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

Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Mécanique
Laboratoire de Mécanique Appliquée des Nouveaux Matériaux (LMANM)

THÈSE
EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE DOCTORAT EN 3ème CYCLE

Filière : Génie Mécanique
Spécialité : Génie des matériaux

Présentée par

BELBELLAA Younes

Intitulée

Impact des paramètres de coupe sur l'intégrité de surface, les vibrations et les efforts de coupe lors de tournage de finition de l'alliage de titane Ti-6Al-4V

Soutenue le : 08 Juillet 2025

Devant le jury d'examen composé de :

Guenfoud Salah	Pr	Université de Guelma	Président
Kribes Nabil	Pr	Université de Guelma	Rapporteur
Yallese Med Athman	Pr	Université de Guelma	Co-Rapporteur
Hamadache Hamid	Pr	Université de Batna 1	Examinateur
Boucherit Septi	Pr	Université de Guelma	Examinateur

Année Universitaire : 2024 – 2025

Dédicace

Je tiens à dédier cette thèse :

À mes chers parents, pour leur soutien financier et moral tout au long de mon parcours éducatif, ainsi que pour leurs prières sincères qui m'ont aidé à réaliser mes objectifs, contribuant finalement à cette réussite.

À ceux qui ont été mon soutien, mon aide et ma source d'inspiration, de courage et de continuité :

Ma petite famille, ma femme et mes chers fils, Ahmed Masin et Yanis, que Dieu les protège.

À toute ma famille

À tous mes collègues et mes amis

Remerciement

En premier lieu, nous exprimons notre gratitude envers ***Dieu****, notre Créateur, pour nous avoir accordé la force nécessaire pour mener à bien ce travail*

Ce travail a été réalisé sous la direction de Monsieur ***Kribes Nabil****, Professeur au département de Génie Mécanique de l'Université 8 Mai 1945 de Guelma. Je tiens à lui exprimer ma sincère reconnaissance pour la confiance qu'il m'a accordée, ainsi que pour ses encouragements, ses conseils et son soutien tout au long de cette période.*

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers mon co-directeur de thèse, le Professeur ***Yalles Mohamed Athmane*** *de l'Université 8 Mai 1945 de Guelma, pour son soutien et ses précieux conseils.*

J'aimerais exprimer mon remerciement à Monsieur ***Guenfoud Salah****, Professeur au département de Génie Mécanique de l'Université de Guelma, pour l'honneur qu'il me fait en présidant ce jury de thèse.*

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers Messieurs. : ***Hamadach Hamid*** *Professeur à l'Université Badji Mokhtar Annaba, et* ***Bouchrit Septi*** *Docteur à l'Université 8 Mai 1945 de Guelma pour avoir accepté le rôle d'examinateurs et pour l'attention qu'ils ont accordée à ces travaux de thèse.*

Je tiens également à exprimer mes remerciements à Monsieur ***Bezazi Abderrezak****, professeur à l'université de 8 mai 1945 le chef de la formation doctorale et responsable de Laboratoire de Mécanique Appliquée et de Nouveaux Matériaux (LMANM), ainsi qu'à tout le staff enseignant du département de génie mécanique de l'université du 8 mai 1945 Guelma, en particulier à tous les membres, doctorants et techniciens des Laboratoires de Mécanique Appliquée et de Nouveaux Matériaux (LMANM) et Mécanique et Structure (LMS).*

Résumé

Dans l'industrie aéronautique, les alliages de titane sont largement utilisés pour des travaux nécessitant une exceptionnelle résistance mécanique à des températures élevées. Cependant, L'alliage de titane, et plus particulièrement l'alliage Ti-6Al-4V, est l'alliage métallique le plus attractif et le plus utilisé dans l'industrie aérospatiale et constitue l'objet principal de cette étude. L'usinage de l'alliage Ti-6Al-4V est très différent de celui des matériaux conventionnels. La complexité supplémentaire de l'usinage des matériaux aérospatiaux découle de leur réponse à l'outil en mouvement.

C'est dans ce cadre que se situent les recherches présentées dans cette thèse de doctorat. L'objectif est de réaliser un travail expérimental pour analyser une opération de finition en d'un l'alliage de titane particulièrement Ti-6Al-4V en par des plaquettes de coupe en carbure métalliques H13A et en carbure avec revêtement PVD GC1125, en appliquant les techniques statistiques de modélisation et d'optimisation (RSM, ANN, Taguchi, GRA, TOPSIS, ARAS, CODAS, DF, AG).

La première partie s'intéresse aux modélisations des réponses technologiques (Ra, Fz, Vt et MRR) en deux méthodes (RSM et ANN) et étudier l'influence des paramètres (Vc, f, ap et M) sur la rugosité de surface, l'effort de coupe tangentiel, la vibration tangentielle et le volume de matière enlevé.

La deuxième partie est focalisée sur l'étude d'optimisation. Plusieurs méthodes d'optimisation mono et multi-objectif. La technique de Taguchi a été utilisé avec succès pour obtenir le régime optimal des paramètres de coupe pour le but d'améliorer les paramètres de sortie pour une optimisation mono-objective. Les méthodes (GRA, TOPSIS, CODAS, ARAS, DF et AG) ont été utilisées pour l'optimisation multi-objectif et comparées.

Mots clés : Ti-6Al-4V ; ANOVA ; ANN ; RSM ; Optimisation ; Taguchi ;

Abstract

In the aerospace industry, titanium alloys are commonly used for applications requiring exceptional mechanical strength at elevated temperatures. However, titanium alloy, and specifically Ti-6Al-4V alloy, is the most attractive and widely used metal alloy in the aerospace industry and is the main focus of this study. Machining of Ti-6Al-4V alloy is very different from that of conventional materials. The additional complexity of machining aerospace materials arises from their response to the moving tool.

This is the context in which the research presented in this doctoral thesis is situated. The objective is to carry out an experimental study during the finishing turning of the Ti-6Al-4V titanium alloy using H13A metal carbide and GC1125 PVD coated carbide cutting tools, applying statistical modeling and optimization techniques (RSM, ANN, Taguchi, GRA, TOPSIS, ARAS, CODAS, DF, AG).

The first part focuses on the modeling of technological responses (Ra, Fz, Vt and MRR) with two modeling methods (RSM and ANN) and the study of the influence of factors (Vc, f, ap and M) on surface roughness, tangential cutting force, tangential vibration and volume of material removed.

The second part focuses on the optimization study. Several single- and multi-objective optimization methods are used. The Taguchi method was successfully adapted to determine the optimal regime of cutting parameters to improve technological parameters for single-objective optimization. The methods (GRA, TOPSIS, CODAS, ARAS, DF and AG) were used for multi-objective optimization and compared.

Keywords: Ti-6Al-4V; ANOVA; ANN; RSM; Optimization; Taguchi.

الملخص

في مجال الصناعة الخاص بالطيران، تُستخدم سبائك التيتانيوم بشكل شائع في التطبيقات التي تتطلب قوة ميكانيكية استثنائية في درجات الحرارة العالية. ومع ذلك، فإن سبائك التيتانيوم، وخاصة سبائك Ti-6Al-4V، هي سبائك المعادن الأكثر استخدامًا على نطاق واسع في هذا المجال، وهي الموضوع الرئيسي لهذه الدراسة. تختلف عملية تشغيل سبيكة Ti-6Al-4V بشكل كبير عن عملية تصنيع المواد التقليدية. وتنشأ التعقيدات والصعوبات الإضافية في تشغيل المواد المستخدمة في صناعة الطائرات من استجابتها لأداة القطع المستخدمة.

وفي هذا الإطار يهدف البحث المقدم في أطروحة الدكتوراه هذه إلى إجراء دراسة تجريبية أثناء عملية التشغيل النهائية لسبائك التيتانيوم Ti-6Al-4V في الخراطة باستخدام أداة من الكربيد المعدني H13A وأدوات القطع المغلفة بـ PVD GC1125، وتطبيق تقنيات النمذجة الإحصائية والتحسين (RSM، ANN، Taguchi، GRA، TOPSIS، ARAS، CODAS، DF، AG).

يركز الجزء الأول على نمذجة الاستجابات التكنولوجية (Ra، Fz، Vt وMRR) باستخدام طريقتين للنمذجة (RSM وANN) ودراسة تأثير العوامل (Vc، f، ap وM) على خشونة السطح وقوة القطع المماسية والاهتزاز المماسي وحجم المادة المنزوعة.

أما الجزء الثاني فيركز على دراسة التحسين. عدة طرق لتحسين الأهداف الفردية والمتعددة. تم تكييف طريقة Taguchi بنجاح لتحديد القيم المثلى لعوامل القطع لتحسين المعلمات التكنولوجية لتحسين الهدف الفردي. تم استخدام الطرق (GRA، TOPSIS، CODAS، ARAS، DF و AG) لتحسين الأهداف المتعددة ومقارنتها من حيث النتائج المتحصل عليها.

الكلمات المفتاحية : سبائك التيتانيوم Ti-6Al-4V؛ تقنية سطح االستجابة (RSM)؛ تحليل التباين (ANOVA)؛ طريقة Taguchi؛ طرق التحسين؛ الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN).

Liste des figures

Chapitre I : recherche bibliographique

Fig. I.1	Représentation du tournage (chariotage).	**7**
Fig. I.2	Répartition de la chaleur générée lors de l'usinage du titane et de l'acier	**9**
Fig. I.3	Classification des éléments d'alliage du titane	**11**
Fig. I.4	Profil de rugosité	**18**
Fig. I.5	Composantes des efforts de coupe.	**18**
Fig. I.6	Vibrations libres.	**19**
Fig. I.7	Vibrations forcées.	**20**
Fig. I.8	Vibrations auto-entretenues.	**20**
Fig. I.9	a) Tracés résiduels pour la température de coupe, b) Tracés résiduels pour la rugosité de surface, c) Tracés résiduels pour l'effort de coupe.	**24**
Fig. I.10	Tracés d'interaction pour la force de coupe, Fx (a–c), Fy (d–f) et Fz (g–i).	**25**
Fig. I.11	Tracés d'interaction pour la rugosité de surface lors d'une analyse factorielle complète.	**26**
Fig. I.12	Analyse de l'usure des outils non revêtus et revêtus.	**26**
Fig. I.13	Tracés de l'effet principal : a) pour Ra, b) pour MRR.	**27**
Fig. I.14	Valeurs expérimentales par rapport à les valeurs prédites par le ANN : a) pour Ra et b) pour MRR.	**28**
Fig. I.15	Test d'Anderson Darling pour la normalité de : a) la force de coupe (F) et b) la température de coupe (T)	**29**
Fig. I.16	Graphiques de contours de F et de T en fonction v et f.	**30**
Fig. I.17	Test de normalité pour l'analyse des données expérimentales.	**31**
Fig. I.18	Graphiques de réponse du rapport S/B pour une analyse plus petite-meilleure.	**32**
Fig. I.19	Usure expérimentale et prévue de l'outil.	**33**
Fig. I.20	Graphiques résiduels de modèles prédictifs.	**33**

Chapitre II : Procédure expérimentale

Fig. II.1	Tour modèle SN40.	**36**
Fig. II.2	Représentation de l'éprouvette en montage d'usinage mixte.	**37**

Fig. II.3 Plaquettes de coupe utilisées : (1) Carbure métallique (H13A), (2) Carbure métallique (GC1125). **37**
Fig. II.4 Portes outils utilisés avec illustration de la géométrie. **38**
Fig. II.5 Rugosimètre Mitutoyo surftest 201. **39**
Fig. II.6 Chaine de mesure de la rugosité en 3D. **40**
Fig. II.7 Chaîne d'acquisition des efforts avec le dynamomètre. **41**
Fig. II.8 Schenk Smart Balancer (2). **42**
Fig. II.9 Positionnement des accéléromètres sur le porte outil. **42**
Fig. II.10 Réseau de neurones artificiels **51**

Chapitre III : Modélisation des paramètres de coupe

Fig. III.1 Graphique des effets principaux des paramètres de coupe sur la rugosité de surface (Ra). **57**
Fig. III.2 Graphique des valeurs résiduelle pour l'ajustement du modèle pour la rugosité de surface (Ra) :(a) test de normalité de la distribution des résidus ; (b) valeur résiduelle en fonction des valeurs ajustée. **59**
Fig. III.3 Effet des facteurs de coupe sur la rugosité Ra : plaquette non-revêtue, plaquette revêtue. **59**
Fig. III.4 Courbe du critère de la rugosité (Ra) expérimentale et prédit. **60**
Fig. III.5 Topographies 3D des surface usinés avec ; a) plaquette de coupe revêtue GC1125, b) plaquette non-revêtue H13A. **61**
Fig. III.6 Graphique des valeurs résiduelles pour l'ajustement du modèle de l'effort de coupe (Fz) : (a) test de normalité de la distribution résiduelle ; (b) valeur résiduelle basée sur des valeurs ajustées. **63**
Fig. III.7 Effet des facteurs de coupe sur l'effort tangentiel Fz : a) plaquette non-revêtue, b) plaquette revêtue. **65**
Fig. III.8 Courbe de l'effort de coupe (Fz) expérimentale et prédit. **65**
Fig. III.9 Effets principaux des paramètres de coupe sur l'effort de coupe (Fz). **66**
Fig. III.10 Graphique des valeurs résiduelle pour l'ajustement du modèle pour la vibration (Vt) :(a) test de normalité de la distribution des résidus ; (b) valeur résiduelle en fonction des valeurs ajustée. **68**

Fig. III.11 Effet des facteurs de coupe sur la vibration Vt : a) plaquette non-revêtue, b) plaquette revêtue. **68**
Fig. III.12 Courbe du critère de vibration (Vt) expérimentale et prédit. **69**
Fig. III.13 Effets principaux des paramètres de coupe sur la vibration (Vt). **69**
Fig. III.14 Structure du réseau de neurone du modèle de la rugosité de surface (Ra). **71**
Fig. III.15 Graphiques des valeurs expérimentales en fonction des valeurs prédites dans les deux cas (apprentissage et validation). **72**
Fig. III.16 Courbe du critère de rugosité (Ra) expérimentale et estimé. **73**
Fig. III.17 Graphiques des valeurs expérimentales en fonction des valeurs prédites dans les deux cas (apprentissage et validation). **74**
Fig. III.18 Courbe des valeurs de l'effort de coupe (Fz) expérimentales et prédites. **75**
Fig. III.19 Graphiques des valeurs expérimentales en fonction des valeurs prédites dans les deux cas (apprentissage et validation). **76**
Fig. III.20 Courbe des valeurs de la vibration tangentielle (Vt) expérimentales et prédites. **76**
Fig. III.21 Comparaison entre les résultats expérimentaux et prédits par (RSM et ANN) pour Ra, Fz et Vt. **78**

Chapitre VI : Optimisation des paramètres de coupe

Fig. VI.1 Graphique des effets principaux pour rapport S/N pour Ra. **85**
Fig. VI.2 Graphique des effets principaux pour rapport S/N pour Fz. **87**
Fig. VI.3 Graphique des effets principaux pour rapport S/N pour Vt. **88**
Fig. VI.4 Graphique des effets principaux pour rapport S/N pour MRR. **89**
Fig. VI.5 Diagramme de rampe de désirabilité pour Ra, Fz, Vt et MRR. **101**
Fig. VI.6 Graph de désirabilité de Ra, Fz, Vt et MRR (diagramme de surface 3D et surface de contours) **a)** en fonction de (ap×Vc), **b)** en fonction de (ap×f), **c)** en fonction de (f×Vc). **102**
Fig. VI.7 Principe de l'algorithme génétique. **106**

Liste des tableaux

Chapitre I : recherche bibliographique

Tableau I.1 Composition chimique de l'alliage de Ti-6Al-4V. **11**

Tableau I.2 Température d'adoucissement de divers matériaux utilisés pour les outils d'usinage. **14**

Tableau I.3 Les valeurs optimales d'usinage de l'alliage de titane. **28**

Chapitre II : Procédure expérimentale

Tableau II.1 Composition chimique de l'alliage de titane. **37**

Tableau II.2 Caractéristiques mécaniques de l'échantillon. **37**

Tableau II.3 Informations relatives aux plaquettes de coupe utilisées. **38**

Tableau II.4 Plan expérimental Taguchi L18. **44**

Tableau II.5 Niveaux de facteurs pour la conception Taguchi L18. **45**

Chapitre III : Modélisation des paramètres de coupe

Tableau III.1 Résultats expérimentaux. **55**

Tableau III.2 Analyse de la variance (ANOVA) pour le critère de la rugosité (Ra). **56**

Tableau III.3 Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort de coupe tangentiel (Fz). **62**

Tableau III.4 Analyse de la variance (ANOVA) pour la vibration tangentielle (Vt). **66**

Tableau III.5 Valeurs statistiques de l'analyse ANN de (Ra). **72**

Tableau III.6 Valeurs statistiques de l'analyse ANN de (Fz). **74**

Tableau III.7 Valeurs statistiques de l'analyse ANN de (Vt). **75**

Tableau III.8 Résultats expérimentaux et prédits (RSM et ANN) pour les différentes réponses. **77**

Chapitre IV : Optimisation des paramètres de coupe

Tableau VI.1 Résultats expérimentaux pour Ra, Fz, Vt et MRR. **84**

Tableau VI.2 Tableau des réponses pour les rapports signal/bruit de Ra. **86**

Tableau VI.3 Tableau des réponses pour les rapports signal/bruit de Fz. **87**

Tableau VI.4 Tableau des réponses pour les rapports signal/bruit de Vt. **88**

Tableau VI.5	Tableau des réponses pour les rapports signal/bruit de MRR.	**89**
Tableau VI.6	Paramètre de coupe optimale et résultat expérimental.	**90**
Tableau VI.7	Indice de performance de différentes combinaisons d'usinage utilisant TOPSIS.	**92**
Tableau VI.8	Calcul de la fonction d'optimalité par ARAS.	**94**
Tableau VI.9	Résultats de l'optimisation avec CODAS.	**97**
Tableau VI.10	Résultats de l'optimisation avec GRA.	**99**
Tableau VI.11	Objectifs et plages de variation des paramètres de coupe pour l'optimisation.	**100**
Tableau VI.12	Résultats d'optimisation utilisant FD.	**101**
Tableau VI.13	Régimes et réponses optimaux.	**108**

Nomenclature

M	Matériau de coupe
Vc	Vitesse de coupe (m/min)
f	Avance par tour (mm/tr)
ap	Profondeur de passe (mm)
Fa (Fx)	Effort de coupe axial (N)
Fr (Fy)	Effort de coupe radial (N)
Ft (Fz)	Effort de coupe tangentiel (N)
MRR	Volume de matière enlevé (Débit de coupeau) (cm^3 /min)
Ra	Rugosité moyenne arithmétique (µm)
Rq	Rugosité moyenne quadratique du profil (µm)
Rz	Profondeur moyenne de la rugosité (µm)
Vt	Vibration tangentielle (m/s^2)
rε	Rayon de bec de l'outil (mm)
ANOVA	Analyse de la variance
SS	Somme des carrés
MS	Les carrés moyens
Cont. %	Pourcentage de contribution
DL	Degré de liberté
F	Valeur de Fisher
P	Probabilité d'obtenir du résultat par hasard
R^2	Coefficient de détermination
S/N	Rapport signal sur bruit (dB)
RSM	Méthodologie de surface de réponse
ANN	Réseau de neurones artificiels
ARAS	Évaluation du rapport additif
CODAS	Évaluation combinatoire basée sur la distance
TOPSIS	Technique d'Ordre de Préférence par Similarité à la Solution Idéale
GRA	Analyse Relationnelle Grise
AG	Algorithmes génétiques
DF	Fonction de désirabilité

Table des matières

Dédicace **II**

Remerciement **III**

Résumé **IV**

Abstract **V**

الملخص **VI**

Liste des figures **VII**

Liste des tableaux **X**

Nomenclature **XII**

Table des matières **XIII**

Introduction générale **1**

CHAPITRE I: RECHERCHE BIBLIOGRAPHIQUE

I.1 Introduction..... **6**

I.2 Généralité sur la coupe des métaux..... **6**

I.3 Généralités sur l'usinage..... **6**

I.3.1 Le procédé de tournage..... **6**

I.4 Usinabilité et caractéristiques des matériaux..... **7**

I.4.1 Usinabilité des matériaux..... **7**

I.4.2 Usinabilité de titane..... **8**

I.4.3 Propriétés du titane qui influencent son usinabilité..... **10**

I.5 Propriétés mécaniques..... **12**

I.6 Matériaux de coupe..... **13**

I.6.1 Outils de coupe pour l'usinage du titane et de ces alliages..... **13**

I.7 Etat de surface des pièces mécanique..... **16**

I.7.1 Informations générales sur les conditions de surface **16**

I.7.2 Définitions de la rugosité..... **17**

I.8 Efforts de coupe..... **18**

I.9 Vibrations en usinage..... **19**

I.9.1 Vibrations libres..... **19**

I.9.2 Vibrations forcées..... **19**

I.9.3 Vibrations auto-entretenues..... **20**

I.9.4 Effets des vibrations sur le processus de coupe..... **21**

I.9.5 Influence des différents facteurs sur les vibrations..... **21**

I.10 Travaux de recherche (état de l'art)..... **23**

I.11 Conclusion..... **33**

CHAPITRE II : PROCEDURE EXPÉRIMENTALE

II.1 Introduction..... **36**

II.2 Equipement et préparation des expériences..... **36**

II.2.1 Machine-outil..... **36**

II.2.2 Matériau à usiner..... **36**

II.2.3 Outils de coupe utilisés..... **37**

II.2.4 Porte outil..... **38**

II.2.5 Mesure de rugosité de surface..... **38**

II.2.5.1 Rugosité 2D..... **38**

II.2.5.2 Rugosité 3D..... **39**

II.2.6 Enregistrement des efforts de coupe..... **40**

II.2.7 Mesure des vibrations..... **41**

II.3 Procédures d'essais..... **43**

II.3.1 Plan expérimental..... **43**

II.3.2 Conditions expérimentales..... **44**

II.4 Méthodes de modélisation utilisées..... **45**

II.4.1 Méthode de surface de réponse (RSM)..... **45**

II.4.1.1 Analyse de la variance ANOVA..... **47**

II.4.2 Réseaux de neurones artificiels (ANN)..... **49**

II.5 Conclusion..... **51**

CHAPITRE III : MODELISATION DES PARAMETRES D'USINAGE

III.1 Introduction..... **54**

III.2 Résultats expérimentaux et discussions..... **54**

III.3 Modélisation des paramètres technologiques avec la méthode (RSM)..... **54**

III.3.1 Etude de la rugosité de surface (Ra)..... **56**

III.3.1.1 Analyse de la variance..... **56**

III.3.1.2 Analyse de régression..... **58**

III.3.1.3 Topographie de surface 3D..... **60**

III.3.2 Effort de coupe tangentiel (Fz)..... **61**

III.3.2.1 Analyse de la variance..... **61**

III.3.2.2 Analyse de régression..... **63**

III.3.3 Vibration tangentielle (Vt)..... **66**

III.3.3.1 Analyse de la variance..... **66**

III.3.3.2 Analyse de régression..... **67**

III.4 Modélisation des paramètres technologiques avec réseaux de neurones artificiels... **70**

III.4.1 Rugosité de surface (Ra)..... **71**

III.4.2 L'effort de coupe (Fz)..... **73**

III.4.3 Vibration tangentielle (Vt)..... **75**

III.5 Comparaison entre les modèles RSM et ANN..... **76**

III.6 Conclusion..... **79**

CHAPITRE IV : OPTIMISATION DES PARAMETRES DE COUPE

IV.1 Introduction..... **81**

IV.2 Optimisation mono-objective..... **81**

IV.2.1 Optimisation par la méthode de Taguchi S/N..... **81**

IV.2.1.1 Optimisation Taguchi S/N pour Ra..... **85**

IV.2.1.2 Optimisation Taguchi S/N pour Fz..... **86**

IV.2.1.3 Optimisation Taguchi S/N pour Vt..... **87**

IV.2.1.4 Optimisation Taguchi S/N pour MRR..... **88**

IV.3 Optimisation multi-objectifs..... **90**

IV.3.1 Optimisation avec les méthodes MCDM..... **90**

IV.3.1.1 Méthode TOPSIS..... **90**

IV.3.1.2 Méthode ARAS..... **93**

IV.3.1.3 Méthode CODAS..... **95**

IV.3.1.4 Méthode GRA..... **97**

IV.3.2 Optimisation des paramètres de coupe basée sur le modèle mathématique..... **99**

IV.3.2.1 Optimisation avec FD..... **99**

IV.3.2.2 Optimisation des paramètres de coupe avec la méthode AG..... **103**

IV.3.2.2.1 Principes de AG..... **103**

IV.3.2.2.1.1 Codage des données..... **104**

IV.3.2.2.1.2 Génération aléatoire de la population initiale..... **105**

IV.3.2.2.1.3 Gestion des contraintes..... **105**

IV.3.2.2.1.4 Le croisement ou évolution naturelle..... **105**

IV.3.2.2.1.5 La mutation ou évolution accidentelle..... **106**

IV.3.2.2.2 Résultats de l'optimisation AG-ANN..... **107**

IV.3.3 Comparaison entre les méthodes..... **107**

IV.4 Conclusion..... **109**

Conclusion générale..... **111**

Références bibliographiques..... **114**

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Les avancées récentes en science et technologie des matériaux ont conduit à l'émergence constante de nouvelles applications industrielles, fondées sur l'exploitation de matériaux innovants à haute performance. Ces matériaux, souvent caractérisés par leur légèreté, leur résistance mécanique et leur tenue à la température, sont de plus en plus intégrés dans la conception de composants critiques, notamment pour les pièces d'usure et les outils de coupe. À ce titre, les alliages de titane, en particulier le Ti-6Al-4V, occupent une place prépondérante dans l'industrie aéronautique, où ils sont largement utilisés dans la fabrication des compresseurs à basse et haute pression des turbines à gaz stationnaires, ainsi que dans les moteurs d'aéronefs, en raison de leur excellent compromis entre résistance, faible densité et résistance à la corrosion.

Les propriétés des alliages à base de titane répondent parfaitement aux exigences des applications avancées. L'alliage Ti-6Al-4V est couramment utilisé pour la fabrication de pales fonctionnant à des températures pouvant atteindre 350 °C. Sa microstructure se compose d'un mélange de phases α (hexagonale compacte), caractérisée par une grande dureté et une fragilité marquée, avec une forte propension au durcissement, et de phase β (cubique centré), plus ductile, facilement déformable, mais présentant une tendance à l'adhérence. L'usinabilité du Ti-6Al-4V est principalement limitée par sa faible conductivité thermique, environ 8 à 10 fois inférieure à celle des aciers, ce qui engendre d'importants effets thermiques sur l'arête de coupe. En plus des contraintes mécaniques, ces contraintes thermiques conduisent à une usure accélérée de l'outil. Par ailleurs, la combinaison de cette conductivité réduite avec une réactivité chimique élevée complique davantage l'usinage avec des outils conventionnels, rendant nécessaire l'emploi de matériaux de coupe plus performants, capables d'assurer une meilleure résistance à l'usure et une meilleure résistance dans des conditions de coupe difficiles.

Le comportement des alliages de titane lors de leur déformation est nettement différent de celui des matériaux plus conventionnels tels que l'aluminium ou l'acier. Lorsque des conditions d'usinage impliquent des températures élevées, des taux de déformation significatifs et des niveaux de contrainte importants, ces alliages de titane développent des mécanismes de déformation particuliers, fortement influencés par les paramètres d'usinage appliqués. Les facteurs majeurs responsables de l'endommagement de l'outil de coupe sont : les vibrations, la température générée dans la zone de coupe et la contrainte mécanique. L'usure de l'outil, l'intégrité de surface de la pièce usinée, ainsi que la productivité, sont étroitement liées et dépendent directement des conditions de coupe, notamment la profondeur de passe, la vitesse

de coupe, l'avance, l'utilisation ou non de liquide de refroidissement, et la nature du matériau de l'outil. Malgré des avancées significatives, l'amélioration de l'usinabilité des alliages de titane reste un axe majeur de recherche. En effet, une usinabilité défavorable compromet la qualité des pièces finies, allonge les temps de traitement, augmente les coûts de maintenance des outils, et réduit ainsi l'efficacité économique globale du procédé.

Le tournage de finition constitue l'une des opérations d'usinage les plus couramment employées dans l'industrie moderne, en particulier pour la fabrication de pièces à forte valeur ajoutée telles que les composants de moteurs aéronautiques et de structures d'aéronefs. La qualité et les performances finales des pièces usinées dépendent directement de l'intégrité de leur surface. Toutefois, en raison de la faible usinabilité de l'alliage Ti-6Al-4V, des altérations superficielles peuvent survenir facilement au cours du processus d'usinage. L'intégrité de surface englobe plusieurs caractéristiques, notamment la contrainte résiduelle, la dureté superficielle, la rugosité, la granulométrie et les transformations de phase. Ces paramètres sont influencés par les conditions de coupe ainsi que par le type d'outil utilisé. La vitesse de coupe, par exemple, peut modifier la quantité de particules résiduelles sur la surface, tandis que la profondeur de passe peut affecter des phénomènes tels que l'arrachage, le glissement, le maculage ou encore les déformations locales du matériau. L'utilisation de plaquettes de finition dotées d'arêtes spécifiques permet d'améliorer significativement la durée de vie des outils, notamment lors de l'usinage à grande vitesse de l'alliage Ti-6Al-4V. Ainsi, de nombreuses études visent à prédire l'état de surface résultant et à optimiser les conditions d'usinage afin de garantir une intégrité de surface optimale.

Les premiers modèles de coupe dynamique ont été fondés sur des analyses de stabilité, élaborées à partir de formulations mathématiques basées sur une approche analytique. Ces modèles visaient à étudier la réponse du processus de coupe dans un cadre dynamique. L'objectif actuel est de développer une modélisation de la coupe dynamique capable de générer des simulations représentant fidèlement l'ensemble des résultats expérimentaux obtenus, y compris dans des conditions tridimensionnelles et non stationnaires, proches de celles rencontrées dans des contextes industriels réels.

Dans le milieu industriel où l'optimisation de la productivité est une incessante préoccupation, les ingénieurs sont régulièrement confrontés à des obstacles qui entravent leurs tentatives d'améliorer leurs procédés de fabrication. C'est dans ce cadre que nous avons porté notre attention sur l'un de ces difficultés : l'optimisation des paramètres de coupe lors du

processus d'usinage. Divers facteurs, tels que les paramètres de coupe, la configuration de l'outil, etc., les paramètres liés aux états de surface obtenus, à la durée opératoire, à la consommation énergétique, aux efforts de coupe appliqués, ainsi qu'à l'amplitude des vibrations générées, jouent un rôle fondamental dans l'optimisation de la productivité des systèmes de production. À l'heure actuelle, les méthodes les plus fréquemment utilisées pour réaliser cette sélection reposent sur des approches empiriques issues du savoir-faire et de l'expérience accumulée par les fabricants et les utilisateurs d'outils de coupe (tableaux et diagrammes issus de l'observation empirique, etc.). Ces expériences, généralement coûteuses, offrent une vaste gamme d'options pour les paramètres selon leurs exigences.

La présente thèse est composée de quatre chapitres, qui sont organisés comme suit.

Le premier chapitre fournit une revue de la littérature concernant le processus d'usinage des métaux, la qualité de surface, ainsi que la modélisation et l'optimisation. Dans un premier temps, les principes de base de l'usinage des métaux sont exposés, comprenant la définition, le fondement théorique ainsi qu'une présentation détaillée du processus de tournage. Par la suite, une présentation des études concernant l'influence des paramètres de coupe sur les paramètres technologiques.

Dans **le deuxième chapitre**, nous avons décrit les matériels utilisés et les conditions expérimentales mises en place pour effectuer à bien notre étude. Les équipements de mesure ainsi que le couple outil-matière sont exposés de manière détaillée, avec toutes les précisions requises pour une analyse pratique de coupe. Les facteurs et l'usages des techniques statistiques expérimentales sont également présentés.

Le chapitre trois a été consacré principalement pour la présentation des résultats concernant la modélisation des paramètres de performance étudiées : (Ra), (Fz), (Vt) et (MRR), en se basant sur la technique de (RSM) et (ANN). L'usinage a été effectué sur une pièce en alliage de titane Ti-6Al-4V avec deux différents matériaux de coupe en carbure non-revêtu (H13A) et un autre carbure revêtu en PVD (GC1125), et par suite faire une comparaison entre les performances des deux plaquettes de coupe. Les modèles élaborés grâce à les techniques de modélisation utilisées sont dérivés d'un plan expérimental réduit Taguchi L18. Les paramètres de coupe sélectionnés pour le processus de coupe comprennent les facteurs ; (M), (ap), (Vc) et (f).

Le dernier chapitre est consacré à la présentation et à l'analyse des résultats issus de l'optimisation mono-objective et multi-objective des paramètres technologiques, incluant (Ra, Fz, Vt et MRR). L'optimisation mono-objective a été réalisée en utilisant l'approche de Taguchi, qui repose sur le rapport signal/bruit (S/B) pour évaluer les performances. En revanche, l'optimisation multi-objective a été effectuée à travers quatre méthodes de décision multicritère (MCDM), à savoir : l'analyse relationnelle grise (GRA), la technique de préférence d'ordre par similarité avec la solution idéale (TOPSIS), la méthode d'évaluation du rapport additif (ARAS), ainsi que l'évaluation combinatoire basée sur la distance (CODAS). Ces méthodes ont permis de sélectionner un régime de coupe optimal répondant simultanément aux exigences des quatre paramètres de sortie. Par ailleurs, des méthodes d'optimisation supplémentaires, telles que la fonction de désirabilité et l'algorithme génétique, ont également été employées. Ces dernières, basées sur des modèles mathématiques élaborés des paramètres technologiques, ont été adoptées pour déterminer les régimes de coupe optimaux.

Finalement, ce travail se clôt par une conclusion qui résume les résultats de cet effort de recherche.

CHAPITRE I :

RECHERCHE BIBLIOGRAPHIQUE

I. RECHERCHE BIBLIOGRAPHIQUE

I.1 Introduction

Le titane et ses alliages suscitent un intérêt croissant dans de nombreuses applications avancées en raison de leur excellent rapport résistance/poids, de leur remarquable résistance à la corrosion, de leurs propriétés mécaniques élevées, de leur stabilité thermique à haute température et de leur biocompatibilité, ce qui les rend adaptés aux utilisations biomédicales [1]. Cependant, son processus de fabrication reste problématique. Cette difficulté est principalement liée à sa faible conductivité thermique, environ six fois inférieure à celle des aciers conventionnels, ce qui provoque une concentration de chaleur dans l'outil et accélère son usure [2]. Ce chapitre présente les concepts essentiels liés à l'usinage des matériaux métalliques, en mettant l'accent sur le procédé de tournage, largement utilisé dans la fabrication de pièces mécaniques. Il aborde également des questions spécifiques liées à l'usinage des alliages de titane, aux matériaux d'outils utilisés et à divers paramètres qui influencent les performances de coupe, tels que Ra, Fz et Vt. Enfin, une synthèse des travaux de recherche récents sera présentée, axée sur l'usinage des alliages de titane à l'aide de divers outils et revêtements, intégrant des approches permettant d'optimiser les conditions de coupe.

I.2 Généralité sur la coupe des métaux

L'usinage des métaux est un processus thermomécanique complexe, dans lequel l'interaction entre la déformation plastique, la génération de chaleur et les phénomènes de frottement jouent un rôle décisif dans l'usure des outils. Lorsqu'un outil coupe un matériau pour retirer un copeau, la zone proche de la surface est soumise à une contrainte de cisaillement intense. Cette déformation se produit à des vitesses très élevées, entraînant la formation d'un copeau qui reste en contact étroit avec la face active de l'outil de coupe.

I.3 Généralités sur l'usinage

I.3.1 Le processus de tournage

Le tournage est une opération d'usinage largement utilisée dans l'industrie mécanique en raison de sa simplicité et de son efficacité. Il s'agit d'un procédé d'enlèvement de matière dans lequel un outil coupe une pièce en rotation, générant des copeaux évacués en continu. Ces travaux porteront principalement sur le tournage longitudinal, également appelé tournage. Dans ce cas, l'outil se déplace en ligne droite parallèlement à l'axe de rotation de la pièce, ce qui

permet de réduire progressivement son diamètre. Il existe d'autres variantes de tournage, comme le fraisage frontal, où le mouvement d'avance de l'outil est perpendiculaire à l'axe de rotation, générant une surface plane, ou le contournage, utilisé pour produire des profils complexes. Trois paramètres principaux définissent les conditions de coupe et influencent directement les efforts mécaniques, la génération de chaleur et la qualité de la surface obtenue:

- ***La vitesse de coupe (Vc)***, exprimée en m/min, correspond à la vitesse relative entre le tranchant de l'outil et la surface de la pièce. Cela dépend de la vitesse de rotation (N, en tr/min) et du diamètre (D, en mm) selon la relation :

$$Vc = \frac{N \times \Pi \times D}{1000} \qquad \text{(Eq. I.1)}$$

- ***L'avance par tour (f)***, mesurée en mm/tour, représente la distance parcourue par l'outil à chaque tour de la pièce. Cela a un impact direct sur la consistance de la surface usinée.
- ***La profondeur de coupe (ap)***, définie comme la différence de rayon entre les surfaces avant et après usinage, est mesurée perpendiculairement à la direction d'avance. Cela influence fortement la force de coupe et la quantité de matière enlevée [3].

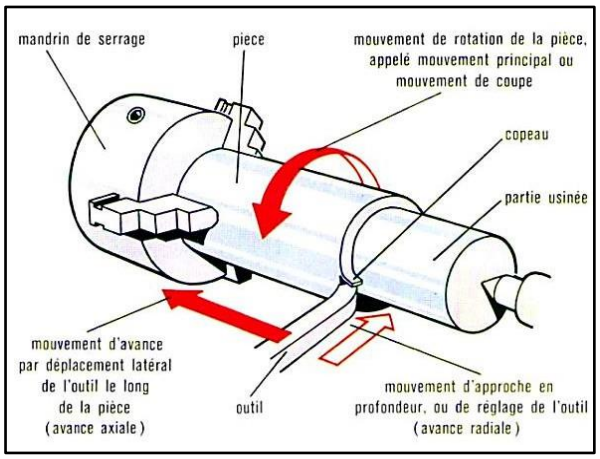


Fig. I.1 : Représentation de la rotation (chariotage).

I.4 Usinabilité et caractéristiques des matériaux

I.4.1 Définition de l'usinabilité des matériaux

L'usinabilité d'un matériau, notée M1, fait référence à sa capacité à être usiné efficacement à l'aide d'un outil ou d'un matériau pouvant être usiné M2. Ce concept comprend plusieurs critères d'évaluation, qui varient en fonction du type d'opération envisagée et des objectifs spécifiques fixés par l'opérateur. L'ouvrabilité peut donc être évaluée en fonction d'un ensemble de paramètres, parmi lesquels :

- Les variations des forces de coupe et la consommation d'énergie qui leur est associée ;
- Le volume de copeaux générés lors de l'opération d'usinage ;
- La durée de vie des outils de coupe utilisés ;
- Le niveau de productivité réalisé au cours du processus ;
- L'intégrité des surfaces obtenues après usinage.

En résumé, l'usinabilité est un concept relatif qui dépend du critère prioritaire choisi par l'utilisateur, mais qui est toujours lié à l'optimisation du rapport entre le coût de fabrication et la qualité finale de la pièce [4].

I.4.2 Usinabilité du titane

Il existe plusieurs définitions du concept d'usinabilité dans la littérature scientifique. Parmi les formulations les plus courantes, on peut citer :

- La capacité relative d'un matériau à être façonné par des procédés d'enlèvement de matière ;
- Ensemble de propriétés décrivant le comportement d'un matériau lors des principales configurations de coupe, en interaction avec les matériaux usuels des outils, permettant d'estimer le coût d'usinage d'une pièce ;
- Domaine de la science des matériaux qui étudie les liens entre, d'une part, les paramètres mécaniques et tribologiques qui influencent la productivité et la qualité des pièces usinées, et d'autre part, les caractéristiques métallurgiques du matériau usiné [5].

Bien que le titane possède d'excellentes propriétés mécaniques et une résistance remarquable à la corrosion, particulièrement recherchées dans les applications aérospatiales, sa faible usinabilité constitue un obstacle majeur à son traitement efficace. Cette difficulté provient principalement de ses propriétés thermiques défavorables. Comme l'illustre la figure **I.2**, la répartition de la chaleur générée pendant le processus d'usinage dépend en grande partie du matériau usiné. Les alliages de titane sont classés comme réfractaires en raison de leur très faible conductivité thermique, environ six fois inférieure à celle des aciers standards. Par exemple, l'alliage Ti-6Al-4V recuit a une conductivité d'environ 7,5 $W\ m^{-1}\ K^{-1}$, contre 50,7 $W\ m^{-1}\ K^{-1}$ pour l'acier au carbone AISI 1045 [6]. Ainsi, lors de l'usinage du titane, jusqu'à 80 % de la chaleur générée est absorbée par l'outil, tandis que lors de l'usinage de l'acier,

cette proportion n'est généralement que de 50 % et le reste est dissipé à travers les copeaux et la pièce.

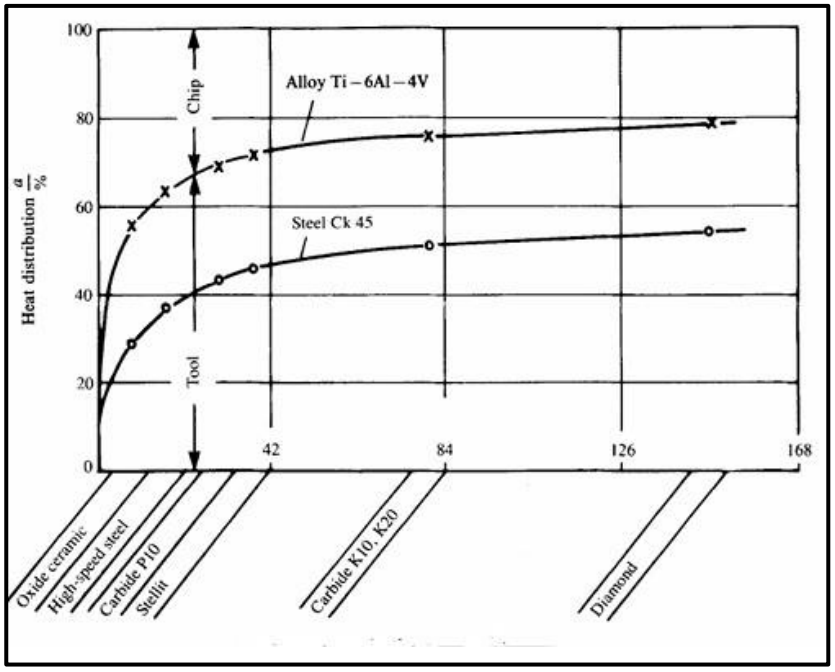


Fig. I.2 : Répartition de la chaleur générée lors de l'usinage du titane et de l'acier [6].

La chaleur élevée générée lors de l'usinage du titane est due aux pressions élevées à l'interface outil/pièce, qui accélèrent considérablement l'usure de l'outil de coupe. De plus, comme la surface de contact entre l'outil et le copeau est relativement petite, la zone affectée thermiquement (ZAT) est également plus petite que celle observée lors de l'usinage de l'acier, mais est plus concentrée à proximité immédiate de l'arête de coupe. Cette concentration thermique provoque une augmentation significative de la température au cratère de l'outil, favorisant l'apparition de mécanismes de diffusion atomique entre le copeau, la pièce et l'outil. Ce phénomène est accentué par la forte affinité chi'ique du titane avec de nombreux matériaux de coupe. La diffusion de matière devient alors un facteur prédominant dans l'usure en cratère observée sur la face de coupe. Par conséquent, la faible usinabilité du titane a un impact direct sur la productivité, allongeant les délais de fabrication et augmentant les coûts de production. En raison de la nature réfractaire de ce matériau, des conditions de coupe plus strictes sont requises, à la fois thermiques et mécaniques, que celles requises pour l'usinage de métaux plus facilement usinables tels que l'aluminium ou l'acier. Ces conditions extrêmes affectent également la qualité finale de la pièce, notamment la finition de surface, l'intégrité structurelle et la précision géométrique [7].

I.4.3 Propriétés du titane qui influencent son usinabilité

Selon les travaux de Lampman [8], les éléments d'alliage ajoutés au titane pur influencent fortement la température de transition entre les phases α et β, appelée température de transus . Certains de ces éléments stabilisent la phase α en augmentant sa température, tandis que d'autres favorisent la phase β en la réduisant. L'introduction contrôlée de ces éléments permet donc la formation d'une zone biphasique α+β. Ces ajouts ont un impact direct sur plusieurs propriétés des matériaux, notamment :

- Résistance mécanique et résistance à la corrosion,
- La cinétique de nucléation et de croissance des grains cristallins,
- Les modes de déformation (maclage ou glissement) et leur intensité.

La littérature distingue généralement quatre catégories principales d'éléments d'alliage dans le titane : les éléments alphagènes, les éléments bêtagènes isomorphes , les éléments bêtagènes eutectoïdes et les éléments neutres [5]. Les éléments alphagènes ont pour effet d'élargir la plage de stabilité de la phase alpha. Des éléments tels que l'aluminium, le gallium et le germanium entrent dans cette catégorie. L'aluminium est particulièrement utilisé pour sa capacité à renforcer la phase alpha par durcissement en solution solide, ce qui contribue également à réduire la masse globale de l'alliage. D'autres éléments tels que l'oxygène, le carbone, l'azote et le bore contribuent également à ce renforcement au niveau de la structure cristalline.

Les bêtagènes, tels que le molybdène, le vanadium, le tantale et le niobium, stabilisent la phase β. En raison de leur rayon atomique proche de celui du titane, ils forment une solution solide continue dans cette phase à haute température.

Les ions bêta eutectoïdes, notamment le fer, le manganèse, le chrome, le cuivre, le tungstène, le nickel, le silicium et le cobalt, conduisent à la formation d'un eutectoïde avec le titane. Cette transformation se produit généralement vers 335 °C, une température inférieure à la température de transition allotropique du titane pur. À température ambiante, ces éléments favorisent la formation de composés intermétalliques, modifiant ainsi la microstructure de l'alliage (voir **Fig. I.3**).

Enfin, les éléments neutres, tels que le zirconium et l'étain, ont peu d'effet sur la stabilité des phases α ou β. Cependant, leur grande solubilité en phase α en fait des éléments efficaces pour le renforcement mécanique des alliages par solution solide. La figure **I.3** illustre cette

classification des éléments d'alliage selon leur fonction, mettant en évidence leur influence sur un diagramme pseudobinaire des éléments d'alliage du Ti [9].

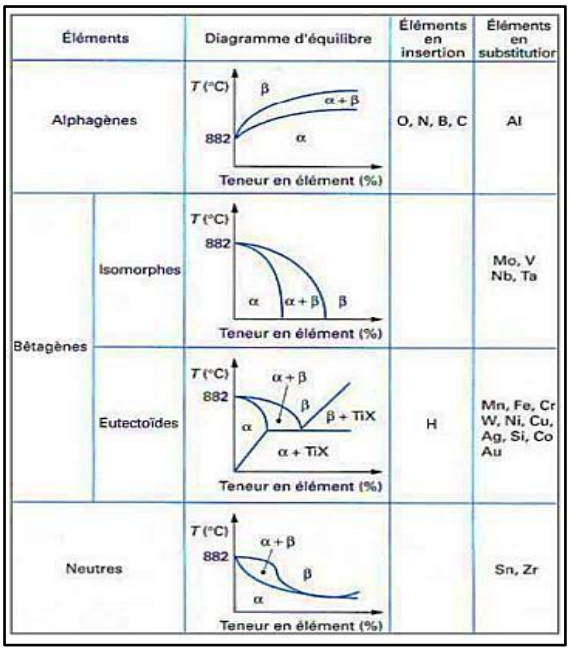


Fig. I.3 : Classification des éléments d'alliage de titane [10].

L'alliage de titane communément appelé TA6V ou Ti-6Al-4V est un membre de la famille des alliages biphasés α + β. Son point de fusion est d'environ 1660 °C et son point d'ébullition est estimé à environ 3285 °C. Sa composition typique comprend 6% d'aluminium en masse et 4% de vanadium, accompagnés de faibles niveaux de fer et d'éléments interstitiels présents en très faibles proportions, mais précisément contrôlés en fonction du niveau de pureté requis. Les détails complets de leur composition chimique sont présentés dans le tableau **I.1**.

Tableau I.1 : Composition chimique de l'alliage Ti-6Al-4V [11].

Éléments	**Al**	**V**	**Fe**	**O**	**N**	**H**	**C**	**Ti**
Composition (% en poids)	5,5-6,75	3,5-4,5	0,3	0,22	0,05	0,01	0,08	Base

Cet alliage se distingue par un compromis remarquable entre résistance mécanique et ténacité, tout en offrant une excellente résistance à la corrosion. Il présente également un excellent rapport résistance/densité, atteignant jusqu'à 1225 Mpa à l'état écroui pour une densité de 4,42 à température ambiante. Ce rapport confère à l'alliage des performances spécifiques supérieures à celles de nombreux autres matériaux utilisés dans le domaine

aéronautique. Ces caractéristiques expliquent pourquoi le Ti-6Al-4V est l'alliage de titane le plus utilisé dans l'industrie, représentant environ 50 % des ventes mondiales.

Il trouve des applications importantes dans le secteur aéronautique, où il est utilisé pour fabriquer des composants structurels et des éléments de moteur non chauffants, tels que des disques de compression et des aubes, qui sont soumis à de fortes contraintes mécaniques. Parallèlement, sa biocompatibilité en fait un matériau de choix pour la conception d'implants médicaux et chirurgicaux [8-9].

I.5 Propriétés mécaniques

Les propriétés mécaniques des alliages de titane, en particulier du Ti-6Al-4V, dépendent en grande partie de leur microstructure, qui est influencée par les traitements thermiques et thermomécaniques appliqués, ainsi que par la teneur en éléments interstitiels. Ces paramètres influencent la nature et la répartition des phases présentes dans l'alliage, avec un impact significatif sur ses performances. Parmi ces phases, la morphologie de la phase α joue un rôle déterminant dans les propriétés thermomécaniques de l'alliage [12].

Le Ti-6Al-4V peut présenter différentes microstructures, généralement classées en trois catégories :

- Microstructure équiaxiale, caractérisée par des grains α sphériques ;
- Microstructure aciculaire (ou lamellaire), définie par la présence de bandes α de différentes tailles ;
- Microstructure mixte (ou duplex), qui combine les phases globulaires α (αI) et lamellaires (αII) avec la phase β résiduelle.

Chacune de ces structures offre des avantages spécifiques. La microstructure équiaxe donne à l'alliage :

- Excellente ductilité et formabilité ;
- Bonnes performances mécaniques globales ;
- Résistance à la fatigue oligocyclique [8].

La structure aciculaire, quant à elle, assure :

- Haute résistance au fluage ;
- Bonne ténacité ;

- Haute résistance à la fissuration par corrosion sous contrainte ;
- Capacité à retarder la propagation des fissures.

En pratique, une structure mixte composée de grains α équiaxes et lamellaires est souvent préférée pour fournir un compromis optimal entre résistance à la fatigue et résistance au fluage. De plus, la granulométrie de la phase α influence également les propriétés mécaniques de l'alliage. L'augmentation de cette taille produit plusieurs effets notables, quelle que soit la morphologie :

- Une diminution de la résistance mécanique, selon la relation Hall-Petch ;
- Une amélioration de la ductilité ;
- Une réduction de la ténacité et de la durée de vie en fatigue, due à la réduction du nombre d'interfaces α/β et α/α qui ralentissent la propagation des fissures ;
- Une amélioration de la résistance au fluage, une propriété généralement associée aux microstructures à grains fins (inférieures à 10 µm) [9].

I.6 Matériaux de coupe

La qualité de surface obtenue lors de l'usinage est un indicateur clé de l'usinabilité d'un matériau. Elle peut également être évaluée à travers la durabilité des outils de coupe utilisés pour réaliser une opération particulière. D'un point de vue économique, la durée de vie de l'outil est souvent un critère décisif, car elle influence directement les coûts de production et la productivité. Cette durée de vie dépend principalement de l'intensité de l'usure observée sur la surface de coupe et sur la face active de l'outil, notamment par des mécanismes tels que l'usure par diffusion. En général, elle s'exprime en fonction du temps de coupe avant d'atteindre un seuil d'usure défini par un critère technique précis. Dans ce contexte, l'opérateur d'usinage doit constamment rechercher un compromis optimal entre durée de vie de l'outil, vitesse de production et qualité des surfaces usinées, afin d'adapter au mieux les conditions de coupe à chaque opération spécifique.

I.6.1 Outils de coupe pour l'usinage du titane et de ses alliages

L'usinage du titane et de ses alliages présente des défis importants, notamment en raison des fortes contraintes thermomécaniques auxquelles sont soumis les outils de coupe. Ces contraintes peuvent induire une déformation plastique des arêtes de coupe et accélérer l'usure abrasive. La plupart des matériaux utilisés pour la fabrication d'outillages voient leur

dureté diminuer significativement sous l'effet des températures élevées, ce qui amplifie les phénomènes d'usure [13].

Par conséquent, l'une des propriétés fondamentales que doivent posséder les matériaux d'outils est leur capacité à résister efficacement à la chaleur. Cette résistance thermique est essentielle pour maintenir les performances de coupe lors des opérations à grande vitesse, où des températures très élevées sont atteintes dans la zone de contact outil-matériau. Le tableau **I.2** montre à titre de comparaison, les températures de ramollissement de plusieurs matériaux couramment utilisés dans la conception d'outils de coupe.

Tableau I.2 : Températures de ramollissement de divers matériaux utilisés pour les outils d'usinage [14].

Matériau de l'outil	Température de ramollissement (°C)
Acier rapide	600
Carbure de tungstène (WC)	1100
Oxyde d'aluminium (Al2O3)	1400
Nitrure de bore cubique (CBN)	1500
Diamant	1500

Les outils de coupe peuvent être dotés de revêtements conçus pour agir comme une barrière thermique et une couche protectrice contre l'usure, la corrosion, l'oxydation et l'érosion. Ces revêtements agissent également comme lubrifiants, réduisant le coefficient de frottement à l'interface pièce-outil, ce qui contribue à limiter les efforts de coupe et à réduire la température générée pendant le processus d'usinage. Dans le cas des outils en carbure, l'une des méthodes de revêtement les plus couramment utilisées est le dépôt chimique en phase vapeur ou CVD. Ce procédé permet l'application de revêtements tels que TiN , TiC , Al_2O_3 ou Ti(C,N). Une autre méthode largement utilisée est le PVD (Physical Vapor Dépôt), utilisé notamment pour déposer des couches de TiN ou de TiAlN [5].

Les solutions les plus avancées comprennent des revêtements multicouches, obtenus par dépôt successif des différents matériaux mentionnés ci-dessus. Ces revêtements semblent améliorer la durée de vie de l'outil [15]. Cependant, les données scientifiques sur son efficacité restent limitées, en raison de la nature relativement nouvelle de cette technologie.

Lorsqu'il s'agit d'usiner des alliages de titane, les avis divergent quant au choix optimal des outils. Les résultats de la littérature doivent être interprétés avec prudence, en raison des variations expérimentales d'un test à l'autre, qui peuvent influencer significativement les performances observées. Un aperçu des résultats rapportés dans les travaux existants est présenté ci-dessous :

- Plusieurs études indiquent que les carbures revêtus CVD offrent de bonnes performances en tournage et en fraisage [16-17].

- López de Lacalle et ses collègues [18] ont mis en évidence des difficultés importantes dans l'usinage du titane à des vitesses supérieures à 30 m/min avec des outils en acier rapide et supérieures à 60 m/min avec des outils en carbure de tungstène, des vitesses qui limitent considérablement la productivité industrielle. Ces observations sont cohérentes avec celles d'Ezugwu et al. sur les carbures de tungstène [19].

- Ezugwu [13] rapporte que les carbures revêtus et les outils PCD (diamant polycristallin) sont les plus adaptés à l'usinage du titane, tandis que les outils en céramique et CBN/PCBN (nitrure de bore cubique polycristallin) présentent de faibles performances, en raison de leur dégradation rapide induite par une interaction chimique intense avec le titane.

- Zoya et Krishnamurthy recommandent l'utilisation d'outils CBN pour des vitesses comprises entre 185 et 220 m/min, les meilleures finitions de surface étant observées à 185 m/min [20].

- Wang et al. Ils confirment l'efficacité remarquable des outils PCD et CBN pour l'usinage du titane, mais soulignent que leur coût élevé limite leur utilisation à grande échelle dans l'industrie [21].

En termes d'offres industrielles, la sélection d'outils spécifiques pour l'usinage du titane reste plus limitée que celles disponibles pour d'autres métaux. Cependant, certains fabricants

proposent des carbures WC/Co (ISO K20) combinés à divers revêtements. Des vitesses de coupe comprises entre 30 et 75 m/min sont recommandées, avec des profondeurs de coupe comprises entre 0,1 et 0,3 mm. Les revêtements que nous proposons comprennent :

- CVD (TiCN + Al_2O_3 + HfN),
- CVD (TiCN + Al_2O_3 + TiN),
- PVD (TiN),
- Revêtement PVD (TiAlN) [9].

I.7 États de surface des pièces mécaniques

I.7.1 Informations générales sur les conditions de surface

En général, les composants mécaniques sont soumis à des conditions de fonctionnement de plus en plus strictes. Les exigences en matière de performance, de durabilité et de fiabilité augmentent continuellement. Quelle que soit la méthode de fabrication utilisée, il est essentiel de garantir la qualité des pièces produites. Ces pièces fonctionnent souvent dans des environnements dynamiques et leur durabilité dépend directement de la résistance à la fatigue des matériaux qui les composent.

Le concept d'intégrité de surface comprend tous les critères utilisés pour évaluer la qualité de la surface obtenue après traitement. Cette intégrité repose sur deux dimensions fondamentales : l'analyse géométrique de la surface et l'examen métallurgique de la couche superficielle. Selon les conditions de traitement et les traitements appliqués, diverses modifications peuvent affecter cette zone critique et compromettre la fonctionnalité de la pièce. Parmi ces changements, nous pouvons citer [22] :

- Déformation plastique induite par l'outil ;
- Mauvais état de surface, qui pénalise la résistance à la fatigue ;
- Recristallisation locale de la structure cristalline ;
- Variations de dureté de surface ;
- Transformations de phase indésirables ;
- L'apparition de microfissures superficielles ;
- Contraintes résiduelles défavorables à la résistance mécanique ;

- Un affaiblissement lié à l'absorption d'éléments chimiques tels que l'hydrogène.

I.7.2 Définitions de la rugosité

La rugosité de surface, communément appelée rugosité, représente une mesure globale des irrégularités présentes sur une surface usinée. En ingénierie, elle est étroitement liée à la notion de finition de surface. Une rugosité faible correspond à une surface plus lisse, caractérisée par une moindre présence de micro-défauts [23]. Ainsi, de nombreuses recherches portant sur la qualité des surfaces usinées et la performance des procédés de coupe considèrent la rugosité comme un paramètre essentiel. Bien qu'il existe une variété d'indicateurs permettant de la mesurer, certains sont privilégiés pour leur forte représentativité:

a) Rugosité arithmétique (Ra)

Ce paramètre représente la moyenne arithmétique des écarts absolus entre le profil mesuré et la ligne moyenne, sur toute la longueur de l'évaluation.

- Il ne permet pas de distinguer les pics des vallées ;
- En l'absence de défauts majeurs, des anomalies isolées significatives peuvent passer inaperçues ;
- Les valeurs Ra typiques sont comprises entre 0,02 µm et 3,5 µm.

b) Rugosité maximale de la hauteur du profil (Rz)

Le paramètre Rz correspond à la moyenne des hauteurs maximales de crête et des profondeurs minimales de vallée mesurées dans plusieurs segments égaux de la longueur d'évaluation (généralement 5). La valeur la plus élevée obtenue est appelée Rz_{max} ou R_{max} . Rz est plus sensible aux irrégularités ponctuelles que Ra.

c) Hauteur totale du profil de rugosité (Rt)

Rt représente la somme de la hauteur du pic le plus élevé et de la profondeur de la rainure la plus basse, mesurée sur toute la longueur d'évaluation. Ce paramètre donne un aperçu du relief maximal de la surface. Contrairement à Ra ou Rz , Rt est une mesure unique et rigoureuse, sans moyenne.

La figure **I.4** illustre un exemple typique d'un profil de rugosité mettant en évidence les différentes mesures décrites ci-dessus.

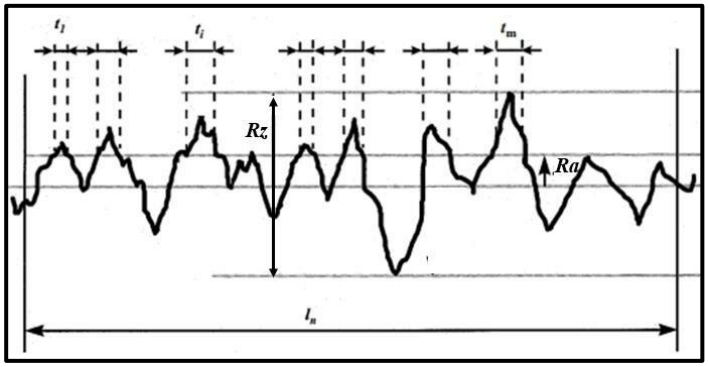


Fig. I.4 : Profil de rugosité [24].

I.8 Efforts de coupe

Lors d'une opération de tournage longitudinal, les forces de coupe générées peuvent être divisées en trois composantes fondamentales, chacune correspondant à une direction spécifique. Cette décomposition fournit une base essentielle pour l'analyse et l'évaluation des contraintes mécaniques dans diverses opérations d'usinage. La force résultante F est alors le vecteur résultant de ces trois composantes principales, comme illustré dans la figure **I.5** [25].

- Ft : Composante tangentielle, également appelée composante principale de cisaillement. Il agit dans le sens du taux de cisaillement et représente généralement la plus grande composante en valeur absolue.
- Fa : composante axiale ou composante avant. Il est orienté dans le sens du mouvement vers l'avant de l'outil.
- Composante radiale ou composante de décharge. Elle agit perpendiculairement aux deux autres, c'est-à-dire dans une direction radiale, et influence notamment les déformations latérales et la stabilité du processus.

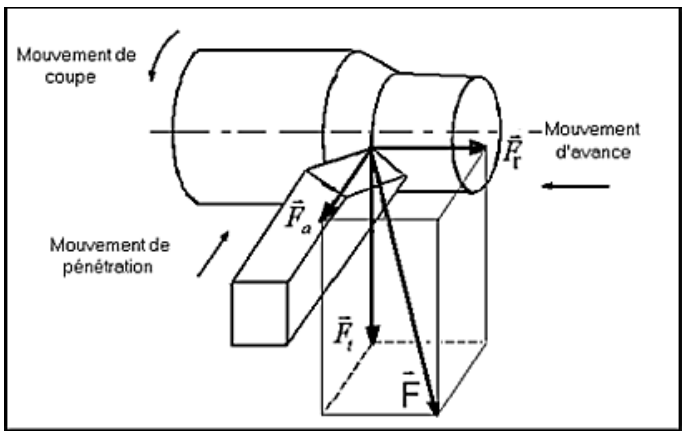


Fig. I.5 : Composantes des efforts de cisaillement [25].

I.9 Vibrations en usinage

Tout au long du XXe siècle, les recherches sur l'usinage ont identifié trois principaux types de vibrations pouvant survenir lors des opérations de coupe : les vibrations libres, les vibrations forcées et les vibrations auto-entretenues. Chacune de ces catégories possède des caractéristiques dynamiques spécifiques, qui influencent la stabilité et la qualité du processus de fabrication. Ces trois types de vibrations sont illustrés dans les figures **I.6**, **I.7** et **I.8** [26].

I.9.1 Vibrations libres

Les vibrations libres correspondent à la réponse naturelle d'un système mécanique après une excitation spécifique, généralement sous la forme d'un impact bref. Dans le cadre de processus d'usinage tels que le fraisage ou le tournage, ces vibrations sont couramment utilisées pour caractériser dynamiquement le système machine-outil-pièce. Cette caractérisation est souvent réalisée à l'aide de la méthode du test au marteau, qui permet d'analyser les fréquences propres du système et son comportement vibratoire général.

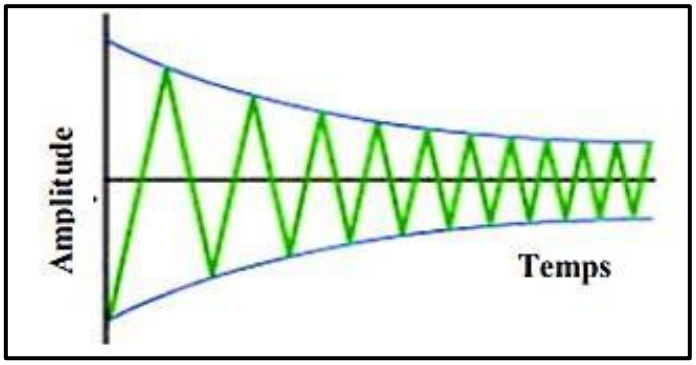


Fig. I.6 : Vibrations libres [26].

I.9.2 Vibrations forcées

La vibration forcée fait référence à la réponse vibratoire d'un système mécanique soumis à une excitation périodique. Lors de l'usinage, cela peut se produire, par exemple, lors d'opérations de coupe interrompues, où l'outil entre et sort régulièrement du matériau.

Ce phénomène peut également se produire lors du tournage de pièces non cylindriques, où la profondeur de coupe varie au cours d'une révolution. Cette variation périodique induit des fluctuations dans les forces de coupe, qui génèrent une excitation rythmique du système, provoquant ainsi des vibrations forcées similaires à celles rencontrées lors du fraisage.

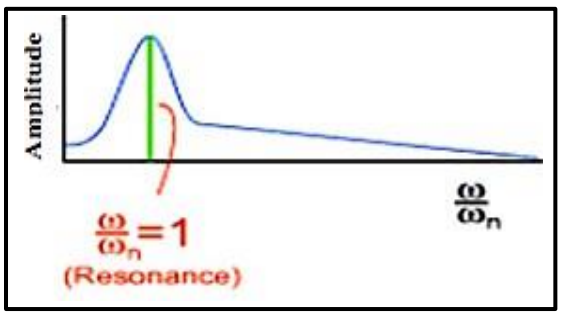


Fig. I.7 : Vibrations forcées [26].

Les vibrations forcées ont généralement un effet limité sur la qualité de surface obtenue, car leur fréquence est synchronisée avec celle du pas des dents ou du cycle de coupe. Ainsi, à chaque tour de l'outil, la quantité de matière enlevée reste constante, ce qui n'entraîne pas de variations significatives dans le profil de la surface usinée. Cette régularité permet de maintenir un état de surface relativement stable, sans provoquer d'irrégularités significatives.

I.9.3 Vibrations auto-entretenues

Des vibrations auto-entretenues se produisent lorsque le système passe d'un régime de cisaillement stable à un régime instable. Elles se produisent lorsque la fréquence des vibrations générées ne correspond plus à celle du pas des dents ou du cycle de coupe, provoquant une désynchronisation dynamique entre l'outil et la pièce. Ce phénomène produit des vibrations instables, particulièrement nocives dans les processus de fabrication.

Le pâturage provoque plusieurs effets négatifs importants :

- Une dégradation significative des états de surface de la pièce usinée (voir **Fig. I.8**) ;
- Une réduction significative de la durée de vie de l'outil, voire une défaillance prématurée, s'il est soumis à des contraintes excessives ;
- L'apparition de bruits aigus et désagréables lors du traitement ;
- Usure accélérée des composants de la machine-outil, notamment de la broche.

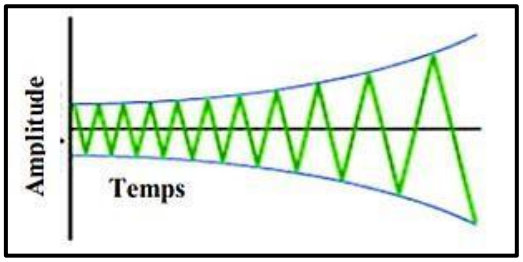


Fig. I.8 : Vibrations auto-entretenues [26].

I.9.4 Effets des vibrations sur le processus de coupe

Les vibrations peuvent avoir un impact significatif sur les processus de coupe, en particulier dans les secteurs industriels où l'usinage joue un rôle central. Si elles ne sont pas contrôlées, elles peuvent avoir des effets néfastes sur la qualité, la précision et la rentabilité du processus. Voici les principales conséquences des vibrations lors du traitement :

1. Dégradation de la qualité de surface : Les vibrations peuvent laisser des marques inégales sur la pièce, affectant ainsi la finition de la surface. Cette dégradation rend la pièce inadaptée à certaines applications qui nécessitent une surface lisse et uniforme [27].
2. Perte de précision dimensionnelle : Des vibrations excessives peuvent provoquer des écarts dimensionnels indésirables, empêchant les pièces de respecter les tolérances requises. Ce problème est particulièrement critique dans les domaines où une grande précision est requise [28].
3. Accélération de l'usure des outils : Les vibrations soumettent les outils de coupe à des contraintes mécaniques supplémentaires, ce qui accélère l'usure. Cette détérioration prématurée peut générer des coûts supplémentaires liés à son remplacement fréquent [29].
4. Diminution de la productivité : Les perturbations vibratoires peuvent provoquer des interruptions fréquentes dans le processus d'usinage, que ce soit pour corriger des défauts, changer des outils ou ajuster les paramètres de coupe, réduisant ainsi l'efficacité globale de la production.
5. Risques de sécurité : Des niveaux de vibrations excessivement élevés peuvent constituer un danger pour les opérateurs et endommager les composants sensibles des machines-outils. Cela peut affecter la stabilité opérationnelle et la fiabilité de l'équipement.

I.9.5 Influence de différents facteurs sur les vibrations

Qu'il s'agisse de procédés de la coupe mécaniques, thermiques ou chimiques, la mise en œuvre des métaux est toujours soumise à des phénomènes de vibration qui peuvent compromettre la qualité d'usinage, la durée de vie de l'outil et la sécurité de fonctionnement. Plusieurs facteurs influencent directement l'apparition et l'intensité de ces vibrations :

1. **Vitesse de coupe** : Une vitesse de coupe inadéquate peut générer des vibrations indésirables. Une vitesse trop élevée produit de l'instabilité, tandis qu'une vitesse

trop faible peut entraîner une coupe inefficace. Le choix optimal dépend du matériau, de l'outil utilisé et des caractéristiques de la machine-outil.

2. **Type d'outil de coupe** : Les outils tels que les fraises, les perceuses et les scies ont chacun un comportement vibratoire spécifique. La sélection d'un outil adapté à l'application et au matériau permet de limiter les effets des vibrations.
3. **Statut de l'instrument** : Un outil usé, endommagé ou mal affûté augmente les vibrations et compromet la qualité de coupe. Une maintenance régulière est essentielle pour maintenir les performances et la stabilité du processus.
4. **Méthode de coupe** : Les techniques telles que la coupe conventionnelle, la coupe à grande vitesse, la coupe à sec et la coupe humide affectent les vibrations différemment. Chaque méthode présente à cet égard ses avantages et ses inconvénients.
5. **Configuration de la machine-outil** : La rigidité de la structure, la qualité de l'amortissement, l'alignement des composants et la précision de la machine jouent un rôle déterminant dans le comportement vibratoire de l'ensemble.
6. **Fixation de la pièce** : Un réglage insuffisant ou incorrect peut provoquer des vibrations importantes. Un serrage rigide et bien réparti est essentiel pour assurer la stabilité du système lors de la coupe.
7. **Propriétés des matériaux** : La nature du matériau à usiner, notamment sa composition, sa dureté ou sa conductivité thermique, influence fortement les efforts de coupe et donc les vibrations. Par exemple, les métaux durs ont tendance à produire plus de vibrations.
8. **Utilisation de fluides de coupe** : Les lubrifiants et les liquides de refroidissement aident à limiter l'augmentation de la température, ce qui contribue à réduire le stress thermique et les vibrations.
9. **Surcharge de la machine** : Des conditions de coupe trop agressives, telles qu'une profondeur de coupe excessive ou une force d'avance inadéquate, peuvent surcharger le système et provoquer une instabilité des vibrations.
10. **Géométrie de la pièce** : La forme, la taille et la rigidité de la pièce affectent également la génération de vibrations, modifiant les contraintes mécaniques au cours du processus.

En résumé, une multitude de paramètres interconnectés influencent la stabilité des vibrations lors de la coupe du métal. La maîtrise de ces facteurs est essentielle pour optimiser

les performances d'usinage, améliorer la qualité des pièces produites et assurer la durée de vie des équipements [26].

I.10 Travaux de recherche (état de l'art)

Un grand nombre d'études de recherche ont adopté des méthodes de planification expérimentale pour modéliser et optimiser les paramètres technologiques impliqués dans le traitement des alliages de titane. Ces approches permettent une analyse approfondie des effets des paramètres de coupe sur les performances du processus, tout en identifiant les conditions d'usinage optimales.

Swastik Pradhan et *al*. [30] ont mené une étude dans laquelle ils ont tenté de déterminer les réglages optimaux des paramètres technologiques, à savoir la vitesse d'avance (F), la profondeur de coupe (DOC) et la vitesse de coupe (Cs), en utilisant une méthode hybride combinant la logique floue et TOPSIS (technique d'ordre préférence pour la similarité avec la solution idéale). L'usinage a été réalisé sur un alliage de titane à l'aide d'inserts en carbure non revêtus. Sur la base des résultats obtenus grâce au modèle Fuzzy -TOPSIS et à l'analyse du coefficient de proximité, la configuration optimale a été identifiée comme suit :

Cs = 40 m/min ; DOC = 0,4 mm ; F = 0,16 mm/tour

Il a également été observé que la profondeur de coupe (DOC) était le paramètre ayant le plus grand impact sur le processus.

De plus, **R. Vinayagamoorthy** et **M. Anthony Xavior** [31] ont mené une étude axée sur le tournage de précision du matériau Ti-6Al-4V, dans le but d'évaluer son usinabilité. Le tournage de précision se caractérise par l'utilisation de vitesses d'avance et de profondeurs de coupe très faibles, ce qui permet d'obtenir une finition de surface de haute qualité. Dans cette recherche, l'usinage a été réalisé à l'aide d'une plaquette de coupe à petit rayon de bec, favorisant une coupe fine et contrôlée, adaptée aux applications de précision.

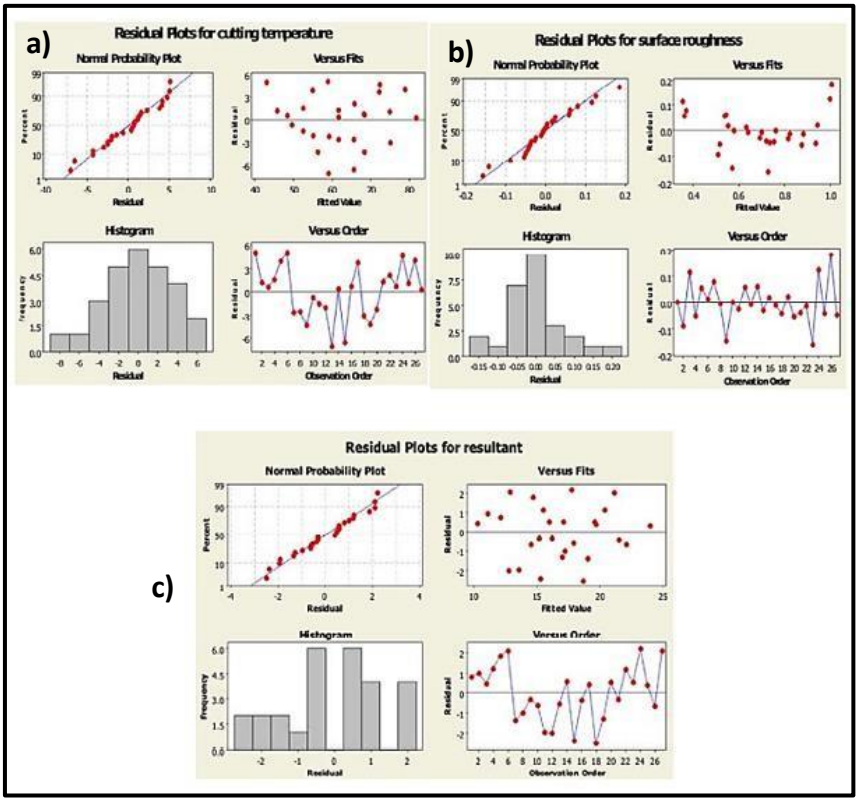


Fig. I.9 : **a)** Tracés résiduelles de température de coupe, **b)** Tracés résiduelles de rugosité de surface, **c)** Tracés résiduelles d'effort de coupe [31].

Pradeep V. Badiger et *al*. [32] ont mené une étude expérimentale pour évaluer Fz, Ra et Vb, dans le but d'améliorer la longévité et les performances des plaquettes de tournage en carbure de tungstène revêtues de films minces multicouches TiN / AlN. Ces revêtements ont été réalisés par dépôt physique en phase vapeur (PVD). Les propriétés du revêtement ont été caractérisées, révélant une épaisseur de 3,651 µm et un degré d'adhérence de HF1. Les performances des plaquettes revêtues ont été analysées sur la base des paramètres de coupe suivants : (Vc) : 59 à 118 m/min, (f) : 0,062 à 0,125 mm/tr, coupe (ap) : 0,2 à 0,4 mm.

L'usinage a été réalisé sur de l'acier MDN431 en utilisant une conception factorielle complète. L'analyse de régression a été utilisée pour développer des modèles mathématiques prédictifs pour les forces de coupe et la rugosité de surface. Pour l'optimisation multi-objectif, les chercheurs ont combiné l'approche de désirabilité avec MOPSO (Multi-Objective Particle Optimization). Les conditions de coupe optimales pour minimiser la force de coupe et améliorer la rugosité ont été établies comme suit : Vc = 59 m/min, f = 0,063 mm/tour, largeur = 0,2 mm. Les résultats ont montré une réduction de 9 % des forces de coupe et de la rugosité de surface pour les outils revêtus de TiN / AlN , par rapport aux outils non revêtus. De plus, l'usure de

l'outil a été réduite de 105 %, démontrant une amélioration significative de la durée de vie de l'outil. Afin d'améliorer la précision prédictive des modèles, une modélisation par (ANN) a été mise en œuvre. Les prédictions des modèles ANN et des équations de régression ont montré une excellente concordance avec les données expérimentales, avec une erreur absolue minimale, validant ainsi leur robustesse pour les applications futures.

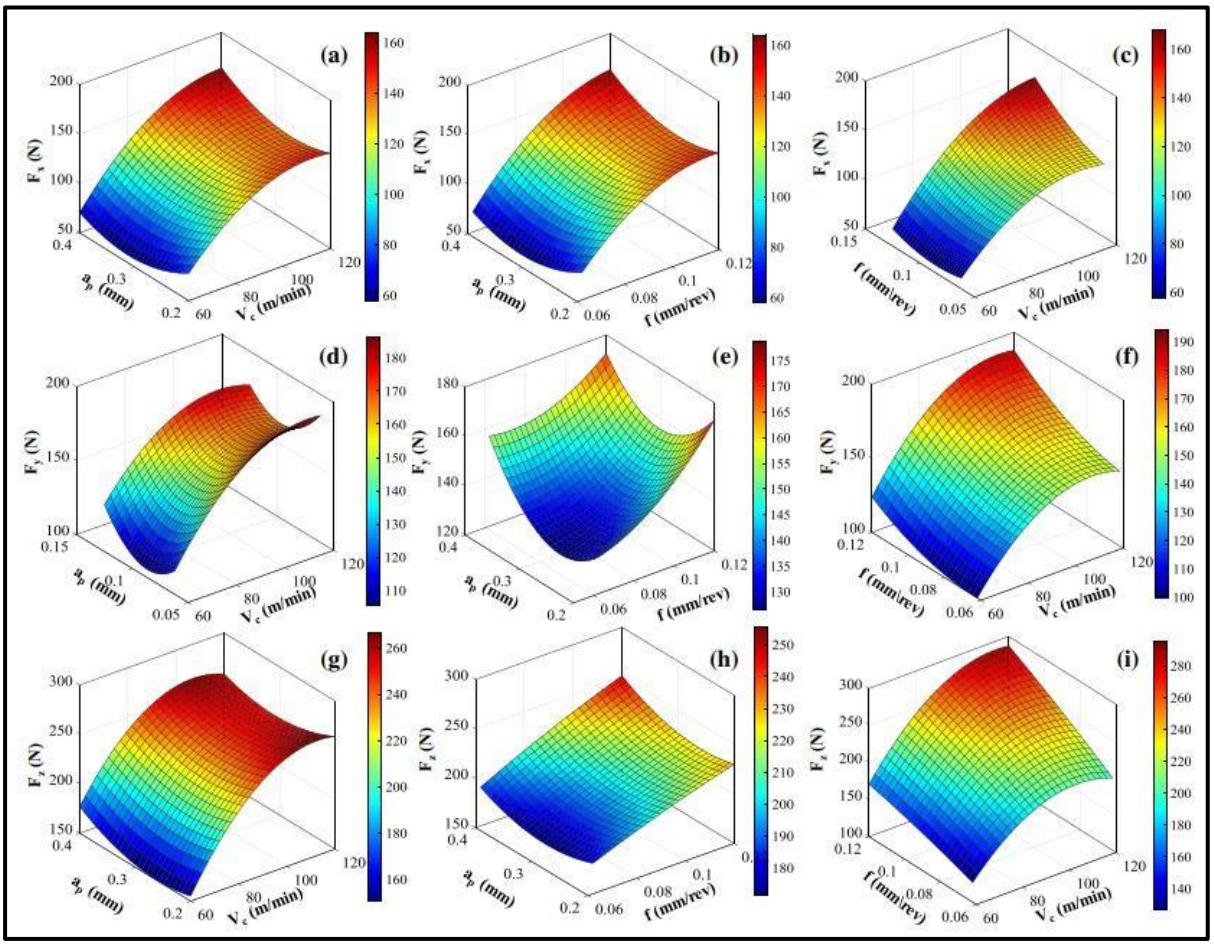


Fig. I.10 : Graphiques d'interaction pour la force de coupe, Fx (a–c), Fy (d–f) et Fz (g–i) [32].

$$Fx = 130 - 1287 \times ap + 4{,}52 \times Vc - 2183 \times f + 2{,}05 \times ap \times Vc + 1856 \times ap \times f + 10{,}05 \times Vc \times f + 1593 \times ap^2 - 0{,}0262 \times Vc^2 + 6035 \times f^2$$

$$Fy = -29{,}8 - 661 \times ap + 5{,}38 \times Vc - 625 \times f - 2{,}02 \times ap \times Vc + 1914 \times ap \times f + 3{,}83 \times Vc \times f + 1733 \times ap^2 - 0{,}02316 \times Vc^2 + 7590 \times f^2$$

$$Fz = -178 - 657 \times ap + 8{,}33 \times Vc - 164 \times f - 2{,}28 \times ap \times Vc + 1077 \times ap \times f + 13{,}04 \times Vc \times f + 1338 \times ap^2 - 0{,}0404 \times Vc^2 + 2786 \times f^2$$

$$Ra = 0{,}194 - 2{,}37 \times ap + 0{,}002 \times Vc - 1{,}82 \times f + 0{,}00092 \times ap \times Vc - 1{,}65 \times ap \times f + 0{,}0170 \times Vc \times f - 2{,}87 \times ap^2 - 0{,}000014 \times Vc^2 + 39{,}5 \times f^2$$

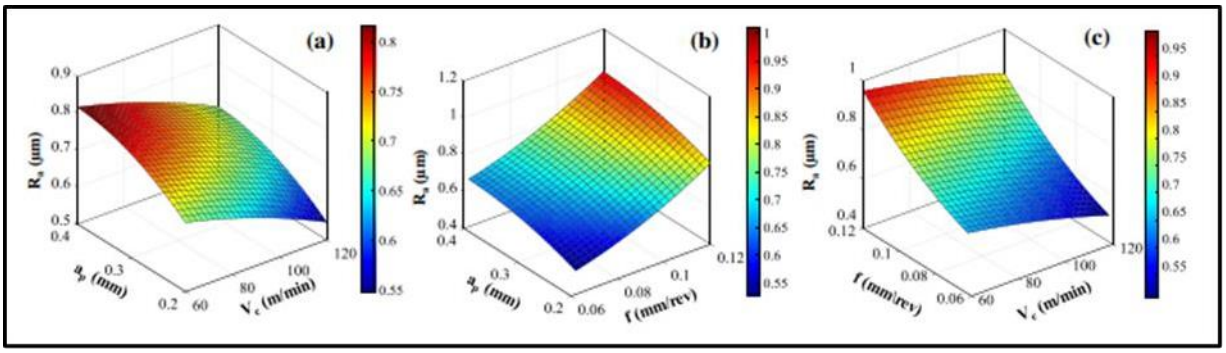
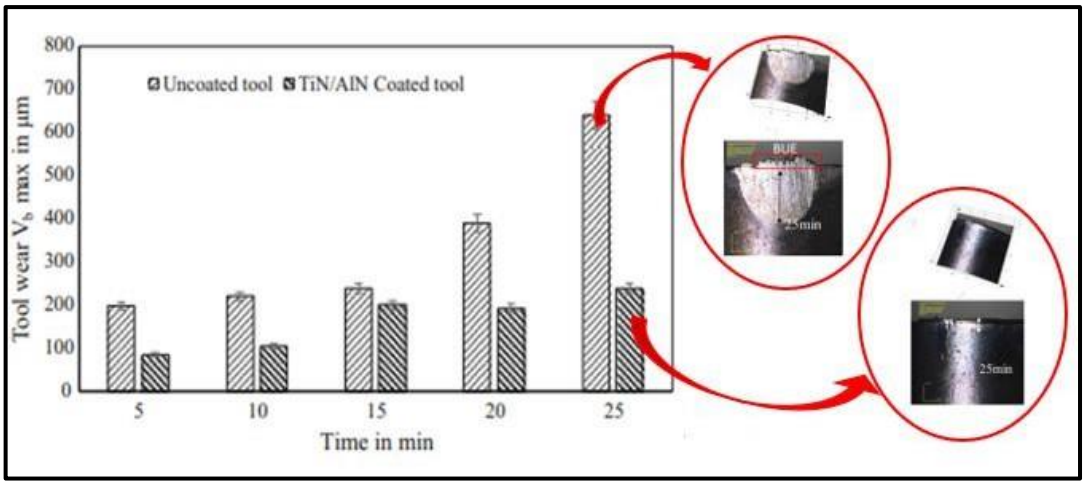


Fig. I.11 : Graphiques d'interaction pour la rugosité de surface dans une analyse factorielle complète [32].

La figure **I.12** illustre l'analyse comparative de l'usure des outils de coupe non revêtus et revêtus de TiN /AlN. Les résultats expérimentaux indiquent que les outils non revêtus subissent une usure nettement plus élevée que leurs homologues revêtus. Par conséquent, l'application d'un revêtement TiN / AlN réduit considérablement l'usure, confirmant son efficacité dans l'amélioration de la durée de vie des plaquettes d'usinage.



Figue. I.12 : Analyse de l'usure des outils revêtus et non revêtus [32].

J. Rajaparthiban et **A. Naveen Sait** [33] ont mené une étude expérimentale pour évaluer les performances des inserts revêtus de céramique dans l'usinage de l'alliage de titane Ti-6Al-4V. Les auteurs ont spécifiquement étudié la rugosité de surface (Ra) et le taux d'enlèvement de matière (MRR) après tournage, en les comparant aux valeurs prédites à l'aide de méthodes de conception d'expériences (DOE) et de réseaux de neurones artificiels (ANN).

Les tests ont été réalisés en faisant varier trois paramètres de coupe fondamentaux :

- Vitesse de rotation (tr/min),
- Vitesse d'avance par tour (mm/tr),
- Profondeur de marche (mm).

Pour chaque combinaison, la rugosité de surface et le MRR ont été mesurés et analysés. L'étude a permis de déterminer des paramètres paramétriques optimaux qui satisfont deux objectifs différents :

- ✓ Pour minimiser la rugosité de surface, la combinaison optimale a été identifiée comme S3F1D1 (voir Figure I.13a), correspondant à une vitesse de 2000 tr/min, une avance de 0,1 mm/tr et une profondeur de coupe de 0,50 mm.
- ✓ Pour maximiser le taux d'enlèvement de matière (MRR), le réglage optimal était S3F3D3 (voir Figure I.13b), c'est-à-dire 2000 tr/min, une vitesse d'avance de 0,20 mm/tr et une profondeur de coupe de 1 mm.

Les résultats des tests de validation ont confirmé que ces combinaisons de paramètres étaient capables de répondre aux exigences opérationnelles du tournage des alliages de titane.

Enfin, la comparaison entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites par ANN a été représentée dans les figures **I.14 a** et **I.14 b**. Cette comparaison a montré une forte concordance entre les mesures réelles et les prédictions, soulignant ainsi la fiabilité des modèles prédictifs basés sur les réseaux neuronaux.

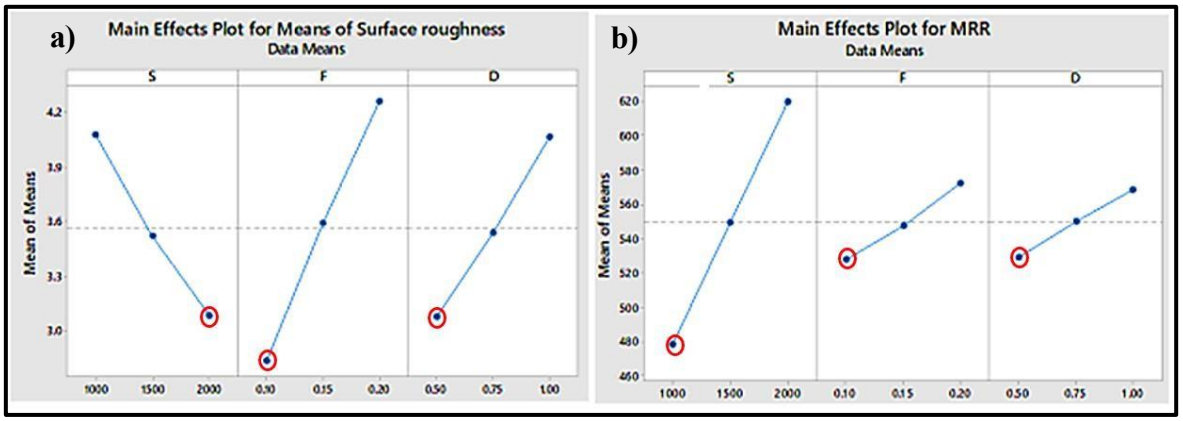


Fig. I.13 : Graphiques des principaux effets : **a)** pour Ra, **b)** pour MRR [33].

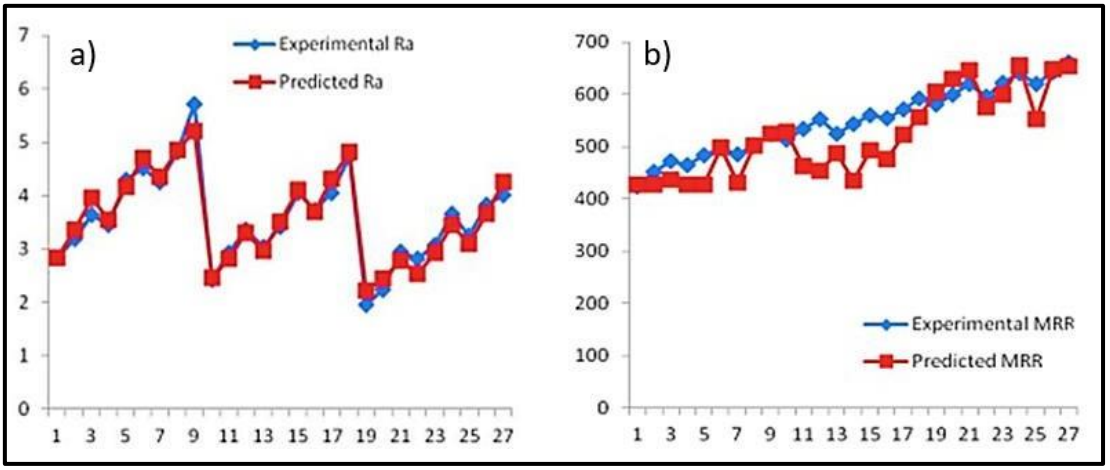


Fig. I.14 : Valeurs expérimentales comparées aux valeurs prédites par l'ANN : **a)** pour Ra et **b)** pour MRR [33].

G. Prabha et **R. A. Babu** [34] ont mené une étude pour optimiser les paramètres de tournage du Ti-6Al-4V dans le but d'améliorer la durée de vie de l'outil et d'obtenir une excellente qualité de surface. Les expériences ont été menées à l'aide d'une conception composite centrale, permettant le développement d'un modèle de régression quadratique décrivant la relation entre les paramètres d'entrée et les réponses mesurées. Les paramètres d'entrée pris en compte étaient : Vc, F, et ap. Quant aux paramètres de sortie, ils faisaient référence à la vie de l'instrument et la rugosité de surface.

Tableau I.3 : Les valeurs optimales d'usinage de l'alliage de titane [34].

Paramètres	Niveaux		
	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
Vitesse	**280**	400	630
Vitesse d'avancement	**0,2**	0,25	0,315
Profondeur de passe	**0,1**	0,15	0,2

Pour identifier les conditions de coupe optimales, les auteurs ont appliqué une approche de logique floue, une méthode efficace pour intégrer des critères multiples et subjectifs dans un processus de prise de décision. Grâce à cette approche, ils ont pu démontrer une augmentation significative de la durée de vie de l'outil et une amélioration de la qualité de surface obtenue sur l'alliage de titane. L'analyse des résultats expérimentaux nous a permis d'identifier les facteurs qui ont eu la plus grande influence sur le processus de fabrication, à savoir : vitesse de

coupe, le taux de progression et la profondeur de coupe. À partir des données présentées dans le tableau **I.3**, les auteurs ont conclu que le niveau 1 des paramètres testés correspondait aux valeurs d'usinage optimales pour cet alliage, en termes de compromis entre les performances de l'outil et la qualité de la pièce usinée.

L'étude menée par **R. Kumar et *al***. [35] se concentre sur l'analyse des forces de coupe et de la température générées lors du tournage de l'alliage de titane Ti-6Al-4V, en utilisant des inserts en carbure de tungstène revêtus de TiN, appliqués par dépôt physique en phase vapeur (PVD), dans des conditions d'usinage à sec.

Des modèles mathématiques du premier ordre ont été développés à l'aide d'une analyse de régression multiple, permettant la modélisation des relations entre les paramètres de coupe et les réponses mesurées. L'optimisation des paramètres du processus a été réalisée grâce à des tracés de contour, facilitant l'identification des plages de fonctionnement optimales. Les modèles développés ont montré une excellente capacité prédictive, avec des coefficients de détermination (R^2) de 0,964 pour la force de cisaillement et de 0,989 pour la température, expliquant respectivement 96,4 % et 98,9 % de la variabilité des données expérimentales. Ces valeurs démontrent la fiabilité de l'ajustement et la signification statistique des modèles.

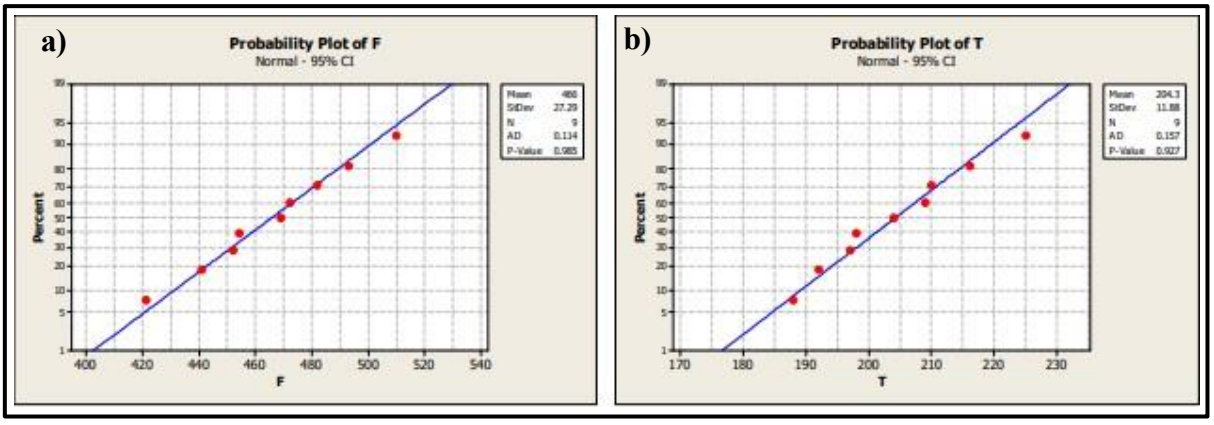


Fig. I.15 : Test d'Anderson Darling pour la normalité de : a) la force de coupe (F) et b) la température de coupe (T) [35].

La figure **I.15** illustre la corrélation entre les paramètres de coupe, la force de coupe et la température, démontrant que le modèle mathématique proposé permet une représentation précise du comportement du système, avec un degré élevé d'approximation.

Sur la base des tracés de contour présentés dans la figure **I.16**, les auteurs ont identifié les combinaisons paramétriques optimales pour minimiser respectivement la force de coupe et

la température générées pendant l'usinage. La configuration optimale pour réduire l'effort de coupe correspond à V3 = 75 m/min et f1= 0,25 mm/tr. Pour minimiser la température de coupe, la combinaison optimale est : V1 = 45 m/min et f1 = 0,25 mm/tr. L'analyse a également mis en évidence que, parmi les paramètres étudiés, Vc est le facteur qui influence le plus Fz, suivie de f. Cependant, en ce qui concerne la température de coupe, f est le paramètre dominant, suivi de Vc.

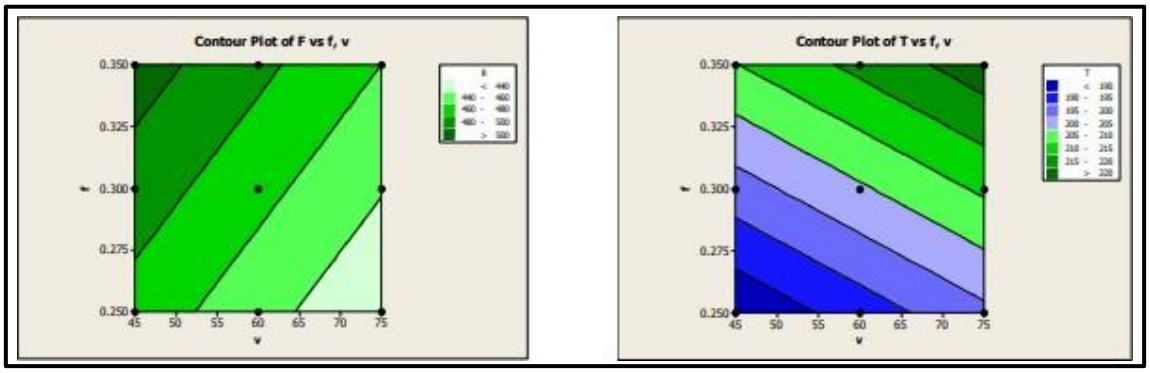


Fig. I.16 : Tracés de contour de F et T en fonction de V et f [35].

H. Yaka et **A. Akkus** [36] a mené une étude visant à améliorer l'efficacité énergétique des opérations de tournage de l'alliage de titane Ti-6Al-4V tout en maintenant une qualité de surface optimale. Pour atteindre cet objectif, les conditions de coupe ont été sélectionnées en fonction de l'outil de coupe approprié pour le titane, de la vitesse de coupe variable, de la vitesse d'avance et de la profondeur de coupe. Au cours des tests, plusieurs paramètres ont été mesurés : (Ra), Niveau de vibration, Consommation d'énergie. L'analyse des données a été réalisée à l'aide de la méthode Taguchi, basée sur les rapports signal/bruit (S/N), les graphiques S/N, les tableaux de réponse S/N, l'ANOVA et l'analyse de Pareto. Ces outils statistiques ont identifié la puissance comme le paramètre le plus influent sur la rugosité de la surface, les vibrations et la consommation d'énergie.

Les résultats ont montré une corrélation positive entre l'intensité des vibrations et l'augmentation simultanée de Ra et de la consommation d'énergie. Les modèles prédictifs basés sur Taguchi ont démontré une grande précision : 82% pour la rugosité de surface, 89% pour les vibrations et 98% pour la consommation d'énergie. De plus, la figure **I.17** présente le test de normalité des données expérimentales. Ce test est basé sur la condition d'acceptation d'une valeur $p \geq 0,05$. Les résultats obtenus indiquent : p = 0,41 pour la rugosité (Ra), 0,6648 pour les vibrations et 0,669 pour la consommation d'énergie. Étant donné que

toutes ces valeurs sont supérieures au seuil de 0,05, l'hypothèse de normalité est validée, confirmant que les données expérimentales suivent une distribution normale.

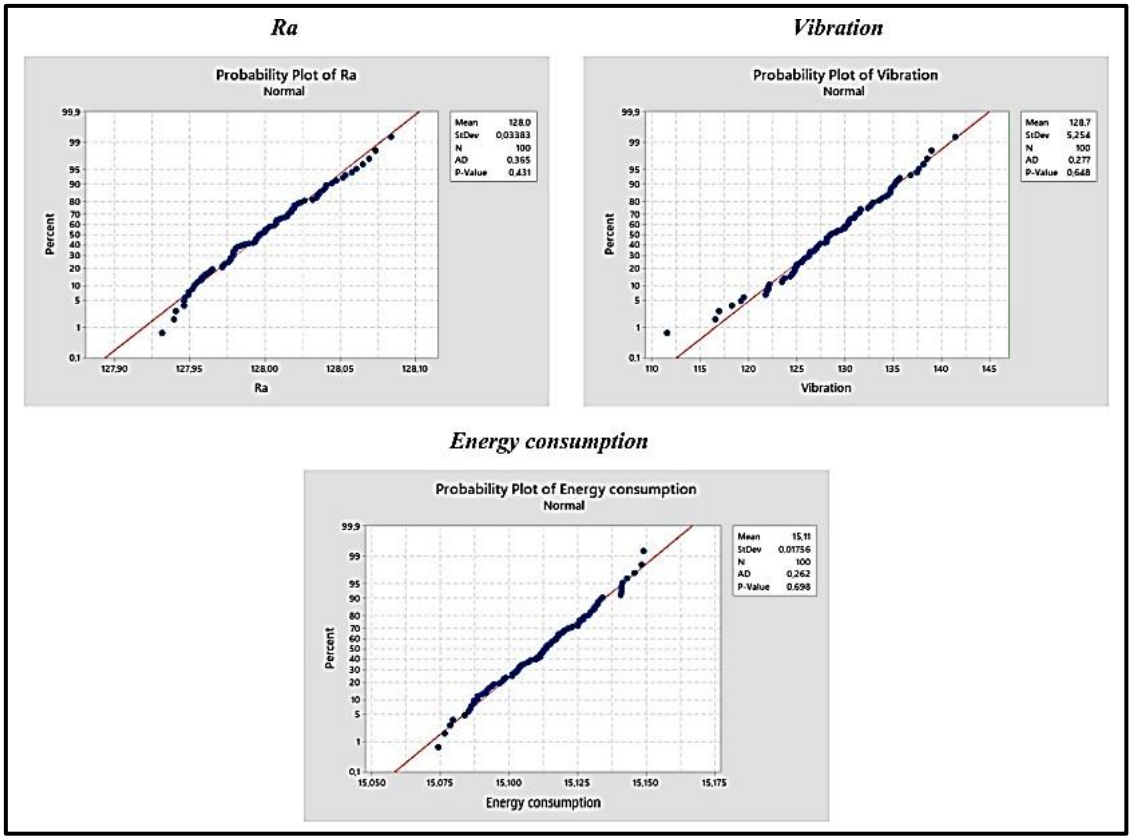


Fig. I.17 : Test de normalité pour l'analyse des données expérimentales [36].

Les courbes de réponse obtenues à partir du rapport signal/bruit (S/B) pour la rugosité de surface, les vibrations et la consommation d'énergie sont présentées dans la figure **I.18**. Ces courbes nous permettent d'identifier les paramètres de coupe optimaux pour chaque critère de performance étudié :

- Pour Ra, les conditions optimales sont : Vx = 50 m/min, f = 0,20 mm/tr, ap = 1 mm.
- Pour Vt, les mêmes régimes optimaux sont observés : Vc = 50 m/min, f = 0,20 mm/tr, ap = 1 mm.
- D'autre part, pour minimiser la consommation d'énergie, Vc optimale est plus élevée, c'est-à-dire : 75 m/min, avec f = 0,20 mm/tr et ap = 1 mm.

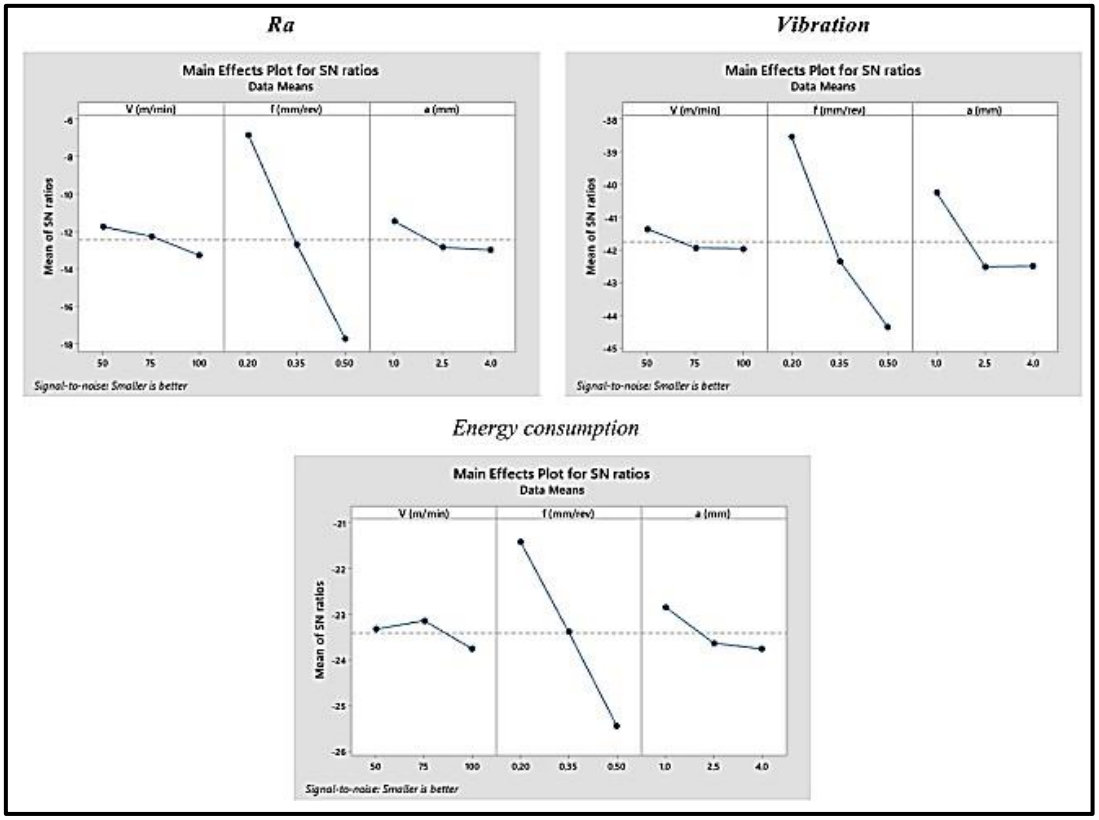


Fig. I.18 : Graphiques de réponse du rapport signal/bruit pour des analyses plus petites et meilleures [36].

De plus, **P. Kumar** et **J. P. Misra** [37] ont mené une étude comparative sur la modélisation des paramètres technologiques lors du tournage à sec de l'alliage Ti-6Al- 4V. Les auteurs ont comparé deux approches : La méthode de (RSM) et (ANN).

L'objectif était de prédire les valeurs d'usure des outils obtenues dans différentes conditions d'usinage. Les valeurs d'usure expérimentales, ainsi que celles prédites par les modèles RSM et ANN, sont illustrées dans la figure **I.19**. Il s'avère que les prédictions fournies par le modèle ANN sont plus proches des valeurs expérimentales que celles générées par le modèle RSM, indiquant une meilleure précision du modèle ANN dans ce contexte. Cette observation est confirmée dans la figure **I.20**, qui présente une comparaison graphique des résidus des deux modèles. Le modèle ANN présente des écarts résiduels plus faibles, démontrant ainsi de meilleures performances prédictives que le modèle RSM.

L'analyse des courbes résiduelles des deux modèles met en évidence une tendance au dépassement dans le cas du modèle RSM, reflétant une incapacité à prédire avec précision les valeurs expérimentales. En revanche, le modèle basé sur (ANN)

peut surmonter cette limitation grâce à sa fonction d'erreur plus robuste et à sa capacité à modéliser des comportements complexes. Par conséquent, le modèle ANN a été jugé supérieur au modèle RSM, démontrant une meilleure précision prédictive. Cette performance améliorée est attribuable à sa capacité à prendre en compte les non-linéarités inhérentes aux phénomènes physiques observés lors du traitement de l'alliage de titane Ti-6Al-4V.

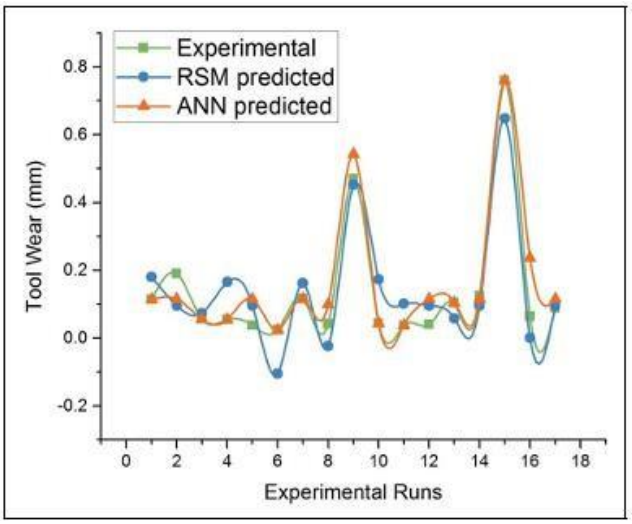


Fig. I.19 : Usure expérimentale et prédite de l'outil [37].

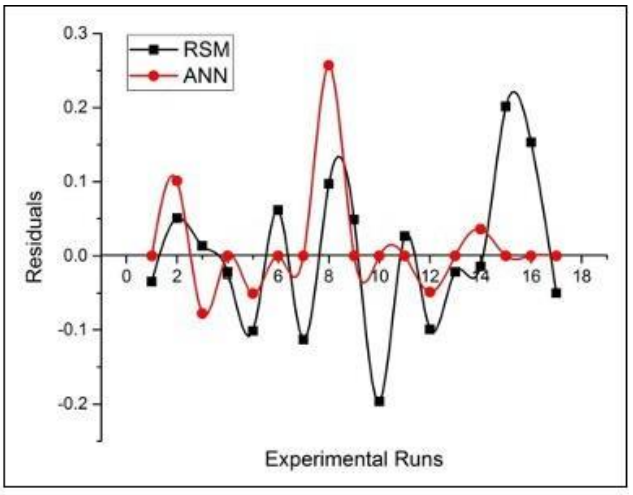


Fig. I.20 : Graphiques résiduels des modèles prédictifs [37].

I.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit tous les concepts scientifiques nécessaires à la compréhension de cette étude. Une attention particulière a été portée aux alliages de titane, mettant en évidence leurs propriétés et les défis liés à leur usinabilité. Nous couvrons également les fondamentaux de l'usinage, en mettant l'accent sur les matériaux des outils, les revêtements de pointe et leur rôle dans l'amélioration des performances d'usinage. De plus, une section est consacrée aux paramètres technologiques clés du processus d'usinage, notamment Ra, Fz et Vt qui affectent directement la qualité des pièces usinées et la durée de vie des outils.

Enfin, la dernière partie de ce chapitre a fourni un état de l'art détaillé, résumant plusieurs études récentes sur l'impact des revêtements, ainsi que les techniques de modélisation et d'optimisation utilisées pour améliorer les conditions de coupe lors de l'usinage du Ti-6Al-4V.

CHAPITRE II :

PROCEDURE EXPÉRIMENTALE

II. PROCÉDURE EXPÉRIMENTALE

II.1 Introduction

Le présent chapitre a pour objectif de détailler l'équipement et les méthodes expérimentales mis en œuvre pour étudier le tournage de l'alliage de titane Ti-6Al-4V. Les divers procédés et méthodologies présentés ont été mobilisés afin d'examiner, modéliser et optimiser les paramètres technologiques afférents au processus de tournage. Ces expérimentations ont été conduites au sein du Laboratoire de Nouveaux Matériaux, de Mécanique Appliquée ainsi que de Mécanique et Structure (LMS) du Département de Génie Mécanique de l'Université du 08 Mai 1945 de Guelma, permettant ainsi la collecte d'informations précieuses concernant l'usinabilité de l'alliage, usiné à l'aide de plaquettes de coupe en carbure (avec et sans revêtement PVD).

II.2 Équipement et préparation des expériences

Les expériences d'usinage ont été réalisées à l'aide d'un tour parallèle de la société tchèque « TOS TRENCIN », modèle SN40C. Cette machine-outil est équipée d'une broche d'une puissance de 6,6 kW (**Fig. II.1**). Les vitesses de rotation de la broche sont régulées par un variateur de fréquence, permettant d'atteindre une vitesse de rotation maximale de 2100 tr/min. La machine dispose également d'une plage d'avance ajustable, variant de 0,08 à 6,4 mm/tr.

Fig. II.1: Tour modèle SN40.

II.2.2 Matériau à usiner

Pour cette étude, un échantillon d'alliage de titane Ti-6Al-4V a été choisi, sous forme de barre ayant une longueur de 400 mm et un diamètre de 50 mm. La barre est segmentée en intervalles de 20 mm, séparés par des gorges de 5 mm, afin de permettre la réalisation des différentes étapes du plan expérimental, comme indiqué dans la Figure **II.2**. La composition

chimique de cet alliage est résumée dans le Tableau **II.1**, tandis que ses caractéristiques mécaniques sont présentées dans le Tableau **II.2**.

Tableau II.1 : composition chimique de l'alliage de titane [39].

Élément	AL	V	Fe	C	O	Ti
Pourcentage (%)	5.5 – 6.8	3.5-4.5	0.3	0.1	0.2	L'équilibre

Tableau II.2 : Caractéristiques mécaniques de l'échantillon.

Alliage de titane Ti-6Al-4V	Résistance à la traction ultime (MPa)	Dureté (HB)	Elongation (%)
	1000	241	14

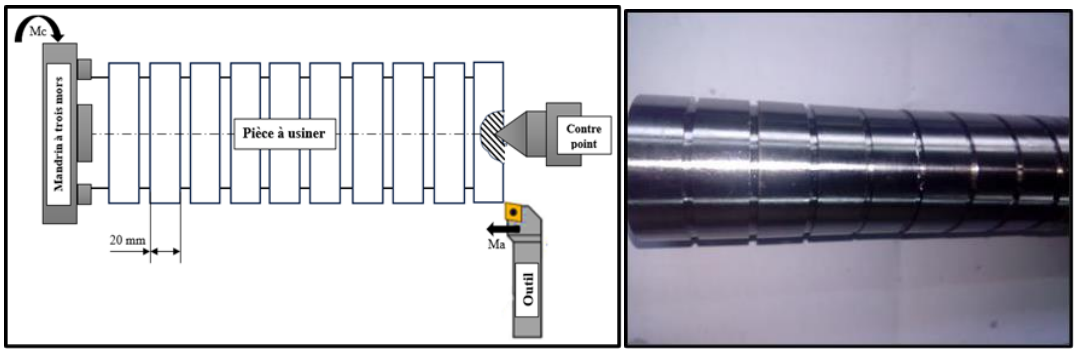


Fig. II.2 : Représentation de l'éprouvette en montage d'usinage mixte.

II.2.3 Outils de coupe utilisés

Pour cette étude expérimentale, deux plaquettes de coupe de forme carrée, fixées par un trou central, ont été utilisées (**Fig. II.3**). La première plaquette est fabriquée en carbure métallique (H13A), tandis que la deuxième est composée du même matériau mais avec un revêtement PVD (GC1125). Ces plaquettes, issues de la marque SANDVIK, sont spécifiquement adaptées pour l'usinage de fontes et de superalliages. Les spécifications détaillées de ces plaquettes sont fournies dans le Tableau **II.3**.

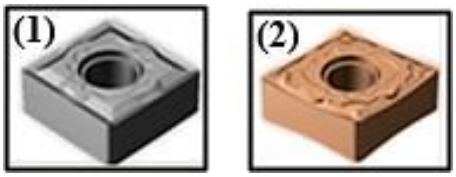


Fig. II.3 : Plaquettes de coupe utilisées : (1) Carbure métallique (H13A), (2) Carbure métallique (GC1125).

Tableau II.3 Informations relatives aux plaquettes de coupe utilisées [40-41].

Matériau de coupe	Désignation firme	Désignation ISO	Composition	Rayon Du bec (rε)
Carbure (non revêtue)	H13A	SNMG 120408-MR	Carbure de tungstène	0,8
Carbure revêtue	GC1125	SNMG 12 04 08-MF	PVD (TiAlN+TiAlN)	0,8

II.2.4 Porte-outil

Le porte-outil, conçu pour fixer les plaquettes de coupe par un système de serrage mécanique à travers un trou central, assure une stabilité optimale pendant l'usinage grâce à un dispositif de maintien renforcé, complété par une cale d'appui vissée et rectifiée (voir **Fig. II.4**). Ce porte-outil, référencé sous le code PSBNR 2525 M12, possède des caractéristiques géométriques spécifiques : un angle de direction κ de 75°, un angle de dépouille α de 6°, un angle d'attaque γ de -6° et un angle d'inclinaison de l'arête de coupe λ de -6°.

Fig. II.4 : Portes outils utilisés avec illustration de la géométrie.

II.2.5 Mesure de rugosité de surface

II.2.5.1 Rugosité 2D

La rugosité de surface (Ra) de la pièce en alliage de titane a été mesurée à l'aide du rugosimètre 2D Surf-test 201 (Mitutoyo), comme montré à la figure **II.5** [42]. Cet instrument est équipé d'une sonde en diamant qui se déplace linéairement sur une distance de 4 mm, permettant ainsi de mesurer la rugosité avec précision. Trois passes sont effectuées le long de lignes de référence espacées de 120° pour obtenir les valeurs nécessaires. L'approche expérimentale a consisté à réaliser des passes de chariotage, en variant les paramètres de coupe et en utilisant les deux types de plaquettes. La rugosité moyenne arithmétique (Ra) a été déterminée à chaque étape de l'expérience.

Fig. II.5 : Rugosimètre Mitutoyo surftest 201.

II.2.5.2 Rugosité 3D

Afin d'analyser de manière détaillée la topographie de la surface usinée, nous avons recours à un dispositif de métrologie optique AltiSurf ® 500 [43]. Cet appareil permet d'effectuer une étude précise de la surface des pièces usinées, comme illustré dans la Figure **II.10**. Le modèle standard de l'AltiSurf ® 500 est constitué de :

- Une table motorisée assurant le déplacement de l'échantillon sur une surface de 100 × 100 mm.
- Un support de capteur optique motorisé sur l'axe Z (100 mm de course).
- Un boîtier de contrôle Phénix reliant le PC industriel à l'Altisurf.
- Une télécommande externe facilitant le paramétrage et le déplacement des axes.

Le logiciel Phénix, fonctionnant en coordination avec l'appareil Altisurf, assure la gestion complète du processus de mesure. Il sert de plateforme pour la configuration des paramètres expérimentaux ainsi que pour la programmation des séquences de mesure. Ce logiciel se divise en deux modules principaux : une interface graphique permettant à l'utilisateur de paramétrer et d'interagir avec le système, et un composant serveur qui gère la communication continue avec l'équipement matériel. Ce dernier est également chargé de l'interaction avec diverses cartes d'extension présentes dans l'ordinateur industriel. Une fois la phase de mesure achevée, les données collectées sont traitées et analysées à l'aide du logiciel spécialisé Altimap.

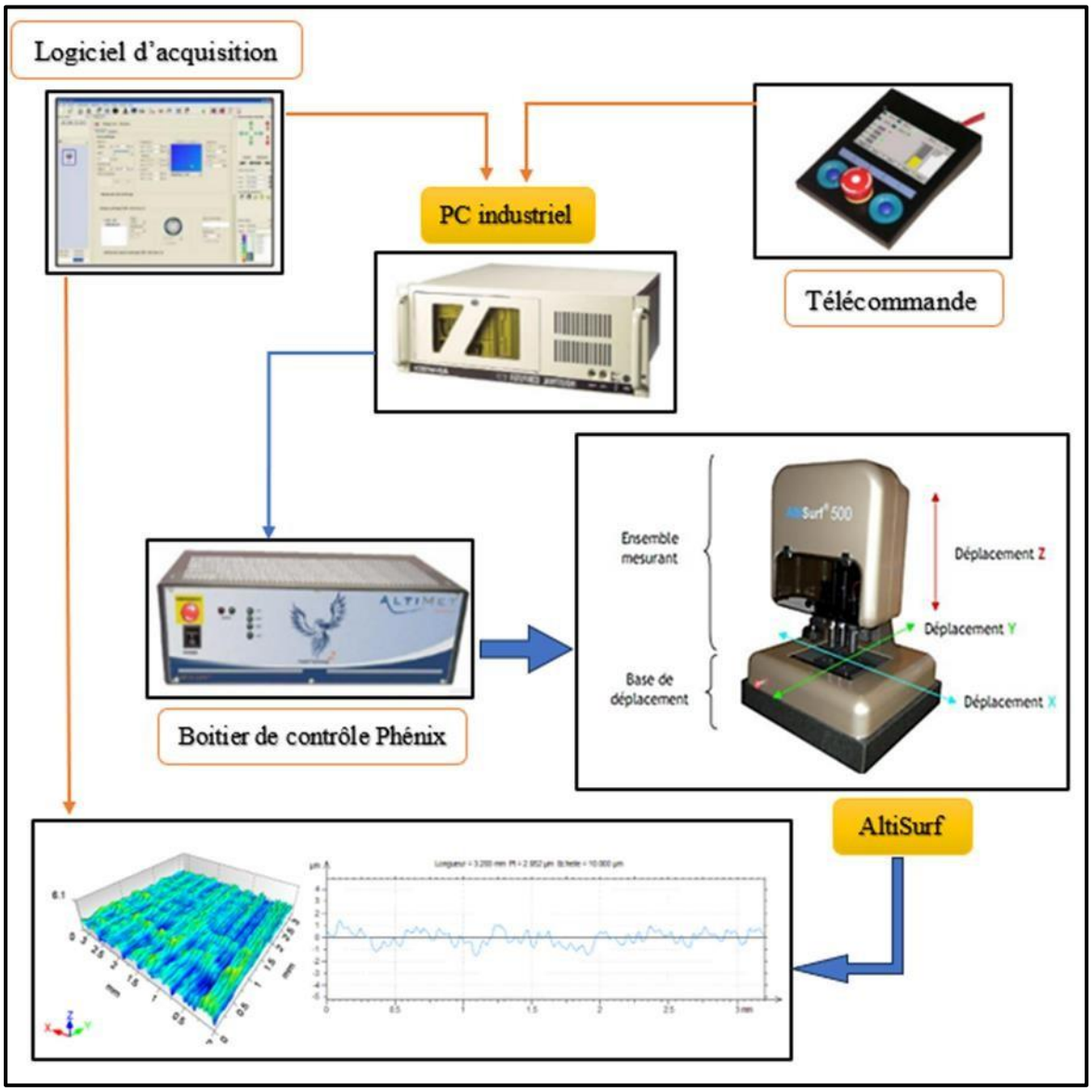


Fig. II.6 : Chaine de mesure de la rugosité en 3D.

II.2.6 Enregistrement des efforts de coupe

Les efforts de coupe ont été mesurés à l'aide d'un dynamomètre triaxial Kistler 9257B (**Fig. II.7**), un dispositif de haute précision conçu pour quantifier simultanément les trois composantes principales de l'effort de coupe. Le dynamomètre est associé à un système d'acquisition de données capable de convertir les signaux analogiques générés par l'amplificateur en données numériques traitables. Ces signaux sont ensuite analysés à l'aide du logiciel dédié, Dynoware, permettant ainsi un suivi précis et en temps réel des efforts de coupe pendant l'usinage. Les données recueillies sont échantillonnées à des intervalles spécifiés par le temps d'échantillonnage programmé dans le système informatique, garantissant la précision des mesures sur toute la durée de l'expérience [44].

Le dynamomètre Kistler 9257B se distingue par ses caractéristiques techniques avancées, offrant une grande rigidité et une fréquence propre très élevée, garantissant ainsi une mesure précise même dans des conditions d'usinage dynamiques. Il dispose d'une large gamme de mesure et d'une excellente linéarité sans hystérésis, assurant une grande fiabilité des résultats. De plus, sa faible interaction, inférieure à 1%, garantit des mesures exemptes de perturbations extérieures. Conçu pour une utilisation facile, il est prêt à l'emploi et sa construction compacte permet une intégration pratique dans des environnements d'usinage. Le dynamomètre est également conçu pour résister aux effets des lubrifiants, grâce à son mode de protection IP67, assurant ainsi sa durabilité dans des conditions de travail difficiles. Il est relié à un amplificateur multi-canaux, dédié à la mesure des efforts de coupe, via un câble spécial à haute isolation (longueur de 5 m, diamètre de 8 mm), assurant une transmission fiable des signaux. Enfin, l'ensemble du système est connecté à un ordinateur personnel (PC) pour le traitement et l'analyse des données recueillies.

Fig. II.7 : Chaîne d'acquisition des efforts avec le dynamomètre.

II.2.7 Mesure des vibrations

Pour l'évaluation des vibrations de l'outil, un appareil de mesure "Schenck" (Smart Balancer 2) a été employé. Cet équipement est principalement destiné à l'analyse des vibrations et à l'équilibrage des rotors sur site. Il est équipé de deux voies de mesure analogiques simultanées, utilisant des capteurs piézoélectriques pour une précision accrue [45-46]. Ce dispositif offre la possibilité de mesurer divers paramètres dynamiques, tels que l'accélération, la vitesse, le déplacement, ainsi que des caractéristiques spectrales comme le spectre de fréquence, l'amplitude maximale, la valeur efficace, et la valeur de crête. Pour cette étude, deux capteurs sont installés sur le porte-outil, permettant la capture des vibrations dans les directions axiale (Va) et tangentielle (Vt) (voir **Fig. II.8 et II.9**). La valeur efficace, exprimée par la racine carrée de la moyenne de l'amplitude quadratique sur une période donnée, fournit une mesure

fiable de l'intensité vibratoire. L'équation (II.1) représente mathématiquement cette valeur RMS pour un signal S(t).

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{Ne}\Sigma_{k=1}^{Ne}(S_k)^2} \qquad \text{(Eq. II.1)}$$

Fig. II.8: Schenk Smart Balancer (2).

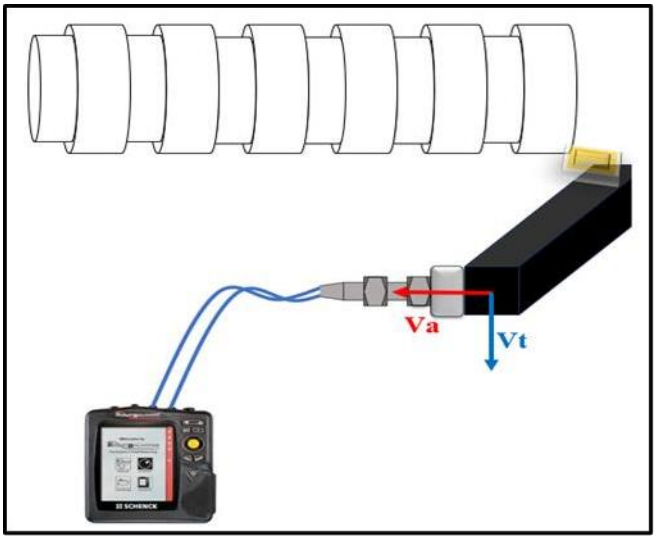


Figure II.9 : Positionnement des accéléromètres sur le porte outil.

Les différentes grandeurs physiques mesurables à l'aide de l'appareil sont les suivantes :

- Accélération vibratoire, vitesse vibratoire et déplacement.
- Courant et tension (grandeurs relatives au processus).
- Courbe enveloppe (indicative de l'état des roulements).
- Température.
- Vitesse.

Les signaux et spectres pris en charge par le SmartBalancer 2 sont les suivants :

- Spectre en amplitude pour l'accélération, la vitesse, le déplacement, le courant et la tension ;
- Spectre enveloppe en accélération, en vitesse, en déplacement, en courant et en tension ;
- Signal temporel en accélération, en vitesse, en déplacement, en courant et en tension ;
- Mesure de phase (représentation polaire).

II.3 Procédure d'essai

II.3.1 Plan expérimental

L'utilisation de la méthode des plans d'expériences répond à des exigences cruciales dans notre étude. Cette approche, fondée sur la variation simultanée des niveaux de plusieurs facteurs (qu'ils soient discrets ou continus) au cours de chaque essai, permet de réduire de manière significative le nombre d'expériences nécessaires. Elle offre l'avantage d'explorer un plus grand nombre de facteurs en même temps, tout en permettant de détecter les interactions potentielles entre ceux-ci. Par ailleurs, elle facilite l'identification des conditions optimales en fonction de la réponse mesurée, généralement exprimée par une grandeur particulière, servant de critère de performance. En outre, cette méthode permet une modélisation plus efficace des résultats obtenus, contribuant ainsi à une meilleure analyse des phénomènes étudiés.

Dans le cadre de notre travail, les expérimentations ont été menées selon un plan de Taguchi (L18). Le choix de ce plan a été motivé par sa capacité à optimiser le compromis entre le nombre d'essais, le coût et le temps requis pour réaliser les expériences, tout en maintenant une robustesse suffisante pour explorer les effets principaux et les interactions entre les facteurs.

. Le plan expérimental orthogonal L18 est composé de 18 essais, chaque ligne représentant un essai distinct. Dans ce cadre, les paramètres influençant l'usinage, tels que le matériau de l'outil, l'avance par tour, la vitesse de coupe et la profondeur de coupe, sont attribués aux colonnes correspondantes (M, ap, Vc, f), selon les indications fournies dans le tableau **II.4**. L'usinage se déroule dans un environnement refroidi, ce qui implique l'utilisation d'un liquide de refroidissement soluble CASTROL, miscible à l'eau. Ce liquide est appliqué de manière ciblée sur la surface de coupe et le flanc de l'outil, afin de réduire la friction, améliorer les propriétés lubrifiantes et limiter l'usure des arêtes de coupe.

Pour évaluer l'usinabilité du processus, plusieurs réponses de sortie ont été considérées, à savoir : la rugosité de surface, l'effort de coupe (Fz), les vibrations tangentielles (Vt) et le taux d'enlèvement de matière. Les paramètres choisis, ainsi que leurs symboles et les plages de variation associées, sont détaillés dans le tableau **II.5**.

Tableau II.4 : Plan expérimental Taguchi L18.

N° des essais	M	ap (mm)	Vc (m/min)	f (mm/tr)
1	Non revêtu	0.2	50	0.08
2	Non revêtu	0.2	75	0.12
3	Non revêtu	0.2	100	0.16
4	Non revêtu	0.4	50	0.08
5	Non revêtu	0.4	75	0.12
6	Non revêtu	0.4	100	0.16
7	Non revêtu	0.6	50	0.12
8	Non revêtu	0.6	75	0.16
9	Non revêtu	0.6	100	0.08
10	Revêtu	0.2	50	0.16
11	Revêtu	0.2	75	0.08
12	Revêtu	0.2	100	0.12
13	Revêtu	0.4	50	0.12
14	Revêtu	0.4	75	0.16
15	Revêtu	0.4	100	0.08
16	Revêtu	0.6	50	0.16
17	Revêtu	0.6	75	0.08
18	Revêtu	0.6	100	0.12

II.3.2 Conditions expérimentales

Divers facteurs influencent le système d'usinage, parmi lesquels on distingue principalement les paramètres du régime de coupe, à savoir la vitesse de coupe (Vc), l'avance

par tour (f) et la profondeur de coupe (ap). En outre, le type de plaquette de coupe joue un rôle crucial dans l'efficacité du processus. À ce titre, deux types de plaquettes de coupe sont étudiés : la plaquette en carbure non revêtu (H13A), désignée par le paramètre (M1), et la plaquette en carbure revêtu PVD (GC1125), représentée par (M2). D'autres facteurs, tels que la rigidité de la machine et les conditions de travail, influencent également les résultats obtenus.

Les conditions de coupe spécifiques appliquées lors des différents essais sont présentées dans le tableau **II.5**.

Tableau II.5 : Niveaux des facteurs pour le plan de Taguchi L18.

	Symbole	Unité	Niveau		
			1	2	3
Type de plaquette	M	/	1	2	/
Profondeur de passe	ap	mm	0.2	0.4	0.6
Vitesse de coupe	Vc	m/min	50	75	100
Avance par tour	f	mm/tr	0.08	0.12	0.16

II.4 Méthodes de modélisation utilisées

II.4.1 Méthode de surface de réponse (RSM)

La modélisation mathématique des paramètres de sortie repose sur l'utilisation de la méthode de (RSM), mise en œuvre à l'aide du logiciel statistique Minitab
18. Cette approche vise à identifier les facteurs et leurs interactions qui influencent de manière statistiquement significative les réponses observées. Un niveau de signification de 0,05 a été retenu, correspondant à un niveau de confiance de 95 %. L'application de la méthode RSM suit un processus en plusieurs étapes, détaillé comme suit :

1. **Définition des variables indépendantes et des réponses à optimiser :** Cette première phase consiste à identifier les facteurs d'entrée (variables indépendantes) et à définir clairement les critères de sortie (réponses) que l'on souhaite mesurer ou améliorer.
2. **Sélection d'un plan expérimental adapté :** Un plan expérimental approprié est choisi en fonction des objectifs de l'étude. Ce plan permet d'organiser les essais de manière optimale, de façon à obtenir des résultats pertinents tout en minimisant le nombre d'expérimentations nécessaires.

3. **Réalisation de l'analyse de régression :** Sur la base des données expérimentales, une analyse de régression est effectuée en utilisant le modèle de la Surface de Réponse, afin d'établir les relations mathématiques entre les facteurs et les réponses.
4. **Évaluation de la significativité des paramètres par ANOVA :** l'ANOVA est réalisée pour déterminer l'importance statistique des différents facteurs et de leurs interactions sur les réponses. Cela permet d'identifier les paramètres ayant un effet significatif.
5. **Choix de la forme du modèle mathématique :** À l'issue de l'ANOVA, une étude approfondie est menée pour déterminer la structure optimale du modèle mathématique, qui pourra décrire de manière précise les relations entre les variables et les réponses.
6. **Optimisation des paramètres et validation du modèle :** Après avoir ajusté les paramètres d'entrée pour obtenir les performances souhaitées, des tests de confirmation sont réalisés pour valider la précision et l'efficacité du modèle prédictif.

La méthodologie (RSM) est couramment utilisée pour deux objectifs majeurs : d'une part, elle permet de modéliser une variable de réponse (notée Y) en fonction de plusieurs facteurs indépendants, tels que X1, X2, ..., Xk, et d'autre part, elle permet d'examiner l'influence de ces facteurs, ainsi que leurs interactions, sur cette variable de réponse. En appliquant cette méthode, il devient possible d'identifier les relations complexes entre les paramètres du système et la réponse mesurée, facilitant ainsi l'optimisation des processus. Le modèle mathématique qui décrit la réponse Y peut être formulé comme suit :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^{k} a_i X_i + \sum_{i=1}^{k} a_{ii} X_i^2 + \sum_{i<j}^{k} a_{ij} X_i X_j \qquad \text{(Eq. II.2)}$$

Avec :

Y est la grandeur d'intérêt ou la réponse à laquelle nous portons notre attention. X_i représente le niveau attribué au facteur i. X_i est la valeur choisie par l'expérimentateur pour mener un essai et représente la coordonnée du facteur i. La valeur de X_i est parfaitement connue et dans la suite, nous supposerons même qu'elle est déterminée sans erreur, conformément à l'hypothèse classique de la régression. Les symboles a_0, ai, a_{ij}, a_{ii} correspondent respectivement le terme constant, les coefficients des termes linéaires, des termes représentant les interactions entre variables et des termes quadratiques. Leur valeur n'est pas connue et doivent être calculés à partir des résultats des expériences.

Le calcul du coefficient de détermination R^2 dans le cadre de la régression multilinéaire nécessite l'analyse de la dispersion des résultats, selon la relation donnée par l'équation (II.3).

$$R^2 = \frac{\sum(Y_i - \bar{y})^2}{\sum(\bar{Y}_i - \bar{y})^2} \qquad \text{(Eq. II.3)}$$

Avec :

Yi : Désigne la valeur de la réponse calculée lors de la i^e expérience.

$\bar{Y}j$: Correspond à la valeur mesurée lors de la i^e expérience.

$\bar{y}$: Représente la valeur moyenne des réponses mesurées.

II.4.1.1 Analyse de la variance ANOVA

L'ANOVA est une méthode statistique permettant d'évaluer l'impact des paramètres d'entrée à partir de résultats expérimentaux issus d'un plan d'expériences rigoureusement structuré. Elle permet non seulement d'identifier l'influence de chaque facteur sur la variable de réponse, mais aussi d'interpréter les données obtenues. La pertinence statistique des modèles quadratiques ajustés est généralement analysée à l'aide de deux indicateurs clés : la valeur p et la statistique F issues de l'ANOVA. Dans ce contexte, la valeur p indique la probabilité que les effets observés soient dus au hasard, sur une échelle de 0 à 1, ce qui en fait un critère central pour juger de la significativité des résultats [47].

- Si la valeur de $p > 0.05$, le paramètre est non significatif.
- Si la valeur de $p < 0.05$, le paramètre est significatif.

SomCar ajust

Les sommes des carrés ajustés sont des mesures de la variation des différentes parties du modèle. L'ordre des prédicteurs dans le modèle n'a aucun effet sur le calcul des sommes des carrés ajustées. Dans le tableau Analyse de variance, Minitab divise les sommes des carrés en différentes composantes qui décrivent la variation due à différentes sources.

SomCar ajust - Modèle

La somme des carrés ajustée du modèle correspond à la différence entre la somme totale des carrés et la somme des carrés d'erreur. Il s'agit de la somme de toutes les sommes des carrés séquentielles pour les termes du modèle.

SomCar ajust - Groupes de termes

La somme des carrés ajustée d'un groupe de termes quantifie la part de variation des données de réponse expliquée par le groupe de termes.

SomCar ajust - Terme

La somme des carrés ajustée pour un terme représente l'augmentation de la somme des carrés du modèle obtenue par rapport à un modèle qui comporte uniquement les autres termes. Elle permet ainsi de quantifier la variation des données de réponse expliquée par le terme.

SomCar ajust - Erreur

La somme des carrés de l'erreur ajustée correspond à la somme des carrés des valeurs résiduelles. Elle quantifie la variation des données non expliquée par le modèle.

SomCar ajust - Erreur pure

La somme des carrés de l'erreur pure ajustée est intégrée à la somme des carrés d'erreur. La somme des carrés de l'erreur pure ajustée existe lorsqu'il existe des degrés de liberté d'erreur pure. Pour plus d'informations, reportez-vous à la section sur les degrés de liberté (DL). Elle quantifie la variation des données pour les observations avec les mêmes valeurs de facteurs et de blocs.

SomCar ajust - Total

La somme totale des carrés ajustée correspond à la somme des carrés du modèle ajoutée à la somme des carrés d'erreur. Elle quantifie la variation totale dans les données.

$$SC = \frac{N}{N_{nf}} \sum_{i=1}^{N_{nf}} (\bar{y}_i - \bar{y})^2 \qquad \text{(Eq. II.4)}$$

Ou :

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \Sigma_{i=1}^{N} \qquad \text{(Eq. II.5)}$$

y_i est la moyenne des réponses, yi est la réponse moyenne observée dans les expériences où le facteur *f* prend son *i* ème niveau, *N* est le nombre total d'expériences et N_{nf} est le niveau de chaque facteur *f*.

CM ajust

Les carrés moyens ajustés mesurent la proportion de variation expliquée par un terme ou un modèle, en supposant que tous les autres termes sont dans le modèle, quel que soit l'ordre qu'ils y ont. Contrairement aux sommes des carrés ajustées, les carrés moyens ajustés tiennent compte des degrés de liberté.

Le carré moyen ajusté de l'erreur (également noté CME ou s^2) est la variance autour des valeurs ajustées.

$$CM = \frac{SC}{ddl} \qquad \text{(Eq. II.6)}$$

Valeur F

Une valeur F apparaît pour chaque test dans le tableau d'analyse de la variance.

$$F = \frac{Ms_i}{Ms_T} \qquad \text{(Eq. II.7)}$$

Avec *F* est le carré moyen d'erreur.

Le modèle est adéquat à 95% (niveau de confiance) chaque fois que la valeur calculée F est supérieure à la valeur tabulée F-table. Lorsque les valeurs p sont inférieures à 0,05 (ou 95% de confiance), les modèles obtenus sont considérés comme statistiquement significatifs. Ainsi, il est démontré que les termes adoptés dans le modèle ont des effets significatifs sur les réponses. Le coefficient de détermination (R^2), qui est défini comme le rapport de la variation expliquée et la variation totale, est une mesure de la qualité de l'ajustement. En d'autres termes, plus R^2 se rapproche de l'unité, plus le modèle de réponse est adapté aux données réelles.

$$R^2 = \frac{\Sigma(y_i - y)^2}{\Sigma(\bar{y}_i - \bar{y})^2} \qquad \text{(Eq. II.8)}$$

Contribution

La contribution correspond au pourcentage de contribution de chaque source à la variation totale dans la réponse.

$$Cont.\% = \frac{SC_i}{SC_T} \times 100 \qquad \text{(Eq. II.9)}$$

II.4.2 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Au cours des vingt dernières années, de nombreuses applications ont vu le jour, reposant sur une technologie appelée « réseaux de neurones artificiels ». Ces applications touchent divers domaines tels que l'identification de caractères, l'automatisation des tâches répétitives, et même

la prédiction financière. Le concept de « réseaux de neurones artificiels » fait référence à des ensembles d'algorithmes inspirés des réseaux neuronaux biologiques, mais qui, au fil du temps, ont évolué vers une approche plus statistique, s'éloignant ainsi des modèles purement neurologiques [48].

Le neurone constitue l'unité de base des réseaux neuronaux, dont la forme et la taille varient selon la fonction qu'il remplit. Comprendre le fonctionnement du neurone, notamment à travers l'analyse de son activité, est essentiel pour appréhender les réseaux de neurones artificiels (ANN). Un réseau de neurones (voir figure II.10) est un outil d'analyse statistique permettant la modélisation du comportement d'un système à partir de données empiriques. Il est structuré sous forme de graphe orienté et pondéré, dans lequel chaque nœud représente un neurone. Chaque neurone est doté d'une fonction d'activation qui détermine son influence sur les autres neurones du réseau. Les connexions, appelées synapses, véhiculent les signaux entre neurones ; elles sont associées à des coefficients appelés poids synaptiques. La manière dont les neurones sont organisés définit l'architecture du réseau. Le perceptron multicouche est l'une des architectures les plus répandues. Avant d'exploiter ses capacités en classification, le réseau doit être construit selon un processus structuré en quatre étapes [48-49] :

1. **Construction de la structure du réseau** : Cette étape, souvent empirique, consiste à définir l'architecture du réseau, c'est-à-dire la disposition des neurones et des couches qui le composent.
2. **Création d'une base de données représentative** : Une base de données de vecteurs est constituée pour modéliser au mieux le domaine visé. Cette base est divisée en deux ensembles : une partie pour l'apprentissage du réseau (appelée base d'apprentissage), et une autre pour tester l'efficacité de l'apprentissage (appelée base de test).
3. **Paramétrage du réseau par apprentissage** : Lors de l'apprentissage, les vecteurs de la base d'apprentissage sont présentés au réseau de manière séquentielle et répétée. Un algorithme d'apprentissage ajuste les poids synaptiques du réseau afin d'optimiser l'apprentissage des vecteurs. L'apprentissage se termine lorsque l'algorithme atteint un état stable et que le réseau est capable de traiter correctement les données d'entrée.

4. **Phase de reconnaissance** : Cette phase consiste à présenter les vecteurs de la base de test au réseau. La sortie correspondante est calculée en propagant les vecteurs à travers le réseau. La réponse du réseau est comparée à la réponse attendue. Lorsque le réseau atteint un niveau de performance satisfaisant, il est prêt à être utilisé pour résoudre le problème pour lequel il a été conçu.

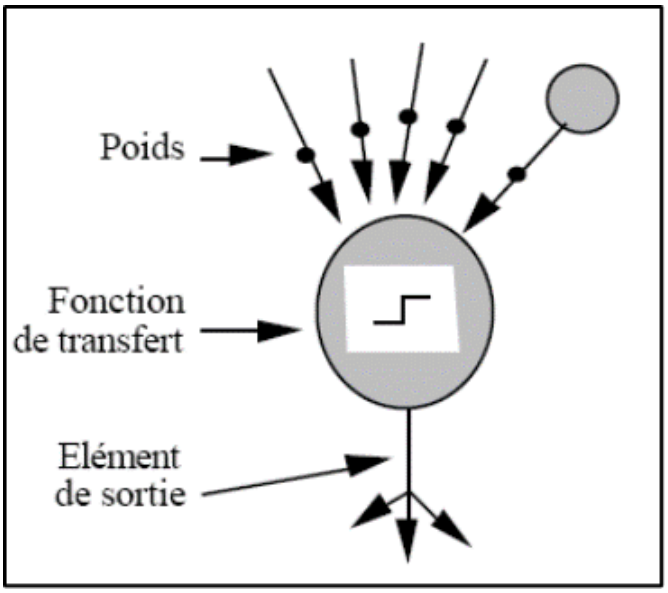


Fig. II.10 : Réseau de neurones artificiels [48].

II.5 Conclusion

Dans cette section, nous avons présenté de manière exhaustive les outils et équipements utilisés au cours du processus de tournage, essentiels pour assurer la précision et la fiabilité des résultats expérimentaux. Ces outils incluent la machine-outil, les éprouvettes usinées, les plaquettes de coupe, et le porte-outil, chacun étant sélectionné pour répondre aux exigences spécifiques de l'usinage. De plus, des instruments de mesure de haute précision, tels que la plateforme KISTLER pour l'analyse vibratoire, ainsi que des appareils de mesure de la rugosité de surface (rugosimètre 2D et 3D), ont été utilisés pour collecter des données essentielles sur la qualité de la surface usinée. L'analyse vibratoire a été réalisée à l'aide du système "Schenck" (Smart Balancer 2), permettant d'étudier les vibrations et d'évaluer les performances de l'usinage.

Le plan expérimental ainsi que les conditions de coupe ont été définis avec soin afin d'assurer une cohérence dans les essais. Nous avons spécifié les paramètres clés du processus, tels que la vitesse de coupe, l'avance, et la profondeur de coupe, qui influencent directement les résultats des essais. En outre, un plan d'essais rigoureux a été élaboré, permettant d'explorer

diverses configurations et de tester différentes combinaisons de paramètres. Le protocole d'usinage, basé sur des critères bien définis, a permis de garantir la reproductibilité et la validité des résultats obtenus.

Dans les chapitres suivants, nous détaillerons les résultats des différents essais menés au cours de cette étude. Ces résultats seront analysés en fonction des paramètres d'usinage et des conditions expérimentales, afin de mettre en évidence les effets de chaque facteur sur les performances de l'usinage et de proposer des recommandations pour optimiser les processus futurs.

CHAPITRE III :

MODELISATION DES PARAMETRES D'USINAGE

III. MODELISATION DES PARAMETRES D'USINAGE

III.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la présentation des résultats liés à la modélisation des paramètres de performance du procédé d'usinage, à savoir la rugosité de surface (Ra), l'effort de coupe (Fz) et la vibration de l'outil (Vt), en s'appuyant sur deux approches : la méthode de la (RSM) et les (ANN). L'objectif est d'élaborer des modèles mathématiques prédictifs pour chacune des réponses étudiées, et de comparer les performances de ces deux méthodes de modélisation.

Les différentes réponses ont été relevées lors d'opérations de tournage de finition réalisées sur l'alliage de titane Ti-6Al-4V, en utilisant deux types d'outils de coupe. Les essais ont été menés en faisant varier plusieurs facteurs d'entrée : la vitesse de coupe (Vc), la profondeur de passe (ap), l'avance (f), ainsi que le type d'outil. Par ailleurs, l'influence de ces paramètres sur les réponses mesurées a été analysée à l'aide de l'analyse de la variance (ANOVA), permettant de quantifier leur effet individuel et combiné. Ces effets ont également été représentés à travers des graphes de surfaces de réponse pour une meilleure visualisation. L'ensemble des analyses statistiques et des étapes de modélisation a été réalisé à l'aide des logiciels Minitab 18 et JMP Pro 13.

III.2 Résultats expérimentaux et discussions

Le tableau **III.1** présente les résultats expérimentaux relatifs à la rugosité de surface (Ra), à l'effort de coupe tangentiel (Fz) et à la vibration tangentielle (Vt), obtenus à partir des différentes combinaisons de conditions de coupe. Les essais ont été menés conformément à un plan d'expériences de type Taguchi L18. L'analyse statistique a été effectuée dans le but d'évaluer l'influence du matériau de la plaquette de coupe (M), de la vitesse de coupe (Vc), de la profondeur de passe (ap) et de l'avance (f) sur les réponses considérées. Le traitement des données expérimentales figurant dans le tableau **III.1** s'est déroulé en deux étapes. La première a consisté en une analyse de la variance (ANOVA) afin de déterminer l'effet individuel des facteurs ainsi que leurs interactions. La seconde étape a permis l'élaboration de modèles mathématiques de type régression quadratique pour chacune des réponses étudiées.

III.3 Modélisation des paramètres technologiques avec la méthode (RSM)

La méthode de la surface de réponse (RSM) regroupe un ensemble de techniques statistiques destinées à modéliser et à analyser des systèmes dans lesquels la réponse d'intérêt

est influencée par plusieurs variables, dans le but de l'optimiser [50]. Pour mettre en œuvre cette approche, il est nécessaire de sélectionner les paramètres du procédé, de définir leurs plages de variation, ainsi que d'adopter un plan d'expérience adapté. Dans le cadre de cette étude, les paramètres de processus retenus sont : la vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de passe, ainsi que le matériau de l'outil de coupe. Les facteurs de réponse considérés sont la rugosité de surface de la pièce, l'effort de coupe tangentiel et les vibrations de l'outil. Le plan expérimental adopté est un plan de Taguchi de type L18, comportant 18 essais.

Tableau III.1 : Résultats expérimentaux.

N°	M	ap	Vc	f	Ra (µm)	Fz (N)	MRR (mm^3/min)	Vt (m/s)
1	1	0.2	50	0.08	0.589	16,12	0,8	17,019
2	1	0.2	75	0.12	0.869	42,7	1,8	31,66
3	1	0.2	100	0.16	1.249	50,55	3,2	37,559
4	1	0.4	50	0.08	0.673	48,12	1,6	27,506
5	1	0.4	75	0.12	0.755	71,58	3,6	56,743
6	1	0.4	100	0.16	1.25	81,33	6,4	77,238
7	1	0.6	50	0.12	0.845	90,24	3,6	53,238
8	1	0.6	75	0.16	1.277	110,61	7,2	95,052
9	1	0.6	100	0.08	0.765	65,78	4,8	40,973
10	2	0.2	50	0.16	1.191	60,87	1,6	56,829
11	2	0.2	75	0.08	0.468	49,36	1,2	52,127
12	2	0.2	100	0.12	0.662	41,84	2,4	54,118
13	2	0.4	50	0.12	0.652	51,74	2,4	37,44
14	2	0.4	75	0.16	1.236	115,2	4,8	116,85
15	2	0.4	100	0.08	0.483	30,29	3,2	30,48
16	2	0.6	50	0.16	1.066	96,47	4,8	104,92
17	2	0.6	75	0.08	0.467	76,81	3,6	64,37
18	2	0.6	100	0.12	0.570	63,92	7,2	77,83

Le taux d'enlèvement de matière (MRR) correspond au volume de matière retiré par unité de temps, généralement exprimé en cm^3/min. Il est déterminé à l'aide de l'équation (Eq. III.1) [51].

$$MRR = ap \times Vc \times f \qquad \text{(Eq. III.1)}$$

Où le MRR en mm^3/min, (Vc) est la vitesse de coupe, (f) est l'avance et (ap) est la profondeur de coupe. Dans le cadre de cette étude, le taux d'enlèvement de matière (MRR) est utilisé comme indicateur de productivité. Il constitue un paramètre de performance essentiel dans les opérations d'usinage. En tournage, une valeur élevée du MRR est généralement associée à une augmentation de la rugosité de surface, à une usure accélérée de l'outil, ainsi qu'à la formation de bavures [52]. Il est donc crucial de déterminer une valeur optimale du MRR permettant de maximiser la productivité sans compromettre la qualité de la surface usinée ni réduire la durée de vie de l'outil.

III.3.1 Etude de la rugosité de surface (Ra)

III.3.1.1 Analyse de la variance

Tableau III.2 : Analyse de la variance (ANOVA) pour le critère de la rugosité (Ra).

Source	SS	DF	MS	F- Value	P- Value	Cont. %	Remarques
Model	1,48	13	0,114	18,54	0,0061	98,37%	**Signifiant**
A-M	0,1072	1	0,01	17,44	0,0140	9,91%	**Signifiant**
B-ap	6,875E-06	1	0,01	0,0011	0,9749	0,02%	Non Signifiant
C-Vc	0,0016	1	0,003	0,2599	0,6371	0,15%	Non Signifiant
D-f	0,7680	1	0,024	124,96	0,0004	76,61%	**Signifiant**
AB	0,0116	1	0,012	1,89	0,2414	1,26%	Non Signifiant
AC	0,0035	1	0,004	0,5758	0,4902	0,01%	Non Signifiant
AD	0,0034	1	0,003	0,5463	0,5009	1,17%	Non Signifiant
BC	0,0051	1	0,005	0,8286	0,4142	0,39%	Non Signifiant
BD	0,0157	1	0,016	2,56	0,1847	0,05%	Non Signifiant
CD	0,0014	1	0,001	0,2338	0,6540	1,10%	Non Signifiant
B^2	0,0031	1	0,003	0,4969	0,5198	1,15%	Non Signifiant
C^2	0,0080	1	0,008	1,31	0,3168	0,15%	Non Signifiant
D^2	0,0989	1	0,099	16,09	0,0160	7,41%	**Signifiant**
Residual	0,0246	4	0,006				
Cor Total	1,51	17					

Dans un premier temps, l'analyse de la variance (ANOVA) a été effectuée pour la rugosité de surface (Ra), les résultats étant présentés dans le tableau **III.2**. Pour chaque facteur étudié, les éléments suivants sont reportés : la somme des carrés, les degrés de liberté, le carré moyen, la valeur F et la valeur p. L'examen de ces résultats montre que le modèle est globalement valide, comme en témoigne une valeur F relativement élevée et une valeur p inférieure à 0,05, indiquant une signification statistique du modèle. Par ailleurs, l'avance par tour (f) ainsi que le type de plaquette de coupe (M) se sont révélés être des facteurs significatifs. De plus, le terme quadratique de l'avance (f^2) a également présenté un effet statistiquement significatif sur la rugosité de surface.

Les autres facteurs étudiés se sont révélés statistiquement non significatifs. En se basant sur les valeurs de F, il apparaît que l'avance par tour constitue le paramètre le plus influent sur la rugosité de surface, avec une contribution de 76,61 %, ce qui en fait le facteur dominant. Elle est suivie par le type de plaquette de coupe, dont l'effet représente 9,91 % de la variation, puis par le terme quadratique de l'avance (f^2), qui présente un impact plus modéré, évalué à 7,41 %. Ces observations sont en accord avec les résultats obtenus par **M.S. Surya** [53].

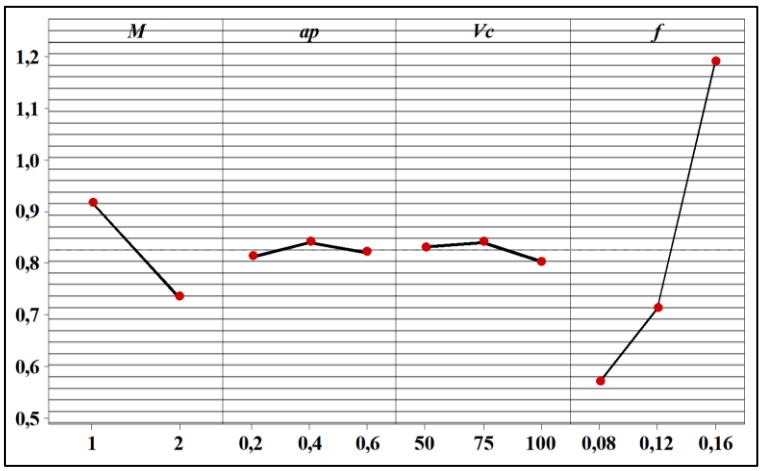


Fig. III.1 : Graphique des effets principaux des paramètres de coupe sur la rugosité de surface (Ra).

La figure **III.1** illustre les effets principaux du matériau de coupe (M), de la vitesse de coupe (Vc), de l'avance (f) et de la profondeur de passe (ap) sur la rugosité de surface (Ra). Il ressort de cette figure que l'avance (f) exerce une influence notable sur la réponse Ra. En effet, les pentes associées aux facteurs f et M sont nettement plus prononcées que celles observées pour la vitesse de coupe (Vc) et la profondeur de passe (ap), ce qui indique une sensibilité plus élevée de Ra vis-à-vis de ces deux premiers paramètres. L'analyse des courbes révèle par ailleurs que l'augmentation de l'avance, combinée à l'utilisation d'une plaquette de coupe non

revêtue, engendre une dégradation de la qualité de surface, traduite par une élévation des valeurs de Ra.

III.3.1.2 Analyse de régression

L'analyse de régression a été réalisée pour développer un modèle statistique de rugosité de surface comme le montre l'équation (Eq. III.2). Dans notre cas, le modèle quadratique au deuxième degré a été choisi pour modéliser la réponse Ra.

$$Ra = 1{,}012 - 0{,}349 \times M + 1{,}43 \times ap + 0{,}008 \times Vc - 15{,}14 \times f - 0{,}35 \times M \times ap + 0{,}002 \times M \times Vc + 1{,}2 \times M \times f - 0{,}72 \times ap^2 - 0{,}00008 \times Vc^2 + 107{,}45 \times f^2 \quad \text{(Eq. III. 2)}$$

Avec un coefficient de détermination $\mathbf{R^2 = 98{,}37\%}$.

Le coefficient de détermination obtenu pour le modèle de prédiction de la rugosité de surface (Ra) est de $\mathbf{R^2 = 98{,}37\ \%}$. Cette valeur signifie que 98,37 % de la variation observée de la réponse Ra est expliquée par les variables indépendantes incluses dans le modèle. Un tel niveau de R^2 reflète une excellente capacité explicative du modèle, traduisant un ajustement précis aux données expérimentales et une forte fiabilité dans la prédiction du comportement de la rugosité en fonction des paramètres d'usinage.

Le modèle de régression est utilisé pour calculer les résidus de chaque essai expérimental individuel. Les résidus correspondent à la différence entre les valeurs mesurées et les valeurs prédites par le modèle. Ces résidus sont ensuite calculés et classés par ordre croissant. Le graphique de probabilité normale des résidus pour la rugosité de surface (Ra) est présenté dans la figure **III.2a**. Ce type de graphique est employé pour vérifier l'hypothèse de normalité des erreurs. L'analyse de la figure **III.2a** montre que les résidus se répartissent le long d'une droite, ce qui suggère que les erreurs suivent une distribution normale. Ainsi, il est possible de conclure que les données expérimentales relatives à la rugosité de surface (Ra) respectent une distribution normale.

Les tracés des valeurs résiduelles en fonction des valeurs ajustées sont présentés dans la figure **III.2b**. L'analyse de ce graphique révèle que la distribution des points, tant au-dessus qu'en dessous de l'axe des abscisses (valeurs ajustées), indique que l'erreur est distribuée de manière indépendante et que la variance des résidus est constante. Ce comportement est conforme aux attentes d'une régression linéaire standard et est en accord avec les observations rapportées par **S. Ramesh et *al***. [54].

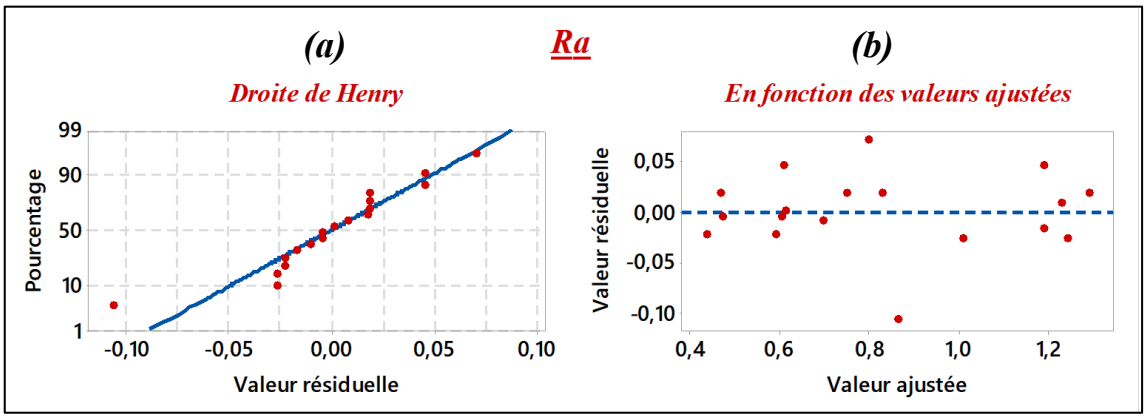


Fig. III.2 : Graphique des valeurs résiduelle pour l'ajustement du modèle pour la rugosité de surface (Ra) :(a) test de normalité de la distribution des résidus ; (b) valeur résiduelle en fonction des valeurs ajustée.

Les figures **III.3a** (pour la plaquette non-revêtue) et **III.3b** (pour la plaquette revêtue) illustrent les graphiques de la surface de réponse 3D de la rugosité de surface (Ra) en fonction de la vitesse de coupe (Vc) et de la profondeur de passe (ap) pour trois valeurs distinctes de l'avance par tour (f), à savoir 0,08, 0,12 et 0,16 mm/tr. Il ressort clairement que la rugosité optimale (Ra) est obtenue en combinant une valeur minimale de (f), une profondeur de passe (ap) réduite et une vitesse de coupe maximale. De plus, l'effet du type de plaquette de coupe (M) sur la rugosité (Ra) demeure relativement faible dans ces conditions.

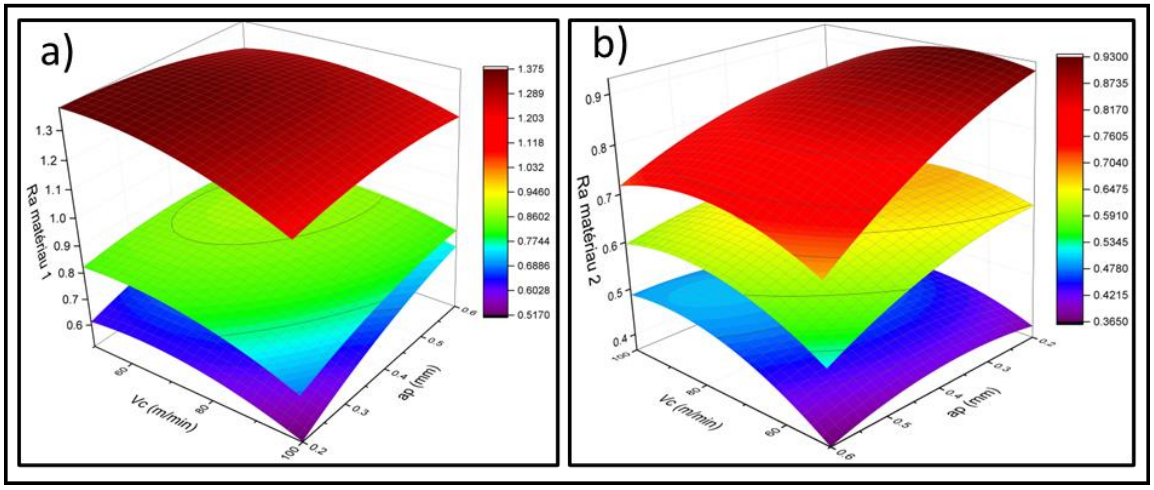


Fig. III.3 : Effet des facteurs de coupe sur la rugosité Ra :a) plaquette non-revêtue, b) plaquette revêtue.

La figure **III.4** illustre une comparaison entre les valeurs expérimentales de la rugosité de surface arithmétique (Ra) et les valeurs prédites par le modèle mathématique (modèle quadratique), généré à l'aide de la méthode de surface de réponse (RSM). On observe que les

valeurs expérimentales se rapprochent fortement des valeurs prédites. Cette corrélation étroite confirme que le modèle établi avec la méthodologie RSM est fiable et fournit des prédictions précises.

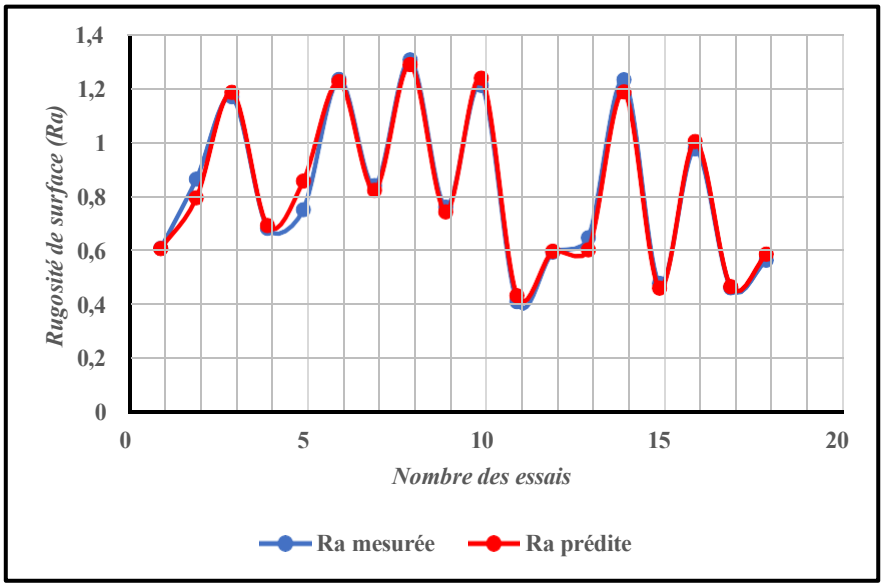


Fig. III.4 : Courbe du critère de la rugosité (Ra) expérimentale et prédit.

III.3.1.3 Topographie de surface 3D

La figure **III.5** illustre les résultats des différentes topographies de surface obtenues en 3D et 2D pour les plaquettes de coupe en carbure non revêtu (H13A) et en carbure revêtu PVD (GC1125). L'objectif principal de cette analyse est d'évaluer l'impact du matériau de coupe sur la qualité de la surface usinée, en comparant les profils 2D et les topographies 3D des surfaces usinées, tout en maintenant constantes les conditions de coupe suivantes : une vitesse de coupe (Vc) de 100 m/min, une profondeur de passe (ap) de 0,2 mm et une avance par tour (f) de 0,08 mm/tr. Ces paramètres ont été choisis pour permettre une étude approfondie du comportement des deux types de plaquettes sous des conditions de coupe similaires.

En ce qui concerne les résultats des topographies de surface en 3D, les valeurs mesurées de la rugosité de surface (Ra) montrent une différence notable entre les deux types de plaquettes. Pour la plaquette en carbure revêtu (GC1125), la rugosité moyenne Ra est de 0,292 µm, tandis que pour la plaquette en carbure non revêtu (H13A), elle atteint 0,385 µm. Cette différence met en évidence l'avantage du revêtement PVD dans l'amélioration de la qualité de la surface usinée. En effet, le revêtement PVD (Physical Vapor Deposition) a pour effet de réduire l'usure de l'outil, ce qui permet d'obtenir des surfaces plus lisses et moins rugueuses, même sous des conditions de coupe identiques.

Les résultats obtenus dans cette étude sont cohérents avec ceux rapportés par Xiang XU [55], qui a également observé des améliorations significatives de la rugosité de surface lorsque des plaquettes revêtues étaient utilisées par rapport à des plaquettes non revêtues. Cette constatation confirme l'efficacité des outils revêtus dans la production de surfaces de haute qualité, tout en prolongeant la durée de vie de l'outil et en réduisant la nécessité de remplacer fréquemment les plaquettes, ce qui améliore la rentabilité et la productivité du processus d'usinage.

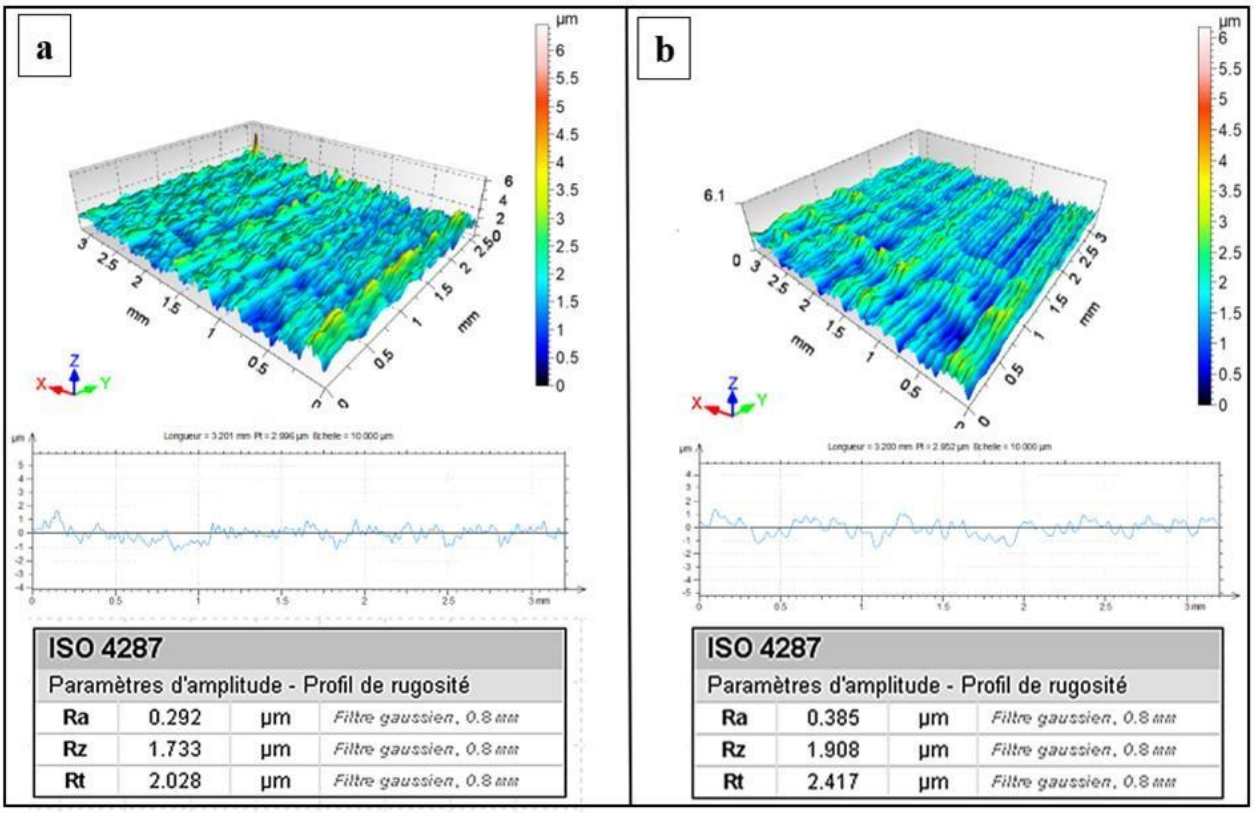


Fig. III. 5 : Topographies 3D des surface usinés avec ; a) plaquette de coupe revêtue GC1125, b) plaquette non-revêtue H13A.

III.3.2 Effort de coupe tangentiel (Fz)

III.3.2.1 Analyse de la variance

L'analyse de variance (ANOVA), présentée dans le tableau **III.3**, permet d'évaluer les influences des différents paramètres sur la composante de l'effort de coupe tangentiel (Fz). Selon les résultats obtenus, la profondeur de passe (ap) a l'influence la plus marquée sur l'effort tangentiel (Fz), avec une contribution de 40,02 %, suivie de l'avance (f) qui représente 35,58 % de la variation. Ces résultats corroborent ceux rapportés par **Raghavendra et *al***. [56], qui

ont également observé que la profondeur de passe et l'avance jouent un rôle prépondérant dans la détermination de l'effort de coupe.

En outre, le terme carré de la vitesse de coupe (Vc^2) ainsi que l'interaction entre le matériau de la plaquette de coupe (M) et la profondeur de passe (ap) ont un effet statistiquement significatif, avec des contributions respectives de 12,56 % et 3,54 %. Ces effets indiquent que, bien que l'influence directe de la vitesse de coupe (Vc) soit importante, son effet quadratique et son interaction avec la profondeur de passe ne doivent pas être négligés dans l'analyse des efforts de coupe.

En revanche, d'autres interactions et produits de facteurs, tels que les termes croisés (f×Vc) ou (M×f), n'ont montré aucun effet significatif sur l'effort tangentiel, ce qui suggère qu'ils n'ont pas une influence directe sur la variation de cette composante spécifique de l'effort de coupe dans les conditions expérimentales étudiées.

Tableau III.3 : Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort de coupe tangentiel (Fz).

Source	SS	DF	MS	F- Value	P- Value	Cont. %	Remarques
Model	11999.51	13	923,04	15,64	0,0085	98,07%	**Signifiant**
A-M	0,199	1	0,199	0,003	0,9565	0,04%	Non Signifiant
B-ap	612,21	1	612,21	10,374	0,0323	40,02%	**Signifiant**
C-Vc	1179,96	1	1179,96	19,99	0,0111	0,61%	**Signifiant**
D-f	317,36	1	317,36	5,38	0,0812	35,58%	Non Signifiant
AB	627,15	1	627,15	10,63	0,0311	3,54%	**Signifiant**
AC	2,34	1	2,34	0,0396	0,8519	0,12%	Non Signifiant
AD	312,72	1	312,72	5,30	0,0828	0,79%	Non Signifiant
BC	169,77	1	169,77	2,88	0,1651	1,35%	Non Signifiant
BD	19,16	1	19,16	0,3247	0,5993	0,16%	Non Signifiant
CD	209,95	1	209,95	3,56	0,1323	1,72 %	Non Signifiant
B^2	1,314	1	1,314	0,0223	0,8886	0,22%	Non Signifiant
C^2	1881,86	1	1881,86	31,89	0,0048	12,56 %	**Signifiant**
D^2	188,2	1	188,2	3,19	0,1487	1,36%	Non Signifiant
Residual	236,06	4	59,01				
Cor Total	12235,57	17					

III.3.2.2 Analyse de régression

Un modèle quadratique a été développé à partir des données expérimentales à l'aide de la méthode de régression, dans le but d'optimiser la compréhension des interactions entre les différentes variables d'entrée et la réponse du système. Ce modèle a été conçu non seulement pour étendre la plage des variables indépendantes mais aussi pour établir une relation robuste et précise entre les paramètres de performance (réponse) et les facteurs influents du processus. La fonction de régression a permis d'estimer les coefficients associés à chaque terme, fournissant ainsi une description quantitative des relations linéaires, des effets au carré des variables ainsi que des interactions croisées entre celles-ci. La formulation mathématique du modèle, exprimée dans l'équation (Eq. III.3), inclut ces différents effets et permet une analyse fine du comportement du système étudié, facilitant ainsi la prédiction et l'optimisation des performances.

$$Fz = -140{,}05 - 1{,}56 \times M + 352{,}23 \times ap + 5{,}27 \times Vc - 1750{,}17 \times f - 80{,}2 \times M \times ap - 0{,}05 \times M \times Vc + 365{,}36 \times M \times f - 1{,}09 \times ap \times Vc - 228{,}39 \times ap \times f + 8{,}04 \times Vc \times f - 14{,}9 \times ap^2 - 0{,}038 \times Vc^2 + 4687{,}22 \times f^2 \quad \text{(Eq. III. 3)}$$

Avec une régression de **98,07%**

Pour le modèle de prédiction de l'effort de coupe tangentiel (Fz), le coefficient de détermination (R^2) atteint une valeur de 98,07%. Ce résultat indique que 98,07% de la variation totale de l'effort de coupe (Fz) peut être expliquée par les variables indépendantes sélectionnées dans le modèle. Un coefficient de détermination élevé suggère que le modèle est statistiquement pertinent et qu'il s'adapte bien aux données expérimentales, ce qui renforce sa validité pour les prévisions futures.

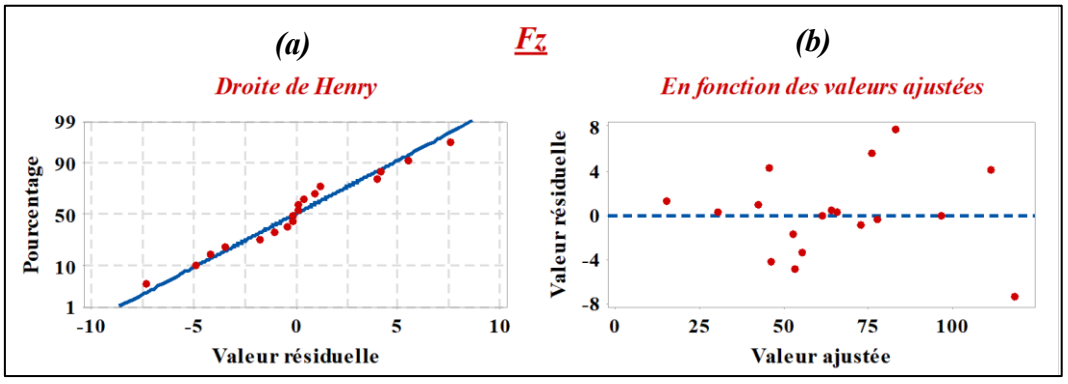


Fig. III. 6 : Graphique des valeurs résiduelle pour l'ajustement du modèle pour l'effort de coupe (Fz) :(a) test de normalité de la distribution des résidus ; (b) valeur résiduelle en fonction des valeurs ajustée.

Afin de valider davantage ce modèle, une analyse des résidus, représentant la différence entre les valeurs expérimentales de l'effort de coupe (Fz) et celles prédites par le modèle, a été effectuée. Les résultats de cette analyse sont présentés dans les figures **III.6a** et **III.6b**. Ces graphiques montrent une parfaite concordance entre les valeurs prédites et les données expérimentales observées, ce qui confirme la fiabilité et la précision du modèle de prédiction de l'effort tangentiel (Fz).

La figure **III.7** présente les surfaces de réponse 3D de l'effort de coupe tangentiel (Fz) en fonction de la vitesse de coupe (Vc) et de la profondeur de passe (ap), pour trois valeurs différentes de l'avance (f) : 0,08, 0,12 et 0,16 mm/tr. Ces graphiques sont établis pour deux types de plaquettes de coupe : la plaquette en carbure non-revêtu (**Fig. III.7a**) et la plaquette en carbure revêtu (**Fig. III.7b**).Une analyse détaillée de ces surfaces de réponse montre que l'effort de coupe tangentiel (Fz) diminue légèrement à mesure que la vitesse de coupe (Vc) augmente, ce qui suggère une réduction de l'effort nécessaire pour effectuer la coupe avec une vitesse plus élevée. En revanche, une relation plus marquée est observée entre l'effort (Fz) et la profondeur de passe (ap) : lorsque (ap) augmente, l'effort de coupe (Fz) augmente de manière significative.

De plus, l'analyse des courbes révèle que l'effet de l'avance (f) est également prononcé. À mesure que (f) augmente, la divergence entre les courbes devient plus importante, ce qui met en évidence une augmentation de l'effort de coupe en fonction de l'augmentation de l'avance. Ainsi, les valeurs minimales d'effort (Fz) sont obtenues pour les plus faibles valeurs de (ap) et (f), et la vitesse de coupe la plus élevée (Vc) semble favoriser une réduction de l'effort de coupe.

La figure **III.8** illustre une comparaison entre les valeurs expérimentales de l'effort de coupe tangentiel (Fz) et celles prédictes par le modèle établi à l'aide de la méthodologie de surface de réponse (RSM). Les résultats de cette comparaison montrent que les valeurs prédictives des paramètres technologiques sont remarquablement proches des valeurs expérimentales mesurées, ce qui témoigne de la précision du modèle. En effet, un bon équilibre est observé entre les valeurs prédites et celles observées, ce qui confirme la validité du modèle. Le modèle de régression quadratique, développé via RSM, est donc efficace pour représenter le système dans le domaine expérimental spécifique à cette étude.

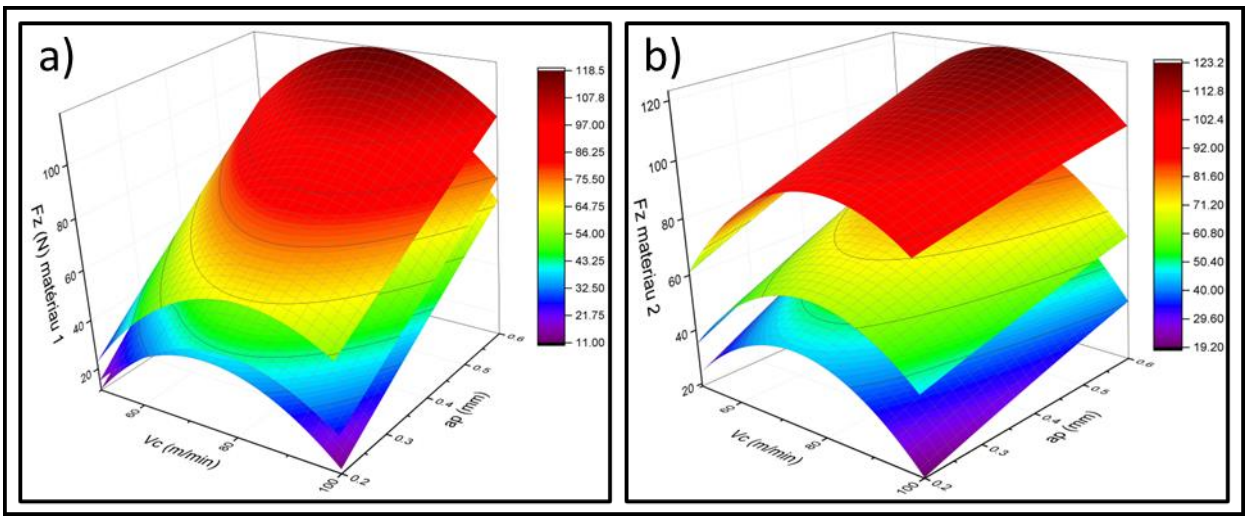


Fig. III.7 : Effet des facteurs de coupe sur l'effort tangentiel Fz : a) plaquette non-revêtue, b) plaquette revêtue.

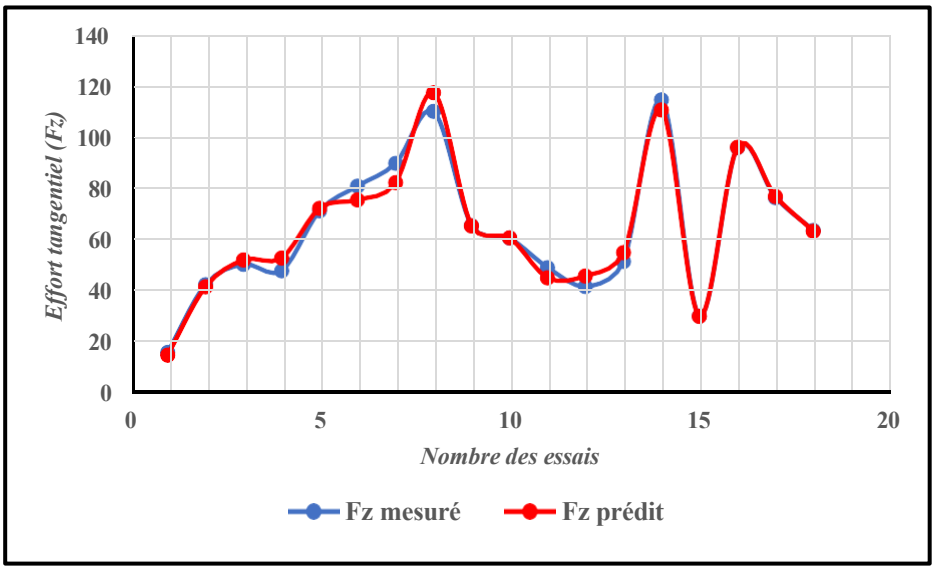


Fig. III. 8 : Courbe de l'effort de coupe (Fz) expérimentale et prédit.

La figure **III.9** présente les effets principaux des paramètres de coupe sur l'effort tangentiel (Fz). On observe que (Fz) augmente avec l'augmentation de l'avance (f). L'impact de la profondeur de passe (ap) est particulièrement marqué, étant donné que sa pente est plus prononcée. Par ailleurs, une augmentation de la vitesse de coupe entraîne une réduction de l'effort (Fz). Ce phénomène peut être expliqué par le fait que l'augmentation de la vitesse de coupe génère plus de chaleur dans la zone de coupe, ce qui diminue la dureté de la pièce et facilite ainsi l'enlèvement de matière. Des observations similaires ont été rapportées par **Yalles M. A. et *al.*** [57].

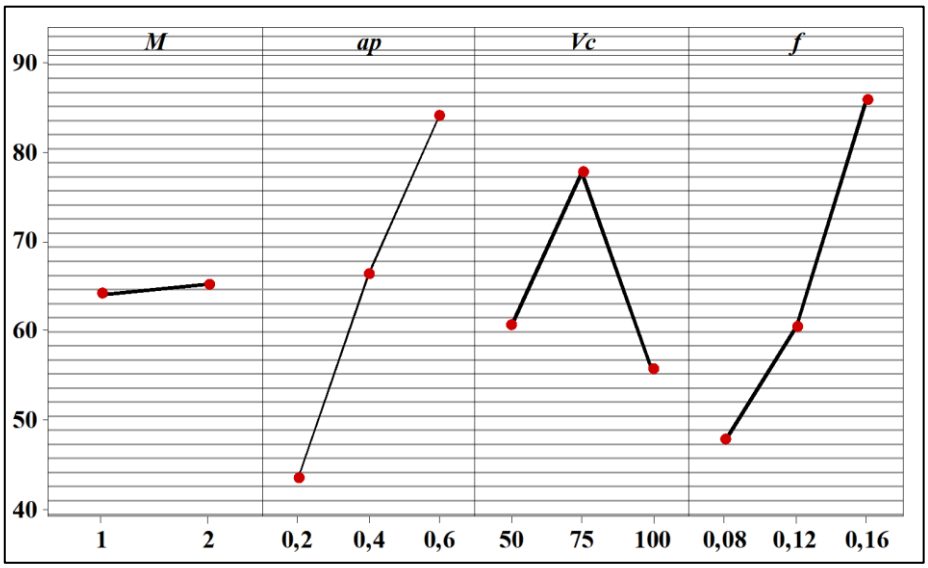


Fig. III.9 : Effets principaux des paramètres de coupe sur l'effort de coupe (Fz).

III.3.3 Vibration tangentielle (Vt)

III.3.3.1 Analyse de la variance

Tableau III.4 : Analyse de la variance (ANOVA) pour la vibration tangentielle (Vt).

Source	SS	DF	MS	F- Value	P- Value	Cont. %	Remarques
Model	12778,68	13	982,98	12,25	0,0134	97,55%	**Signifiant**
A-M	75,38	1	75,38	0,9394	0,3873	10,58%	Non Signifiant
B-ap	5,63	1	5,63	0,0701	0,8042	22,26%	Non Signifiant
C-Vc	888,01	1	888,01	11,07	0,0292	0,29%	**Signifiant**
D-f	794,77	1	794,77	9,91	0,036	41,68%	**Signifiant**
AB	152,63	1	152,63	1,90	0,2399	0,23%	Non Signifiant
AC	2,61	1	2,61	0,0325	0,8658	2,36%	Non Signifiant
AD	710,17	1	710,17	8,85	0,0409	2,81%	**Signifiant**
BC	32,42	1	32,42	0,4040	0,5596	0,32%	Non Signifiant
BD	336,85	1	336,85	4,20	0,1098	2,57%	Non Signifiant
CD	293,31	1	293,31	3,66	0,1285	2,24%	Non Signifiant
B^2	12,12	1	12,12	0,1511	0,7173	0,01%	Non Signifiant
C^2	1589,56	1	1589,56	19,81	0,0112	10,12%	**Signifiant**
D^2	281,163	1	281,163	3,50	0,1345	2,07%	Non Signifiant
Residual	320,95	4	320,95				
Cor Total	13099,63	17					

Le tableau **III.4** présente les résultats de l'analyse de variance (ANOVA) appliquée au modèle de la vibration tangentiel de l'outil (Vt). L'analyse met en évidence que les facteurs les plus influents sur cette vibration sont l'avance (f) et la vitesse de coupe (Vc), avec des contributions respectives de 41,68 % et 0,29 %. L'interaction entre le type de matériau de la plaquette de coupe (M) et l'avance (f) montre également un effet notable, avec une contribution de 2,81 %. Par ailleurs, le terme quadratique lié à l'avance (f^2) présente une influence significative, contribuant à hauteur de 10,12 %. Ces résultats illustrent l'importance de ces paramètres dans le contrôle des vibrations tangentielles de l'outil durant le processus d'usinage, suggérant que l'optimisation de l'avance et de la vitesse de coupe pourrait être cruciale pour minimiser les vibrations.

III.3.3.2 Analyse de régression

L'équation finale décrivant la vibration tangentielle de l'outil (Vt), exprimée en fonction des facteurs réels, est formulée comme suit :

$$\begin{aligned} Vt = &-5{,}854 - 30{,}36 \times M + 33{,}768 \times ap + 4{,}566 \times Vc - 2769{,}634 \times f - 39{,}57 \times M \times ap + \\ &0{,}0533 \times M \times Vc + 550{,}59 \times M \times f - 0{,}475 \times ap \times Vc + 957{,}65 \times ap \times f + \\ &9{,}5 \times Vc \times f + 45{,}168 \times ap^2 - 0{,}035 \times Vc^2 + 5729{,}01 \times f^2 \end{aligned} \qquad \text{(Eq. III. 4)}$$

Avec une régression de **97,55%**

Les résidus du modèle de vibration tangentielle (Vt) sont examinés à l'aide du graphique de probabilité normale présenté dans la figure **III.10a**. On constate que les résidus se rapprochent d'une ligne droite, ce qui indique une distribution normale des erreurs et conforte la significativité des termes du modèle. De plus, l'analyse des résidus en fonction des valeurs ajustées, illustrée dans la figure **III.10b**, ne montre aucune anomalie ou tendance particulière, ce qui suggère l'absence de structures résiduelles non aléatoires. Ainsi, ces résultats permettent de conclure que l'hypothèse de normalité des résidus est bien respectée.

La figure **III.11** présente les courbes de la surface de réponse 3D de la vibration tangentielle (Vt) en fonction de la vitesse de coupe (Vc) et de la profondeur de passe (ap), pour trois valeurs distinctes de l'avance (f), à savoir 0,08, 0,12 et 0,16 mm/tr. Ces résultats sont montrés pour deux types de plaquettes différents : la plaquette en carbure non-revêtu (illustrée à la figure **III.11a**) et la plaquette en carbure revêtu (illustrée à la figure **III.11b**).

Comme illustré dans la figure **III.11**, l'augmentation de la vibration tangentielle (Vt) est corrélée à l'augmentation de l'avance (f) et de la profondeur de passe (ap). De plus, des valeurs

plus élevées de vibration tangentielle sont enregistrées à des vitesses de coupe plus importantes (Vc). Ces résultats soulignent l'importance de privilégier des vitesses de coupe plus faibles, des avances réduites et des profondeurs de passe modérées pour minimiser les vibrations. Ce phénomène est également observé dans les travaux de **Vennela V. K. Lakshmi et *al.* [58]**.

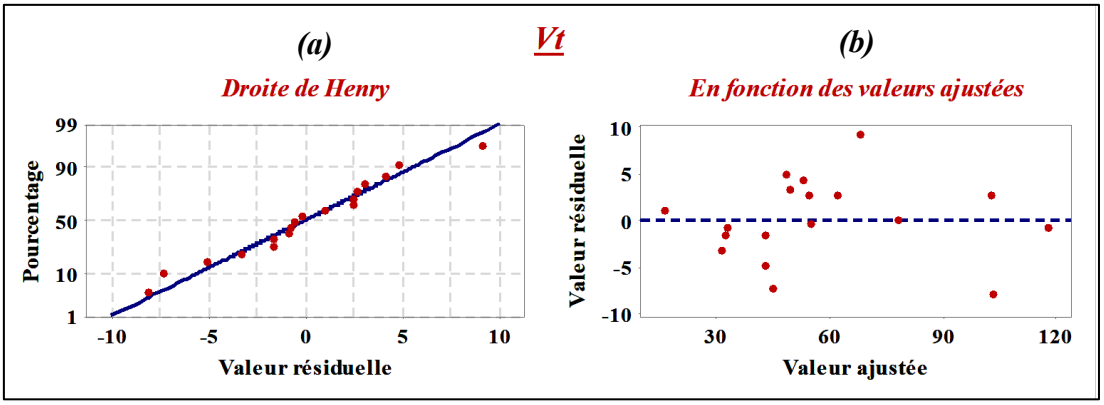


Fig. III. 10 : Graphique des valeurs résiduelle pour l'ajustement du modèle pour la vibration (Vt) :(a) test de normalité de la distribution des résidus ; (b) valeur résiduelle en fonction des valeurs ajustée.

Concernant le type de plaquette, l'utilisation d'une plaquette en carbure non-revêtue entraîne une réduction des vibrations par rapport à l'utilisation d'une plaquette revêtue. Plus précisément, les résultats obtenus avec la plaquette non-revêtue (H13A) sont considérés comme supérieurs, ce qui témoigne de son efficacité pour minimiser les vibrations durant l'usinage.

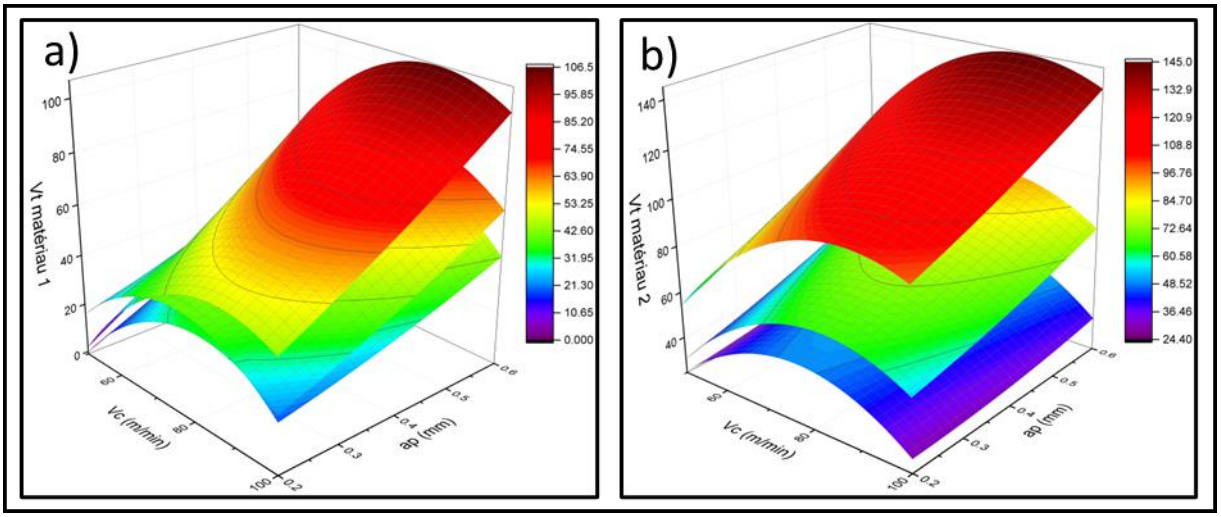


Fig. III.11 : Effet des facteurs de coupe sur la vibration Vt : a) plaquette non-revêtue, b) plaquette revêtue.

La figure **III.12** illustre la comparaison entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédictives de la vibration tangentielle. Il est manifeste que la courbe des valeurs prédites suit

une tendance similaire à celle des données expérimentales, bien que quelques divergences mineures puissent être observées à certains points d'essai. Ces différences peuvent être attribuées à des variations spécifiques du processus ou à des limites inhérentes au modèle de prédiction utilisé, mais globalement, les résultats confirment la capacité du modèle à reproduire de manière fiable les comportements expérimentaux observés.

La figure **III.13** présente l'influence des différents paramètres de coupe sur l'évolution de la vibration tangentielle, ainsi que leur niveau d'impact relatif. L'analyse de ces résultats montre que l'effet le plus déterminant sur la vibration tangentielle est celui de l'avance par tour (f), suivie de près par la profondeur de passe (ap). En effet, cette représentation graphique met en évidence que la vibration tangentielle augmente proportionnellement avec l'augmentation de l'avance par tour et de la profondeur de passe. Ces observations soulignent l'importance de ces paramètres dans le contrôle de la dynamique de l'outil et la gestion des vibrations durant le processus d'usinage.

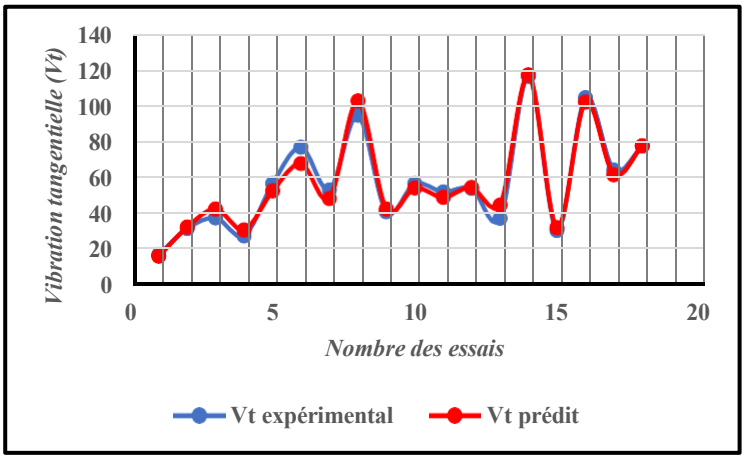


Fig. III.12 : Courbe du critère de vibration (Vt) expérimentale et prédit.

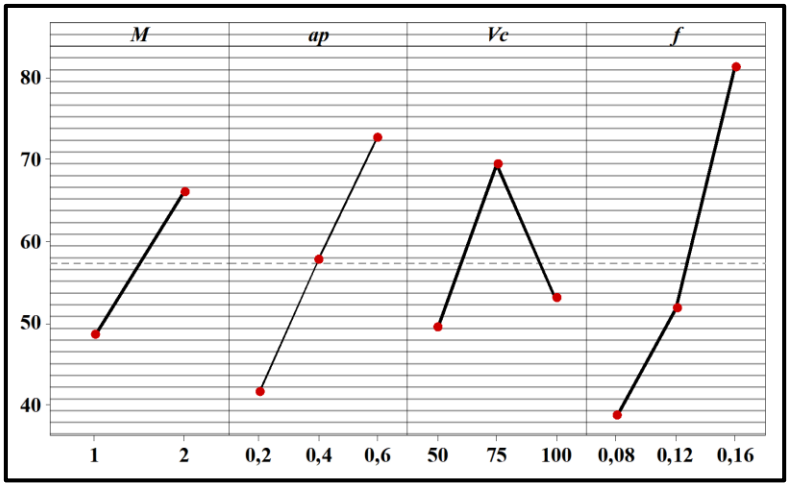


Fig. III.13 : Effets principaux des paramètres de coupe sur la vibration (Vt).

III.4 Modélisation des paramètres technologiques avec réseaux de neurones artificiels

Dans le contexte de la modélisation des critères de performance, incluant la rugosité de surface, l'effort de coupe tangentiel et les vibrations tangentielle, lors de l'opération de tournage de finition de l'alliage de titane Ti-6Al-4V, deux types de carbure ont été utilisés : le carbure non-revêtu H13A et le carbure revêtu GC1125, la méthode des réseaux de neurones artificiels (ANN) a été employée. Un perceptron multicouche (MLP) a été choisi pour cette tâche de modélisation. L'analyse repose sur les résultats expérimentaux présentés dans le tableau III.1, qui incluent 18 essais au total. Parmi ceux-ci, une partie des données est utilisée pour l'entraînement du réseau, tandis qu'une autre est sélectionnée de manière aléatoire pour évaluer la capacité de généralisation du modèle (validation). L'algorithme de rétropropagation a été utilisé pour l'apprentissage du réseau de neurones, avec la fonction de transfert sigmoïde hyperbolique tangentielle (tanh) qui permet de modéliser les relations complexes entre les entrées et les sorties du réseau.

Dans le cadre de cette étude, plusieurs architectures de réseaux de neurones ont été testées, et seule celle ayant donné les meilleurs résultats a été retenue. L'architecture choisie pour la modélisation est une architecture 4-3-1 (illustrée à la figure **III.14**), adaptée spécifiquement aux exigences du traitement des données expérimentales. Cette architecture comprend une couche d'entrée avec 4 nœuds représentant les paramètres de coupe (matériau de la plaquette de coupe M, profondeur de passe ap, vitesse de coupe Vc, et avance f). La couche cachée se compose de 3 nœuds, avec la fonction de transfert sigmoïde hyperbolique (tanh) appliquée pour introduire une non-linéarité dans le modèle. La couche de sortie comporte un unique nœud utilisant une fonction de transfert linéaire, ce qui permet d'obtenir des valeurs continues correspondant aux critères de performance étudiés (Ra, F et Vt).

Le programme JMP-PRO a été utilisé pour l'entraînement et la validation du réseau, ainsi que pour l'analyse des résultats obtenus. Il a permis de calculer les principaux indicateurs de performance du modèle, tels que le coefficient de détermination (R^2), la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et d'autres paramètres statistiques afin d'évaluer la précision et l'efficacité du modèle de réseau de neurones artificiels (ANN).

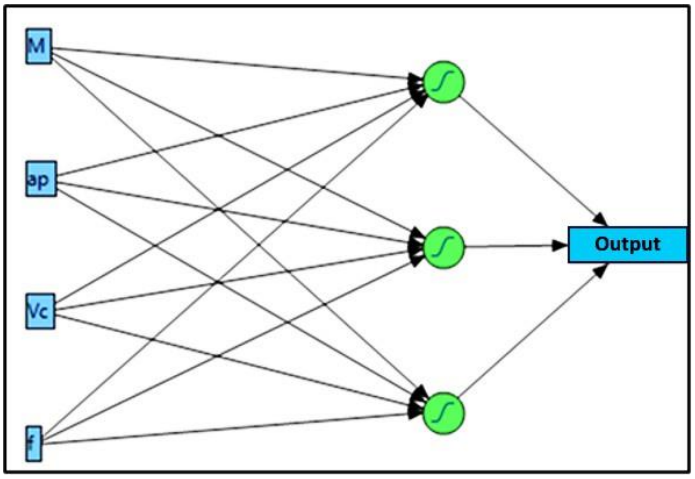


Fig. III.14 : Structure du réseau de neurone du modèle de (Ra).

III.4.1 Rugosité de surface (Ra)

Pour la modélisation de (Ra), un total de 14 essais parmi les 18 réalisés ont été utilisés pour l'apprentissage du réseau de neurones, tandis que les 4 essais restants ont été sélectionnés de manière aléatoire pour évaluer la performance du modèle en termes de généralisation et de précision prédictive. Cette division des données permet d'assurer un apprentissage efficace tout en vérifiant la capacité du réseau à prédire de manière fiable sur des données inédites, ce qui est essentiel pour évaluer sa robustesse.

Le modèle mathématique de (Ra) développé à l'aide du réseau de neurones artificiels (ANN) est formulé comme suit dans l'équation (Eq. III.5) :

$$Ra = 0{,}225 \times H1 - 0{,}439 \times H2 + 0{,}387 \times H3 + 0{,}977 \qquad \text{(Eq. III.5)}$$

Avec :

$$H1 = \tanh(0{,}5 \times (3{,}5 \times M - 15{,}245 \times ap + 0{,}214 \times Vc + 60 \times f - 21{,}99))$$

$$H2 = \tanh(0{,}5 \times (-1{,}205 \times M + 4{,}657 \times ap + 0{,}054 \times Vc - 98{,}76 \times f + 9{,}09))$$

$$H3 = \tanh(0{,}5 \times (-3{,}78 \times M + 8{,}8 \times ap - 0{,}032 \times Vc - 32{,}9 \times f + 8{,}01))$$

Le modèle développé pour (Ra) via les réseaux de neurones artificiels affiche un coefficient de détermination (R^2) exceptionnel de 99,98 % lors de la phase d'apprentissage. De plus, lors de la phase de validation, ce coefficient atteint une valeur parfaite de 100 %, indiquant ainsi un excellent ajustement et une capacité prédictive optimale du modèle (voir Tableau **III.5**). Cette précision suggère que le modèle est non seulement bien ajusté aux

données expérimentales, mais également capable de prédire avec une grande fiabilité les résultats pour de nouvelles configurations.

Tableau III.5 : Valeurs statistiques de l'analyse ANN de (Ra).

Ra	***Apprentissage***	***Validation***
R²	99,98	100
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0,0037	0,000034
Nombre des essais	14	4

La figure **III.15** illustre la variation de la précision de prédiction du réseau pour (Ra). L'erreur de prédiction maximale observée est inférieure à 0,4 %, ce qui témoigne d'une excellente performance du modèle. De plus, la distribution des points prédits, tant pour la phase d'apprentissage que de validation, est homogène et alignée avec les valeurs expérimentales, confirmant ainsi l'adéquation du modèle mathématique développé pour (Ra). Ces résultats indiquent que le réseau de neurones artificiels (ANN) est capable d'apprendre efficacement les relations complexes entre les paramètres d'usinage et la rugosité. En conséquence, le modèle ANN peut être considéré comme un outil prédictif robuste et fiable, apte à fournir des prédictions de haute précision pour de nouvelles données, comme le montre l'utilisation du modèle pour les prédictions sur les données de validation.

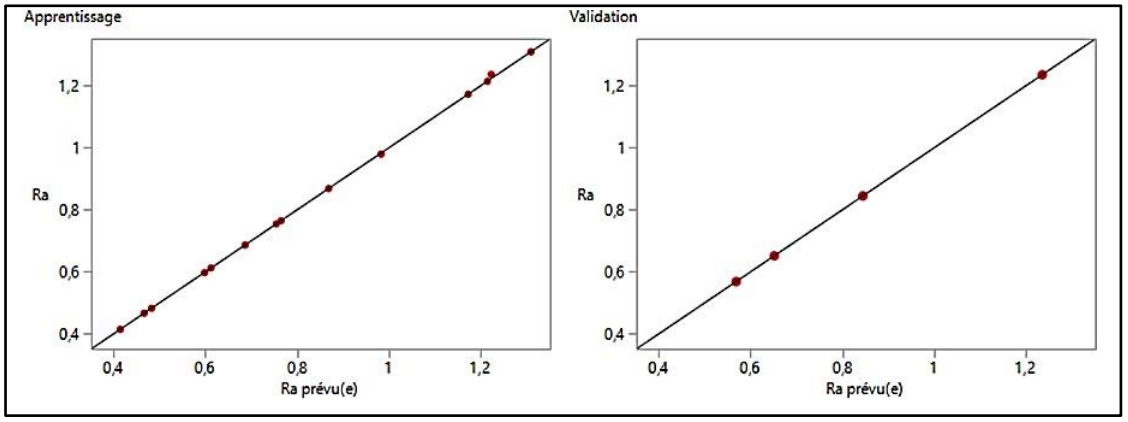


Fig. III.15 : Graphiques des valeurs expérimentales en fonction des valeurs prédites dans les deux cas (apprentissage et validation).

La figure **III.16** présente les performances du modèle développé par le réseau neuronal artificiel (ANN) pour la prédiction de (Ra). Les écarts entre les valeurs

prédites et expérimentales sont minimisés pour le modèle ANN, ce qui valide l'efficacité de cette méthode de modélisation.

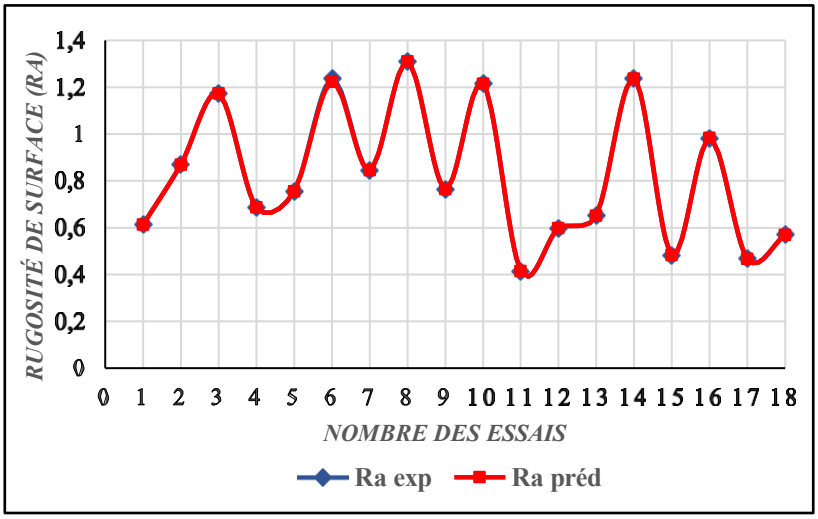


Fig. III.16 : Courbe du critère (Ra) expérimentale et estimé.

III.4.2 L'effort de coupe (Fz)

Pour la modélisation de l'effort de coupe tangentiel (Fz), sur les 18 essais réalisés, 15 ont été utilisés pour l'entraînement du réseau de neurones, tandis que 3 essais ont été sélectionnés de manière aléatoire afin de tester la performance du modèle. L'architecture du réseau a permis de développer un modèle mathématique prédictif pour l'effort de coupe (Fz), dont l'expression est donnée par l'équation (Eq. III.6). Cette approche garantit que le modèle a été optimisé et validé sur un ensemble de données expérimentalement défini, permettant ainsi d'assurer sa robustesse et sa capacité à généraliser les résultats.

$$Fz = -155{,}01 \times H1 - 349{,}92 \times H2 - 73{,}64 \times H3 + 77{,}845 \qquad \text{(Eq.III.6)}$$

Avec :

$$H1 = \tanh(0{,}5 \times (-1{,}079 \times M + 0{,}788 \times ap + 0{,}074 \times Vc + 1{,}3 \times f - 5{,}215))$$

$$H2 = \tanh(0{,}5 \times (-0{,}242 \times M - 0{,}576 \times ap - 0{,}02 \times Vc - 4{,}192 \times f + 2{,}823))$$

$$H3 = \tanh(0{,}5 \times (4{,}813 \times M - 2{,}99 \times ap - 0{,}037 \times Vc + 10{,}235 \times f - 2{,}731))$$

Le coefficient de détermination (R^2) obtenu pour l'apprentissage du modèle est de 99,99 %, indiquant un ajustement exceptionnel entre les prédictions du réseau et les données expérimentales. Pour la phase de validation, le R^2 atteint 99,83 % (voir Tableau **III.7**), ce qui témoigne de la capacité du modèle à généraliser efficacement les résultats et à maintenir une

haute précision prédictive, même avec des données indépendantes de l'ensemble d'apprentissage.

Tableau III.6 : Valeurs statistiques de l'analyse ANN de (Fz).

Fz	***Apprentissage***	***Validation***
R²	99,99	99,83
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0,0841	1,0151
Nombre des essais	15	3

La figure **III.17** présente une analyse graphique des valeurs expérimentales en fonction des valeurs prédites pour l'effort de coupe tangentiel (Fz). Il est évident que la majorité des points expérimentaux se situent très près de la ligne d'identité, ce qui indique une très bonne concordance entre les résultats observés et les prédictions du modèle. Les coefficients de détermination (R^2) obtenus sont respectivement de 99,99 % pour l'apprentissage et 99,83 % pour la validation, confirmant ainsi la robustesse et l'efficacité du modèle de réseau de neurones artificiels (ANN) dans la prédiction précise de l'effort de coupe (**Fig. III.18**). Ces résultats soulignent l'excellente capacité du modèle à généraliser et à fournir des prédictions fiables, même sur des données de validation non utilisées lors de l'apprentissage.

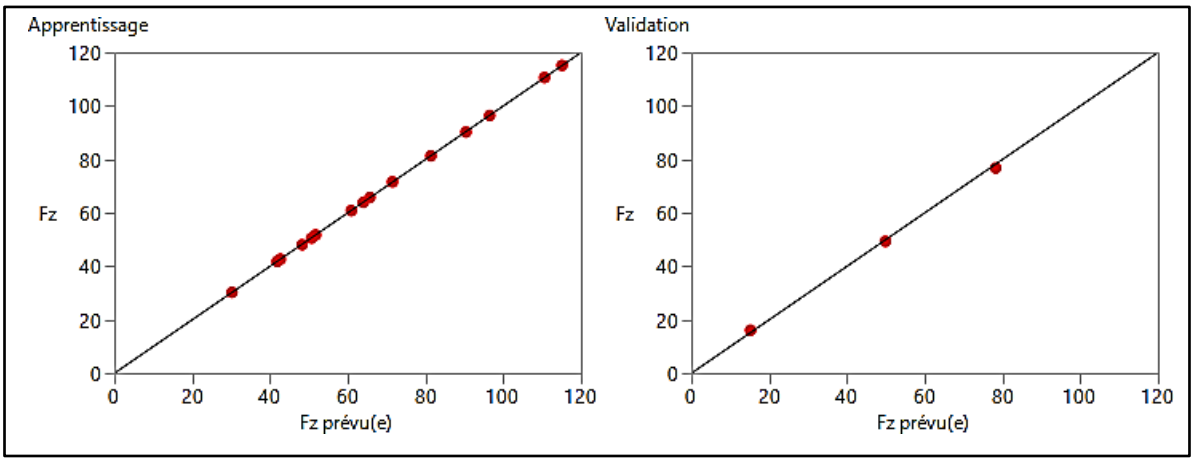


Fig. III.17 : Graphiques des valeurs expérimentales en fonction des valeurs prédites dans les deux cas (apprentissage et validation).

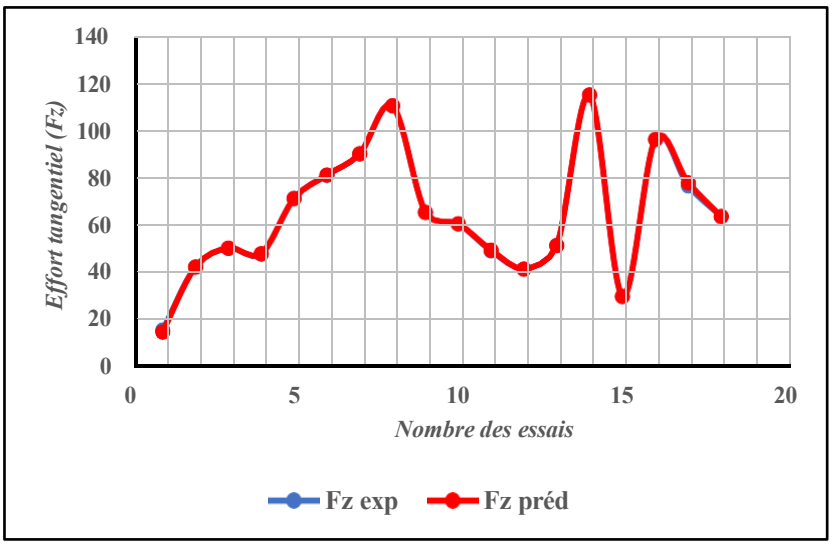


Fig. III.18 : Courbe des valeurs de l'effort de coupe (Fz) expérimentales et prédites.

III.4.3 Vibration tangentielle (Vt)

L'analyse des résultats relatifs à la vibration tangentielle (Vt) à l'aide de la méthode des réseaux de neurones artificiels (ANN) a permis de développer un modèle mathématique, dont l'expression est donnée par l'équation suivante (Eq. III.7) :

$$Vt = 34{,}92 \times H1 + 42{,}67 \times H2 - 34{,}968 \times H3 + 56{,}82 \qquad \text{(Eq. III.7)}$$

Avec :

$$H1 = \tanh\left(0{,}5 \times \left(-2{,}843 \times M + 1{,}99 \times ap + 0{,}1 \times Vc + 132{,}06 \times f - 20{,}418\right)\right)$$

$$H2 = \tanh\left(0{,}5 \times \left(1{,}805 \times M + 9{,}8 \times ap + 0{,}1 \times Vc - 28{,}82 \times f - 10{,}079\right)\right)$$

$$H3 = \tanh\left(0{,}5 \times \left(-1{,}283 \times M + 2{,}487 \times ap + 0{,}273 \times Vc - 10{,}87 \times f - 18{,}554\right)\right)$$

Tableau III.7 : Valeurs statistiques de l'analyse ANN de (Vt).

Vt	***Apprentissage***	***Validation***
R²	99,97	99,94
Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	0,4012	0,5903
Nombre des essais	15	3

Les résultats comparatifs entre les valeurs prédites et les mesures expérimentales de la vibration tangentielle (Vt) sont présentés dans les figures **III.19** et **III.20**. Comme illustré dans la figure **III.19**, les valeurs de Vt prédites par le modèle développé sont en très bonne

adéquation avec les valeurs expérimentales, confirmant ainsi la robustesse et la fiabilité du modèle de prédiction. Cette correspondance étroite souligne l'efficacité du modèle pour représenter avec précision les phénomènes réels observés lors de l'usinage.

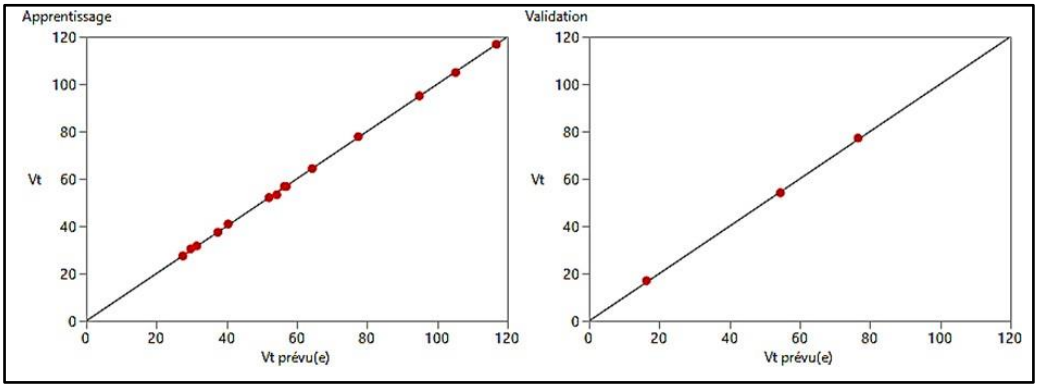


Fig. III.19 : Graphiques des valeurs expérimentales en fonction des valeurs prédites dans les deux cas (apprentissage et validation).

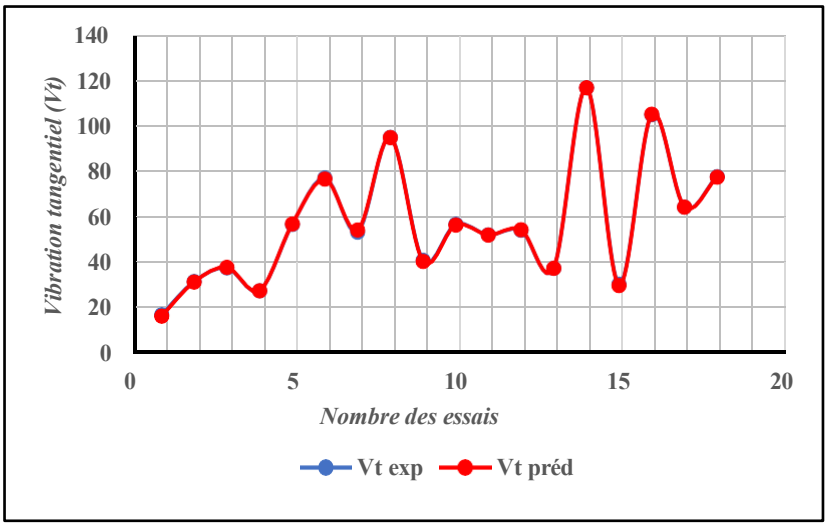


Fig. III.20 : Courbe des valeurs de la vibration tangentielle (Vt) expérimentales et prédites.

III.5 Comparaison entre les modèles RSM et ANN

Le tableau **III.8** présente les valeurs expérimentales ainsi que les valeurs prédictes obtenues à partir de deux approches de modélisation : la méthode de surface de réponse (RSM) et les réseaux de neurones artificiels (ANN). À partir de l'examen des données, il est manifeste que les valeurs prédites par le modèle ANN sont significativement plus proches des valeurs expérimentales comparées à celles obtenues par la méthode RSM. Cette observation souligne la capacité supérieure de l'approche ANN à capturer les relations complexes entre les paramètres d'usinage et les réponses du système. En effet, la méthode ANN, en tant que modèle

non linéaire flexible, démontre une plus grande aptitude à ajuster finement les résultats aux données expérimentales. En revanche, la méthode RSM, bien qu'efficace pour des problèmes linéaires, montre des écarts plus importants par rapport aux valeurs réelles. Ces résultats confirment la robustesse et la fiabilité du modèle ANN, ce qui en fait un outil prédictif plus précis et performant dans le cadre de l'usinage.

Tableau III.8 : Résultats expérimentaux et prédits par (RSM et ANN) pour les différentes réponses.

	(Ra)			**(Fz)**			**(Vt)**		
N°	Ra Exp.	Préd. RSM	Préd. ANN	Fz Exp.	Préd. RSM	Préd. ANN	Vt Exp.	Préd. RSM	Préd. ANN
1	0,613	0,612	0,612	16,12	14,97	15,20	17,02	16,06	16,32
2	0,869	0,799	0,869	42,7	41,82	42,67	31,66	32,49	31,47
3	1,173	1,190	1,173	50,55	52,31	50,69	37,56	42,66	37,86
4	0,687	0,697	0,687	48,12	53,06	48,29	27,51	30,89	27,54
5	0,755	0,861	0,755	71,58	72,64	71,48	56,74	52,60	56,95
6	1,237	1,229	1,223	81,33	75,87	81,37	77,24	68,06	76,59
7	0,845	0,827	0,845	90,24	82,66	90,39	53,24	48,39	54,25
8	1,31	1,292	1,31	110,61	118,0	110,6	95,05	103,2	94,91
9	0,765	0,747	0,765	65,78	65,69	65,68	40,97	42,63	40,42
10	1,215	1,242	1,215	60,87	61,01	60,89	56,83	54,34	56,44
11	0,415	0,438	0,415	49,36	45,26	49,85	52,13	49,03	52,07
12	0,598	0,603	0,599	41,84	46,07	41,84	54,12	54,73	54,49
13	0,652	0,607	0,652	51,74	55,26	51,73	37,44	44,83	37,46
14	1,236	1,191	1,236	115,2	111,2	115,1	116,9	117,7	116,8
15	0,483	0,465	0,483	30,29	30,20	30,25	30,48	32,14	29,76
16	0,98	1,007	0,983	96,47	96,61	96,49	104,9	102,4	105,2
17	0,467	0,472	0,467	76,81	77,30	78,23	64,37	61,73	64,36
18	0,569	0,591	0,569	63,92	63,57	63,98	77,83	77,99	77,47

Afin d'évaluer de manière plus précise les performances des deux modèles, des graphiques comparatifs ont été élaborés pour illustrer les valeurs expérimentales par rapport aux valeurs prédites par la méthode de surface de réponse (RSM) et les réseaux de neurones artificiels (ANN) (**Fig. III.21**). L'analyse de ces graphiques révèle que les prédictions fournies par le modèle ANN sont remarquablement proches des résultats expérimentaux, affichant une

correspondance presque parfaite. En revanche, les valeurs prédites par le modèle RSM présentent des écarts notables par rapport aux données réelles, indiquant une moins grande précision dans la modélisation des relations complexes du système d'usinage. Cette observation met en évidence l'efficacité et la précision accrues du modèle ANN, qui est capable de mieux s'ajuster aux nuances des données expérimentales, contrairement à la méthode RSM qui semble moins sensible aux variations subtiles des paramètres d'usinage.

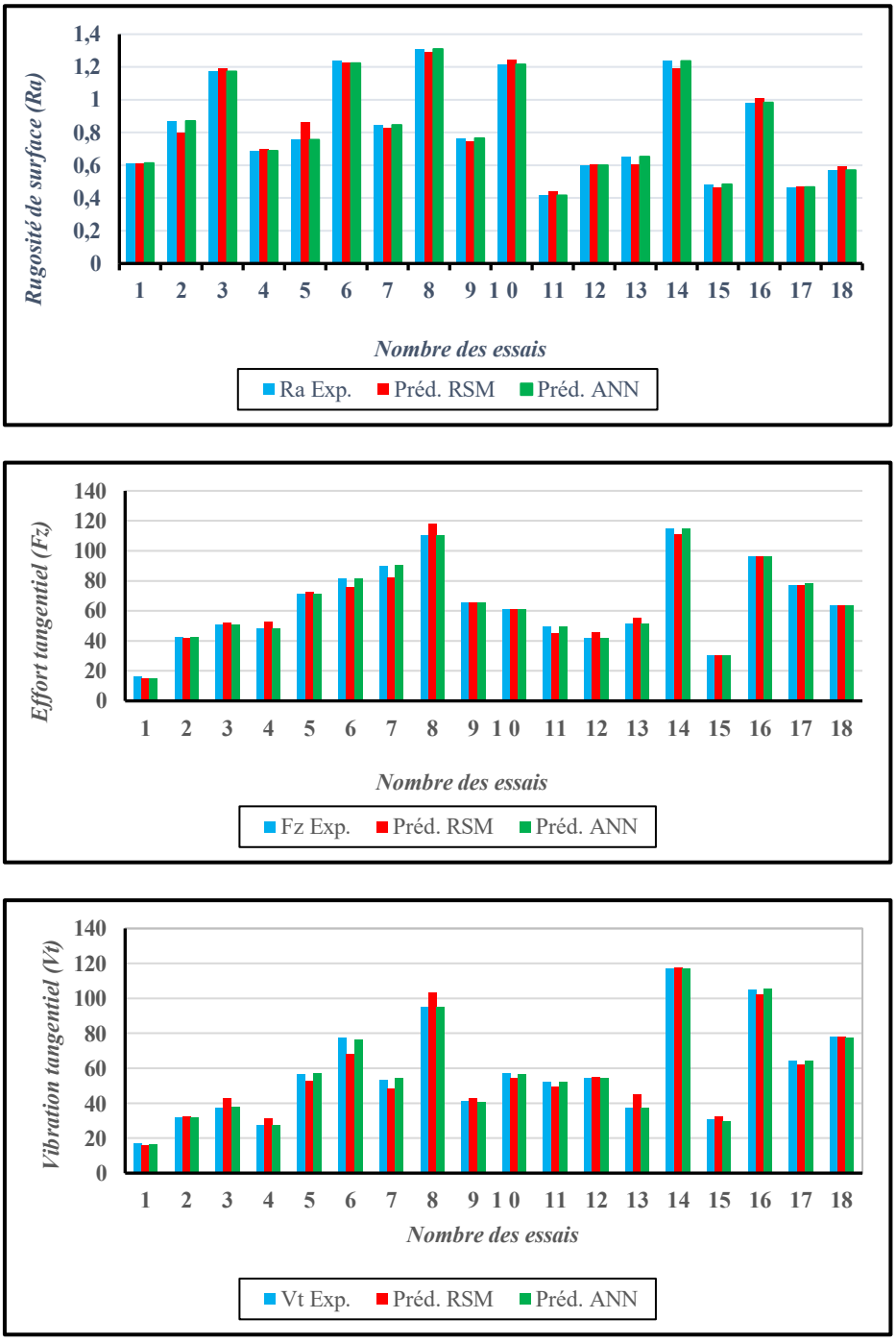


Fig. III.21 : Comparaison entre les résultats expérimentaux et prédits par (RSM et ANN) pour Ra, Fz et Vt.

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre, l'application combinée de la méthode de surface de réponse (RSM) et des réseaux neuronaux artificiels (ANN) a permis de développer des modèles mathématiques pour (Ra), (Fz) et (Vt) lors du processus de tournage de finition de l'alliage de titane Ti-6Al-4V. Ces modèles ont été élaborés en fonction des paramètres de coupe, en utilisant respectivement des plaquettes en carbure revêtu (GC4215) et non revêtu (H13A).

Une comparaison approfondie des résultats expérimentaux et des valeurs prédites par les deux approches de modélisation (RSM et ANN) a révélé des différences notables en termes de précision. Les modèles basés sur les réseaux neuronaux artificiels ont montré une excellente adéquation avec les données expérimentales, atteignant des coefficients de détermination élevés (R^2 (Ra) = 99,98%, R^2 (Fz) = 99,99% et R^2(Vt) = 99,97%). En revanche, les modèles générés par la méthodologie RSM, bien qu'efficaces, ont présenté des valeurs de R^2 relativement inférieures (R^2 (Ra) = 98,37%, R^2 (Fz) = 98,07% et R^2(Vt) = 97,55%).

Ces résultats confirment que les réseaux neuronaux artificiels sont non seulement capables de mieux capturer la complexité des interactions entre les paramètres de coupe, mais également qu'ils offrent une meilleure précision prédictive par rapport à la méthode des surfaces de réponse, notamment en ce qui concerne la modélisation de Ra, Fz et Vt.

CHAPITRE IV :

OPTIMISATION DES PARAMETRES D'USINAGE

IV. OPTIMISATION DES PARAMETRES DE COUPE

IV.1 Introduction

Dans le domaine de l'usinage par enlèvement de matière, l'objectif principal des chercheurs est d'identifier les conditions d'usinage optimales qui permettent d'atteindre des objectifs à la fois économiques, technologiques, ou une combinaison des deux. Ce chapitre présente une étude approfondie sur l'application de diverses techniques d'optimisation, tant mono-objective que multi-objective, en s'appuyant sur un plan d'expériences de type Taguchi L18. Ce plan a été appliqué au couple d'usinage composé de l'alliage de titane Ti-6Al-4V et des plaquettes en carbure métallique non-revêtu H13A et revêtu GC1125, dans le but de déterminer les conditions optimales de coupe.

Les paramètres de coupe analysés dans cette étude incluent : le type de revêtement de la plaquette de coupe (M), la profondeur de passe (ap), la vitesse de coupe (Vc) et l'avance par tour (f). En parallèle, les critères technologiques évalués comprennent : (Ra), (Fz), (Vt) et (MRR). L'optimisation mono-objective a été réalisée à l'aide de la méthode de Taguchi, qui repose sur l'analyse du rapport signal sur bruit (S/B), permettant d'identifier les paramètres de coupe qui minimisent ou maximisent une seule variable de performance, en fonction de l'objectif fixé.

Pour l'optimisation multi-objective, plusieurs techniques MCDM (Multi-Criteria Decision Making) ont été utilisées, telles que GRA (Grey Relational Analysis), TOSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution), CODAS (Combinative Distance-based Assessment), et ARAS (Additive Ratio Assessment). Ces approches ont permis d'intégrer les différents critères de performance de manière équilibrée. De plus, des méthodes basées sur des modèles mathématiques, telles que (FD) et l'algorithme génétique (AG), ont également été mises en œuvre pour résoudre le problème d'optimisation multi-objective en recherchant les meilleures solutions en termes de compromis entre les critères conflictuels.

IV.2 Optimisation mono-objective

IV.2.1 Optimisation par la méthode de Taguchi S/N

La méthode de Taguchi constitue une approche expérimentale robuste qui permet de réduire de manière significative le nombre d'expériences nécessaires à l'optimisation d'un processus. Elle repose sur l'utilisation de matrices orthogonales, une technique puissante

permettant de diminuer les effets des facteurs incontrôlables tout en étudiant les interactions entre les variables. Le principe fondamental de la méthode Taguchi est d'assurer la qualité dès la phase de conception du produit ou du processus. Cette approche permet ainsi de concevoir des systèmes robustes, en limitant les variations et en garantissant une performance optimale même en présence de perturbations extérieures.

Parmi les principaux avantages de la méthode Taguchi, on note la réduction du temps d'expérimentation, la diminution des coûts associés aux tests, et la rapidité dans l'identification des facteurs significatifs influençant la qualité du produit ou du processus **[59]**.

La technique la plus fiable et la plus couramment utilisée dans le cadre de Taguchi est la conception paramétrique, qui se concentre sur la sélection des paramètres qui produisent les meilleurs niveaux de performance tout en minimisant la variation. Cette approche se distingue par sa capacité à identifier rapidement les facteurs ayant peu ou pas d'impact sur la qualité du produit, permettant ainsi de se concentrer sur ceux qui influencent réellement les résultats **[60-61].**

Une étape clé dans l'élaboration d'une expérience selon la méthode Taguchi réside dans la sélection des facteurs de contrôle. L'objectif est d'inclure le plus grand nombre possible de facteurs afin de pouvoir rapidement identifier les variables non significatives et réduire ainsi l'espace de recherche expérimentale **[61]**. Pour répondre à cette exigence, Taguchi utilise un réseau orthogonal standard, qui assure une répartition efficace des essais tout en permettant d'optimiser les paramètres de manière systématique.

L'un des aspects les plus innovants de cette méthode réside dans l'utilisation du rapport signal/bruit (S/B), qui est préféré à l'écart-type traditionnel pour mesurer la performance du système. Le rapport S/B permet de quantifier la robustesse d'un processus en prenant en compte à la fois la moyenne et la variabilité des réponses, ce qui est particulièrement utile lorsque la moyenne du processus peut fluctuer au cours de son développement **[62]**. En d'autres termes, Taguchi a démontré que l'optimisation en deux étapes, impliquant les rapports S/B, permet d'identifier la combinaison optimale de paramètres qui minimise la variabilité tout en maintenant la moyenne proche de la cible **[63]**.

Dans le cadre de cette optimisation, Taguchi distingue trois catégories de facteurs dans un processus d'ingénierie :

- Les facteurs de contrôle, qui influencent directement la variabilité du processus, mesurée par le rapport S/B.
- Les facteurs de signal, qui n'ont pas d'impact direct sur le rapport S/B ni sur la moyenne du processus, mais qui peuvent affecter la performance globale.
- Les facteurs d'impact négligeable, qui ne modifient ni le rapport S/B ni la moyenne et peuvent être ignorés lors de l'optimisation.

En pratique, bien que la moyenne cible du processus puisse évoluer au cours de son développement, l'utilisation du rapport S/B permet de maintenir la stabilité et la robustesse du système face aux variations externes, contribuant ainsi à un processus de production plus efficace et fiable.

Lorsqu'une caractéristique est continue, les caractéristiques du rapport S/B peuvent être classées en trois catégories, chacune ayant une approche spécifique en fonction de l'objectif recherché. Ces catégories sont **[64]** :

- ***Nominal est la meilleure caractéristique :***

  Cette catégorie est utilisée lorsque l'on cherche à atteindre une valeur spécifique cible pour une caractéristique (par exemple, un poids cible ou une dimension spécifique). L'optimisation du rapport S/B dans ce cas vise à concentrer les valeurs autour de la cible, tout en réduisant la variabilité autour de cette valeur cible.

$$S/N = 10 \log \frac{\bar{y}}{s_{\bar{y}}^2} \qquad \text{(Eq. IV.1)}$$

- ***Plus petit est la meilleure caractéristique :***

  Ici, l'objectif est de minimiser la valeur de la caractéristique mesurée (par exemple, Ra, Fz, etc.). Le rapport S/B est maximisé lorsque la moyenne de la réponse est la plus basse possible, tout en réduisant les fluctuations autour de cette valeur cible.

$$S/N = -10 \log \frac{1}{n}(\sum y^2) \qquad \text{(Eq. IV.2)}$$

- ***Plus grand est la meilleure caractéristique :***

  Dans ce cas, l'objectif est d'augmenter la valeur de la caractéristique mesurée (par exemple, la résistance, la vitesse, etc.). Le rapport S/B est maximisé lorsque la

moyenne de la réponse est la plus élevée possible, tout en minimisant la variabilité autour de cette moyenne.

$$S / N = -10 \log \frac{1}{n} \left(\sum \frac{1}{y^2} \right) \qquad \text{(Eq. IV.3)}$$

Où $\bar{y}$ est la moyenne des données observées, $s_{\bar{y}}^2$ la variance de y, n le nombre d'observations et y les données observées. Pour chaque type de caractéristique, avec la transformation du rapport S/N ci-dessus, plus le rapport S/N est élevé, meilleur est le résultat.

En fonction du type de caractéristique, le calcul du rapport S/B est adapté pour maximiser l'efficacité du système tout en minimisant les sources de variabilité, ce qui permet d'obtenir des performances optimales avec une plus grande prévisibilité et stabilité des processus.

Tableau IV.1 : Résultats expérimentaux pour Ra, Fz, Vt et MRR.

N°	Facteurs				Réponses				Rapport Signal/Bruit			
	M	ap	Vc	f	Ra	Fz	Vt	MRR	Ra	Fz	Vt	MRR
1	1	0,2	50	0,08	0,613	16,12	17,019	0,8	4,251	-24,15	-24,62	-1,938
2	1	0,2	75	0,12	0,869	42,7	31,66	1,8	1,22	-32,61	-30,01	5,106
3	1	0,2	100	0,16	1,173	50,55	37,559	3,2	-1,39	-34,07	-31,49	10,103
4	1	0,4	50	0,08	0,687	48,12	27,506	1,6	3,261	-33,65	-28,79	4,082
5	1	0,4	75	0,12	0,755	71,58	56,743	3,6	2,441	-37,1	-35,08	11,126
6	1	0,4	100	0,16	1,237	81,33	77,238	6,4	-1,847	-38,21	-37,76	16,124
7	1	0,6	50	0,12	0,845	90,24	53,238	3,6	1,463	-39,11	-34,52	11,126
8	1	0,6	75	0,16	1,31	110,61	95,052	7,2	-2,345	-40,88	-39,56	17,147
9	1	0,6	100	0,08	0,765	65,78	40,973	4,8	2,327	-36,36	-32,25	13,625
10	2	0,2	50	0,16	1,215	60,87	56,829	1,6	-1,692	-35,69	-35,09	4,082
11	2	0,2	75	0,08	0,415	49,36	52,127	1,2	7,639	-33,87	-34,34	1,584
12	2	0,2	100	0,12	0,598	41,84	54,118	2,4	4,466	-32,43	-34,67	7,604
13	2	0,4	50	0,12	0,652	51,74	37,44	2,4	3,715	-34,28	-31,47	7,604
14	2	0,4	75	0,16	1,236	115,2	116,85	4,8	-1,84	-41,23	-41,35	13,625
15	2	0,4	100	0,08	0,483	30,29	30,48	3,2	6,321	-29,63	-29,68	10,103
16	2	0,6	50	0,16	0,98	96,47	104,92	4,8	0,176	-39,69	-40,42	13,625
17	2	0,6	75	0,08	0,467	76,81	64,37	3,6	6,614	-37,71	-36,17	11,126
18	2	0,6	100	0,12	0,569	63,92	77,83	7,2	4,898	-36,11	-37,82	17,147

Le tableau **IV.1** présente les résultats expérimentaux des paramètres de performance (Ra, Fz, Vt et MRR), ainsi que les valeurs correspondantes des rapports signal/bruit (S/N) calculées. Les valeurs de (Ra), (Fz), (Vt) et (MRR) ont été obtenues à partir de diverses configurations de paramètres de coupe. Ces configurations sont basées sur le plan expérimental factoriel mixte réduit L18 de Taguchi, conçu pour optimiser et analyser l'impact des différents paramètres de coupe sur les performances du processus d'usinage.

À l'aide du logiciel Minitab version 18, une conception de réseau orthogonal Taguchi a été réalisée pour l'analyse des paramètres d'usinage. Les résultats obtenus à partir de cette analyse, effectuée avec le logiciel, sont présentés ci-dessus. Cette approche permet une évaluation systématique des facteurs influençant les performances du processus d'usinage, tout en minimisant le nombre d'expériences nécessaires.

IV.2.1.1 Optimisation Taguchi S/N pour Ra

D'après l'analyse présentée dans la figure **IV.1** et le tableau **IV.2**, il ressort clairement que les paramètres d'usinage, à savoir le type de matériau de l'outil de coupe (M), la profondeur de passe (ap), la vitesse de coupe (Vc) et l'avance par tour (f), exercent des effets différenciés sur (Ra). Le paramètre (f) s'avère avoir l'influence la plus significative, avec un effet de 5,069, suivie par le matériau de l'outil de coupe (M), dont l'effet est de 3,366, puis (Vc), avec un effet de 2,463. Enfin, (ap) présente l'effet le moins important, avec une valeur de 2,416.

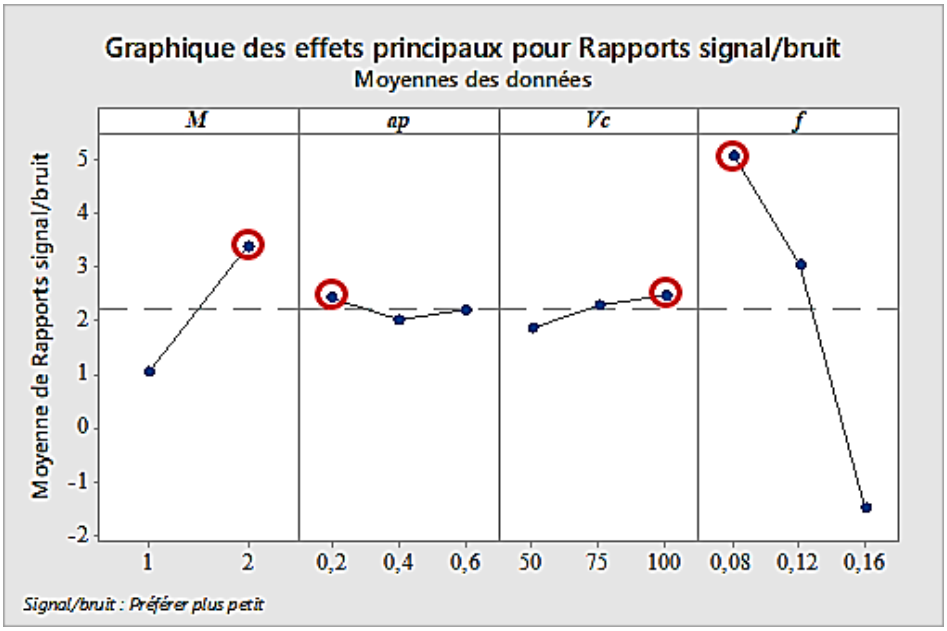


Fig. IV.1 : Graphique des effets principaux pour rapport S/N pour Ra.

Selon la méthode de Taguchi, le régime optimal pour minimiser la rugosité de surface (Ra) est atteint lorsque les paramètres d'usinage sont ajustés aux niveaux suivants : avance par dent (f1), matériau de l'outil de coupe (M2), vitesse de coupe (Vc3) et profondeur de passe (ap1). Ces niveaux correspondent respectivement aux conditions optimales de l'usinage, à savoir (Vc) = 100 m/min, (f) = 0,08 mm/dent, (ap) = 0,2 mm, et une plaquette GC 1125. Les configurations optimales de ces paramètres sont indiquées par des cercles dans la figure **IV.1**, soulignant ainsi les conditions idéales pour obtenir une rugosité de surface minimale.

Tableau IV.2 : Tableau des réponses pour les rapports signal/bruit de Ra

Niveau	M	ap	Vc	f
1	1,043	**2,416**	1,862	**5,069**
2	**3,366**	2,008	2,288	3,034
3		2,189	**2,463**	-1,489
Delta	2,324	0,408	0,601	6,558
Rang	2	4	3	1

IV.2.1.2 Optimisation Taguchi S/N pour Fz

Les conditions de coupe optimales pour l'effort de coupe tangentiel (Fz) ont été déterminées en utilisant les paramètres suivants : plaquette de coupe non-revêtue (M1), (ap) de 0,2 mm, (Vc) de 50 m/min, et (f) de 0,08 mm/tr, avec une matrice orthogonale (**1 1 1 1**). Ces conditions ont permis d'obtenir la meilleure valeur de Fz. Les valeurs des niveaux des facteurs pour (Fz), selon la conception de Taguchi, sont présentées dans le tableau **IV.3**. Le graphique de ces niveaux de facteurs est illustré dans la figure **IV.2**. À partir de ces résultats, des interprétations peuvent être faites afin de déterminer les conditions de coupe optimales pour des expériences futures dans des conditions similaires.

Le rapport signal/bruit (S/N) moyen pour chaque niveau d'expérience a été calculé à partir des valeurs enregistrées, comme indiqué dans le tableau **IV.3**. Les différences entre les valeurs maximales et minimales du rapport S/N, ainsi que l'effet principal de chaque facteur, sont également indiquées dans le tableau **IV.3**. En particulier, (f) et (ap) sont les facteurs présentant les plus grandes différences de delta, respectivement de 6,64 et 5,09.

Selon la prédiction de Taguchi, qui stipule qu'une plus grande différence entre les valeurs du rapport S/N indique un effet plus significatif sur la réponse (dans ce cas, Fz), on peut conclure qu'une augmentation de (f) entraînera une augmentation significative de (Fz), tout comme une augmentation de (ap).

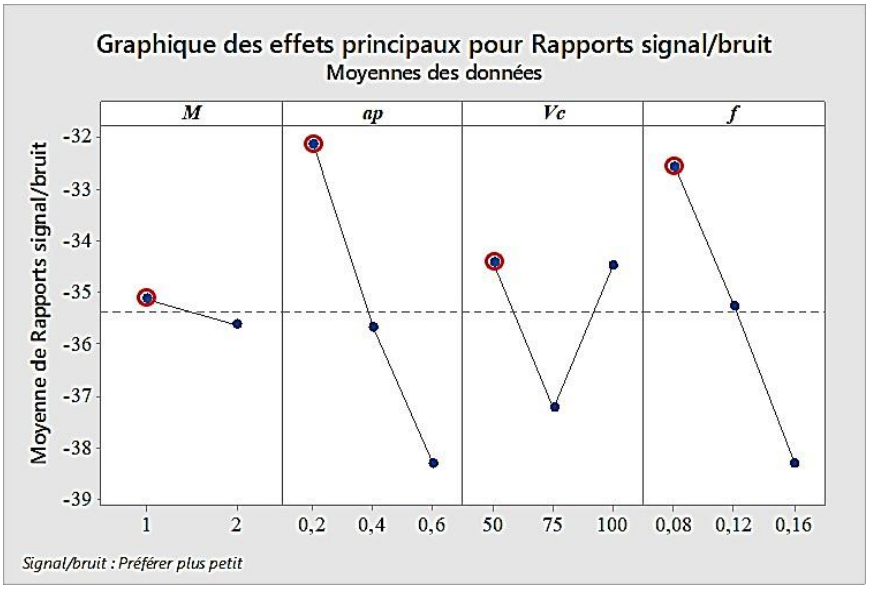


Fig. IV.2 : Graphique des effets principaux pour rapport S/N pour Fz.

Tableau IV.3 : Tableau des réponses pour les rapports signal/bruit de Fz.

Niveau	M	ap	Vc	f
1	**-35,12**	**-32,14**	**-34,43**	**-32,56**
2	-35,63	-35,68	-37,23	-35,27
3		-38,31	-34,47	-38,29
Delta	0,50	6,17	2,81	5,73
Rang	4	1	3	2

IV.2.1.3 Optimisation Taguchi S/N pour Vt

Le régime optimal pour minimiser les vibrations de l'outil (Vt), tel que sélectionné à partir des résultats expérimentaux, est illustré dans la figure **IV.3** et correspond aux conditions suivantes : plaquette de coupe non-revêtue (M1), (ap) de 0,2 mm, (Vc) de 50 m/min, et (f) de 0,08 mm/tr. Il est à noter que ce régime optimal utilise une plaquette en carbure non-revêtu (H13A), associée à une profondeur de passe faible (ap = 0,2 mm), une vitesse de coupe modérée (Vc = 50 m/min), et une avance faible (f = 0,08 mm/tr).

La variation des paramètres d'usinage en fonction du rapport signal/bruit (S/N) est présentée dans la figure **IV.3**. Selon les valeurs de delta des différents paramètres, les effets relatifs de chaque facteur sont les suivants : le facteur (f) avec delta = -30,39, (ap) avec delta = -31,70, (Vc) avec delta = -32,48, (M) avec delta = -32,68. Ces valeurs sont détaillées dans le tableau **IV.4**, ce qui permet de constater que l'impact des facteurs de coupe sur les Vt est très sensible à la variation des paramètres, avec une différence marquée entre les valeurs maximales et minimales du rapport S/N.

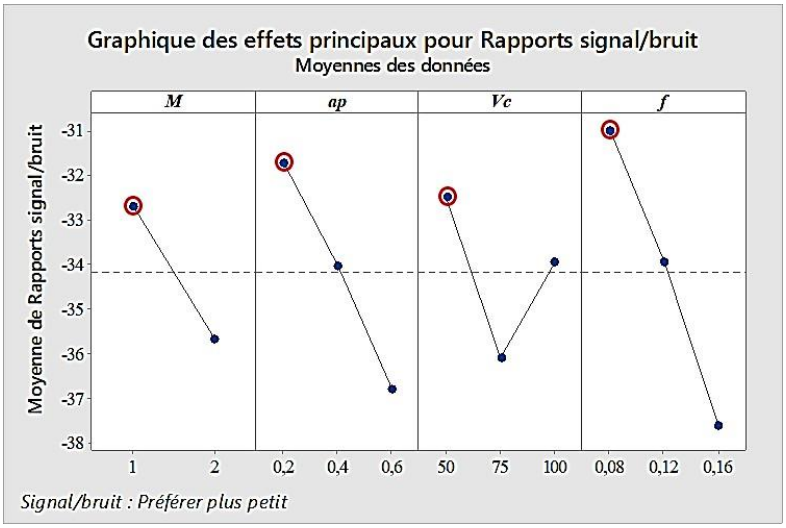


Fig. IV.3 : Graphique des effets principaux pour rapport S/N pour Vt.

Tableau IV.4 : Tableau des réponses pour les rapports signal/bruit de Vt.

Niveau	M	ap	Vc	f
1	**-32,68**	**-31,70**	**-32,48**	**-30,98**
2	-35,67	-34,02	-36,09	-33,93
3		-36,79	-33,95	-37,61
Delta	2,99	5,09	3,60	6,64
Rang	4	2	3	1

IV.2.1.4 Optimisation Taguchi S/N pour MRR

Les niveaux optimaux des paramètres d'entrée ont été déterminés à partir de la figure **IV.4**, qui montre les valeurs maximales du rapport signal/bruit (S/B). Les meilleurs niveaux des facteurs de contrôle sont les suivants : (ap) de 0,6 mm, (Vc) de 100 m/min, et (f) de 0,16 mm/tr. Il est à noter que le matériau de la

Plaquette de coupe n'a pas d'influence significative sur (MRR). En conséquence, les paramètres optimaux pour les conditions de coupe se résument comme suit
: M1 ou M2 , ap3, Vc3, et f3.

D'après les valeurs Delta présentées dans le tableau IV.5, l'influence relative des paramètres de coupe sur le (MRR) peut être clairement hiérarchisée. Le facteur ayant l'effet le plus significatif est la (ap), avec une valeur Delta de 13,966, suivi de (f) et de la (Vc), toutes deux affichant une valeur Delta de 12,451. Ces écarts indiquent une sensibilité marquée du MRR aux variations des paramètres de coupe, ce qui se traduit par une variation importante entre les niveaux minimum et maximum du rapport signal/bruit (S/N). Cette tendance met en évidence que l'optimisation du MRR nécessite une attention particulière à la sélection rigoureuse des niveaux de ap, f, et Vc, qui conditionnent directement la productivité du processus d'usinage.

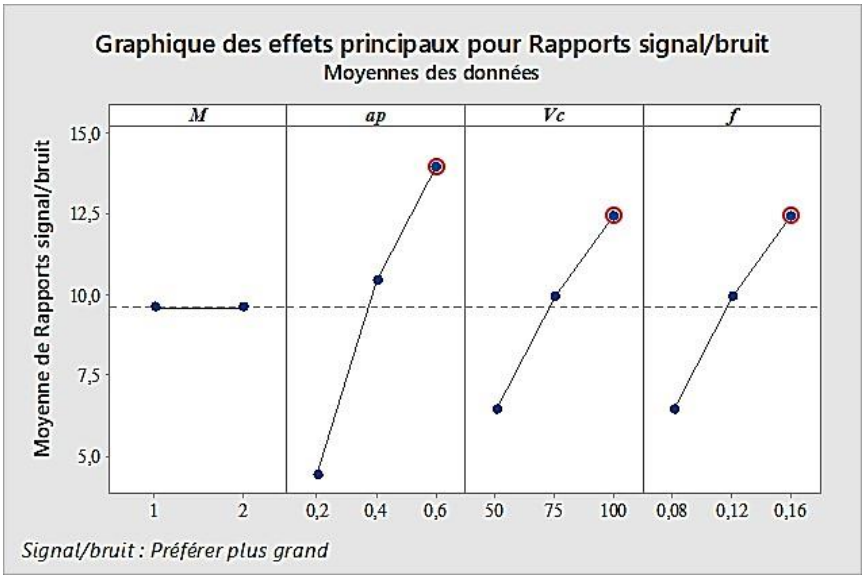


Fig. IV.4 : Graphique des effets principaux pour rapport S/N pour MRR.

Tableau IV.5 : Tableau des réponses pour les rapports signal/bruit de MRR.

Niveau	M	ap	Vc	f
1	9,611	4,423	6,430	6,430
2	9,611	10,444	9,952	9,952
3		**13,966**	**12,451**	**12,451**
Delta	0,000	9,542	6,021	6,021
Rang	4	1	2	3

Le tableau **IV.6** résume les conditions de coupe optimaux déterminées pour les paramètres prévus (Ra, Fz, Pc et MRR) séparément, ainsi que les résultats optimisés.

Tableau IV.6 : Paramètre de coupe optimale et résultat expérimental.

Objectif	M	ap	Vc	f	Réponse
Minimisation de Ra	2	0.2	100	0.08	0.378 (µm)
Minimisation de Fz	1	0.2	50	0.08	16,12 (N)
Minimisation de Vt	1	0.2	50	0.8	17,019 (m/s)
Maximisation de MRR	/	0.6	100	0.16	6.4 (cm^3/min)

IV.3 Optimisation multi-objectifs

IV.3.1 Optimisation avec les méthodes MCDM

Les concepts de prise de décision multicritère (MCDM) sont largement exploités par les chercheurs pour optimiser les paramètres de coupe dans le cadre des procédés d'usinage, notamment le tournage. Ces méthodes permettent de classer et sélectionner la combinaison optimale de paramètres à partir d'un ensemble d'alternatives, en prenant en compte simultanément plusieurs critères de performance souvent contradictoires. Dans cette étude, une revue détaillée de la littérature a été réalisée, axée sur l'application des différentes approches MCDM dans le domaine de la fabrication, et plus spécifiquement sur l'optimisation des paramètres du processus de tournage [65].

Parmi les différentes approches disponibles dans la famille MCDM, ce travail s'est particulièrement concentré sur celles les plus répandues et les plus efficaces dans le secteur manufacturier, notamment la Technique de préférence par similarité à la solution idéale (TOPSIS). Les résultats de cette revue mettent en évidence la capacité éprouvée de ces méthodes à résoudre efficacement des problèmes multicritères complexes, en fournissant des solutions optimales équilibrant les objectifs technologiques, économiques, et de qualité.

IV.3.1.1 Méthode TOPSIS

La méthode TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) est une technique classique d'optimisation multicritère relevant de l'approche MCDM, introduite par Hwang et Yoon en 1981 [66]. Cette méthode est largement utilisée dans divers domaines de l'ingénierie et de la production pour résoudre des problèmes de prise de décision

multicritère complexes [67]. Elle repose sur l'hypothèse fondamentale selon laquelle la meilleure alternative doit non seulement être la plus proche de la solution idéale (meilleurs niveaux de chaque critère), mais aussi la plus éloignée de la solution anti-idéale (pires niveaux de chaque critère).

La méthode TOPSIS est particulièrement appréciée pour sa simplicité de mise en œuvre, sa robustesse analytique et sa capacité à fournir un classement clair des alternatives en fonction d'un indice de proximité relative. Cette approche convertit un problème à critères multiples en un indice synthétique de performance globale, permettant de comparer objectivement différentes configurations d'un système donné.

Le processus TOPSIS se déroule généralement selon les étapes suivantes [68] :

- **Étape 1** : La normalisation de la matrice de décision est calculée par l'équation ci-dessous

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{m} x^2}} \qquad \text{j} = 1,2\ldots\ldots, \text{n; i} = 1,2\ldots\ldots, \text{m} \qquad \text{(Eq. IV.4)}$$

- **Étape 2** : La matrice de décision normalisée est multipliée par les poids associés, Wj, tirés du tableau 2 et obtenus par l'équation suivante :

$$V_{ij} = n_{ij} B_j \qquad \text{j} = 1,2\ldots\ldots, \text{n; i} = 1,2\ldots\ldots, \text{m} \qquad \text{(Eq. IV.5)}$$

- **Étape 3** : Les solutions idéales et idéales du nadir sont déterminées à l'aide des équations () et () ci-dessous respectivement :

$$\{V_1^+ V_2^+ \cdots\cdots V_n^+\} = \{(Max V_{ij} \mid j \in K), (Min\, V_{ij} \mid j \in k') \mid i = 1,2,\ldots,m\}$$

$$\{V_1^- V_2^- \cdots\cdots V_n^-\} = \{(Min V_{ij} \mid j \in K), (Max\, V_{ij} \mid j \in k') \mid i = 1,2,\ldots,m\}$$

Où K est l'indice de critères d'avantages et K' est l'indice de critères de coûts.

- **Étape 4** : La distance par rapport aux solutions idéales et nadirales est calculée respectivement par les équations (Eq. IV.6) et (Eq. IV.7) ci-dessous :

$$S_i^+ = \left\{\sum_{j=1}^{n} \left(V_{ij} - V_j^+\right)^2\right\}^{0,5} \qquad \text{j} = 1,2\ldots, \text{n; i} = 1,2\ldots, \text{m} \qquad \text{(Eq. IV.6)}$$

$$S_i^- = \left\{\sum_{j=1}^{n} \left(V_{ij} - V_j^-\right)^2\right\}^{0,5} \qquad \text{j} = 1,2\ldots, \text{n; i} = 1,2\ldots, \text{m} \qquad \text{(Eq. IV.7)}$$

- **Étape 5** : La proximité relative calculée à partir de la solution idéale est issue de l'équation (Eq. IV.8) ci-dessous :

$$C_i = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-} \qquad i = 1, 2\ldots, m\ ; 0 \leq C_i \leq 1 \qquad \text{(Eq. IV.8)}$$

Le résultat obtenu à partir de l'équation (**IV.8**) génère un indice de similarité relative pour chaque alternative évaluée. La valeur la plus élevée de cet indice correspond à l'alternative la plus proche de la solution idéale, ce qui lui confère le meilleur rang dans le classement. À l'inverse, la plus faible valeur indique la plus grande proximité avec la solution anti-idéale, représentant ainsi la moins performante des configurations évaluées. Par conséquent, le classement final des alternatives est effectué dans un ordre décroissant des indices *Ci* où le rang 1 est attribué à l'alternative ayant la valeur maximale de Ci reflétant les meilleures performances globales selon les critères multicritères considérés.

Tableau IV.7 : Indice de performance de différentes combinaisons d'usinage utilisant TOPSIS.

N°	normalized data				weighted normalized matrix				Ci	Rank
	Ra	Fz	Vt	MRR	Ra	Fz	Vt	MRR		
1	**0,613**	**16,12**	**17,019**	**0,8**	0,1533	4,03	4,255	0,2	**0,9565**	**1**
2	0,869	42,7	31,66	1,8	0,2173	10,675	7,915	0,45	0,784	3
3	1,173	50,55	37,559	3,2	0,2933	12,6375	9,39	0,8	0,7175	5
4	0,687	48,12	27,506	1,6	0,1718	12,03	6,877	0,4	0,766	4
5	0,755	71,58	56,743	3,6	0,1888	17,895	14,19	0,9	0,5211	11
6	1,237	81,33	77,238	6,4	0,3093	20,3325	19,31	1,6	0,3713	15
7	0,845	90,24	53,238	3,6	0,2113	22,56	13,31	0,9	0,453	14
8	1,31	110,61	95,052	7,2	0,3275	27,6525	23,76	1,8	0,159	17
9	0,765	65,78	40,973	4,8	0,1913	16,445	10,24	1,2	0,6216	9
10	1,215	60,87	56,829	1,6	0,3038	15,2175	14,21	0,4	0,5737	10
11	0,415	49,36	52,127	1,2	0,1038	12,34	13,03	0,3	0,6546	8
12	0,598	41,84	54,118	2,4	0,1495	10,46	13,53	0,6	0,6802	7
13	0,652	51,74	37,44	2,4	0,163	12,935	9,36	0,6	0,7109	6
14	1,236	115,2	116,85	4,8	0,309	28,8	29,21	1,2	0,0277	18
15	0,483	30,29	30,48	3,2	0,1208	7,5725	7,62	0,8	0,8586	2
16	0,980	96,47	104,92	4,8	0,245	24,1175	26,23	1,2	0,1593	16
17	0,467	76,81	64,37	3,6	0,1168	19,2025	16,09	0,9	0,4579	12
18	0,569	63,92	77,83	7,2	0,1423	15,98	19,46	1,8	0,4557	13

Selon le tableau **IV.7** l'alternative 1 est la meilleure alternative, avec des valeurs Ra, Fz, Vt et MRR de 0,613 µm, 16,12 N, 17,019 m/s et 43,33 cm^3/min respectivement. La meilleure combinaison de paramètres d'usinage a été trouvée à la plaquette de coupe non-revêtue (H13A),

une vitesse de coupe Vc = 50 m/min, une, une profondeur de passe ap = 0,2 mm, une vitesse d'avance avance f = 0,08 mm/tr

IV.3.1.2 Méthode ARAS

La méthode ARAS (Additive Ratio Assessment) a été introduite par **Zavadskas et Turskis** en 2010 [69]. Il s'agit d'une méthode d'aide à la décision multicritère (MCDM) fondée sur le principe de la théorie de l'utilité, qui permet de déterminer la solution optimale parmi un ensemble d'alternatives en utilisant des mesures quantitatives d'efficacité. L'approche ARAS évalue l'efficacité relative de chaque alternative en la comparant à une solution optimale de référence, intégrant à la fois les critères de bénéfice (à maximiser) et les critères de coût (à minimiser). L'efficacité relative est ensuite utilisée pour hiérarchiser les alternatives. Un aspect fondamental de cette méthode réside dans le fait que les pondérations attribuées aux critères influencent directement la valeur d'utilité finale de chaque alternative : plus la pondération d'un critère est élevée, plus son influence sur le résultat global est importante [70]. Par conséquent, la meilleure alternative est celle présentant la plus grande valeur d'utilité, traduisant le compromis optimal entre l'ensemble des critères évalués.

Les étapes suivantes sont impliquées dans la méthode ARAS comme suit [71] :

- **Étape 1** : normalisation linéaire basée sur la somme

Le plus grand est préférer :

$$t_{ij} = \frac{(x_{ij})}{\sum_{i=0}^{m}(x_{ij})}; (i = 1,2 \ldots, m; j = 1,2, \ldots, n) \quad \text{(Eq. IV.9)}$$

Le plus petit est préférer :

$$t_{ij} = \frac{\left(\frac{1}{x_{ij}}\right)}{\sum_{i=0}^{m}\left(\frac{1}{x_{ij}}\right)} \qquad \text{(Eq. IV.10)}$$

- **Étape 2** : matrice de pondération

$$W_{ij} = t_{ij} \times W_j; (i = 1,2, \cdots m \; and \; j = 1,2, \ldots, n) \quad \text{(Eq. IV.11)}$$

- **Étape 3** : fonction optimale Si

$$S_i = \sum_{j=1}^{n} W_{ij}; (i = 1, \ldots, m) \qquad \text{(Eq. IV.12)}$$

- **Étape 4** : degré d'utilité

$$D_i = \frac{s_i}{s}; (i = 0,1, \dots, m) \qquad \text{(Eq. IV.13)}$$

Tableau IV.8 : Calcul de la fonction d'optimalité par ARAS.

N°	t_{ij}				W_{ij}				S_i	D_i	Rank
	Ra	Fz	Vt	MRR	Ra	Fz	Vt	MRR			
1	**0,613**	**16,12**	**17,019**	**0,8**	0,015	0,038	0,032	0,003	0,09	0,748	**1**
2	0,869	42,7	31,66	1,8	0,011	0,014	0,017	0,006	0,05	0,419	3
3	1,173	50,55	37,559	3,2	0,008	0,012	0,015	0,011	0,06	0,39	5
4	0,687	48,12	27,506	1,6	0,013	0,012	0,02	0,006	0,052	0,439	4
5	0,755	71,58	56,743	3,6	0,012	0,009	0,01	0,013	0,043	0,366	11
6	1,237	81,33	77,238	6,4	0,007	0,007	0,007	0,022	0,044	0,377	15
7	0,845	90,24	53,238	3,6	0,011	0,01	0,01	0,013	0,041	0,345	14
8	1,31	110,61	95,052	7,2	0,007	0,006	0,006	0,025	0,044	0,371	17
9	0,765	65,78	40,973	4,8	0,012	0,01	0,013	0,017	0,051	0,439	9
10	1,215	60,87	56,829	1,6	0,008	0,01	0,01	0,006	0,033	0,28	10
11	0,415	49,36	52,127	1,2	0,022	0,012	0,01	0,004	0,05	0,42	8
12	0,598	41,84	54,118	2,4	0,015	0,015	0,01	0,008	0,05	0,413	7
13	0,652	51,74	37,44	2,4	0,014	0,012	0,015	0,008	0,05	0,417	6
14	1,236	115,2	116,85	4,8	0,007	0,005	0,005	0,019	0,034	0,292	18
15	0,483	30,29	30,48	3,2	0,019	0,02	0,018	0,011	0,068	0,582	2
16	0,980	96,47	104,92	4,8	0,009	0,006	0,005	0,017	0,038	0,327	16
17	0,467	76,81	64,37	3,6	0,02	0,008	0,008	0,013	0,05	0,416	12
18	0,569	63,92	77,83	7,2	0,016	0,01	0,007	0,025	0,058	0,494	13

Le tableau **IV.8** présente les résultats obtenus à partir de l'application de la méthode ARAS, notamment les valeurs normalisées des critères t_{ij}, les éléments de la matrice pondérée W_{ij}, les fonctions d'utilité additive S_i, ainsi que les degrés d'utilité relatifs D_i pour chaque alternative évaluée. Parmi les différentes configurations expérimentales, l'essai numéro 1 se distingue avec une valeur maximale de degré d'utilité Di = 0,748, ce qui en fait la meilleure solution selon la méthode ARAS.

Le régime de coupe optimal correspondant à cet essai est défini par les paramètres suivants :

- M1 : plaquette de coupe en carbure non-revêtue (H13A),
- ap1 : profondeur de passe de 0,2 mm,
- Vc1 : vitesse de coupe de 50 m/min,
- f1 : avance par tour de 0,08 mm/tr.

Les valeurs optimisées des réponses technologiques associées à cette configuration sont :

- Rugosité de surface (Ra) : 0,613 µm,
- Effort de coupe tangentiel (Fz) : 16,12 N,
- Vibration tangentielle (Vt) : 17,019 m/s²,
- Volume de matière enlevée (MRR) : 43,33 cm³/min.

Ces résultats confirment l'efficacité de la méthode ARAS pour l'identification d'un compromis optimal entre les différents critères de performance du procédé d'usinage.

IV.3.1.3 Méthode CODAS

La méthode CODAS (*COmbinative Distance-based ASsessment*), introduite par Keshavarz Ghorabaee et al. (2016) [72], constitue une approche robuste de la prise de décision multicritère (MCDM), fondée sur l'évaluation de la distance entre les alternatives et une solution de référence. Cette méthode repose sur l'intégration combinatoire de deux types de mesures de distance : la distance euclidienne et la distance Manhattan (ou taxi). L'association de ces deux métriques permet une évaluation plus fiable et plus nuancée des alternatives, en fournissant une mesure complète de leur proximité ou de leur éloignement par rapport à la solution idéale [73].

L'efficacité de la méthode CODAS réside dans sa capacité à différencier de manière précise les performances des alternatives, en tenant compte à la fois des variations absolues (via la distance euclidienne) et linéaires (via la distance taxi), ce qui renforce sa pertinence dans des contextes d'optimisation multi-critères complexes, tels que l'usinage à haute performance.

Les étapes de la méthode CODAS proposée sont présentées comme suit [74] :

- **Étape 1** : détermination de la matrice de décision initiale

$$X = [x_{ij}]_{nXm} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

Où x_{ij} ($x_{ij} \geq 0$) est la valeur de performance de la $i^{ème}$ alternative sur le $j^{ème}$ critère.

- **Étape 2** : la normalisation des valeurs des critères

$$n_{ij} = \begin{cases} \dfrac{x_{ij}}{\max x_{ij}} \\ \dfrac{\min x_{ij}}{x_{ij}} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \ldots, n; j = 1, 2, \ldots, m \qquad \text{(Eq. IV.14)}$$

- **Étape 3** : la matrice normalisée pondérée est préméditée

$$r_{ij} = w_j n_{ij} \qquad \text{(Eq. IV.15)}$$

Où wj ($0<wj<1$) est le poids du $j^{ième}$ critère et $\sum_{j=1}^{m} w_j = 1$

- **Étape 4** : détermination de la solution idéale négative (point)

$$ns = [ns_j]_{1Xm} \qquad \text{(Eq. IV.16)}$$

$$ns_j = min\, r_{ij} \qquad \text{(Eq. IV.17)}$$

- **Étape 5** : calcul des distances euclidiennes et des distances de taxi pour les options utilisant une solution idéale négative

$$E_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{m}(r_{ij} - ns_j)^2} \qquad \text{(Eq. IV.18)}$$

$$T_i = \sum_{j=1}^{m}|r_{ij} - ns_j| \qquad \text{(Eq. IV.19)}$$

- **Étape 6** : construction d'une matrice d'évaluation relative

$$R_a = [h_{ik}]_{nXn}$$

$$h_{ik} = (E_i + E_k) + (\psi(E_i - E_k)X(T_i - T_k)) \qquad \text{(Eq. IV.20)}$$

Où $k \in \{1,2, \ldots, n\}$ et ψ désignent la fonction de seuil définie comme suit :

$$\psi = \begin{cases} 1\ if\ |x| \geq \tau \\ 0\ if\ |x| \leq \tau \end{cases}$$

- **Étape 7** : calculer les alternatives de somme d'évaluation et de classement

$$H_i = \sum_{k=1}^{n} h_{ik} \qquad \text{(Eq. IV.21)}$$

Le tableau **IV.9** présente les résultats de l'optimisation multi-critère des réponses de tournage de l'alliage de titane Ti-6Al-4V à l'aide de la méthode CODAS. L'analyse des scores d'évaluation obtenus indique que l'essai n°1 se distingue par le score le plus élevé, traduisant ainsi la meilleure performance globale parmi l'ensemble des configurations testées. Cette configuration correspond aux paramètres d'usinage suivants : vitesse de coupe de 50 m/min,

avance par tour de 0,08 mm/tr, profondeur de passe de 0,2 mm, avec l'utilisation d'une plaquette de coupe en carbure non-revêtu (H13A).

Ces résultats permettent de conclure que les conditions opératoires de l'essai n°1 représentent le régime optimal de tournage de finition pour l'alliage de titane Ti-6Al-4V, en assurant un compromis optimal entre les critères de qualité de surface, d'effort de coupe, de vibration et de productivité.

Tableau IV.9 : Résultats de l'optimisation avec CODAS.

N°	Normalisation				Matrice normalisée pondérée				H_i	Rang
	Ra	Fz	Vt	MRR	Ra	Fz	Vt	MRR		
1	0,677	1	1	0,111	0,169	0,25	0,25	0,028	0,554	**1**
2	0,478	0,378	0,538	0,25	0,119	0,094	0,134	0,063	-0,208	14
3	0,354	0,319	0,453	0,444	0,088	0,08	0,113	0,111	-0,224	15
4	0,604	0,335	0,619	0,222	0,151	0,084	0,155	0,056	-0,116	9
5	0,55	0,225	0,299	0,5	0,137	0,056	0,075	0,125	-0,226	16
6	0,335	0,198	0,22	0,889	0,084	0,05	0,055	0,222	0,07	5
7	0,491	0,179	0,32	0,5	0,123	0,045	0,08	0,125	-0,251	17
8	0,317	0,146	0,179	1	0,08	0,036	0,045	0,25	0,176	3
9	0,542	0,245	0,415	0,667	0,136	0,061	0,104	0,167	-0,047	8
10	0,342	0,265	0,299	0,222	0,085	0,066	0,075	0,056	-0,483	18
11	1	0,327	0,326	0,167	0,25	0,082	0,082	0,042	0,02	6
12	0,694	0,385	0,314	0,333	0,173	0,096	0,079	0,083	-0,184	12
13	0,637	0,312	0,455	0,333	0,159	0,078	0,114	0,083	-0,187	13
14	0,336	0,14	0,146	0,667	0,084	0,035	0,036	0,167	-0,157	11
15	0,85	0,532	0,558	0,444	0,215	0,133	0,14	0,111	0,141	4
16	0,423	0,167	0,162	0,667	0,106	0,042	0,041	0,167	-0,146	10
17	0,889	0,21	0,264	0,5	0,222	0,052	0,066	0,125	-0,008	7
18	0,729	0,252	0,219	1	0,182	0,063	0,055	0,25	0,276	2

IV.3.1.4 Méthode GRA

La théorie des systèmes gris a été introduite par **Deng, J.L**. en 1982 [75]. L'Analyse Relationnelle Grise (GRA), qui en découle, est une méthode d'optimisation adaptée aux problèmes multi-réponses. Cette technique permet de réduire efficacement plusieurs critères de performance à une seule réponse consolidée, facilitant ainsi l'identification de la combinaison optimale des paramètres d'entrée. En optimisant simultanément plusieurs critères, la GRA vise à améliorer de manière holistique les résultats du système étudié. Les principales étapes de la méthode sont les suivantes [76] **:**

- **Étape 1** : Les réponses sont normalisées pour produire des valeurs transformées au milieu de 0 et 1

$$X_{ij}^{*} = \frac{X_{ij} - Min(X_{ij})}{Max(X_{ij}) - Min(X_{ij})} \qquad \text{(Eq. IV.22)}$$

Où *Xij* = évaluation normalisée pour la i[ème] variable de réponse du j[ième] essai, *q* est le nombre d'essais, *j* = 1, 2, 3, …*q*.

- **Étape 2** : La valeur de référence est calculée, qui est la plus grande de la valeur normalisée et de la différence absolue entre chaque valeur normalisée

$$R = Max(X_{ij}^{*})$$

$$\Delta_{ij} = \left| X_{ij}^{*} - R \right| \qquad \text{(Eq. IV.23)}$$

- **Étape 3** : Utilisez l'équation suivante pour déterminer le GRC pour chacune des valeurs normalisées :

$$\xi_{ijk} = \frac{Min(\Delta_{ijk}) + [\zeta \times Max(\Delta_{ijk})]}{\Delta_{ijk} + [\zeta \times Max(\Delta_{ijk})]} \qquad \text{(Eq. IV.24)}$$

Où ξ_{ij} est le coefficient de corrélation gris pour la variable de réponse i[ème] du j[ème] essai, ζ est un facteur de séparation compris entre 0 et 1, 0,5 étant la valeur acceptée.

- **Étape 4** : calcule de (GRG)

L'équation résultante est considérée pour déterminer la note de relation de gris pour chaque trainée :

$$\gamma_j = \frac{\sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{r} \xi_{ijk}}{n} \qquad \text{(Eq. IV.25)}$$

Où n = nombre de réponses.

- **Étape 5** : Détermination des paramètres d'usinage optimaux

Les séries expérimentales ont été classées de manière croissante, de 1 à 18, en fonction des valeurs de degré de relation grise (GRG) associées à chaque série. La série ayant la valeur GRG la plus élevée a été identifiée comme étant l'optimum et a donc été classée en première position. Cette série représente la condition optimale d'usinage, correspondant aux paramètres de coupe idéaux pour une optimisation simultanée du processus de tournage [77]. Le classement GRG des différentes séries expérimentales est présenté dans le tableau **IV.10**.

L'analyse des valeurs de degré de relation grise (GRG) révèle que l'essai n°1 se distingue par la valeur la plus élevée de GRG, ce qui indique qu'il offre la meilleure

performance globale parmi toutes les configurations expérimentales étudiées. Cette configuration optimale correspond aux paramètres d'usinage suivants : une vitesse de coupe de 50 m/min, une avance par tour de 0,08 mm/tr, une profondeur de passe de 0,2 mm, associée à l'utilisation d'une plaquette de coupe en carbure non-revêtu (H13A).

Tableau IV.10 : Résultats de l'optimisation avec GRA.

N°	Valeurs normalisées				Coef. Relationnel de Grey				GRG	Rank
	Ra	Fz	Vt	MRR	Ra	Fz	Vt	MRR		
1	**0,613**	**16,12**	**17,019**	**0,8**	0,693	1	1	0,333	0,757	**1**
2	0,869	42,7	31,66	1,8	0,496	0,651	0,773	0,372	0,573	10
3	1,173	50,55	37,559	3,2	0,371	0,59	0,708	0,444	0,529	11
4	0,687	48,12	27,506	1,6	0,622	0,608	0,826	0,364	0,605	5
5	0,755	71,58	56,743	3,6	0,568	0,472	0,557	0,471	0,517	12
6	1,237	81,33	77,238	6,4	0,353	0,432	0,453	0,8	0,509	14
7	0,845	90,24	53,238	3,6	0,51	0,401	0,58	0,471	0,49	15
8	1,31	110,61	95,052	7,2	0,333	0,344	0,39	1	0,517	13
9	0,765	65,78	40,973	4,8	0,561	0,5	0,676	0,571	0,577	9
10	1,215	60,87	56,829	1,6	0,359	0,525	0,556	0,364	0,451	16
11	0,415	49,36	52,127	1,2	1	0,598	0,587	0,348	0,633	4
12	0,598	41,84	54,118	2,4	0,71	0,658	0,574	0,4	0,585	7
13	0,652	51,74	37,44	2,4	0,654	0,582	0,71	0,4	0,586	6
14	1,236	115,2	116,85	4,8	0,353	0,333	0,333	0,571	0,398	18
15	0,483	30,29	30,48	3,2	0,868	0,778	0,788	0,444	0,719	2
16	0,980	96,47	104,92	4,8	0,442	0,381	0,362	0,571	0,439	17
17	0,467	76,81	64,37	3,6	0,896	0,449	0,513	0,471	0,582	8
18	0,569	63,92	77,83	7,2	0,744	0,51	0,451	1	0,676	3

IV.3.2 Optimisation des paramètres de coupe basée sur le modèle mathématique

IV.3.2.1 Optimisation avec FD

L'analyse de la fonction de désirabilité a été adoptée dans cette étude pour convertir les réponses expérimentales relatives à la rugosité de surface (Ra), l'effort de coupe tangentiel (Fz), la vibration tangentielle (Vt) et le volume de matière enlevée (MRR) en des indices normalisés, appelés indices de fonction de désirabilité individuels. Cette normalisation permet de rendre chaque réponse comparable malgré leurs unités différentes. Ensuite, ces indices individuels ont été agrégés pour calculer l'indice de fonction de désirabilité composite, qui représente la performance globale du système en tenant compte de toutes les réponses simultanément. Selon les valeurs obtenues pour cet indice composite [78].

Cette méthode permet de combiner plusieurs réponses distinctes en un indice de fonction de désirabilité composite (FD), en attribuant une valeur comprise entre zéro et un, où zéro représente la moins souhaitable des performances et un la plus souhaitable [79]. Dans le cadre de l'optimisation du processus, l'objectif est de minimiser la rugosité de surface (Ra), l'effort de coupe tangentiel (Fz) et la vibration tangentielle (Vt), tout en cherchant à maximiser le volume de matière enlevée (MRR). Afin de résoudre ce problème complexe de conception des paramètres, une fonction objective F(x) est définie comme suit :

$$FD = \left(\prod_{i=1}^{n} d_i^{wi}\right)^{\frac{1}{\sum_{j=1}^{n} wi}} \qquad \text{(Eq. IV.26)}$$

$$F(x) = -FD$$

Où *di* représente les plages souhaitables de chaque réponse, *n* est le nombre de réponses et *wi* désigne l'échelle comparative pour pondérer chaque *di* résultante attribué à la réponse *i*.

Si la fonction objective est de maximiser la réponse de sortie, alors di est décrit comme suit :

$$d_i = \left[\frac{Y_i - Inf_i}{Sup_i - Inf_i}\right] \quad Si \quad Inf_i \leq Y_i \leq Sup_i \qquad \text{(Eq. IV.27)}$$

Si la fonction objective est de minimiser la réponse de sortie, alors di est décrit comme suit :

$$d_i = \left[\frac{Sup_i - Y_i}{Sup_i - Inf_i}\right] \qquad Si \quad Inf_i \leq Y_i \leq Sup_i \qquad \text{(Eq. IV.28)}$$

Où Y_i est la valeur de réponse et Y_{imax}, Y_{imin} représentent respectivement les valeurs maximales et minimales pour la réponse *i*.

Tableau IV.11 : Objectifs et plages de variation des paramètres de coupe pour l'optimisation.

Conditions	Objectifs	Limite inferieur	Limite supérieur
M	Dans l'intervalle	1	2
ap	Dans l'intervalle	0.2	0.6
Vc	Dans l'intervalle	50	100
F	Dans l'intervalle	0.08	0.16
Ra	Minimiser	0.415	1.31
Fz	Minimiser	16.12	115.2
Vt	Minimiser	17.019	116.85
MRR	Maximiser	0.8	7.2

Pour procéder à une optimisation simultanée, il est nécessaire d'attribuer une valeur minimale et une valeur maximale à chaque variable et réponse pour chaque objectif. Par la suite, les paramètres d'entrée seront définis dans un intervalle de valeurs qui respecte les limites expérimentales spécifiées [80]. Le tableau **IV.11** présente un résumé des paramètres de régimes de coupe (contraintes) utilisés durant le processus d'optimisation.

Tableau IV.12 : Résultats de l'optimisation en utilisant FD.

	M	ap	Vc	f	Ra	Fz	Vt	MRR	Désirabilité
1	**2**	**0.4**	**100**	**0.08**	**0.464**	**30.199**	**32.136**	**3.208**	**0.839**
2	2	0.2	100	0.08	0.389	19.028	29.973	1.341	0.818
3	2	0.6	100	0.08	0.483	40.181	37.912	5.074	0.811
4	2	0.2	50	0.08	0.387	24.071	24.502	1.054	0.784
5	1	0.2	100	0.12	0.680	24.883	21.594	2.104	0.779
6	1	0.2	100	0.08	0.515	12.455	18.863	0.910	0.751
7	2	0.4	50	0.08	0.403	46.120	31.418	1.587	0.750
8	1	0.4	100	0.08	0.659	39.667	28.939	2.872	0.747
9	1	0.2	50	0.08	0.612	14.970	16.060	0.898	0.721
10	1	0.2	50	0.12	0.819	11.323	-0.208	1.310	0.712

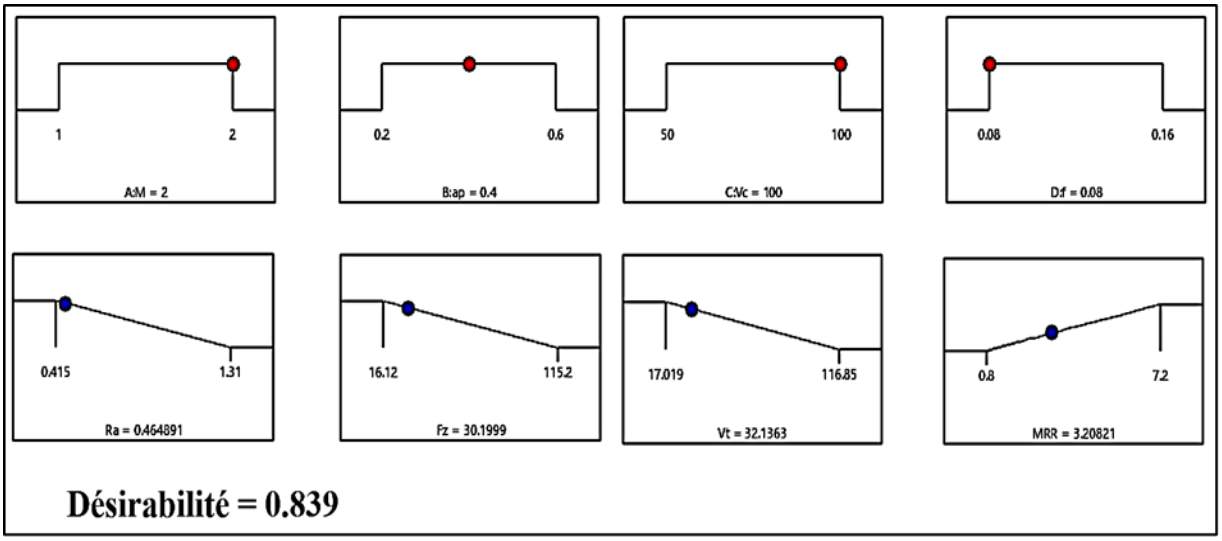


Fig. IV.5 : Diagramme de rampe de désirabilité pour Ra, Fz, Vt et MRR.

Le tableau **IV.12** présente plusieurs solutions optimales pour réduire le niveau de désirabilité, tandis que la figure **IV.5** et le tableau **IV.12** illustrent les résultats de l'optimisation. Ceci représente le régime idéal de coupe : Le matériau de coupe M = 1 (plaquette non-revêtue

H13A en carbure), Vc = 100 m/min, f = 0,08 mm/dt et ap = 0,4 mm. Les critères pour la rugosité de surface, l'effort de coupe tangentiel Fz, la vibration tangentielle Vt et le volume de matière enlevée optimaux sont les suivantes : Ra = 0,464 µm, Fz = 30,199, Vt = 32,136 µm et MRR = 3,2 cm³/min.

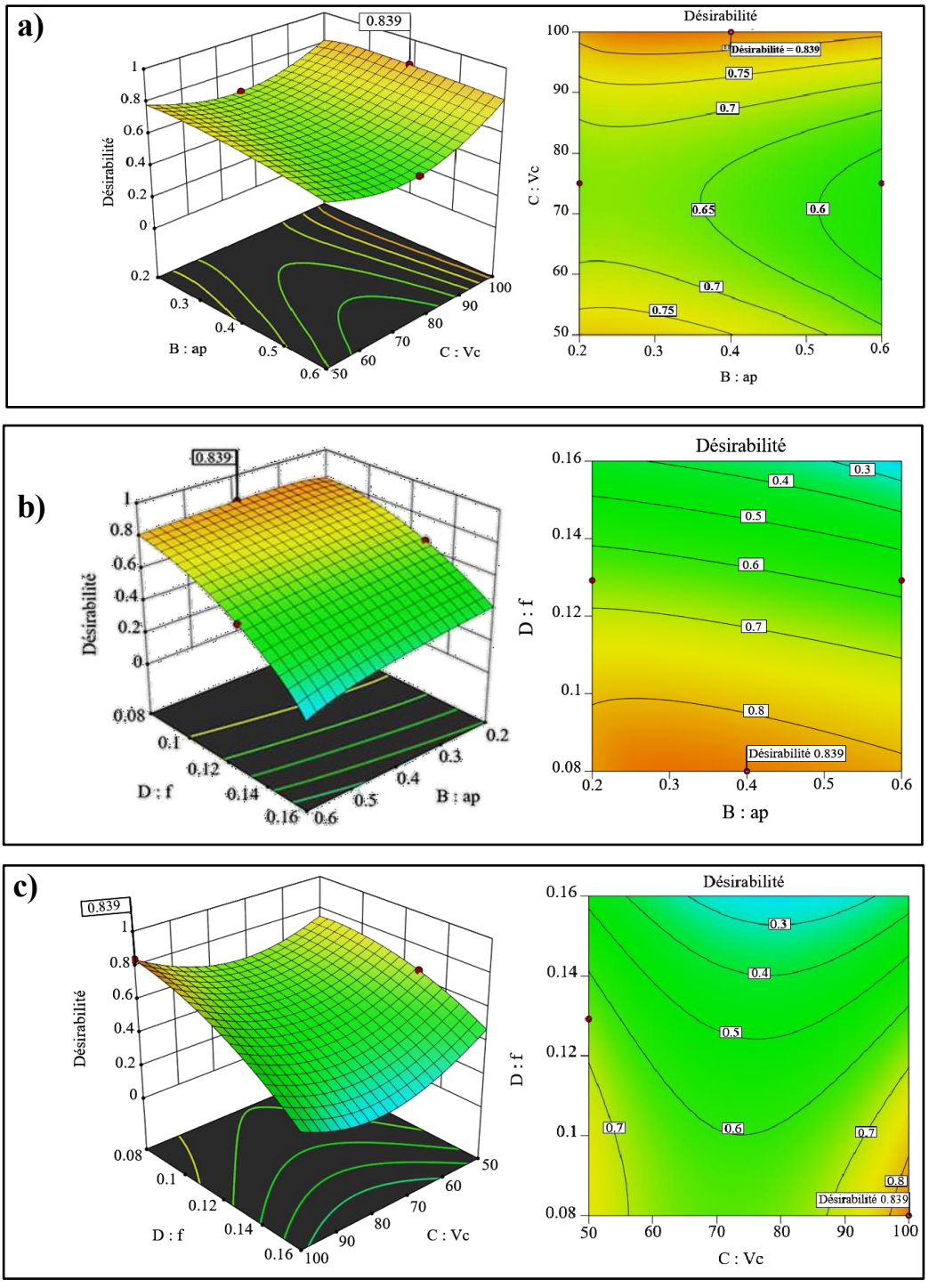


Fig. IV.6 : Graph de désirabilité de Ra, Fz, Vt et MRR (diagramme de surface 3D et surface de contours) **a)** en fonction de (ap×Vc), **b)** en fonction de (ap×f), **c)** en fonction de (f×Vc).

La figure **IV.6** présente l'utilisation de la valeur maximale de la fonction de désirabilité pour évaluer les paramètres de coupe (Vc, fz, et ap) afin d'atteindre un équilibre optimal entre les réponses d'usinage considérées, en particulier la rugosité de surface, l'effort de coupe tangentiel, la vibration tangentielle et le volume de matière enlevée.

IV.3.2.2 Optimisation des paramètres de coupe avec la méthode AG

Les **algorithmes génétiques (AG)** sont des méthodes d'optimisation inspirées des principes de la génétique et de l'évolution naturelle. Ces techniques intègrent plusieurs processus biologiques fondamentaux tels que le croisement, la mutation et la sélection, qui permettent de simuler un mécanisme évolutif pour résoudre des problèmes complexes. L'origine des algorithmes génétiques remonte aux travaux pionniers de **John Holland** sur les systèmes adaptatifs, réalisés dès 1962 [81]. Par la suite, les recherches de **David Goldberg** [82] ont joué un rôle majeur dans la diffusion et la popularisation de cette méthode, notamment grâce à son ouvrage influent [83].

Les algorithmes génétiques (AG) étant des méthodes de recherche génériques, la plupart des applications des AG aux problèmes d'optimisation de contraintes ont utilisé l'approche de la fonction de pénalité pour gérer les contraintes. L'approche de la fonction de pénalité implique un certain nombre de paramètres de pénalité qui doivent être correctement définis dans tout problème pour obtenir des solutions réalisables. Cette dépendance des performances des AG sur les paramètres de pénalité a conduit les chercheurs à concevoir des approches de fonction de pénalité sophistiquées telles que les fonctions de pénalité à plusieurs niveaux, les fonctions de pénalité dynamiques et les fonctions de pénalité impliquant une évolution basée sur la température des paramètres de pénalité avec des opérateurs de réparation. Toutes ces approches nécessitent une expérimentation approfondie pour définir les paramètres appropriés nécessaires à la définition de la fonction de pénalité. **Michalewicz** [84] décrit les difficultés de chaque méthode et compare les performances de ces algorithmes sur un certain nombre de problèmes de test. Dans une étude similaire, **Michalewicz et Schoenauer** [85] ont conclu que la méthode de la fonction de pénalité statique (sans aucune sophistication) est une approche plus robuste que les méthodes sophistiquées. En effet, une telle méthode sophistiquée peut bien fonctionner sur certains problèmes, mais peut ne pas fonctionner aussi bien sur un autre problème [86].

IV.3.2.2.1 Principes de AG

L'algorithme génétique est une méthode de résolution de problèmes d'optimisation contraints et non contraints, basée sur la sélection naturelle, avec un processus qui pilote

l'évolution biologique. L'algorithme génétique modifie à plusieurs reprises une population de solutions individuelles. À chaque étape, l'algorithme génétique sélectionne au hasard des individus de la population actuelle pour être les parents et les utilise pour produire les enfants de la génération suivante. Au fil des générations successives, la population « évolue » vers une solution optimale. L'algorithme génétique diffère d'un algorithme d'optimisation classique basé sur les dérivées de deux manières principales : (I) il génère une population de points à chaque itération. Le meilleur point de la population se rapproche d'une solution optimale, tandis que l'algorithme classique génère un seul point à chaque itération. La séquence de points se rapproche d'une solution optimale ; (II) il sélectionne la population suivante par un calcul qui utilise des générateurs de nombres aléatoires, tandis que l'algorithme classique sélectionne le point suivant de la séquence par un calcul déterministe [87].

IV.3.2.2.1.1 Codage des données ´

Généralement, le codage appliqué par les algorithmes génétiques était présenté sous forme de série de bits contenant toutes les données requises pour décrire un point dans l'espace d'état. L'avantage de ce genre de codage est qu'il facilite la création d'opérateurs de croisement et de mutation simples. C'est ainsi par l'application de ce genre de codage que les premières conclusions de convergence théorique ont été obtenues. Toutefois, ce genre de codage n'est pas toujours efficace, comme le démontrent les deux exemples :

- Deux éléments qui sont proches l'un de l'autre selon la distance Hamming ne correspondent pas obligatoirement à deux éléments similaires dans l'espace de recherche. On peut éviter ce problème en utilisant à un codage de Gray.
- Dans le cadre de problèmes d'optimisation en haute dimension, l'utilisation du codage binaire peut rapidement se montrer non performant. Habituellement, chaque variable est décrite par une partie de la chaîne binaire et l'organisation du problème n'est pas précisément représentée, l'arrangement des variables jouant un rôle dans la composition du chromosome alors qu'il n'est pas nécessairement important dans l'élaboration du problème.

Les algorithmes génétiques emploient des vecteurs réels dépassent ce type de problématique en maintenant les variables du problème dans le codage de l'élément de population, sans recourir à une codification binaire intermédiaire. Le codage préserve la structure du problème.

IV.3.2.2.1.2 Génération aléatoire de la population initiale

La rapidité de l'algorithme est extrêmement affectée par la sélection de l'ensemble initial d'individus. Lorsqu'on ne connaît pas du tout la position optimale dans l'espace d'état, il est logique de produire aléatoirement des individus en effectuant des sélections uniformes dans chaque domaine lié aux éléments de l'espace d'état, tout en s'assurant que les individus générés respectent les contraintes. En revanche, si des renseignements préliminaires sur la problématique existent, il semble évidemment logique d'établir les individus dans un sous-domaine spécifique pour favoriser une convergence rapide. Si la gestion des contraintes ne peut pas être effectuée directement, celles-ci sont habituellement intégrées au critère à optimiser sous forme de pénalités. Il est évident qu'il est préférable, lorsque cela est faisable, de ne générer que des éléments de la population qui satisfont les contraintes.

IV.3.2.2.1.3 Gestion des contraintes

Un individu de la population qui enfreint une contrainte recevra une mauvaise évaluation de performance et aura une forte probabilité d'être écarté lors du processus de sélection. Toutefois, il pourrait être bénéfique de garder, tout en les sanctionnant, les éléments non admissibles car ils pourraient contribuer à créer des éléments admissibles de haute qualité. Dans de nombreux cas, l'optimalité est réalisée lorsqu'au moins une des contraintes de séparation est atteinte, c'est-à-dire sur la limite de l'espace autorisé.

Il est compliqué de gérer les contraintes en pénalisant la fonction fitness, un « dosage » est nécessaire pour éviter de privilégier la quête de solutions valables au détriment de la recherche d'optimalité ou vice versa.

Étant donné que la population n'est pas homogène, il est essentiel de préserver sa diversité à travers les générations pour explorer le plus largement possible l'espace d'état. C'est le rôle des opérateurs de mutation et de croisement.

IV.3.2.2.1.4 Le croisement ou évolution naturelle

Le croisement, qui représente la reproduction sexuée (toujours en référence au mécanisme de sélection naturelle), constitue une des phases cruciales de l'AG. C'est l'outil principal des innovations dans l'algorithme. C'est lui qui apporte le changement. Il peut être réalisé de plusieurs façons. La méthode la plus fréquente combine les chaînes de caractères des deux individus parents pour créer des chaînes de caractères descendants. Généralement, le taux

de croisement est assez élevé et se trouve entre 70 % et 95 % de l'ensemble de la population [88].

IV.3.2.2.1.5 La mutation ou évolution accidentelle

Tout comme le croisement, la mutation cherche à altérer de manière aléatoire une portion de la population. C'est le second dispositif d'innovation dans un algorithme génétique. Le concept consiste à sélectionner une valeur de substitution aléatoire pour l'un des gènes des individus au sein de la population visée. Il est également possible d'utiliser d'autres techniques de mutation, telles que la mutation par soustraction numérique spécifiée sur un gène, ou son remplacement par une valeur aléatoire sélectionnée dans un sous-ensemble de valeurs. Contrairement au taux de recombinaison qui est généralement élevé, le taux de mutation est habituellement faible et se situe entre 0.2 % et 1 % de l'ensemble de la population. Ce taux permet d'éviter une répartition aléatoire de la population et n'apporte que quelques changements sur un nombre restreint d'individus. La mutation devient de plus en plus centrale dans les algorithmes génétiques, alors que son importance était encore perçue comme marginale il y a quelques années [88].

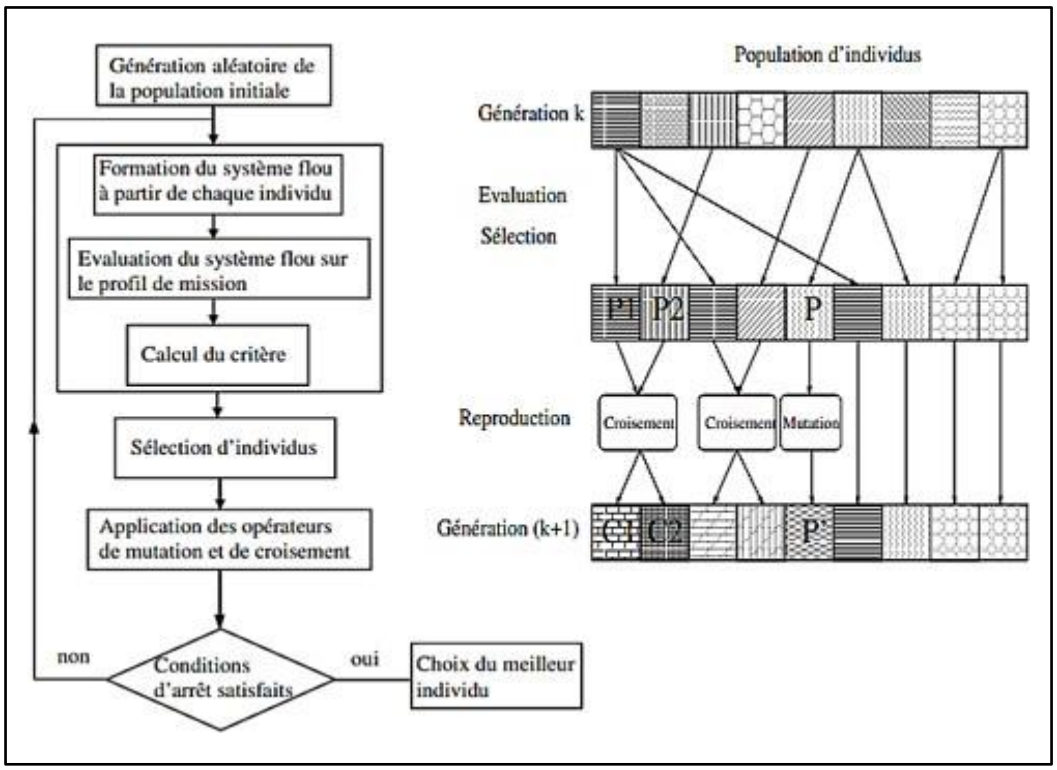


Fig. IV.7 : Principe de l'algorithme génétique [89].

Dans le cadre de cette recherche, nous avons intégré la méthode AG au réseau de neurones artificiels pour explorer le minimum de rugosité de surface et de l'effort, coupe

tangentiel et vibration tangentielle dans une démarche d'optimisation multi-objectif, en tenant compte des contraintes suivantes : profondeur de coupe [0.2 à 0.6 (mm)], vitesse de coupe [50 à 100 (m/min)], avance par tour [0,08 à 0,16 (mm/tr)], tandis que la plaquette de coupe a été considérée comme un facteur codé (1= plaquette en carbure non-revêtu (H13A), 2 = plaquette en carbure revêtu PVD (GC1125)). L'optimisation a été réalisée en utilisant le logiciel MATLAB. Les modèles ANN créés ont servi de fonction d'ajustement. Le processus GA a été conclu après 102 itérations.

IV.3.2.2.2 Résultats de l'optimisation AG-ANN

Le chapitre 3 présente des résultats qui mettent en évidence les performances du modèle ANN en termes de prédiction des réponses analysées (rugosité de surface, effort tangentiel et vibration tangentielle). Ces résultats sont le résultant d'une comparaison entre les données expérimentales et celles issues des prédictions du modèle ANN. Les valeurs prédites sont étroitement alignées avec les données expérimentales. Autrement, dans des conditions spécifiques, la méthode ANN peut servir d'outil complémentaire pour améliorer la modélisation prédictive et l'optimisation.

Après traitement, les résultats obtenus par l'optimisation AG basé sur les modèles ANN sont les suivants :

Régime optimal		**Résultats**	
M	1 (H13A)	**Ra**	0,610 µm
ap	0.2 mm	**Fz**	16,373 N
Vc	50 m/min	**Vt**	9,93 m/s
f	0.08 mm/tr	**MRR**	0,8 cm^3/min

IV.3.3 Comparaison entre les méthodes

Le tableau **IV.13** expose les régimes optimaux révélés par les cinq techniques d'optimisation, à savoir : la méthode (DF) reposant sur les modèles mathématiques développés par (RSM), la méthode algorithme génétique (AG) basé sur les modèles mathématiques développés par les réseaux de neurone artificiel (ANN) et les quatre méthodes d'optimisation (MCDM). Nous avons constaté qu'avec les quatre méthodes (MCDM) appliquées, le même régime optimal est sélectionné : la profondeur (ap=0,2 mm), la vitesse de coupe (Vc=50 m/min), l'avance (f=0,08 mm/tr) et la plaquette de coupe en carbure non-revêtue (H13A), ce qui nous

conduise à obtenir des valeurs minimales de l'effort de coupe (Fz=16,12 N) et de la vibration tangentielle (Vt= 17,019 m/s), avec un volume de matière enlevé minimale MRR=0.8 cm^3/min ce qui réduire en parallèle la productivité. La valeur de rugosité de surface obtenue (Ra=0,613 µm) n'est pas la plus petite parmi les valeurs obtenues expérimentalement, mais en général c'est une valeur relativement acceptable confirme au l'objectif recherché.

La méthode de la fonction de désirabilité (FD) propose le régime optimal suivant : M2 (GC1125), ap1=0,4 mm, Vc3=100 m/min, f1=0,08 mm/tr. Celui-ci se traduit par les résultats suivants (Ra=0,464 µm, Fz=30,199 N, Vt=32,136 m/s et MRR=3.2 cm^3/min). L'examen du régime de coupe indique que la technique (FD) sélectionne l'objectif de réduire Ra, Fz et Vt plutôt que de maximiser le volume de matière enlevée MRR. C'est un cas intéressant à étudier lorsqu'on vise une qualité d'usinage élevée tout en minimisant la consommation d'énergie dans le secteur industriel.

Selon la méthode de l'algorithme génétique basée sur le modèle mathématique obtenu par les réseaux de nouerons artificiel (AG/ANN) le régime de coupe optimal trouvé est : M1 (H13A), ap1=0,4 mm, Vc1=50 m/min et f1=0,08 mm/tr. Les paramètres de sortie obtenus sont les suivants : Ra = 0.610 µm, Fz = 16,373 N, Vt = 9,93 m/s et MRR = 0.8 cm3/min. il est clair que les valeurs des réponses donnés par cette méthode sont similaire aux valeurs expérimentales avec une légère déférence dans les valeurs de Fz et Vt cela est dû à la régression des modèles mathématique et explique la légère incertitude entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites.

Tableau IV.13 : Régimes et réponses optimaux.

Méthodes	**Régime optimal**				**Réponse**			
	M	**ap**	**Vc**	**f**	**Ra**	**Fz**	**Vt**	**MRR**
TOPSIS/ARAS CODAS/GRA	H13A	0.2	50	0.08	0,613	16,12	17,019	0,8
FD	GC1125	0.4	100	0.08	0.464	30.199	32.136	3.2
AG	H13A	0.2	50	0.08	0.610	16.373	9.93	0.8

IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté l'application de différentes méthodes d'optimisation de tournage de finition de l'alliage de titane Ti-6Al-4V avec deux types des outils de coupe (en carbure métallique sans revêtement H13A et en carbure revêtu PVD GC1125). Nous avons appliqué deux types d'optimisation mono-objective et multi-objective pour les réponses technologiques étudiées en utilisant la méthode de Taguchi en mono-objective et les méthodes MCDM tel que GRA, ARAS, CODAS et TOPSIS, la fonction désirabilité (DF) et algorithmes génétique (GA). L'objectif est de réduire simultanément la rugosité (Ra), l'effort de coupe et la vibration tangentielle (Vt), tout en maximisant le volume de matière enlevé (MRR). Finalement, une comparaison et une discussion ont été menées sur les régimes optimaux obtenus à partir des techniques d'optimisation.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Cette recherche se concentre sur l'examen de l'influence des facteurs de coupe sur la qualité de surface, les efforts de coupe et les vibrations lors de l'usinage de finition du titane Ti-6Al-4V en utilisant à deux sortes d'outils de coupe, une plaquette en carbure revêtu (PVD) GC1125 et l'autre en carbure métallique H13A. Plusieurs méthodes ont été utilisés pour modéliser les paramètres technologiques. Pour finir, l'optimisation des paramètres de coupe a été effectuée en utilisant différentes approches, notamment DF, GA, GRA, TOPSIS, CODAS et ARAS. Les conclusions suivantes ont été tirées à partir des résultats obtenus :

- L'emploi du rugosimètre (3D) (Alti surf 500) s'est démontré être un instrument précieux pour l'élaboration des cartes topographiques en trois dimensions des surfaces usinées. Cela nous a permis, dans ce cas particulier, de découvrir les propriétés des surfaces usinées de l'alliage de titane Ti-6Al-4V. Il est évident sur les graphes en trois dimensions que les arrachements du matériau sont nettement observables.
- L'analyse de la variance (ANOVA) concernant le critère Ra indique que le facteur le plus influent sur la rugosité est l'avance (f), avec une contribution de 76,61%. Ensuite, vient le matériau de l'outil de coupe (M), qui est le second facteur ayant la contribution de 9,91%.
- L'analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort tangentiel (Fz) confirme que l'impact de la profondeur de passe se classe au premier rang avec une contribution de 40,02%. En outre, le produit (M×ap) et le terme carré Vc^2 ils ont une influence sur Fz avec des contributions de 0,61% et 12,56% respectivement.
- L'analyse de la variance pour la vibration tangentielle (Vt) indique que le facteur (f) est le premier élément influençant la vibration (Vt), avec une contribution de 41.68%. Il est également observable que (Vc) influe sur la vibration (Vt) avec une contribution de 0,29%. Les résultats ont également montré que le produit (M×f) et le terme carré Vc^2 ont tous un effet significatif avec des contribution de 2,81% et 10,12% respectivement.
- Les valeurs des coefficients de détermination (R^2) pour les modèles des réponses (Ra, Fz et Vt) sont respectivement de 98,37%, 98,07% et 97,55%. Il est clair que toutes les valeurs de régression sont importantes, confirmant ainsi d'une bonne adéquation. Ces modèles mathématiques possèdent une grande importance industrielle puisqu'ils permettent la prédiction et l'optimisation.
- Les graphes 3D établis dans cette étude, offrent une représentation visuelle de la surface de réponse. Ils autorisent également la détermination des valeurs de réponse et des

conditions d'exploitation souhaitées.

- Les coefficients de corrélation (R^2) des modèles (Ra, Fz et Vt), construits à l'aide de la technique des réseaux neuronaux artificiels (ANN), lors du tournage de finition du titane Ti-6Al-4V avec GC1125 et H13A, sont tous proches de 100 %. Concernant le modèle (Ra), le coefficient de détermination (R^2) s'élève à (99.98 et 100) %, pour le modèle (Fz), il est de (99.99 et 99,83) % tandis que pour le modèle (Vt), il est de (99,97 et 99,94) %. Ces valeurs sont respectivement pour l'apprentissage et la validation.
- L'analyse comparative entre les résultats expérimentaux et les valeurs prévues par (RSM et ANN) nous a conduit à affirmer que les deux méthodes sont fiables, mais, les modèles ANN sont plus précis.
- L'optimisation mono-objectif a été effectuée en s'appuyant sur la technique de Taguchi. D'après sa méthodologie, l'optimum de la valeur maximale du rapport Signal/Bruit (S/B) correspond à la performance optimale de la réponse (Ra), (Fz), (Vt) et (MRR). Les combinaisons optimales obtenues par cette méthode pour chaque réponse sont : Pour minimisation de Ra : ap = 0.2 mm, Vc = 100 m/min et f = 0.08 mm/tr avec un carbure non-revêtu H13A.
- Pour minimisation de Fz et Vt : ap = 0.2 mm, Vc = 50 m/min et f = 0.08 mm/tr avec un carbure non-revêtu H13A.
- Pour maximisation de MRR : ap = 0.6 mm, Vc = 100 m/min et f = 0.16 mm/tr.

Les méthodes d'optimisation GRA, TOPSIS, ARAS et CODAS ont été mises en œuvre avec succès pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-réponse (minimisation de Ra, Fz, Vt et maximisation de MRR) liés au l'opération de tournage de finition de l'alliage de titane Ti-6Al-4V. les quatre techniques mises en oeuvre offrent le même régime de coupe optimal suivant :

- ap = 0.2 mm, Vc = 50 m/min et f = 0.08 mm/tr avec un carbure non-revêtu (H13A).

L'optimisation multi-objectif à travers la fonction de désirabilité (DF) simplifie l'établissement des critères désirés ainsi que le degré d'importance attribué à chaque paramètre et chaque résultat analysé. La fonction de désirabilité nous conduite à atteindre le régime optimal suivant :

- ap = 0.4 mm, Vc = 100 m/min, f = 0.08 tr/min, avec un carbure revêtu (GC1125).
- Conclusion générale
- La méthode d'Algorithme génétique (AG) basé sur le modèle ANN est une méthode d'optimisation adaptable qui autorise la prévision des facteurs non contrôlables avec une grande précision et l'optimisation des paramètres de coupe, le résultat obtenu par cette technique concernant le régime optimal de coupe est le suivant :
- ap = 0.2 mm, Vc = 50 m/min et f = 0.08 mm/tr avec un carbure non-revêtu (H13A).

- Cette étude offre de nouvelles perspectives pour la recherche.
- Etude de l’effet de la lubrification par le système MQL sur les paramètres technologiques lors de l’usinage de titane Ti-6Al-4V.
- L'estimation de la durabilité des outils de coupe.
- L'emploi d'autres techniques d'optimisation.

Références bibliographiques

[1] RAFAL, Rusinek, PAWEL, Lajmert, KRZYSZTOF, Kecik, *et al.* Chatter identification methods on the basis of time series measured during titanium superalloy milling. *International Journal of Mechanical Sciences* , 2015, vol. 99, p. 196-207..

[2] LI, Liang, HE, Ning, and XU, Jiu Hua. Experimental study on high speed milling of Ti alloys. In: *Materials Science Forum* . Trans Tech Publications Ltd, 2004. p. 414-417.

[3] Hamdi AOUICI, ÉTUDE DE L'USINABILITÉ DE L'ACIER AISI H11 A L'ÉTAT TRAITÉ PAR LE CBN7020, thèse de doctorat (2012), Univ 8 mai 1945, Guelma, Algerie.

[4] Tarek Braham Bouchnak. Etude du comportement en sollicitations extrêmes et de l'usinabilite d'un nouvel alliage de titane aeronautique: le ti555-3. Mécanique des matériaux [physics.class-ph]. Arts et Métiers ParisTech, 2010.

[5] Juan David Puerta Velasquez. Etude des copeaux et de l'intégrité de surface en usinage à grande vitesse de l'alliage de titane TA6V. Autre. Université Paul Verlaine- Metz, 2007.

[6] MACHADO, A. R. et WALLBANK, J. Machining of titanium and its alloys—a review. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 1990, vol. 204, no 1, p. 53-60.

[7] Christophe Ramirez. Critères d'optimisation des alliages de TITane pouraméliorer leur USinabilité. Mécanique [physics.med-ph]. Ecole nationale supérieure d'arts et métiers- ENSAM, 2017.

[8] LAMPMAN, S. and ZORE, TB Properties and selection: nonferrous alloys and special-purpose materials. ASM Handbook , 1990, vol. 2, p. 592-633.

[9] RANCIC, Mickael. *Study of the mechanisms of deformation and metallurgical transformations in the sub-layer and on the machined surface during the turning of Ti-6Al-4V with an uncoated WC-Co cemented carbide tool. Correlation of material integrity by monitoring the operation and understanding tool damage mechanisms* . 2012. Doctoral thesis. Ecole nationale supérieure d'arts et métiers-ENSAM.

[10] COMBRES, Yves. Metallurgy and recycling of titanium and its alloys. Engineering techniques. Metallic materials , 1997, vol. 3, no. M2355, p. M2355. 1-M2355. 3.

[11] BILGIN, Güney Mert. *Optimization of the mechanical properties of Ti-6Al-4V alloy produced by three dimensional additive manufacturing using 114hermochemical processes* . 2017. Master's thesis. Middle East Technical University (Turkey).

[12] Cai Hu. Effect of microstructure on the formability of β titanium alloys. Materials. INSA de Rennes, 2021.

[13] EZUGWU, E. O. Key improvements in the machining of difficult-to-cut aerospace superalloys. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2005, vol. 45, no 12-13, p. 1353-1367.

[14] Kramer, B. M. "On tool materials for high speed machining." (1987): 87-91.

[15] Nouari, M., & Ginting, A. (2006). Wear characteristics and performance of multi-layer CVD coated alloyed carbide tool in dry end milling of titanium alloy. Surface and coatings technology, 200(18-19), 5663-5676.

[16] FITZSIMMONS, Mark and SARIN, Vinod K. Development of CVD WC–Co coatings. Surface and Coatings Technology , 2001, vol. 137, no. 2-3, p. 158-163.

[17] Jawaid, A., Safian Sharif, and S. Koksal. "Evaluation of wear mechanisms of coated carbide tools when face milling titanium alloy." Journal of materials processing technology 99.1-3 (2000) : 266-274.

[18] PÉREZ, J., LLORENTE, J. I., SANCHEZ, J. A., et al. Advanced cutting conditions for the milling of aeronautical alloys. Journal of Materials Processing Technology, 2000, vol. 100, no 1-3, p. 1-11.

[19] EZUGWU, E. O., BONNEY, J., et YAMANE, Yasuo. An overview of the machinability of aeroengine alloys. Journal of materials processing technology, 2003, vol. 134, no 2, p. 233 253.

[20] ZOYA, ZA and KRISHNAMURTHY, R. The performance of CBN tools in the machining of titanium alloys. Journal of materials processing technology , 2000, vol. 100, no. 1-3, p. 80-86.

[21] WANG, Z. G., WONG, Y. S., et RAHMAN, M. High-speed milling of titanium alloys using binderless CBN tools. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2005, vol. 45, no 1, p. 105-114.

[22] FIELD, Michael. Surface integrity–a new requirement for improving reliability of aerospace hardware. In : *18th Annual National SAMPE Symposium*. 1973.

[23] J. Paulo Davim « Surface Integrity in Machining », 2010, ISBN : 978-1-84882-874-2

[24] Chang, Wen-Ruey, et al. "The role of surface roughness in the measurement of slipperiness." Ergonomics 44.13 (2001): 1200-1216.

[25] HIMED, Lynda. *Modélisation et simulation de la coupe orthogonale en utilisant un code de calcul par la méthode des éléments finis*. 2009. Thèse de doctorat. Université de Batna 2.

[26] SACI, Rebai. *Etude de l'influence de la direction d'usinage sur le comportement dynamique du processus de fraisage*. 2015. Thèse de doctorat. Université Mohamed Khider-Biskra.

[27] SIVARAMAN, V., VIJAYARAGHAVAN, L., et SANKARAN, S. Effect of vibration on surface texture during machining multiphase microalloyed steel. *Procedia Manufacturing*, 2017, vol. 10, p. 429-435.

[28] ZAHOOR, Sadaf, MUFTI, Nadeem Ahmad, SALEEM, Muhammad Qaiser, *et al.* Effect of machine tool's spindle forced vibrations on surface roughness, dimensional accuracy, and tool wear in vertical milling of AISI P20. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, vol. 89, p. 3671-3679.

[29] Ma, J., Li, Y., Zhang, D. et al. Investigation of tool flank wear effect on system stability prediction in the milling of Ti-6AI-4 V thin-walled workpiece. Int J Adv Manuf Technol 122, 3937–3956 (2022). https://doi.org/10.1007/s00170-022-10136-z

[30] PRADHAN, Swastik, PRIYADARSHINI, Manisha, et MOHAPATRA, Sambit Kumar. Multi-objective optimization of process parameter during dry turning of grade 5 titanium alloy with carbide inserts: hybrid fuzzy-TOPSIS approach. In : *Advances in Intelligent Manufacturing: Select Proceedings of ICFMMP 2019*. Springer Singapore, 2020. P. 51-58.

[31] VINAYAGAMOORTHY, R. and XAVIOR, M. Anthony. Investigations on the machinability of titanium alloy during precision turning. *Middle-East Journal of Scientific Research* , 2014, vol. 22, no. 12, p. 1782-1787.

[32] BADIGER, Pradeep V., DESAI, Vijay, RAMESH, M. R., *et al.* Cutting forces, surface roughness and tool wear quality assessment using ANN and PSO approach during machining of MDN431 with TiN/AlN-coated cutting tool. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2019, vol. 44, no 9, p. 7465-7477.

[33] RAJAPARTHIBAN, J. et SAIT, A. Naveen. Experimental investigation on machining of titanium alloy (Ti 6Al 4V) and optimization of its parameters using ANN. *Mechanics*, 2018, vol. 24, no 4, p. 449-455.

[34] PRABHA, M. Gomathi, *et al.* Process Parameter Optimization for Turning Operation of Titanium Alloy (Ti6Al4V) Using Fuzzy Logic Methodology. *International Journal of Production Engineering*, 2015, vol. 1, no 2, p. 21-27.

[35] KUMAR, R., SAHOO, A. Kumar, SATYANARAYANA, K., et al. Some studies on cutting force and temperature in machining Ti-6Al-4V alloy using regression analysis and ANOVA. Int J Ind Eng Comput, 2013, vol. 4, no 3, p. 427-436.

[36] AKKUŞ, Harun et YAKA, Harun. Experimental and statistical investigation of the effect of cutting parameters on surface roughness, vibration and energy consumption in machining of titanium 6Al-4V ELI (grade 5) alloy. Measurement, 2021, vol. 167, p. 108465.

[37] KUMAR, Pawan et MISRA, Joy Prakash. Process modeling and optimization using ANN and RSM during dry turning of titanium alloy used in automotive industry. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 2021, vol. 235, no 7, p. 2040-2050.

[38] ELBAH, Mohamed, FNIDES, Brahim, LAOUICI, Hamdi, *et al.* Modeling and optimization of cutting conditions in hard turning by the Taguchi technique using MSR. *UPB Sci. Bull. Ser. D* , 2021, vol. 83, p. 195-210.

[39] BOUJELBENE, M. Investigation and modeling of the tangential cutting force of the Titanium alloy Ti-6Al-4V in the orthogonal turning process. *Procedia manufacturing*, 2018, vol. 20, p. 571-577.

[40] TOUGGUI, Youssef, BELHADI, Salim, UYSAL, Alper, *et al.* A comparative study on performance of cermet and coated carbide inserts in straight turning AISI 316L austenitic stainless steel. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* , 2021, vol. 112, p. 241-260.

[41] FNIDES, BRAHIM. *EVALUATION DES PERFORMANCES DES MATERIAUX DE COUPE LORS DE L'USINAGE DE L'ACIER X38CrMoV5-1*. 2008. Thèse de doctorat.

[42] CAKIR, M. Cemal, ENSARIOGLU, Cihat, and DEMIRAYAK, Ilker. Mathematical modeling of surface roughness for evaluating the effects of cutting parameters and coating material. *Journal of materials processing technology* , 2009, vol. 209, no. 1, p. 102-109.

[43] SAFI, Khaoula, YALLESE, Mohammed A., BELHADI, Salim, *et al.* Multi-objective optimization of cutting parameters when machining cold work steel with CVD coated

carbide (Al2O3/TiC/TiCN). *UPB Scientific Bulletin, Series D: Mechanical Engineering* , 2021, vol. 83, no. 1, pp. 149-168.

[44] MEDDOUR, IKHLAS. *prediction de la rugosite de surface, des efforts de coupe et des vibrations de l'outil en tournage dur par les methodes rsm et ann-application au couple: AL2O3+ TiC/100Cr6*. 2015. Thèse de doctorat.

[45] Biermann, D., Baschin, A. Influence of cutting edge geometry and cutting edge radius on the stability of micromilling processes. *Prod. Eng. Res. Devel.* **3**, 375 (2009). https://doi.org/10.1007/s11740-009-0188-7

[46] Shen, Y., Chen, Y., Zhang, L. *et al.* Effect of radial depth on vibration and surface roughness during face milling of austenitic stainless steel. *Trans. Tianjin Univ.* **17**, 336–339 (2011). https://doi.org/10.1007/s12209-011-1604-6

[47] MOHAMED, Elbah. *INVESTIGATION EXPERIMENTALE SUR L'EFFET DE LA GEOMETRIE DE L'OUTIL ET DES CONDITIONS DE COUPE EN TOURNAGE EN UTILISANT LES TECHNIQUES STATISTIQUES*. 2015. Thèse de doctorat. GUELMA.

[48] ZERTI, Oussama. *Investigation expérimentale et analyse multi-objective lors du tournage de l'acier AISI D3 en utilisant les méthodes RSM, ANN, Taguchi et GRA*. 2018. Thèse de doctorat.

[49] NALBANT, Muammer, GOKKAYA, Hasan, and TOKTAŞ, İhsan. Comparison of regression and artificial neural network models for surface roughness prediction with the cutting parameters in CNC turning. *Modeling and Simulation in Engineering* , 2007, vol. 2007, no. 1, p. 092717.

[50] MANDAL, Nilrudra, DOLOI, B., et MONDAL, B. Predictive modeling of surface roughness in high speed machining of AISI 4340 steel using yttria stabilized zirconia toughened alumina turning insert. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, 2013, vol. 38, p. 40-46.

[51] ASLANTAS, Kubilay, DANISH, Mohd, HASÇELIK, Ahmet, *et al.* Investigations on surface roughness and tool wear characteristics in micro-turning of Ti-6Al-4V alloy. *Materials*, 2020, vol. 13, no 13, p. 2998.

[52] Lu, X., Zhang, H., Jia, Z. *et al.* Cutting parameters optimization for MRR under the constraints of surface roughness and cutter breakage in micro-milling process. *J Mech Sci Technol* **32**, 3379–3388 (2018). https://doi.org/10.1007/s12206-018-0641-7

[53] SURYA, Mulugundam Siva. Optimization of turning parameters while turning Ti-6Al-4V titanium alloy for surface roughness and material removal rate using response surface methodology. *Materials Today: Proceedings* , 2022, vol. 62, p. 3479-3484.

[54] RAMESH, S., KARUNAMOORTHY, L., and PALANIKUMAR, K. Measurement and analysis of surface roughness in turning of aerospace titanium alloy (gr5). *Measurement* , 2012, vol. 45, no. 5, p. 1266-1276.

[55] XU, Xiang. *Modélisation de l'évolution de la microstructure et de l'intégrité de surface en usinage à grande vitesse du Ti6Al4V*. 2022. Thèse de doctorat. HESAM Université ; Université Jiaotong de Xi'an.

[56] RAGHAVENDRA, M. J., RAMACHANDRA, C. G., SRINIVAS, T. R., *et al.* Optimization of surface roughness in turning operation in machining of TI-6AL-4V (titanium grade-5). In : *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing, 2018. p. 012118.

[57] Yallese MA, Rigal J-F, Chaoui K, Boulanouar L. The effects of cutting conditions on mixed ceramic and cubic boron nitride tool wear and on surface roughness during machining of X200Cr12 steel (60 HRC). Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B. 2005;219(1):35-55. doi:10.1243/095440505X8082

[58] LAKSHMI, Vennela VK, SUBBAIAH, Kambagowni Venkata, KOTHAPALLI, Arun Vikram, *et al.* Parametric optimization while turning Ti-6Al-4V alloy in Mist-MQCL (Green environment) using the DEAR method. *Manufacturing Review* , 2020, vol. 7, p. 38.

[59] Onuoha, O.J., Abu, J.O., Lawal, S.A., Mudiare, E. and Adeyemi, M.B. (2016) Determining the Effect of Cutting Fluids on Surface Roughness in Turning AISI 1330 Alloy Steel Using Taguchi Method. Modern Mechanical Engi neering, 6, 51-59. http://dx.doi.org/10.4236/mme.2016.62006

[60] ASLAN, Ersan, CAMUŞCU, Necip, et BIRGÖREN, Burak. Design optimization of cutting parameters when turning hardened AISI 4140 steel (63 HRC) with Al2O3+ TiCN mixed ceramic tool. *Materials & design*, 2007, vol. 28, no 5, p. 1618-1622.

[61] GHANI, Jaharah A., CHOUDHURY, IA, and HASSAN, HH Application of Taguchi method in the optimization of end milling parameters. *Journal of materials processing technology* , 2004, vol. 145, no. 1, p. 84-92.

[62] Heretis, N.M., Spanoudakis, P. and Tsourveloudis, N. (2009) 'Surface roughness characteristics of Ti6Al4V alloy in conventional lathe and mill machining', Int. J. Surface Science and Engineering, Vol. 3, Nos. 5/6, pp.435–447.

[63] AKKUŞ, Harun et YAKA, Harun. Optimization of turning process by using 119aguchi method. *Sakarya University Journal of Science*, 2018, vol. 22, no 5, p. 1444-1448.

[64] ASILTÜRK, Ilhan et AKKUŞ, Harun. Determining the effect of cutting parameters on surface roughness in hard turning using the Taguchi method. *Measurement*, 2011, vol. 44, no 9, p. 1697-1704.

[65] Divya, C., Raju, L.S., Singaravel, B. (2021). Application of MCDM Methods for Process Parameter Optimization in Turning Process—A Review. In: Narasimham, G.S.V.L., Babu, A.V., Reddy, S.S., Dhanasekaran, R. (eds) Recent Trends in Mechanical Engineering.

[66] Hwang, C.-L., & Yoon, K. (1981). Methods for Multiple Attribute Decision Making. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, 58–191. doi:10.1007/978-3-642-48318-9_3.

[67] Kalipada Maity, Akhtar Khan, "Application of MCDM-based TOPSIS method for the selection of Optimal Process Parameter in Turning of Pure Titanium", Benchmarking: An International Journal, https://doi.org/10.1108/BIJ-01-2016-0004.

[68] KUMAR, Rajnish, RAY, Amitava, *et al.* Selection of material for optimal design using multi-criteria decision making. *Procedia materials science*, 2014, vol. 6, p. 590-596.

[69] ZAVADSKAS, Edmundas Kazimieras et TURSKIS, Zenonas. A new additive ratio assessment (ARAS) method in multicriteria decision-making. *Technological and economic development of economy*, 2010, vol. 16, no 2, p. 159-172.

[70] SINGARAVEL, B., SHANKAR, D. Prabhu, and PRASANNA, Lakshmi. Application of MCDM method for the selection of optimum process parameters in turning process. *Materials Today : Proceedings* , 2018, vol. 5, no. 5, p. 13464-13471.

[71] ABBED, Khaoula, KRIBES, Nabil, YALLESE, Mohamed Athman, *et al.* Effects of tool materials and cutting conditions in turning of Ti-6Al-4V alloy: statistical analysis, modeling and optimization using CoCoSo, MABAC, ARAS and CODAS methods. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023, vol. 128, no 3-4, p. 1535-1557.

[72] KESHAVARZ GHORABAEE, Mehdi, ZAVADSKAS, Edmundas Kazimieras, TURSKIS, Zenonas, *et al.* A new combinative distance-based assessment (CODAS) method for multi-criteria decision-making. 2016.

[73] WANG, Ping, WANG, Jie, WEI, Guiwu, *et al.* CODAS method for multiple attribute group decision making under 2-tuple linguistic neutrosophic environment. *Informatica* , 2020, vol. 31, no. 1, p. 161-184.

[74] BAGAL, Dilip Kumar, NAIK, Bibekananda, PARIDA, Biswajit, *et al.* Comparative mechanical characterization of M30 concrete grade by fractional replacement of 120ortland pozzolana cement with industrial waste using CoCoSo and CODAS methods. In : *IOP conference series: materials science and engineering*. IOP Publishing, 2020. P. 012015.

[75] DENG, JL Control problems of gray systems. Systems and Control Letters 1. Vol , 1982, vol. 1, p. N0.

[76] MASTAN RAO, P., DEVA RAJ, Ch, DHORIA, Sneha H., *et al.* Multi-objective optimization of turning for nickel-based alloys using Taguchi-GRA and TOPSIS approaches. *Journal of The Institution of Engineers (India): Series D* , 2024, vol. 105, no. 3, p. 1473-1484.

[77] KHAN, M.A., JAFFERY, S.H.I., KHAN, M., YOUNAS, M., BUTT, S.I., AHMAD, R. and WARSI, S.S. 2020. Multi-objective optimization of turning titanium-based alloy Ti-6Al-4V under dry, wet, and cryogenic conditions using gray relational analysis (GRA). International journal of advanced manufacturing technology [online], 106(9-10), pages 3897-3911. Available from: https://doi.org/10.1007/s00170-019-04913-6

[78] SAEDON, J. B., OTHMAN, M. F., MEON, M. S., *et al.* Influence of cutting parameter and multi-objective optimization on turning titanium alloy. In : *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing, 2021. P. 012060.

[79] LABIDI, Abderrezak, TEBASSI, Hamid, BELHADI, Salim, *et al.* Cutting conditions modeling and optimization in hard turning using RSM, ANN and desirability function. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 2018, vol. 18, p. 1017-1033.

[80] AGRAWAL, B. P., KHAN, Iqbal A., KHAN, ZAHID A., *et al.* Effects of cutting parameters on quality of surface produced by machining of titanium alloy and their optimization. *Archive of Mechanical Engineering*, 2016, vol. 63, no 4.

[81] HOLLAND, John H. Outline for a logical theory of adaptive systems. *Journal of the ACM (JACM)* , 1962, vol. 9, no. 3, p. 297-314.

[82] GOLDBERG, David E. Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning, Addison. *W esley Publishing Company, R eading, MA*, 1989, vol. 1, no 98, p. 9.

[83] DJENNANE, Mohamed. *Optimisation de l'usinage multi passes et multi stage par la méthode du simplexe et la méthode des algorithmes génétiques*. 2017. Thèse de doctorat. Université de Batna 2.

[84] MICHALEWICZ, Zbigniew. Genetic algorithms, numerical optimization, and constraints. In: *Proceedings of the sixth international conference on genetic algorithms* . San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1995. p. 151-158.

[85] MICHALEWICZ, Zbigniew et SCHOENAUER, Marc. Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems. *Evolutionary computation*, 1996, vol. 4, no 1, p. 1-32.

[86] DEB, Kalyanmoy. An efficient constraint handling method for genetic algorithms. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 2000, vol. 186, no 2-4, p. 311-338.

[87] SANTOS, M. C., MACHADO, A. R., BARROZO, M. A. S., *et al.* Multi-objective optimization of cutting conditions when turning aluminum alloys (1350-O and 7075-T6 grades) using genetic algorithm. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, vol. 76, p. 1123-1138.

[88] BEN JABEUR, Marouene. Résolution du problème d'allocation optimale de ressources multiples à l'aide d'un algorithme génétique. 2010.

[89] DURAND, Nicolas. *Algorithmes Génétiques et autres méthodes d'optimisation appliqués à la gestion de trafic aérien*. 2004. Thèse de doctorat. INPT.