur un cas d'optimisation multi-objectif visant à minimiser simultanément (Ra et Fz), tout en maximisant (Q). Les modèles ANN développés ont été incorporés aux algorithmes.

#### V.4.1 MOAHA

Le Multi-Objective Artificial Hummingbird Algorithm (MOAHA), conçu pour résoudre des problèmes d'optimisation multi-objective en imitant les comportements d'un colibri (hummingbird) dans la nature. Ce type d'algorithme est utilisé pour optimiser simultanément plusieurs objectifs, souvent contradictoires, dans un espace de recherche multidimensionnel [100]. Les étapes de cet algorithme sont comme suit :

##### 1. Fonctions Objectifs

Soit  $f_1, f_2, \dots, f_m$  les m objectifs à optimiser. L'algorithme tente de trouver un compromis entre ces objectifs dans un espace multidimensionnel.

$$\min f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)] \tag{V.23}$$

où  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  représente un vecteur de décision dans l'espace de recherche à n dimensions.

## 2. Position et Mouvement du Colibri

Les colibris dans l'algorithme sont modélisés par des solutions dans l'espace de recherche. À chaque itération, un colibri (solution candidate) ajuste sa position en fonction de deux principaux mécanismes :

- La recherche locale, où chaque colibri explore de manière itérative les voisins proches.
- La recherche globale, où le colibri se dirige vers un équilibre entre exploration et exploitation.

Le mouvement du colibri dans le cadre de l'optimisation multi-objective peut être exprimé par une mise à jour de la position  $x_i$  de l'individu  $i$  à l'instant  $t$  :

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \cdot (x_{best}(t) - x_i(t)) + \beta \cdot \delta_i(t) \quad (\text{V.24})$$

Où :

- $x_i(t)$  est la position actuelle du colibri  $i$ ,
- $x_{best}(t)$  est la meilleure position globale parmi tous les colibris,
- $\alpha$  est un facteur d'exploration qui détermine l'intensité de la recherche globale,
- $\beta$  est un facteur de recherche locale qui détermine l'intensité de la recherche locale,
- $\delta_i(t)$  est un terme de perturbation qui introduit de la diversité dans le mouvement.

## 3. Front de Pareto

L'objectif de MOAHA est de générer un ensemble de solutions qui forment un *front de Pareto* : un ensemble de solutions non dominées, où aucune solution ne peut être améliorée dans un objectif sans dégrader les autres objectifs.

L'ensemble des solutions dominées est défini comme suit :

- Une solution  $x_a$  domine une autre solution  $x_b$  si, pour tous les objectifs  $i$ ,  $f_i(x_a) \leq f_i(x_b)$ , et il existe au moins un objectif  $i$  tel que  $f_i(x_a) < f_i(x_b)$ .

Ainsi, l'algorithme cherche à explorer cet espace pour trouver l'ensemble des solutions Pareto-optimales.

#### 4. Stratégie d'Évaluation des Solutions

À chaque itération, la performance des solutions est évaluée par rapport à la domination Pareto. Les individus non dominés sont considérés comme faisant partie de l'ensemble de solutions Pareto-optimales.

- **Résultat de l'algorithme MOAHA**

L'optimisation multi-objectif des paramètres Ra, Fz et Q en usinage est un processus complexe qui nécessite de trouver un compromis entre plusieurs objectifs souvent contradictoires. En utilisant la méthode MOAHA on peut déterminer des solutions optimales qui permettent d'améliorer la qualité, la productivité et la rentabilité du processus d'usinage du POMC-GF25% tout en respectant les contraintes techniques et économiques. Les résultats de l'optimisation sont présentés sur le tableau V.11 et la figure V.3 L'analyse du tableau et de la figure donnent les conditions de coupe optimale suivantes :  $r = 0.8 \text{ mm}$ ,  $Vc = 240 \text{ m/min}$ ,  $f = 0.08 \text{ mm/tour}$  et  $ap = 0.8982 \text{ mm}$ . Dans ce cas, les valeurs des réponses sont  $Ra = 1.127 \mu\text{m}$ ,  $Fz = 71.730 \text{ N}$ ,  $Q = 17.422 \text{ cm}^3/\text{min}$ . Il est noté qu'afin d'atteindre des valeurs minimales pour (Ra et Fz) convient à valeurs plutôt faible de Q. En effet, il n'existe pas de solution unique qui soit la plus performante dans tous les cas, mais plutôt une série de compromis optimaux qui dépendent des objectifs spécifiques à atteindre dans l'industrie. Puisque chaque solution de l'ensemble de Pareto optimal présente des avantages et inconvénients selon les critères choisis, aucune ne peut être qualifiée de clairement meilleure que les autres ; chacune représente donc une solution viable, selon les priorités de l'industrie.

**Tableau V.11** Résultat d'optimisation par la méthode MOAHA.

N°	Conditions de coupe optimales				Paramètres de sortie optimaux		
	r	Vc	f	ap	Ra	Fz	Q
1	0.8	240	0.0800000000	0.626	1.12711920	53.709259500	12.02
2	0.8	240	0.0800972574	0.843	1.12712747	67.607467970	16.21
3	0.8	238.491458	0.0804435924	0.546	1.12729058	48.746761450	10.47
4	0.8	240	0.0800000000	0.597	1.12714875	51.997494217	11.46
5	0.4	240	0.1544291738	2	2.13472984	199.35167850	74.12
6	0.8	240	0.0800000000	0.693	1.12708242	57.761530435	13.30
7	0.8	240	0.0808162323	0.898	1.12720399	71.730777145	17.42
8	0.4	240	0.2000000000	1.759	3.01368253	171.42780335	84.45
9	0.8	240	0.2000000000	2	1.62003495	188.28503105	96
10	0.4	240	0.1820085690	0.996	2.29065919	118.93688056	43.52

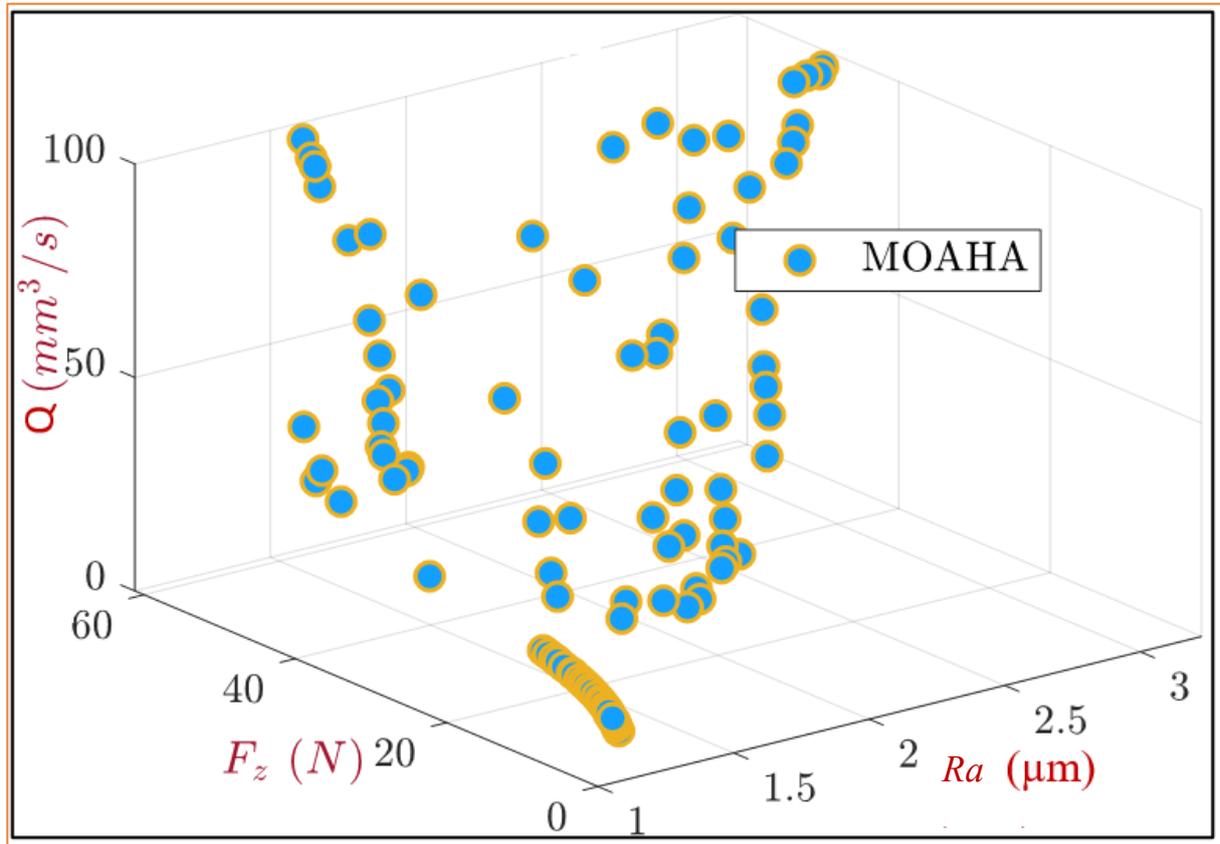


Figure V.3 Graphique du front de Pareto développé par MOAHA.

#### V.4.2 NSWOA

Le Non-dominated sorting Whale Optimization Algorithm (NSWOA) est une variante inspirée du Whale Optimization Algorithm (WOA), une méthode métaheuristique d'optimisation inspirée du comportement des baleines en chasse. L'algorithme NSWOA introduit des améliorations pour renforcer la convergence et l'exploration de l'espace de recherche. Voici une transcription mathématique détaillée de cet algorithme, avec les équations clés et les explications associées [101].

Les étapes de cet algorithme sont comme suit [102] :

##### 1. Fonction Objectif

La définition de la population initiale de solutions, représentée par un ensemble de vecteurs de position  $X_i$  (positions des baleines dans l'espace de recherche).

1. Chaque vecteur  $X_i$  est une solution candidate.
2. Chaque vecteur  $X_i$  est une solution candidate

$$X_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d), i = 1, 2, \dots, N \tag{V.25}$$

- N : taille de la population.
- d : dimension du problème d'optimisation.

Chaque solution est évaluée à l'aide d'une **fonction objectif**  $f(X_i)$ , qui détermine la qualité de la solution.

## 2. Encerclement de la proie (solution optimale actuelle)

Les baleines encerclent la meilleure solution trouvée jusqu'à présent :

$$X(t + 1) = X^*(t) - A \cdot |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (\text{V.26})$$

où :

- $X(t)$ : Position actuelle de la baleine (paramètres d'usinage)
- $X^*$ : Meilleure solution trouvée jusqu'à présent
- $A=2a \cdot r - a$  : Facteur d'ajustement
- $C=2r$ : Facteur de perturbation
- $a$ : Paramètre de contrôle linéaire décroissant
- $r$ : Valeur aléatoire entre  $[0, 1]$

## 3. Bulle d'attaque en spirale

Le mouvement en spirale est modélisé pour simuler le comportement d'une baleine qui se rapproche de sa proie en formant un chemin en spirale :

$$X(t + 1) = D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (\text{V.27})$$

où :

- $D' = |X^*(t) - X(t)|$
- $b$  : Constante définissant la forme de la spirale
- $l$  : Valeur aléatoire entre  $[-1, 1]$

## 4. Mécanisme d'évasion (exploration)

Si une baleine décide de s'éloigner de la meilleure solution actuelle, elle explore de nouvelles solutions dans l'espace de recherche :

$$X(t + 1) = X_{rand}(t) - A \cdot |C \cdot X_{rand}(t) - X(t)| \quad (\text{V.28})$$

où  $X_{rand}(t)$  est une solution aléatoire choisie dans la population.

## 5. Front de Pareto pour les Solutions Optimales

Le NSWOA génère un front de Pareto qui contient un ensemble de solutions non dominées, représentant des compromis entre les différents objectifs d'usinage.

Une solution  $x_a$  domine une solution  $x_b$  si :

$$f_i(x_a) \leq f_i(x_b) \forall i \text{ et } \exists i: f_i(x_a) < f_i(x_b) \quad (\text{V.29})$$

- **Résultat de la méthode NSWOA**

Le tableau V.12 résume les résultats de l'optimisation des réponses (Ra, Fz, et Q) obtenues lors de l'usinage du POM C GF25% à l'aide de l'algorithme métaheuristique NSWOA. La figure V.4 illustre les graphiques du front de Pareto pour optimiser les paramètres de performance étudiés. Les triangles représentent les 50 solutions de Pareto optimales. En analysant les résultats obtenue, L'application de la méthode NSWOA a permis d'identifier une autre combinaison optimale des paramètres de coupe pour le POMC-GF25%. Les conditions de coupe recommandées sont :  $r = 0.8$  mm,  $V_c = 238.34$  m/min,  $f = 0.158$  mm/tour et  $ap = 0.8$  mm. Avec ces paramètres, les valeurs obtenues pour les réponses sont les suivantes :  $Ra = 1.218$   $\mu\text{m}$ ,  $Fz = 110.76$  N et  $Q = 34.57$   $\text{cm}^3/\text{min}$ . Ainsi, l'approche NSWOA permet d'identifier une solution différente appartenant également à l'ensemble de Pareto optimal. Cela illustre la diversité des solutions viables selon les besoins spécifiques de l'industrie. Il est important de noter que le choix final dépendra des exigences de l'application.

**Tableau V.12** Résultat d'optimisation par la méthode NSWOA.

N°	Conditions de coupe optimales				Paramètres de sortie optimaux		
	r	Vc	f	ap	Ra	Fz	Q
1	0.8	240	0.0800000000	0.500	1.12732255	46.658162844	9.600
2	0.8	240	0.0800000000	0.500	1.12732255	46.658162844	9.600
3	0.8	240	0.0800000000	0.522	1.12726954	47.864690563	10.03
4	0.8	240	0.0800000000	0.522	1.12726954	47.864690563	10.03
5	0.8	238.344563	0.1582813428	0.800	1.21795571	110.75771226	34.56
6	0.8	240	0.1531472808	0.800	1.18545890	113.97501941	37.33
7	0.4	239.457418	0.1275401534	0.400	1.83243840	119.14633184	44.07
8	0.8	240	0.1969240887	2	1.61557569	188.21249993	94.52
9	0.8	240	0.2000000000	2	1.62003495	188.28503105	96
10	0.8	240	0.2000000000	2	1.62003495	188.28503105	96

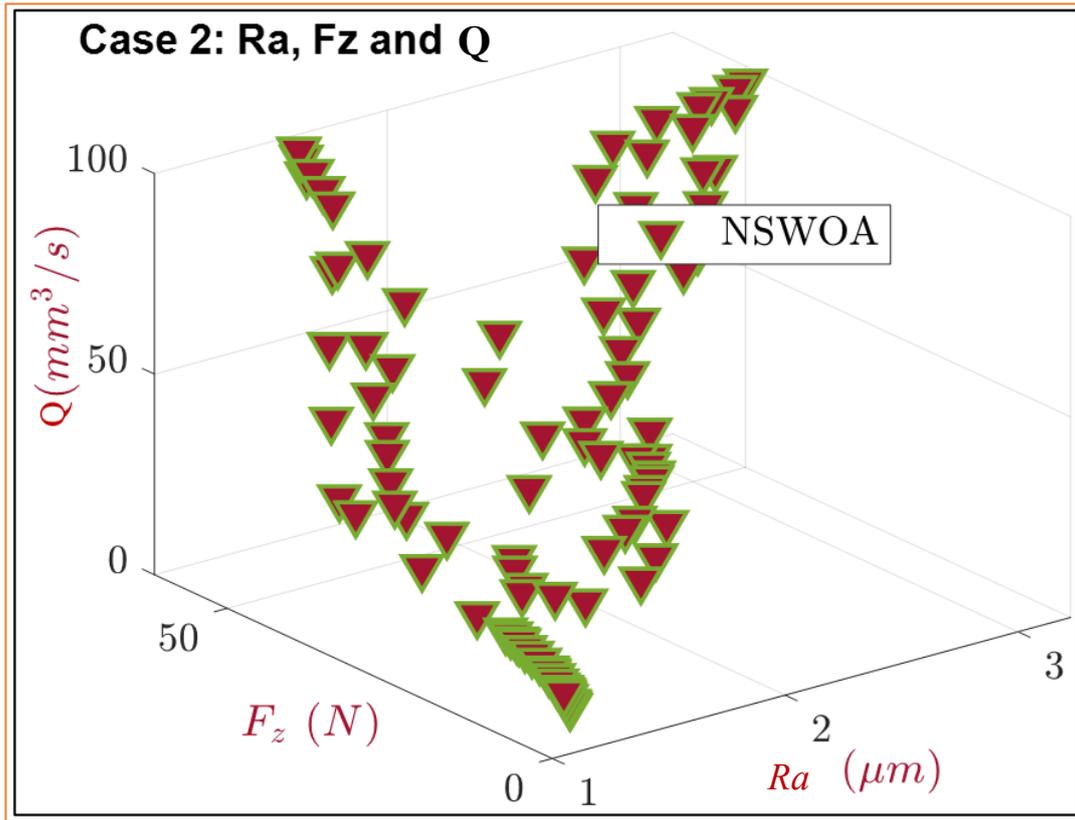


Figure V.4 Graphique du front de Pareto développé par NSWOA.

### V.5.3 Comparaison des Méthodes MOAHA et NSWOA

Le choix entre les deux méthodes dépend des priorités spécifiques de l'optimisation. MOAHA est rapide et offre un bon compromis entre qualité et productivité, tandis que NSWOA est plus robuste et excelle dans les environnements où les compromis conflictuels sont complexes à gérer.

## V.6 Conclusion

Les techniques d'optimisation multi-objective sont appliquées dans le but de maximiser le taux d'enlèvement de matière (Q) tout en réduisant simultanément ( $E_c$ ), Ra et Fz). La (DF) a été appliquée en premier lieu. Ensuite, des approches multicritères (MCDM) telles que MABAC, TOPSIS et GRA ont été explorées pour traiter cette problématique. L'objectif global consistait à améliorer les performances en maximisant le Q tout en minimisant simultanément les paramètres critiques ( $E_c$ , Ra et Fz). Une analyse comparative approfondie des résultats optimaux obtenus à l'aide des différentes méthodes MCDM a été effectuée, mettant en lumière les avantages et limites de chaque approche. Enfin, Deux méthodes métaheuristique MOAHA et NSWOA ont été appliquées dans le cas de la minimisation de (Ra et Fz) et la maximisation de (Q). Les deux méthodes ont été finalement comparées.

# *Chapitre*

## *VI*

### *Usinage du POM C GF25% par outils de coupe en Diamant*

## VI.1 Introduction

Ce chapitre présente une étude expérimentale portant sur l'influence des paramètres de coupe sur les performances technologiques lors de l'usinage à sec du **POM C GF25%**. Deux outils de coupe en diamant, différenciés par leur rayon (**TCMT16T304** et **TCMT16T308**), ont été utilisés. L'étude s'intéresse aux effets des paramètres de coupe sur (**Ra**, **Fz** et **Pc**). Pour cela, une analyse statistique détaillée a été menée, appuyée par la méthodologie de surface de réponse (**RSM**), permettant de développer des modèles prédictifs pour ces paramètres. Sur la base de ces modèles, une optimisation des conditions (**r**, **Vc**, **f** et **ap**) à l'aide la méthode **WASPAS** a ensuite été réalisée afin d'améliorer les performances du procédé.

## VI.2 Analyse statistique et modélisation

L'étude de l'usinage à sec du POM C GF25% a été menée en appliquant un plan d'expériences Taguchi  $L_{18} (2^1 3^3)$ . Deux outils de coupe en diamant (**TCMT16T304** et **TCMT16T308**) de rayons distincts (0.4 mm et 0.8 mm) ont été utilisés. Les paramètres d'entrée sont (**r**, **Vc**, **f** et **ap**), chacun étant étudié à différents niveaux.

Le tableau **VI.1** récapitule les valeurs des paramètres d'entrée ainsi que les résultats des sorties sélectionnés : (**Ra**, **Fz**, **Pc** et **Q**). L'analyse des résultats montre que (**Ra**) varie entre (0.598 et 2.224)  $\mu\text{m}$ . (**Fz**) fluctue entre (7.837 et 34.380) N, tandis que (**Pc**) varie entre (13.06 et 117.40) W. Enfin, (**Q**) évolue de (0.004 à 0.096)  $\text{cm}^3/\text{min}$ , soulignant l'impact des conditions de coupe sur la productivité de l'usinage.

Tableau VI.1 Résultats des essais du plan de Taguchi L<sub>18</sub>.

N°	Entrées				Sorties			
	r (mm)	Vc (m/min)	f (mm/tour)	ap (mm)	Ra (mm)	Fz (N)	Pc (W)	Q (cm <sup>3</sup> /min)
1	0.4	100	0.08	0.50	0.842	7.837	13.06	0.004
2	0.4	100	0.12	1.00	1.354	21.348	35.58	0.012
3	0.4	100	0.16	1.50	2.224	34.380	57.30	0.024
4	0.4	200	0.08	0.50	0.796	10.633	35.44	0.008
5	0.4	200	0.12	1.00	1.203	21.714	72.38	0.024
6	0.4	200	0.16	1.50	2.049	30.420	101.40	0.048
7	0.4	300	0.08	1.00	0.851	15.438	77.19	0.024
8	0.4	300	0.12	1.50	1.192	23.480	117.40	0.054
9	0.4	300	0.16	0.50	1.896	11.126	55.63	0.096
10	0.8	100	0.08	1.50	0.597	26.390	43.98	0.004
11	0.8	100	0.12	0.50	0.948	17.366	28.94	0.012
12	0.8	100	0.16	1.00	1.801	30.765	51.28	0.024
13	0.8	200	0.08	1.00	0.598	15.316	51.05	0.008
14	0.8	200	0.12	1.50	0.951	27.610	92.03	0.024
15	0.8	200	0.16	0.50	1.598	14.990	49.97	0.048
16	0.8	300	0.08	1.50	0.702	18.898	94.49	0.024
17	0.8	300	0.12	0.50	0.853	11.769	58.85	0.054
18	0.8	300	0.16	1.00	1.391	22.255	111.28	0.096

### VI.2.1 Analyse ANOVA

Pour mener une étude statistique visant à évaluer l'impact et la contribution des principaux facteurs sur les paramètres de sortie, on a adopté la méthode (RSM) en combinaison avec (ANOVA). L'analyse des résultats de l'ANOVA a été réalisée avec un niveau de confiance de 95 % soit ( $\alpha = 0.05$ ).

#### VI.2.1.1 ANOVA pour Ra

Le tableau VI.2 présente les résultats de l'ANOVA pour (Ra). Il en ressort que (f) est de loin le facteur le plus influent, avec une contribution majeure de 82.13%, suivi par (r), dont l'impact s'élève à 12.63%. En revanche, (ap) se révèle moins influente avec un impacte de 1.56% alors que (Vc) est insignifiante dans ce contexte. Ces résultats sont en bon accord avec les conclusions de l'étude de **Trifunović et al [49]**, qui avait déjà mis en évidence le rôle prépondérant de l'avance dans l'usinage des matériaux polymères. Ainsi, ces observations soulignent l'importance d'un contrôle rigoureux de l'avance afin de minimiser la rugosité de surface, tandis que les autres paramètres ont une influence secondaire.

Tableau VI.2 ANOVA pour Ra.

Source	DL	SS	MS	F-value	P-value	Cont%
Model	4	3,96146	0,99036	113,70	<0.0001	97,22%
r	1	0,51477	0,51477	59,10	<0.0001	12,63%
Vc	1	0,03685	0,03685	4,23	0,060	0,90%
f	1	3,34646	3,34646	384,19	<0.0001	82,13%
ap	1	0,06337	0,06337	7,27	<0.0001	1,56%
Erreur	13	0,11323	0,00871		0,018	2,78%
Total	17	4,07469				100,00%

### VI.2.1.2 ANOVA pour Fz

Le tableau VI.3 présente les résultats de l'ANOVA pour (Fz). L'analyse révèle que (ap) est le facteur prédominant, avec une contribution de (63.11%), suivie de (f) qui influence (Fz) à hauteur de 20.16 %. La vitesse de coupe (Vc) joue un rôle plus modéré avec 10.18 %, tandis que le (r) apparaît comme un facteur négligeable dans ce cas. Ces résultats sont cohérents avec ceux rapportés dans l'étude de **Haoues et al [103]**, qui met en évidence l'impact majeur de (ap) sur l'augmentation de (Fz). Cette concordance renforce la fiabilité des conclusions obtenues et souligne l'importance d'une optimisation rigoureuse des paramètres d'usinage, en particulier (ap), pour améliorer la performance du procédé.

Tableau VI.3 ANOVA pour Fz.

Source	DL	SS	MS	F-value	P-value	Cont%
Model	4	948,22	237,056	49,92	<0.0001	93,89%
r	1	4,48	4,483	0,94	0,349	0,44%
Vc	1	102,78	102,785	21,65	<0.0001	10,18%
f	1	203,56	203,561	42,87	<0.0001	20,16%
ap	1	637,39	637,394	134,23	<0.0001	63,11%
Erreur	13	61,73	4,749		<0.0001	6,11%
Total	17	1009,95				100,00%

### VI.2.1.3 ANOVA pour Pc

Le tableau VI.4 présente les résultats de l'ANOVA pour (Pc). L'analyse statistique révèle que (Vc) est le facteur le plus influent, avec une contribution de (45.15 %), suivie de (ap) qui intervient à hauteur de (39.03%). L'avance (f) joue un rôle plus modéré avec 6.94 %, tandis que (r) est non significatif dans ce cas. Ces résultats soulignent l'impact majeur de (Vc et ap) sur (Pc), indiquant que l'augmentation de ces paramètres entraîne une hausse significative de la consommation énergétique du procédé d'usinage. À l'inverse, l'influence de (f) reste limitée, ce qui suggère que l'optimisation de (Pc) devrait se concentrer principalement sur la gestion de la vitesse de coupe et de la profondeur de passe pour améliorer l'efficacité énergétique du processus. Ces conclusions sont en concordance avec l'étude de **Alateyah et al [104]**.

**Tableau VI.4** ANOVA pour Pc.

Source	DL	SS	MS	F-value	P-value	Cont%
Model	4	13647.7	3411.93	33.80	<0.0001	91.23%
r	1	15.1	15.11	0.15	0.705	0.10%
Vc	1	6754.5	6754.51	66.91	<0.0001	45.15%
f	1	1038.8	1038.81	10.29	0.007	6.94%
ap	1	5839.3	5839.28	57.84	<0.0001	39.03%
Erreur	13	1312.3			<0.0001	8.77%
Total	17	14960.1				100.00%

### VI.2.2 Graphique des effets principaux de Ra, Fz et Pc

La figure VI.1 illustre les graphiques des effets principaux des paramètres de sortie (Ra, Fz et Pc) en fonction des facteurs d'entrée (r, Vc, f et ap). En général, la pente des courbes constitue un indicateur pertinent pour estimer l'influence d'un facteur donné, plus la pente est prononcée, plus l'impact du facteur est significatif. Dans ce contexte, (Ra) est principalement influencée par (f), tandis que (Fz) est fortement impacté par (ap). Quant à (Pc), elle est majoritairement affectée par (Vc). Ces observations sont en parfaite cohérence avec les conclusions issues des analyses ANOVA, renforçant ainsi la fiabilité des tendances mises en évidence.

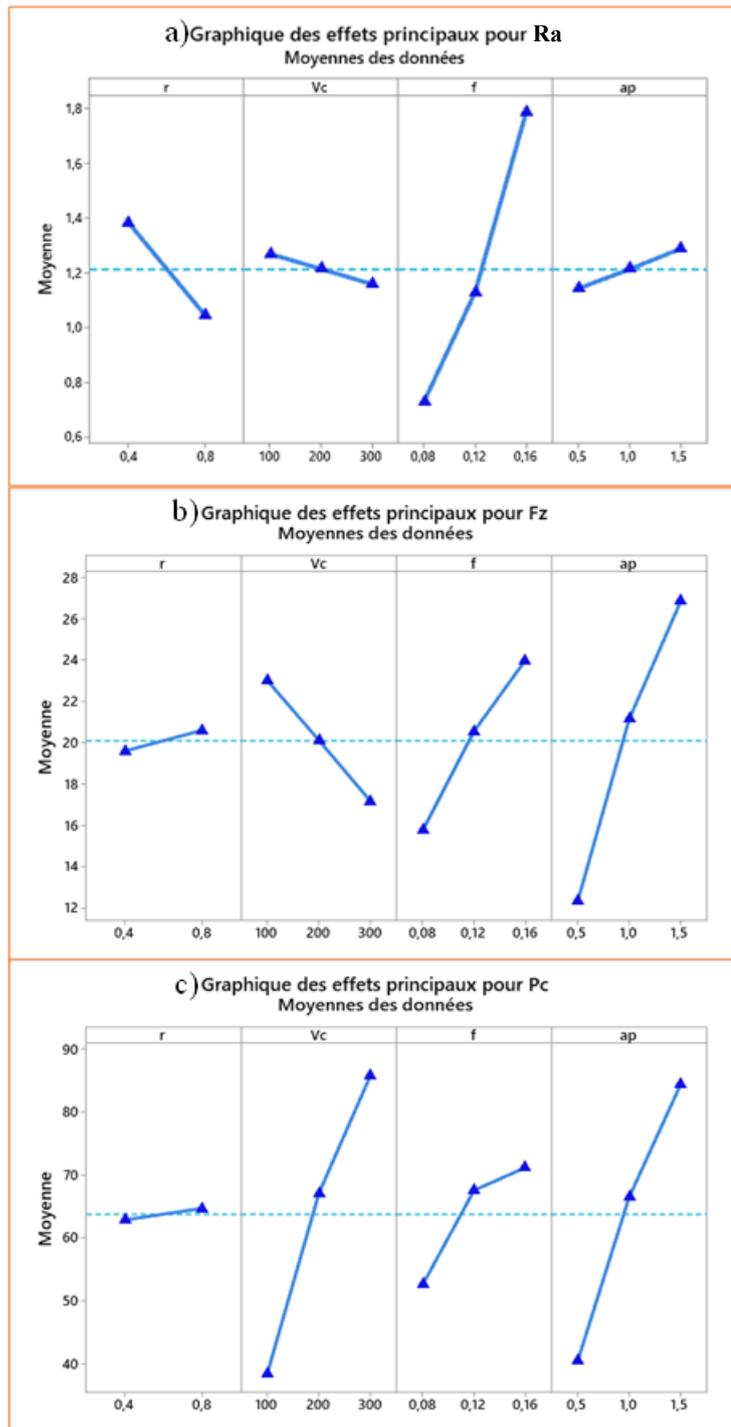


Figure VI.1 Graphiques des effets principaux de ; a) Ra, b) Fz et C) Pc.

### VI.2.3 Modélisation par RSM des paramètres technologiques de performance

La modélisation des sorties d'un processus d'usinage constitue une étape essentielle pour élaborer des modèles mathématiques capables de prédire les résultats dans l'intervalle des conditions expérimentales définies [105]. Ces modèles prédictifs jouent un rôle clé dans l'optimisation des paramètres opératoires, permettant ainsi d'améliorer l'efficacité et la qualité du procédé [106].

Dans cette étude, la corrélation entre les facteurs d'entrée et les paramètres de sortie a été analysée à l'aide de modèles de régression linéaire. Les équations mathématiques obtenues pour (**Ra**, **Fz** et **Pc**), exprimées par les équations (VI.1 à VI.3), intègrent les effets principaux des paramètres d'usinage (**r**, **Vc**, **f**, **ap**). Le coefficient de détermination (**R<sup>2</sup>**) associé à chaque modèle s'élève respectivement à **97.22 %**, **93.89 %** et **91.23 %**, attestant d'une forte concordance avec les données expérimentales. Cette précision élevée souligne la fiabilité des prédictions et la robustesse des modèles développés. De plus, leur applicabilité s'étend à l'ensemble des configurations étudiées ou à des conditions spécifiques, tout en maintenant un haut niveau de précision. Cette flexibilité offre ainsi une optimisation efficace des paramètres d'usinage, assurant une adéquation optimale avec les résultats expérimentaux, comme en témoigne la cohérence des coefficients de détermination obtenus.

$$\mathbf{Ra} = 0.101 - 0.846 r - 0.000554 Vc + 13.202 f + 0.1453 ap \quad (\mathbf{V.1})$$

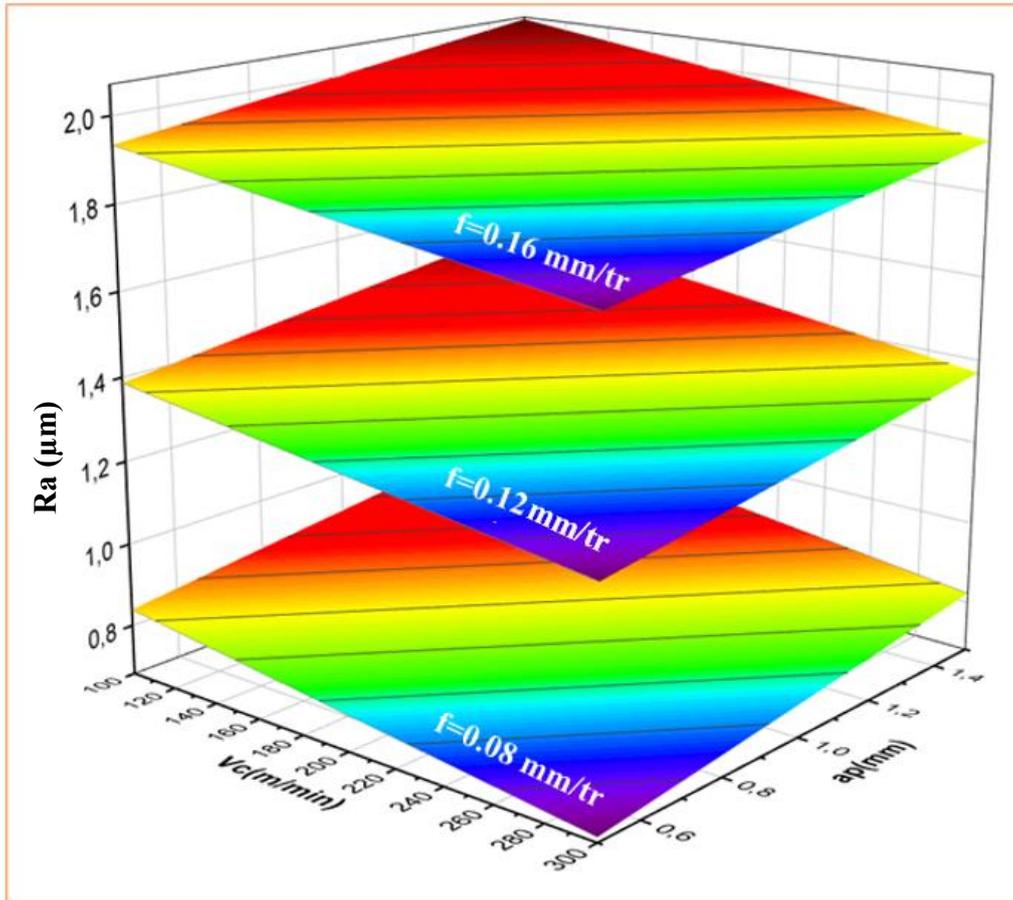
$$\mathbf{Fz} = -2.48 + 2.50 r - 0.02927 Vc + 103.0 f + 14.58 ap \quad (\mathbf{V.2})$$

$$\mathbf{Pc} = -58.5 + 4.6 r + 0.2372 Vc + 232.6 f + 44.12 ap \quad (\mathbf{V.3})$$

Des graphes tridimensionnels de surface de réponse ont été générés afin d'illustrer l'évolution des paramètres en fonction des modèles établis, comme spécifié par les équations (VI.2 à VI.4). Ces surfaces de réponse, représentant notamment (**Ra**, **Fz** et **Pc**), ont été tracées en tenant compte du facteur ayant l'influence la plus marquée.

La figure VI.2 présente les graphes 3D de (**RS**) en fonction de (**Vc** et **ap**) pour trois valeurs distinctes de (**f**) : 0.08, 0.12 et 0.16 mm/tr. Les résultats mettent en évidence une augmentation significative de la rugosité de surface avec l'accroissement de (**f**), tandis qu'une élévation de (**Vc**) induit une diminution de (**RS**). En revanche, l'effet de (**ap**) sur (**RS**) s'avère marginal. Ainsi, pour obtenir une qualité de surface optimale, il est recommandé de privilégier

une avance réduite et une vitesse de coupe élevée. Ces observations sont en accord avec les résultats rapportés par **Gasmi et al [107]** et **Haoues et al [103]**, soulignant le rôle prépondérant de ( $f$ ) dans la variation de ( $R_a$ ).



**Figure VI.2** Modélisation 3D pour  $R_a$ .

La figure **VI.3** illustre le graphe tridimensionnel représentant l'évolution de l'effort de coupe tangentiel ( $F_z$ ) en fonction de ( $f$ ) et de ( $V_c$ ) pour trois valeurs de ( $a_p$ ) : 0.5, 1 et 1.5 mm. Il apparaît clairement qu'une augmentation de ( $f$ ) entraîne une élévation significative de ( $F_z$ ). De même, une hausse de ( $a_p$ ) contribue à l'accroissement de cet effort de coupe. En revanche, l'augmentation de ( $V_c$ ) induit une légère diminution de ( $F_z$ ). Plusieurs études sur l'usinage des polymères ont mis en évidence que ( $F_z$ ) est fortement corrélé à la section de coupe. En effet, une augmentation simultanée de ( $a_p$ ) et de ( $f$ ) entraîne une élévation de la matière enlevée par unité de temps, ce qui accroît directement la charge mécanique appliquée sur l'outil. Cette sollicitation supplémentaire se traduit par une augmentation de l'effort ( $F_z$ ), faisant de la section de coupe l'un des paramètres déterminants dans l'évolution des efforts de coupe [108].

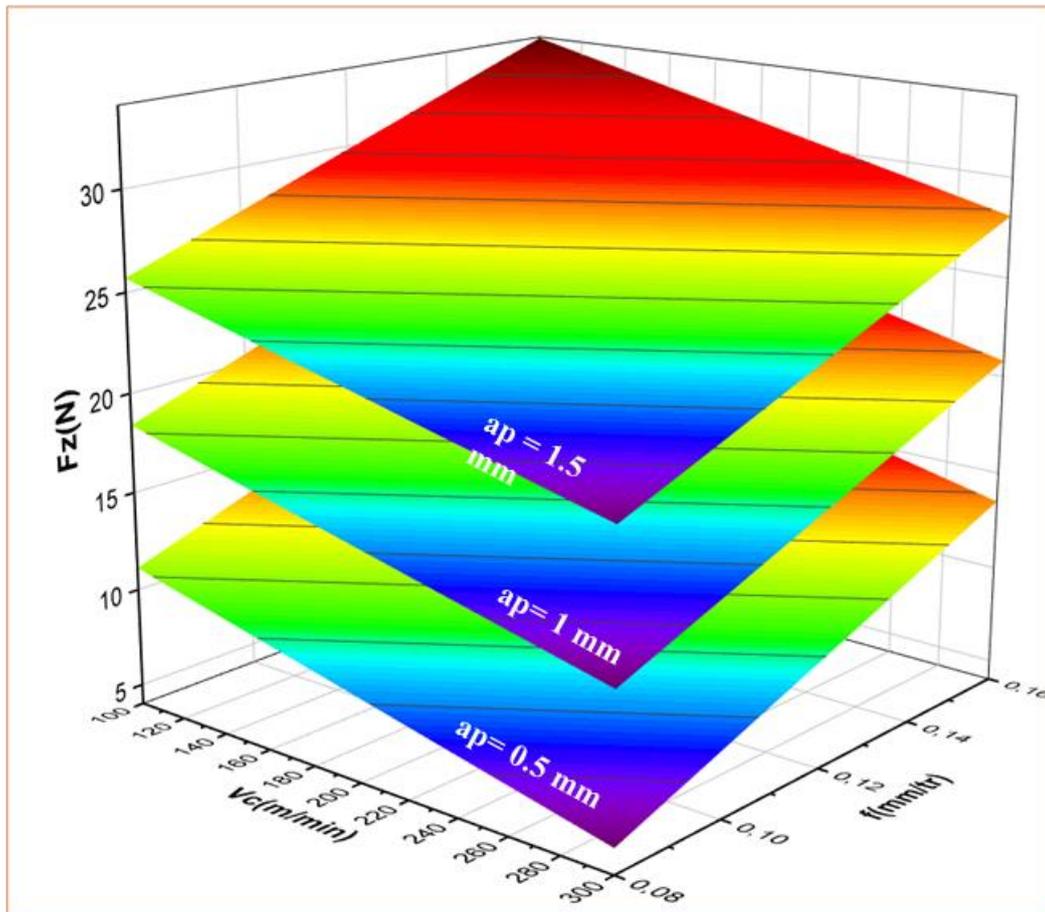


Figure VI.3 Modélisation 3D pour  $F_z$ .

La figure VI.4 présente l'évolution de ( $P_c$ ) en fonction de ( $a_p$ ) et de ( $f$ ) pour trois valeurs de ( $V_c$ ). Les résultats montrent que l'augmentation de ( $V_c$ ), de (100 à 300) m/min, entraîne une élévation progressive de ( $P_c$ ). De même, une hausse de ( $f$ ) et de ( $a_p$ ) conduit à une hausse de ( $P_c$ ), bien que l'influence de ( $a_p$ ) soit plus marquée. Ces observations sont en accord avec les résultats rapportés par **Souaidi et al [109]**.

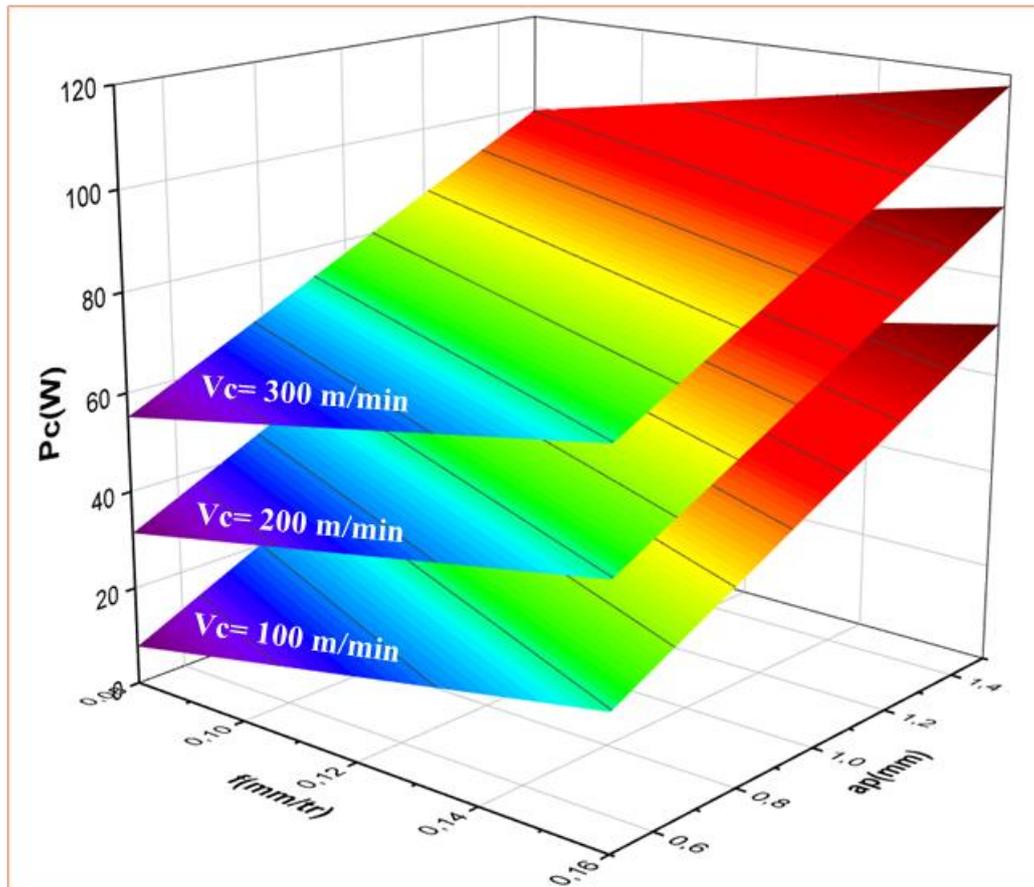


Figure VI.4 Modélisation 3D pour  $P_c$ .

### VI.3 Optimisation multi-objective avec la méthode WASPAS

L'optimisation des paramètres de coupe est un enjeu crucial en usinage, influençant directement la qualité des pièces produites, le temps de fabrication et le coût global des opérations. De nombreuses études ont exploré diverses approches pour identifier les conditions de coupe optimales, parmi lesquelles les méthodes Taguchi, GRA, GA, PSO et DF [110]. Ces techniques permettent d'ajuster les paramètres afin d'améliorer les performances d'usinage, tout en garantissant un compromis entre efficacité, précision et rentabilité.

Dans cette étude, la méthode WASPAS a été retenue pour l'optimisation des paramètres d'usinage ( $R_a$ ,  $F_z$ ,  $P_c$  et  $Q$ ). L'objectif est de sélectionner un régime de coupe permettant de minimiser ( $R_a$ ,  $F_z$  et  $P_c$ ), tout en maximisant ( $Q$ ).

**Étapes de la méthode WASPAS [111] :**

1. **Construction de la matrice de décision** : Compilation des alternatives et des critères d'évaluation sous forme de matrice.

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

2. **Normalisation de la matrice** : Transformation des valeurs des critères en une échelle normalisée pour assurer une comparaison cohérente.

$$r_{ij} = \frac{a_{ij}}{\max a_{ij}} \quad (\text{VI.2}), \text{ si le critère est à maximiser}$$

$$r_{ij} = \frac{\min a_{ij}}{a_{ij}} \quad (\text{VI.3}), \text{ si le critère est à minimiser}$$

3. **Application des pondérations** : Attribution d'un poids à chaque critère en fonction de son importance relative.
4. **Calcul des scores selon WSM (Weighted Sum Model)** :

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_j \cdot r_{ij} \quad (\text{VI.4})$$

5. **Calcul des scores selon WPM (Weighted Product Model)**

$$P_i = \prod_{j=1}^n r_{ij}^{w_j} \quad (\text{VI.5})$$

6. **Détermination du score global  $\lambda$**

$$Q_i = \lambda S_i + (1 + \lambda) P_i \quad (\text{VI.6})$$

7. **Classement des alternatives** : Identification du jeu de paramètres optimal en fonction du score final  $Q_i$  le plus élevé.

Cette approche combinant WSM et WPM permet d'améliorer la robustesse de la prise de décision, assurant un compromis optimal entre minimisation des coûts et maximisation des performances d'usinage.

Le tableau VI.5 résume les résultats obtenus de l'application des étapes de la méthode WASPAS.

Tableau V.5 Résultats de la méthode WASPAS.

N°	Normalisation				Valeurs d'évaluation pondérées			Rang
	Ra	Fz	Pc	Q	Q <sup>1</sup>	Q <sup>2</sup>	Q <sub>i</sub>	
1	0.709	1.000	0.600	0.042	0.641	0.431	0.536	1
2	0.441	0.367	0.220	0.125	0.311	0.282	0.297	15
3	0.268	0.228	0.137	0.250	0.226	0.220	0.223	18
4	0.750	0.737	0.221	0.083	0.507	0.377	0.442	4
5	0.496	0.361	0.108	0.250	0.329	0.290	0.309	13
6	0.291	0.258	0.077	0.500	0.280	0.240	0.260	16
7	0.702	0.508	0.102	0.250	0.433	0.352	0.392	6
8	0.501	0.334	0.067	0.563	0.376	0.303	0.340	12
9	0.315	0.704	0.141	1.000	0.534	0.430	0.482	3
10	1.000	0.297	0.178	0.042	0.433	0.261	0.347	11
11	0.630	0.451	0.271	0.125	0.403	0.348	0.376	10
12	0.331	0.255	0.153	0.250	0.256	0.248	0.252	17
13	0.998	0.512	0.154	0.083	0.500	0.342	0.421	5
14	0.628	0.284	0.085	0.250	0.341	0.276	0.308	14
15	0.374	0.523	0.157	0.500	0.400	0.368	0.384	9
16	0.850	0.415	0.083	0.250	0.446	0.337	0.392	7
17	0.700	0.666	0.133	0.563	0.549	0.474	0.511	2
18	0.429	0.352	0.070	1.000	0.448	0.334	0.391	8

D'après les résultats du tableau VI.5, la configuration optimale correspond à l'essai numéro 1, caractérisé par la plus grande valeur du critère ( $Q_i$ ), occupant ainsi le premier rang du classement. Cela indique que la combinaison optimale des facteurs d'entrée déterminée par WASPAS est la suivante :  $r = 0.4$  mm,  $V_c = 100$  m/min,  $f = 0.08$  mm/tour, and  $a_p = 0.5$  mm. Cette configuration aboutit aux résultats suivants :  $R_a = 0.842$   $\mu$ m,  $F_z = 7.837$  N,  $P_c = 13.06$  W et  $Q = 0.4$  cm<sup>3</sup>/min).

La revue de la littérature indique que la méthode **WASPAS** est encore peu exploitée dans le domaine de l'usinage, bien qu'elle soit reconnue comme un outil performant en prise de décision multicritère (**MCDM**). C'est dans cette optique qu'elle a été adoptée et appliquée dans cette étude. Par ailleurs, son efficacité a déjà été démontrée dans d'autres applications **MCDM**, comme le rapportent certaines études [112,113].

## VI.4 Conclusion

Ce chapitre présente une analyse expérimentale axée sur la modélisation et l'optimisation du processus de tournage à sec du **POM C GF25%**, réalisée à l'aide de deux plaquettes en diamant de deux rayons différents (**0.4 et 0.8 mm**). L'étude montre que les modèles développés à l'aide de la méthode (RSM) présentent une haute précision, avec un coefficient de détermination  $R^2 \geq 91\%$ . Une optimisation multi-objectif des paramètres d'usinage a ensuite été effectuée en appliquant la méthode **WASPAS**, visant à minimiser simultanément (**Ra, Pc et Fz**), tout en maximisant (**Q**).

### Conclusion Générale

L'étude menée dans le cadre de cette recherche doctorale a permis d'approfondir la compréhension des phénomènes d'usinage du polymère composite POM C GF25 %, en s'intéressant particulièrement aux performances du procédé sous différentes conditions opératoires. Une approche expérimentale basée sur un plan d'expériences Taguchi  $L_{32}$  a été mise en place afin d'analyser l'influence des paramètres de coupe sur les performances du procédé. Par la suite, une modélisation prédictive a été développée en utilisant la méthode des surfaces de réponse (RSM) et les réseaux neuronaux artificiels (ANN), permettant ainsi d'appréhender plus finement les interactions entre les paramètres du procédé et les critères de performance. L'optimisation multi-objective a ensuite été réalisée à l'aide de plusieurs méthodes de prise de décision multicritères (MCDM), notamment GRA, TOPSIS, MABAC et WASPAS, ainsi que des algorithmes métaheuristiques MOAHA et NSWOA, afin de déterminer les conditions opératoires optimales. Enfin, une seconde étude expérimentale a été menée avec un plan d'expériences Taguchi  $L_{18}$ , utilisant deux outils en diamant, dans le but d'approfondir l'analyse de l'usinage à sec du POM C GF25 % et d'évaluer l'impact de ces outils par rapport à ceux en carbure.

Les résultats obtenus ont conduit aux conclusions suivantes :

1. L'analyse des essais paramétriques met en évidence que  $f$  exerce l'influence la plus significative sur  $(R_a)$ , avec une réduction de 50% lorsque sa valeur passe de 0.08 à 0.22 mm/tour. Les variations de  $(V_c, r$  et  $a_p)$  impactent également la rugosité de surface.
2. Une augmentation de  $V_c$  de (100 à 250) m/min entraîne une diminution de  $(F_x, F_y$  et  $F_z)$  respectivement de 3.95%, 12.47% et 7.21 %. En revanche, l'augmentation de  $(f, a_p$  et  $r)$  conduit à une hausse significative des efforts de coupe. L'énergie de coupe  $(E_c)$  présente une relation inverse avec  $(V_c$  et  $f)$ , tandis que l'augmentation de  $(a_p$  et  $r)$  entraîne une augmentation de  $E_c$  de 71.15% et 10.85%, respectivement.
3. L'analyse de variance (ANOVA) révèle que  $f$  est le paramètre ayant le plus d'impact sur  $RS$  (53.50 %), suivi par  $r$  et  $V_c$ . Concernant  $(F_x, F_y$  et  $F_z)$ ,  $(a_p)$  est le facteur dominant, avec des contributions respectives de 87.55 %, 70.75 % et 71.31 %. Par ailleurs,  $f$  et  $r$  influencent également ces efforts de manière significative. L'ANOVA de  $E_c$  montre que  $(a_p, r, f$  et  $V_c)$  sont des facteurs significatifs, avec des contributions respectives de 75.05%, 14.11%, 4.42% et 1.70%.

## Conclusion générale

---

4. Les modèles prédictifs développés par RSM présentent une précision élevée ( $R^2 \geq 96.77$  %). Des tests de confirmation montrent que l'erreur relative pour les paramètres Ra, Fz et Ec varie respectivement entre [1.21 – 6.93] %, [3.41 – 6.80] % et [0.74 – 7.68] %.
5. L'approche ANN démontre une efficacité supérieure en termes de capacité prédictive avec des  $R^2 \geq 99.40\%$ .
6. Les modèles RSM et ANN sont d'une grande importance pour les applications industrielles et les études d'optimisation, car ils permettent de gagner du temps, de l'énergie et de matériaux.
7. L'optimisation multi-objective utilisant la méthode DF a permis d'atteindre divers objectifs industriels selon trois scénarios :
  - **Cas 1** : la minimisation de deux sortie (Fz et Ec) avec une importance égale, le régime optimal obtenue est  $r = 0.4$  mm,  $V_c = 224.160$  m/min,  $f = 0.082$  mm/tour,  $a_p = 0.536$  mm. Pour des résultats optimisés : Fz = 3.909 N ; Ec = 218.41 J.
  - **Cas 2** : la minimisation de (RS) et la maximisation de (Q) avec des importance égale, le régime optimal obtenue est  $r = 0.8$  mm,  $V_c = 240$  m/min,  $f = 0.156$  mm/tour,  $a_p = 2$  mm. Ce régime traduit efficacement le compromis entre rugosité et productivité avec des résultats optimisé suivante : RS = 1.642  $\mu\text{m}$  ; Q = 72.051  $\text{mm}^3/\text{min}$ .
  - **Cas 3** : minimisation de Ra, Fz et Ec et maximisation de Q. le résultat optimisé est : Ra = 1.525  $\mu\text{m}$  ; Fz = 19.769 N ; Ec = 923.600 J ; Q = 32.226  $\text{mm}^3/\text{min}$ , les conditions de coupe optimales sont :  $r = 0.4$  mm,  $f = 0.101$  mm/tour,  $V_c = 240$  m/min.,  $a_p = 1.253$  mm. Ce cas représente un compromis entre les quatre objectifs simultanément.
8. L'application de la méthode GRA a permis de déterminer un régime de coupe optimal caractérisé par les paramètres suivants :  $r = 0.4$  mm ;  $V_c = 240$  m/min ;  $f = 0.12$  mm/tour ;  $a_p = 0.5$  mm. Avec ces conditions, les performances obtenues sont RS = 1.617  $\mu\text{m}$ , Fz = 6.840 N, Ec = 268.606 J et Q = 14.400  $\text{mm}^3/\text{min}$ . Cette méthode s'est avérée efficace pour minimiser la consommation d'énergie tout en maintenant une qualité de surface satisfaisante.
9. Les méthodes MABAC et TOPSIS ont conduit à un régime de coupe optimal différent, mettant l'accent sur la productivité. Les paramètres optimaux obtenus sont  $r = 8$  mm ;  $V_c = 240$  m/min ;  $f = 0.2$  mm/tour ;  $a_p = 1$  mm. Dans ces conditions, les résultats obtenus sont Ra = 1.694  $\mu\text{m}$  ; fz = 36.1 N ; Ec = 850.586 J ; Q = 48  $\text{mm}^3/\text{min}$ .

## Conclusion générale

---

10. L'analyse des résultats montre que la méthode DF permet d'obtenir la meilleure qualité de surface ( $R_a$ ), la méthode MABAC et TOPSIS privilégient la productivité ( $Q$ ), tandis que la méthode GRA conduit à la plus faible consommation d'énergie ( $E_c$ ).
11. L'application de la méthode MOAHA donne les conditions de coupe optimale suivantes :  $r = 0.8$  mm,  $V_c = 240$  m/min,  $f = 0.08$  mm/tour et  $a_p = 0.8982$  mm. Dans ce cas, les valeurs des réponses sont  $RS = 1.127$   $\mu$ m,  $F_z = 71.730$  N,  $Q = 17.422$  cm<sup>3</sup>/min.
12. L'application de la méthode NSWOA a permis d'identifier une autre combinaison optimale des paramètres de coupe pour le POM C GF25%. Les conditions de coupe recommandées sont :  $r = 0.8$  mm,  $V_c = 238.34$  m/min,  $f = 0.158$  mm/tour et  $a_p = 0.8$  mm. Avec ces paramètres, les valeurs obtenues pour les réponses sont les suivantes :  $RS = 1.218$   $\mu$ m,  $F_z = 110.76$  N et  $Q = 34.57$  cm<sup>3</sup>/min.
13. MOAHA est rapide et offre un bon compromis entre qualité et productivité, tandis que NSWOA est plus robuste et excelle dans les environnements où les compromis conflictuels sont complexes à gérer.
14. L'ANOVA de ( $R_a$ ) en usinage à sec à l'aide de deux outils de coupe en diamant montre que l'impact de ( $f$ ) est le plus important avec une contribution majeure de 82.13%, suivi par ( $r$ ), dont l'impact s'élève à 12.63%. En revanche, ( $a_p$ ) se révèle moins influente avec un impact de 1.56% alors que ( $V_c$ ) est insignifiante dans ce contexte.
15. L'Analyse de l'ANOVA de ( $F_z$ ) révèle que ( $a_p$ ) est le facteur prédominant, avec une contribution de 63.11%, suivie de ( $f$ ) qui influence  $F_z$  à hauteur de 20.16%. La vitesse de coupe ( $V_c$ ) joue un rôle plus modéré avec 10.18%, tandis que ( $r$ ) apparaît comme un facteur négligeable dans ce cas.
16. L'ANOVA de ( $P_c$ ) montre que ( $V_c$ ) est le facteur le plus influent, avec une contribution de 45.15%, suivie de ( $a_p$ ) qui intervient à hauteur de 39.03%. L'avance ( $f$ ) joue un rôle plus modéré avec 6.94%, tandis que ( $r$ ) est non significatif dans ce cas.
17. Globalement, les outils en diamant se sont révélés plus performants que les outils en carbure. Offrant une meilleure qualité de surface, une réduction significative des efforts de coupe et une consommation énergétique plus faible

Cette étude n'est en aucun cas exhaustive. Des recherches supplémentaires pourraient être menées pour :

- Évaluer l'influence des conditions de coupe sur la température dans la zone de coupe et les vibrations d'usinage.
- Explorer d'autres méthodes de modélisation et d'optimisation, telles que :

## **Conclusion générale**

---

1. La machine à vecteurs de support (SVM)
2. La logique floue (FL)
3. L'algorithme génétique NSGA-II
4. L'optimisation par essaims particulaires (PSO)
5. L'optimisation Grey Wolf (GWO)

L'intégration de ces approches permettrait un meilleur contrôle des paramètres de performance et ouvrirait la voie à des avancées significatives dans l'usinage des composites polymères.

### Références Bibliographiques

- [1] Kumar, K., Zindani, D., & Davim, J. P. (2018). *Advanced machining and manufacturing processes* (pp. 201-201). Cham: Springer International Publishing.
- [2] Venkatesh, V., Swain, N., Srinivas, G., Kumar, P., & Barshilia, H. C. (2017). Review on the machining characteristics and research prospects of conventional microscale machining operations. *Materials and Manufacturing Processes*, 32(3), 235-262.
- [3] Ozkan, D., Gok, M. S., & Karaoglanli, A. C. (2020). Carbon fiber reinforced polymer (CFRP) composite materials, their characteristic properties, industrial application areas and their machinability. In *Engineering Design Applications III: Structures, Materials and Processes* (pp. 235-253).
- [4] Che, D., Saxena, I., Han, P., Guo, P., & Ehmman, K. F. (2014). Machining of carbon fiber reinforced plastics/polymers: a literature review. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 136(3), 034001.
- [5] Dehghan, S., & Soury, E. (2021). A comparative study on machining and tool performance in friction drilling of difficult-to-machine materials AISI304, Ti-6Al-4V, Inconel718. *Journal of Manufacturing Processes*, 61, 128-152.
- [6] Kishawy, H. A., & Hosseini, A. (2019). Machining difficult-to-cut materials. *Materials, Forming, Machining, Tribology*, 10, 973-978.
- [7] Li, Y. (2018). Challenges and issues of using polymers as structural materials in MEMS: A review. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 27(4), 581-598.
- [8] Mallick, R., Kumar, R., Panda, A., & Sahoo, A. K. (2023). Current status of hard turning in manufacturing: Aspects of cooling strategy and sustainability. *Lubricants*, 11(3), 108.
- [9] Rizzo, A., Goel, S., Luisa Grilli, M., Iglesias, R., Jaworska, L., Lapkovskis, V., ... & Valerini, D. (2020). The critical raw materials in cutting tools for machining applications: A review. *Materials*, 13(6), 1377.
- [10] Czarniak, P., Szymanowski, K., Jarosiewicz, D., Panjan, P., Gloeh, M., & Furmańczyk, K. (2024). The influence of physical vapor deposition (PVD) coating on the microgeometry of high-speed steel (HSS) cutting tools during the machining of wood-based composites. *Wood Material Science & Engineering*, 1-10.
- [11] Derakhshandeh, M. R., Eshraghi, M. J., & Razavi, M. (2023). Recent developments in the new generation of hard coatings applied on cemented carbide cutting tools. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, 111, 106077.
- [12] Wang, D., Zhao, B., Jiang, M., Zhao, J., & Lei, Y. (2024). Three-dimensional modeling of grain structure growth within ceramic tool material. *Journal of the European Ceramic Society*, 44(4), 2000-2012.

- [13] Fang, S. (2020). Morphological study of a cubic boron nitride (CBN) cutting tool and characterization of its wear scenarios in abrasive machining process. *Ceramics International*, 46(11), 19491-19498.
- [14] Li, G., Wu, G., Pan, W., Rahman Rashid, R. A., Palanisamy, S., & Ding, S. (2021). The performance of polycrystalline diamond (PCD) tools machined by abrasive grinding and electrical discharge grinding (EDG) in high-speed turning. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 5(2), 34.
- [15] Feng, C., Guo, H., Zhang, J., Huang, Y., & Huang, S. (2022). A systematic method of optimization of machining parameters considering energy consumption, machining time, and surface roughness with experimental analysis. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 119(11), 7383-7401.
- [16] Wagri, N. K., Petare, A., Agrawal, A., Rai, R., Malviya, R., Dohare, S., & Kishore, K. (2022). An overview of the machinability of alloy steel. *Materials Today: Proceedings*, 62, 3771-3781.
- [17] Kara, F., Karabatak, M., Ayyıldız, M., & Nas, E. (2020). Effect of machinability, microstructure and hardness of deep cryogenic treatment in hard turning of AISI D2 steel with ceramic cutting. *Journal of Materials Research and Technology*, 9(1), 969-983.
- [18] Pupan, L., & Dolya, V. (2022). *Basics of Cutting Theory and Cutting Tools*.
- [19] Habrat, W., Krupa, K., Markopoulos, A. P., & Karkalos, N. E. (2021). Thermo-mechanical aspects of cutting forces and tool wear in the laser-assisted turning of Ti-6Al-4V titanium alloy using AlTiN coated cutting tools. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 115, 759-775.
- [20] Bazaz, S. M., Ratava, J., Lohtander, M., & Varis, J. (2023). An investigation of factors influencing tool life in the metal cutting turning process by dimensional analysis. *Machines*, 11(3), 393.
- [21] Chibane, A. (n.d.). Contribution à l'optimisation multi-objectif des paramètres de coupe. Retrieved from [Semantic Scholar](#).
- [22] Duan, C., Sun, W., Che, M., & Yin, W. (2019). Effects of cooling and lubrication conditions on tool wear in turning of Al/SiCp composite. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 103, 1467-1479.
- [23] Binali, R., Kuntoğlu, M., Pimenov, D. Y., Usca, Ü. A., Gupta, M. K., & Korkmaz, M. E. (2022). Advance monitoring of hole machining operations via intelligent measurement systems: A critical review and future trends. *Measurement*, 201, 111757.
- [24] Kilickap, E., Yardimeden, A., & Hışman Çelik, Y. (2017). Mathematical modelling and optimization of cutting force, tool wear and surface roughness by using artificial neural network and response surface methodology in milling of Ti-6242S. *Applied Sciences*, 7(10), 1064.
- [25] Malea, C. I., Nițu, E. L., Iordache, D. M., Tabacu, Ș. L., Negrea, A. D., & Bădulescu, C. (2024). Analysis of Face Milling of Hard Steel 55NiCrMoV7. *Materials*, 17(14), 3434.

## Références bibliographiques

---

- [26] Ozoegwu, C., & Eberhard, P. (2022). Geometric definition, rapid prototyping, and cutting force analysis of cylindrical milling tools with arbitrary helix angle variations. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 236(9), 1232-1246.
- [27] Mejri, H., & Mehdi, K. (2019). Modeling of cutting forces in curvilinear peripheral milling process. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 102, 277-291.
- [28] [Cours en ligne]. (2023). *Fabric\_L2\_06-03-2023*. Université de M'sila. Disponible sur : [https://elearning.univ-msila.dz/moodle/pluginfile.php/653959/mod\\_resource/content/1/Cours%20Fabric\\_L2\\_06-03-2023.pdf](https://elearning.univ-msila.dz/moodle/pluginfile.php/653959/mod_resource/content/1/Cours%20Fabric_L2_06-03-2023.pdf)
- [29] Silva, F. J., Martinho, R. P., Magalhães, L. L., Fernandes, F., Sales-Contini, R. C., Durão, L. M., ... & Sousa, V. F. (2024). A comparative study of different milling strategies on productivity, tool wear, surface roughness, and vibration. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 8(3), 115.
- [30] Manjunath, K., Tewary, S., Khatri, N., & Cheng, K. (2021). Monitoring and predicting the surface generation and surface roughness in ultraprecision machining: A critical review. *Machines*, 9(12), 369.
- [31] Du Plessis, A., & Beretta, S. (2020). Killer notches: The effect of as-built surface roughness on fatigue failure in AlSi10Mg produced by laser powder bed fusion. *Additive Manufacturing*, 35, 101424.
- [32] Chibane, A. (2021). *Contribution à l'optimisation multi-objectif des procédés de fabrication* [Thèse de doctorat, Université de Biskra]. Semantic Scholar.
- [33] Podulka, P. (2021). Suppression of the high-frequency errors in surface topography measurements based on comparison of various spline filtering methods. *Materials*, 14(17), 5096.
- [34] Tovar-Valencia, R. D., Galvis-Castro, A., Salgado, R., & Prezzi, M. (2018). Effect of surface roughness on the shaft resistance of displacement model piles in sand. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 144(3), 04017120.
- [35] Dobes, J., Leal, J. E. S., Profeta, J., de Sousa, M. M., Neto, F. P. L., Piratelli-Filho, A., & Arencibia, R. V. (2017). Effect of mechanical vibration on Ra, Rq, Rz, and Rt roughness parameters. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 92, 393-406.
- [36] Rodrigues, T. A., Arencibia, R. V., Costa, H. L., & Da Silva, W. M. (2020). Roughness analysis of electrochemically textured surfaces: effects on friction and wear of lubricated contacts. *Surface Topography: Metrology and Properties*, 8(2), 024011.
- [37] Zhang, J., Cui, Y., Yang, H., Wang, L., & Qian, J. (2025). Roughness Evaluation of Bamboo Surfaces Created by Abrasive Belt Sanding. *Forests*, 16(1), 66.

## Références bibliographiques

---

- [38] Crawford, C. M., Bensen, E. A., Vinton, H. A., & Toberer, E. S. (2021). Efficacy of the method of four coefficients to determine charge-carrier scattering. *Physical Review Applied*, 16(2), 024004.
- [39] Anderson, M. J., & Whitcomb, P. J. (2016). RSM simplified: optimizing processes using response surface methods for design of experiments. Productivity press.
- [40] Tebassi, H., Yallese, M. A., & Belhadi, S. (2023). Optimization and Machinability Assessment at the Optimal Solutions Across Taguchi OA, GRA, and BBD: An Overall View. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 48(9), 12455-12483.
- [41] Dastres, R., & Soori, M. (2021). Artificial neural network systems. *International Journal of Imaging and Robotics (IJIR)*, 21(2), 13-25.
- [42] Chakraborty, S., & Chakraborty, S. (2022). A scoping review on the applications of MCDM techniques for parametric optimization of machining processes. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(6), 4165-4186.
- [43] SS, V. C., & HS, A. (2022). Nature inspired meta heuristic algorithms for optimization problems. *Computing*, 104(2), 251-269.
- [44] Université de Biskra. (2012). *Chapitre 1 : Introduction aux méthodes d'optimisation*. Disponible sur : <http://archives.univ-biskra.dz/bitstream/123456789/4326/3/chapitre%20%2001.pdf>
- [45] Rajak, D. K., Pagar, D. D., Menezes, P. L., & Linul, E. (2019). Fiber-reinforced polymer composites: Manufacturing, properties, and applications. *Polymers*, 11(10), 1667.
- [46] Keresztes, R., & Kalácska, G. (2010). Research of machining forces and technological features of cast PA6, POM C and UHMW-PE HD 1000. *International Journal of Sustainable Construction and Design*, 1(1).
- [47] Campos Rubio, J. C., Panzera, T. H., & Scarpa, F. (2015). Machining behaviour of three high-performance engineering plastics. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 229(1), 28-37.
- [48] Farkas, G., & Kalácska, G. (2010). The effect of the different cutting tools on the micro-geometrical surface of engineering plastics. *International Journal of Sustainable Construction and Design*, 1(1).
- [49] 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.

- [50] 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.
- [51] 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*, 2267-2290.
- [52] Hakmi, T., Hamdi, A., Laouissi, A., Abderazek, H., Chihaoui, S., & Yallese, M. A. (2024). Mathematical Modeling Using ANN Based on k-fold Cross Validation Approach and MOAHA Multi-Objective Optimization Algorithm During Turning of Polyoxymethylene POM-C. *Jordan Journal of Mechanical & Industrial Engineering*, *18*(1).
- [53] Jumare, A. I., Abou-El-Hossein, K., Abdulkadir, L. N., & Liman, M. M. (2019). Predictive modeling and multiobjective optimization of diamond turning process of single-crystal silicon using RSM and desirability function approach. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *103*, 4205-4220.
- [54] Azzi, A., Boulanouar, L., Laouisi, A., Mebrek, A., & Yallese, M. A. (2022). Modeling and optimization of machining parameters to minimize surface roughness and maximize productivity when turning polytetrafluoroethylene (PTFE). *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *123*(1), 407-430.
- [55] 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.
- [56] Yaser, E. M., & Shunmugesh, K. (2019). Multi-objective optimization of milling process parameters in glass fibre reinforced polymer via grey relational analysis and desirability function. *Materials Today: Proceedings*, *11*, 1015-1023.
- [57] Kharwar, P. K., & Verma, R. K. (2020). Machining performance optimization in drilling of multiwall carbon nano tube/epoxy nanocomposites using GRA-PCA hybrid approach. *Measurement*, *158*, 107701.
- [58] Kumar, K., Kumar, J., Singh, V. K., & Verma, R. K. (2021). An integrated module for machinability evaluation and correlated response optimization during milling of carbon nanotube/glass fiber modified polymer composites. *Multiscale and Multidisciplinary Modeling, Experiments and Design*, *4*(4), 303-318.
- [59] Innovation Development materials composites: Polyoxyméthylène Copolymère -POM. <http://www.idmcomposites.com/fr/41/polyoxymethylene-copolymere---pom-c.html>. Consulté le 1 avril 2025.

## Références bibliographiques

---

- [60] Ensinger. (s.d.). *Acétal renforcé de fibres de verre – Tecaform AH GF25 Naturel*. Consulté le 1 avril 2025, à l'adresse <https://www.ensingerplastics.com/en/shapes/glass-filled-acetal-tecaform-ah-gf25-natural>.
- [61] Aruna M (2020) Optimization of Cutting Parameters in Machining Polyoxymethylene Using RSM. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering (Vol. 893, No. 1, p. 012005).IOP Publishing
- [62] Belhadi S, Kaddeche M, Chaoui K, Yallese MA (2016) Machining optimization of HDPE pipe using the Taguchi method and Grey relational analysis. *Int Polym Proc* 31(4):491–502
- [63] Tabacaru V (n.d.) Artificial Neural Networks applied to prediction of surface roughness in dry drilling of some polymers. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 916(1):012011
- [64] Aguilera-Ojeda, C. O., Saldaña-Robles, A., Vidal-Lesso, A., Martínez-Ramírez, I., & Aguilera-Gómez, E. (2020, November). Study of the Cutting Parameters on Surface Roughness and Material Removal Rate in Hard Turning of UHMWPE. In *ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition* (Vol. 84485, p. V02AT02A014). American Society of Mechanical Engineers.
- [65] Singh, D., Chadha, V., & Singari, R. M. (2016). Effect of nose radius on surface roughness during CNC turning using response surface methodology. *International Journal of Recent Advances in Mechanical Engineering*, 5(2), 31-45.
- [66] Xu W, Zhang L (2019) Heat effect on the material removal in the machining of fibre-reinforced polymer composites. *Int J Mach Tools Manuf* 140:1–11
- [67] Kovács R, Korzenszky P, Keresztes R (2021) Research on the Turning of Technical Polymers. Scientific Bulletin Series C: Fascicle Mechanics, Tribology, Machine Manufacturing Technology, 35(1):55–60
- [68] Grzesik, W. (2018). Prediction of surface topography in precision hard machining based on modelling of the generation mechanisms resulting from a variable feed rate. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 94, 4115-4123.
- [69] He Y, Qing H, Zhang S, Wang D, Zhu S (2017) The cutting force and defect analysis in milling of carbon fiber-reinforced polymer (CFRP) composite. *Int J Adv Manuf Technol* 93:1829–1842.
- [70] Camposeco-Negrete C (2015) Optimization of cutting parameters using Response Surface Method for minimizing energy consumption and maximizing cutting quality in turning of AISI 6061 T6 aluminum. *J Clean Prod* 91:109–117
- [71] Srinivasan, D., Ganesh, N., Ramakrishnan, H., Balasundaram, R., Sanjeevi, R., & Chandran, M. (2022). Investigation of surface roughness and material removal rate of WEDM of SS304 using ANOVA and regression models. *Surface Topography: Metrology and Properties*, 10(2), 025014.
- [72] Bewick, V., Cheek, L., & Ball, J. (2004). Statistics review 9: one-way analysis of variance. *Critical care*, 8(2), 1-7.

## **Références bibliographiques**

---

- [73] Mukherjee, S., Kamal, A., & Kumar, K. (2014). Optimization of material removal rate during turning of SAE 1020 material in CNC lathe using Taguchi technique. *Procedia Engineering*, 97, 29-35.
- [74] Akgün M, Kara F (2021) Analysis and optimization of cutting tool coating effects on surface roughness and cutting forces on turning of AA 6061 alloy. *Adv Mater Sci Eng* 2021:6682017
- [75] Fetecau C, Stan F (2012) Study of cutting force and surface roughness in the turning of polytetrafluoroethylene composites with a polycrystalline diamond tool. *Measurement* 45(6):1367–1379
- [76] Alateyah, A. I., El-Taybany, Y., El-Sanabary, S., El-Garaihy, W. H., & Kouta, H. (2022). Experimental investigation and optimization of turning polymers using RSM, GA, hybrid FFD-GA, and MOGA methods. *Polymers*, 14(17), 3585.
- [77] Mohamed, O. A., Masood, S. H., & Bhowmik, J. L. (2016). Mathematical modeling and FDM process parameters optimization using response surface methodology based on Q-optimal design. *Applied Mathematical Modelling*, 40(23-24), 10052-10073.
- [78] Zerti A, Yallese MA, Zerti O, Nouioua M, Khettabi R (2019) Prediction of machining performance using RSM and ANN models in hard turning of martensitic stainless steel AISI 420. *Proc Inst Mech Eng C J Mech Eng Sci* 233(13):4439–4462
- [79] Gao H, Ma B, Singh RP, Yang H (2020) Areal surface roughness of AZ31B magnesium alloy processed by dry face turning: An experimental framework combined with regression analysis. *Materials* 13(10):2303
- [80] Selaimia AA, Yallese MA, Bensouilah H, Meddour I, Khattabi R, Mabrouki T (2017) Modeling and optimization in dry face milling of X2CrNi18-9 austenitic stainless steel using RMS and desirability approach. *Measurement* 107:53–67
- [81] Fnides B, Aouici H, Elbah M, Boutabba S, Boulanouar L (2015) Comparison between mixed ceramic and reinforced ceramic tools in terms of cutting force components modelling and optimization when machining hardened steel AISI 4140 (60 HRC). *Mech Ind* 16(6):609
- [82] Modi VA, Kumar P, Malik R, Yadav AS, Pandey A (2021) Analysis of optimized turning parameters of Hastelloy C-276 using PVD coated carbide inserts in CNC lathe under dry condition. *Mater Today Proc* 47:2929–2948
- [83] Naderi, K., Foroughi, A., & Ghaemi, A. (2023). Analysis of hydraulic performance in a structured packing column for air/water system: RSM and ANN modeling. *Chemical Engineering and Processing-Process Intensification*, 193, 109521.
- [84] Srinivasan S, Thirumurugaveerakumar S, Nagarajan N, Rafc NM, Babu KG (2021) A review of optimization techniques in machining of composite materials. *Mater Today Proc* 47:6811–6814
- [85] Pereira, J. L. J., Oliver, G. A., Francisco, M. B., Cunha Jr, S. S., & Gomes, G. F. (2022). A review of multi-objective optimization: methods and algorithms in mechanical engineering problems. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(4), 2285-2308.

## Références bibliographiques

---

- [86] Debroy A, Chakraborty S (2013) Non-conventional optimization techniques in optimizing non-traditional machining processes: a review. *Manag Sci Lett* 3(1):23–38
- [87] Padilla-Atondo, J. M., Limon-Romero, J., Perez-Sanchez, A., Tlapa, D., Baez-Lopez, Y., Puente, C., & Ontiveros, S. (2021). The impact of hydrogen on a stationary gasoline-based engine through multi-response optimization: a desirability function approach. *Sustainability*, 13(3), 1385.
- [88] Nurazzi NM, Sabaruddin FA, Harussani MM, Kamarudin SH, Rayung M, Asyraf MR, et al. Mechanical performance and applications of CNTS reinforced polymer composites—a review. *Nanomaterials*. 2021;11(9):2186. doi:10.3390/nano11092186
- [89] Divya, C., Raju, L. S., & Singaravel, B. (2021). 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.
- [90] Shah, M., Modi, Y., Bandhu, D., & Abhishek, K. (2024). Selection of Cutting Fluids for Machining Titanium Alloys Using MCDM Methods. In *Decision-Making Models and Applications in Manufacturing Environments* (pp. 147-166). Apple Academic Press.
- [91] Junankar, A. A., Kaushik, Y., & Purohit, J. K. (2024). Parametric Optimization of Steel Turning Variables under Metal and Metal Oxide Nanofluid Cooling Environment with MCDM Hybrid Method. In *Tribology in Sustainable Manufacturing* (pp. 216-228). CRC Press.
- [92] Pamučar D, Ćirović G (2015) The selection of transport and handling resources in logistics centers using Multi-Attributive Border Approximation area Comparison (MABAC). *Expert Syst Appl* 42(6):3016–3028
- [93] Chakraborty S, Chakraborty S (2022) A scoping review on the applications of MCDM techniques for parametric optimization of machining processes. *Arch Comput Methods Eng* 29(6):4165–4186
- [94] Ridha HM, Gomes C, Hizam H, Ahmadipour M, Heidari AA, Chen H (2021) Multi-objective optimization and multi-criteria decision-making methods for optimal design of standalone photovoltaic system: A comprehensive review. *Renew Sustain Energy Rev* 135:110202
- [95] Büşra AYAN, Abacioğlu S (2022) Bibliometric analysis of the MCDM methods in the last decade: WASPAS, MABAC, EDAS, CODAS, COCOSO and MARCOS. *Int J Bus Econ Stud* 4(2):65–85
- [96] Raguraman D, Balu P, Manavalan S, Raja E (2023) Multi-linear optimization of machining parameters of CNC turning of AA6061 alloy using GRA method. *Materials Today: Proceedings*, 55:146–151
- [97] Kalyon A, Günay M, Özyürek D (2018) Application of grey relational analysis based on Taguchi method for optimizing machining parameters in hard turning of high chrome cast iron. *Adv Manuf* 6(4):419–429
- [98] Divya Ch, Raju LS, Singaravel B. A review of Topsis method for multi criteria optimization in manufacturing environment. *Learning and Analytics in Intelligent Systems*. 2020;719–27. doi:10.1007/978-3-030-42363-6\_84

- [99] Sampath B, C. S, Myilsamy S. Application of topsis optimization technique in the micro-machining process. *Trends, Paradigms, and Advances in Mechatronics Engineering*. 2022;162–87. doi:10.4018/978-1-6684-5887-7.ch009
- [100] Khodadadi, N., Mirjalili, S. M., Zhao, W., Zhang, Z., Wang, L., & Mirjalili, S. (2022). Multi-objective artificial hummingbird algorithm. In *Advances in swarm intelligence: variations and adaptations for optimization problems* (pp. 407-419). Cham: Springer International Publishing.
- [101] Jangir, P., & Jangir, N. (2017). Non-dominated sorting whale optimization algorithm (NSWOA): a multi-objective optimization algorithm for solving engineering design problems. *Glob. J. Res. Eng*, 17, 15-42.
- [102] Shanmugasundar, G., Pal, S., Chohan, J. S., & Kalita, K. (2023, April). Pareto optimization of laminated composite plates with non-dominated sorting whale optimization algorithm (NSWOA) ensemble. In *International conference on intelligent computing & optimization* (pp. 350-357). Cham: Springer Nature Switzerland.
- [103] 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.
- [104] Alateyah, A. I., El-Taybany, Y., El-Sanabary, S., El-Garaihy, W. H., & Kouta, H. (2022). Experimental investigation and optimization of turning polymers using RSM, GA, hybrid FFD-GA, and MOGA methods. *Polymers*, 14(17), 3585.
- [105] Korkmaz, M. E., & Gupta, M. K. (2023). A state of the art on simulation and modelling methods in machining: future prospects and challenges. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 30(1), 161-189.
- [106] Achouch, M., Dimitrova, M., Ziane, K., Sattarpanah Karganroudi, S., Dhouib, R., Ibrahim, H., & Adda, M. (2022). On predictive maintenance in industry 4.0: Overview, models, and challenges. *Applied Sciences*, 12(16), 8081.
- [107] Gasmi, B., Yallese, M. A., Boucherit, S., Chihaoui, S., & Mabrouki, T. (2024). Experimental investigation on the performance of ceramics and CBN cutting materials during dry machining of cast iron: Modeling and optimization study using RSM, ANN, and GA. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 238(5), 1397-1422.
- [108] Wagri, N. K., Jain, N. K., Petare, A., Das, S. R., Tharwan, M. Y., Alansari, A., ... & Elsheikh, A. (2023). Investigation on the performance of coated carbide tool during dry turning of AISI 4340 alloy steel. *Materials*, 16(2), 668.
- [109] 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*, 1-35.
- [110] Soori, M., & Asmael, M. (2022). A review of the recent development in machining parameter optimization. *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*, 16(2), 205-223.

## **Références bibliographiques**

---

[111] Chakraborty, S., Raut, R. D., Rofin, T. M., & Chakraborty, S. (2024). A narrative literature review on optimization of manufacturing processes using weighted aggregated sum product assessment (WASPAS) method. *OPSEARCH*, 1-25.

[112] Perek, A., & Radomska-Zalas, A. (2022). WASPAS optimization in advanced manufacturing. *Procedia Computer Science*, 207, 1193-1200.

[113] Kumari, K., Pradhan, S., Barua, A., Mohanty, S., Parida, S., Behera, P., & Rath, S. (2023). Parametric optimization of dry-turning of Nickel-Chromoly steel with various cutting tool using WASPAS method. *Materials Today: Proceedings*.