

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MENTOURI – CONSTANTINE
FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR
DEPARTEMENT DE GENIE MECANIQUE

N° d'ordre : / /
Série : / /

THESE

Présenté pour l'obtention le grade de

DOCTEUR

Spécialité : Génie Mécanique

Option : Construction Mécanique

**Contribution à l'étude de la dégradation de la
zone de coupe lors de l'évolution de la
contrainte de l'outil sur la matière**

Par

Bentaleb Fayçal

Soutenu le : 29/06/2017

Devant le jury :

Président	Prof. NECIB Brahim	Université de Frères Mentouri Constantine
Rapporteur	Prof. AMARA Idriss	Université de Frères Mentouri Constantine
Examineurs :	Prof. AMIRAT Abdelazziz	Université de Badji Mokhtar Annaba
	Prof. HAMADACHE Hamid	Université de Badji Mokhtar Annaba
	Prof. BOUKEBBAB Salim	Université de Frères Mentouri Constantine
	Prof. FERKOUS Embarek	Université de Frères Mentouri Constantine

Remerciements

Je tiens à remercier vivement mon directeur de thèse Monsieur AMARA Idriss qui a accepté de diriger cette thèse. Ses remarques, suggestions et conseils ont permis de mener à bien les travaux de cette thèse.

J'exprime ma gratitude à Monsieur NECIB Brahim, Professeur à l'université de Constantine pour avoir accepté de présider le jury de soutenance.

Mes remerciements vont également à Messieurs AMIRAT Abdelazziz et HAMADACHE Hamid Professeurs à l'université de Annaba, BOUKEBBAB Salim et FERKOUS Embarek, Professeurs à l'université de Constantine, pour avoir accepté de faire partie du jury.

Mes grandes pensées sont à toute la famille, mon épouse Hassina pour son précieux soutien moral et pour sa patience durant ses années de thèse et pour ses encouragements, mes enfants Mohamed El amine et Salah Eddine, mes frères Lazher, Hichem, Fouad et mes sœurs Meriem et Samia. C'est grâce à leurs encouragements que j'ai pu franchir les obstacles les plus difficiles. Ils me donnent toujours un appui sûr par leur soutien et leur encouragement.

Je dédie ce travail pour mes parents Abdallah et Lila, mon épouse Hassina pour leur amour et soutien durant toutes ces années.

Résumé

Les procédés de fabrication de pièces mécaniques par enlèvement de matière connaissent une utilisation massive dans l'industrie. Ils sont fréquemment utilisés dans de nombreux secteurs d'activité comme l'aéronautique et l'automobile. Les pièces obtenues par ces procédés doivent satisfaire à des propriétés géométriques, métallurgiques et à des caractéristiques de qualité. Pour répondre à ces exigences, plusieurs essais expérimentaux basés sur le choix des conditions de coupe sont souvent nécessaires avant d'aboutir à une pièce satisfaisante.

L'objectif de ce présent travail est de fournir des outils permettant de choisir les conditions de coupe de façon intelligente à partir d'un nombre suffisant d'expériences tout en prenant en compte les relations entre les paramètres des coupe (V_c , f et a_p) et les variables de réponses (les efforts de coupe, l'état de surface et l'usure de l'outil de coupe) à travers la méthodologie de surface de réponse (MSR) et l'algorithme génétique sont analysées et modélisées. Les modèles ainsi obtenus sont de types : quadratique, linéaire, exponentiel, Gilbert et algorithme génétique.

Les modèles quadratiques de la méthodologie de surface de réponse associés à la technique d'optimisation de réponses multiples sont utilisés pour trouver les valeurs optimales des paramètres de coupe par rapport aux objectifs de minimisation des valeurs des efforts de coupe, des critères de la rugosité et de l'usure de l'outil.

Mots clés : Conditions de coupe, Efforts de coupe, Rugosité, Usure, Méthodologie de Surface de Réponse (MSR), Algorithme génétique, Optimisation.

Abstract

Manufacturing processes of mechanical parts by removal of material have extensive use in aeronautic and automobile industry. The components obtained using these methods must satisfy geometric properties, metallurgical and quality characteristics. To meet these requirements, several experimental tests based on the selection of cutting conditions are often necessary before manufacturing.

The objective of this thesis is to provide the tools to choose the conditions of intelligently cutting from a sufficient number of experiments taking into account the relationship between the cutting parameters (V_c , f and a_p) and response variables (cutting forces, the surface condition and wear of the cutting tool) through the response surface methodology (RSM) and the genetic algorithm is analyzed and modeled. The resulting models are types: quadratic, linear, exponential, Gilbert and genetic algorithm.

Quadratic models of response surface methodology associated with the multiple response optimization technique is used to find the optimal values of cutting parameters with respect to the minimization of cutting force, roughness and the tool wear.

Keywords: Cutting data, cutting forces, roughness, wear, Response Surface Methodology (RSM), Genetic Algorithm and optimization.

ملخص

عمليات تصنيع الأجزاء الميكانيكية عن طريق القص تستخدم بنطاق واسع في المجال الصناعي. وكثيرا ما تستخدم في العديد من الصناعات مثل الطيران والسيارات. يجب على الأجزاء التي حصلنا عليها بهذه الأساليب تلبية الخصائص البنوية، المعدنية و الجودة. لتلبية هذه الاحتياجات، عدة اختبارات تجريبية على أساس اختيار شروط القطع لازمة قبل الوصول إلى قطعة مرضية. والهدف من هذه الرسالة هو توفير الأدوات اللازمة لاختيار شروط قطع بزكاء من عدد كاف من التجارب مع الأخذ في الاعتبار العلاقة بين شروط القطع والمتغيرات استجابة (قوى القطع، حالة السطح وتآكل أداة القطع) من خلال منهجية استجابة السطح (RSM) والخوارزمية الجينية التي يتم تحليلها ونمذجتها. النماذج الناتجة تأخذ عدة أنواع: الدرجة الثانية، وخطي، الأسّي، جيلبرت والخوارزمية الجينية.

وتستخدم نماذج من الدرجة الثانية من منهجية استجابة السطح المرتبطة بتقنية استجابة الأمثل المتعددة للعثور على القيم المثلى لمتغيرات القطع فيما يتعلق التقليل من قيم قوى القطع ، المعايير الخشونة و تآكل الأداة. **كلمات البحث :** شروط القطع، قوى القطع، خشونة، تآكل، منهجية الاستجابة السطحية (RSM)، الخوارزميات الجينية ، الأمثل.

Sommaire

Remerciements.....	i
Résumé	ii
Liste des figures	xi
Liste des tableaux.....	xv
Nomenclature.....	xix
Introduction générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur l'usinage	
I.1 Introduction	4
I.2 Phénomènes de coupe	4
I.2.1 Opération de chariotage	4
I.2.2 Coupe orthogonale.....	4
I.2.2.1 Zone de cisaillement primaire	5
I.2.2.2 Zone de cisaillement secondaire	6
I.2.2.3 Zone de cisaillement tertiaire	6
I.2.3 Les paramètres de coupe	6
I.2.3.1 Vitesse de coupe.....	6
I.2.3.2 Avance par tour f	8
I.2.3.3 Profondeur de coupe ap	8
I.3 Géométrie des outils de coupe	9
I.3.1 Différentes parties de l'outil.....	10
I.3.1.1 Le corps de l'outil	10
I.3.1.2 La partie active de l'outil	10
I.3.1.3 La face de coupe ou d'attaque	10
I.3.1.4 La face en dépouille	10
I.3.1.5 La face brise copeau.....	11
I.3.1.6 L'arête tranchante principale	11
I.3.1.7 L'arête tranchante secondaire	11
I.3.1.8 Le bec de l'outil	11
I.4 Les revêtements et les procédés de fabrication.....	11
I.4.1 Le dépôt CVD	13
I.4.2 Le dépôt PVD	13
I.5 Mécanismes d'usure et durée de vie	14

I.5.1	Les mécanismes d'usure des outils	15
I.5.1.1	Usure par adhésion.....	16
I.5.1.2	Usure par abrasion.....	17
I.5.1.3	Usure par diffusion.....	18
I.5.1.4	Usure par fluage et oxydation	20
I.5.1.5	Usure avec effets de chocs	20
I.5.2	Critères d'usure.....	21
I.5.2.1	Les critères directs.....	21
I.5.2.2	Les critères indirects.....	21
I.5.2.3	Point de vue pratique.....	21
I.5.3	Modèles de lois d'usure	22
I.5.3.1	Modèle de Taylor généralisé.....	22
I.5.3.2	Modèle de Gilbert	23
I.5.3.3	Modèle de Colding.....	23
I.5.3.4	Modèles de Koning-Depiereux	23
I.5.4	Bilan des modèles d'usure	23
I.6	Etats de surface	24
I.6.1	Classement des défauts de surface	26
I.6.2	Critère d'états de surface	26
I.6.3	Caractéristiques du profil.....	27
Chapitre II : Méthodes de modélisation		
II.1	Introduction	30
II.2	Les plans d'expériences	30
II.2.1	Plan factoriel complet.....	31
II.2.2	Plan réduit	31
II.2.3	Méthode de Box et hunter.....	32
II.2.4	Table de Taguchi.....	33
II.3	La Méthodologie de Surface de Réponse (MSR).....	34
II.3.1	Plans Composite Centraux.....	35
II.3.2	Construction de la méthodologie de surface de réponse	36
II.3.3	Validation du modèle	37
II.3.3.1	Écarts du résidu.....	37
II.4	Analyse de variance	37
II.4.1	Analyse de la variance du modèle	37

II.4.1.1	Le modèle observé	38
II.4.1.2	Les nombres de degrés de liberté.....	38
II.4.1.3	L'équation de l'analyse de la variance.....	38
II.4.2	Analyse de la variance résiduelle.....	39
II.4.3	Test de Fisher-Snedecor	40
II.4.4	Calcul des effets des facteurs et leurs interactions	41
II.4.4.1	Effet d'un facteur.....	41
II.4.4.2	Interaction des facteurs	41
II.4.4.3	Degré de libertés d'un modèle	41
II.4.5	Probabilité.....	41
II.4.6	Coefficients de détermination	42
II.4.7	Analyse des résidus	43
II.5	Algorithme génétique.....	43
Chapitre III : Approche expérimentale		
III.1	Introduction.....	48
III.2	Equipements utilisés	48
III.2.1	Machine outil.....	48
III.2.2	Matière usinée.....	48
III.2.3	Outil de coupe.....	49
III.2.3.1	Description de porte plaquette.....	49
III.2.3.2	Description des plaquettes	49
III.2.4	Appareil de mesure de l'usure	50
III.2.4.1	Microscope pour la mesure de l'usure frontale	50
III.2.4.2	Comparateur pour la mesure de l'usure en cratère.....	50
III.2.5	Rugosimètre pour la mesure de la rugosité.....	51
III.2.6	Mesure des efforts de coupe	52
III.3	Planification des expériences	54
III.3.1	Variation des efforts de coupe et de la rugosité en fonction des éléments du régime de coupe	54
III.3.2	Evolution de l'usure au cours du temps	54
III.4	Plan d'expérience	55
Chapitre IV : Analyse et modélisation des efforts de coupe		
IV.1	Introduction.....	59
IV.2	Méthodologie des plans d'expérience	59

IV.3	Analyse des efforts de coupe par la méthode de surface de réponse (MSR).....	60
IV.3.1	Testes de normalité	61
IV.3.1.1	Droite de Henry	61
IV.3.1.2	Test de normalité d'Anderson-Darling	62
IV.3.2	Analyse des variances (ANOVA) des efforts de coupe.....	64
IV.3.2.1	Modèles quadratiques complets	64
IV.3.2.2	Modèles quadratiques réduits.....	66
IV.3.2.3	Modèles linéaires.....	69
IV.3.2.4	Modèles exponentiels complets	71
IV.3.2.5	Modèles exponentiels réduits.....	74
IV.3.2.6	Modèle de Gilbert.....	76
IV.4	Modélisation des efforts de coupe par la méthode de surface de réponse (MSR)	80
IV.4.1	Modèles quadratique réduits (MQR)	80
IV.4.2	Modèles linéaires (ML).....	81
IV.4.3	Courbe 3D de la surface de réponse	82
IV.4.4	Modèles exponentiels réduits (MER)	84
IV.4.5	Modèles de Gilbert (MG).....	85
IV.5	Modélisation des efforts de coupe par l'Algorithmes génétiques (AIG).....	86
IV.5.1	Principaux paramètres	86
IV.5.2	Récapitulative des opérateurs de l'algorithme génétique	87
IV.6	Test et validation	87
IV.7	Comparaison entre les efforts de coupe expérimentaux et estimés.....	90
IV.8	Optimisation des efforts de coupe.....	94
Chapitre V : Analyse et modélisation des critères de la rugosité		
V.1	Introduction	97
V.2	Méthodologie des plans d'expérience	97
V.3	Analyse des critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) par la méthode de surface de réponse ...	98
V.3.1	Testes de normalité	99
V.3.1.1	Droite de Henry	99
V.3.1.2	Test de normalité d'Anderson-Darling	99
V.3.2	Analyse des variances (ANOVA) pour la rugosité.....	101
V.3.2.1	Modèles quadratiques complets	101
V.3.2.2	Modèles quadratiques réduits.....	103
V.3.2.3	Modèles linéaire	106

V.3.2.4	Modèles exponentiels complets.....	108
V.3.2.5	Modèles exponentiels réduits	111
V.3.2.6	Modèle de Gilbert	113
V.4	Modélisation des critères de la rugosité par la méthode de surface de réponse (MSR)	117
V.4.1	Modèles quadratique réduits (MQR)	118
V.4.2	Modèles linéaires (ML)	119
V.4.3	Courbe 3D de la surface de réponse.....	119
V.4.4	Modèles exponentiels réduits (MER).....	121
V.4.5	Modèles de Gilbert (MG)	123
V.5	Modélisation des efforts de coupe par l'Algorithmes génétiques (AIG).....	123
V5.1	Principaux paramètres	124
V5.2	Récapitulative des opérateurs de l'algorithme génétique.....	124
V.6	Tests et validation.....	125
V.7	Comparaison entre les critères de la rugosité expérimentaux et estimés	128
V.8	Optimisation des critères de la rugosité	131
Chapitre VI : Analyse et modélisation de l'usure de l'outil		
VI.1	Introduction.....	134
VI.2	Résultats expérimentales	134
VI.2.1	Evolution d'usure en fonction du temps	134
VI.2.2	Influence de l'usure sur la rugosité.....	138
VI.2.3	Influence de l'usure sur les efforts de coupe.....	141
VI.3	Modélisation de l'usure	143
VI.4	Analyse de l'usure en dépouille VB par la méthode de surface de réponse.....	144
VI.4.1	Testes de normalité	145
VI.4.1.1	Droite de Henry.....	145
VI.4.1.2	Test de normalité d'Anderson-Darling.....	145
VI.4.2	Analyse des variances (ANOVA) pour l'usure en dépouille VB	147
VI.4.2.1	Modèles quadratiques complets	147
VI.4.2.2	Modèle quadratique réduit	148
VI.4.2.3	Modèle linéaire.....	149
VI.4.2.4	Modèle exponentiel complet	150
VI.4.2.5	Modèle exponentiel réduit	152
VI.4.2.6	Modèle de Gilbert.....	153
VI.5	Modélisation de l'usure en dépouille VB par la méthode de surface de réponse (MSR) ...	155

VI.5.1	Modèle quadratique réduit (MQR)	155
VI.5.2	Modèle linéaire (ML)	156
VI.5.3	Courbe 3D de la surface de réponse	156
VI.5.4	Modèle exponentiel réduit (MER)	158
VI.5.5	Modèles de Gilbert (MG)	158
VI.6	Modélisation des efforts de coupe par l'Algorithmes génétiques (AIG)	158
VI.6.1	Principaux paramètres	159
VI.6.2	Récapitulative des opérateurs de l'algorithme génétique	159
VI.7	Tests et validation	160
VI.8	Comparaison entre l'usure en dépouille expérimentale et estimées	162
VI.9	Optimisation de l'usure en dépouille	163
	Conclusion générale	166

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1 : Opération de chariotage en tournage.....	4
Figure I.2 : Principales zones de déformation et paramètres de la coupe orthogonale.....	5
Figure I.3 : Vitesse de coupe	6
Figure I.4 : Définition des trois variables : Vitesse de coupe V_c , diamètre D , Vitesse de rotation N	7
Figure I.5 : L'avance f dans le cas de tournage.....	8
Figure I.6 : Représentation de la profondeur de passe a_p	9
Figure I.7 : Corps et parties actives d'un outil de coupe.....	10
Figure I.8 : Le revêtement	12
Figure I.9 : Procédés de fabrication de CDV et PVD	12
Figure I.10 : Formes d'usure.....	15
Figure I.11 : Perte de masse en fonction du temps	16
Figure I.12 : Contact de deux corps métalliques.....	16
Figure I.13 : Arête rapportée	17
Figure I.14: Usure par abrasion : (a) sur la face de coupe après usinage d'alliage de titane. (b) sur la face de dépouille après usinage de Duralcan	18
Figure I.15: Mécanismes d'usure par diffusion. (a) Représentation schématique des différents stades de l'usure d'un outil carbure. (b) Modèle dynamique de diffusion. (c) Modèle quasi statique	19
Figure I.16: Cratère formé par usure par diffusion sur une plaquette carbure après 20 S d'usinage d'un acier AISI 1020 avec une vitesse de coupe de 300 m/min.....	19
Figure I.17: Représentation graphique des différents modèles	24
Figure I.18: Décomposition d'une surface mesurée	24
Figure I.19: Rugosité moyenne arithmétique R_a	25
Figure I.20: Relevé d'un profil d'état de surface.....	26
Figure I.21 : Les différents critères de rugosité	26

Chapitre II

Figure II.1: Table de Taguchi L27 (3^{13}).....	34
Figure II.2 : Représentation de la loi de Fisher-Snedecor.....	40
Figure II.3 : Exemple de courbe de résidu	43
Figure II.4 : Schéma de principe de la roulette de Biaisée.....	44

Figure II.5 : Schéma algorithmique d'un algorithme génétique	46
Chapitre III	
Figure III.1: Tour à charioter et à fileter modèle Emco Maximat V13.....	48
Figure III.2: Porte plaquette P PTG NR 16 16 H16.....	49
Figure III.3: Vue d'ensemble de la plaquette Sandvik TNMG 16 04 08-PM.....	49
Figure III.4: Vue de détail de la plaquette Sandvik TNMG 16 04 08-PM.....	49
Figure III.5: Microscope optique pour la mesure d'usure.....	50
Figure III.6: Comparateur de la mesure de la profondeur du cratère 5510	
Figure III.7: (a) Rugosimètre MITUTOYO, (b) étalon d'étalonnage du rugosimètre.....	51
Figure III.8: Mesure des différents critères de rugosité sans démontage de la pièce	52
Figure III.9: PC et amplificateur de charge Kistler 5019B à trois canaux (Trois amplificateur type 5011B)	53
Figure III.10: Dynamomètre à 3 composantes Type 9257B $F_x, F_y, F_z \pm 5Kn$	53
Figure III.11: Représentation schématique du mode d'usinage des essais d'usure.....	55
Chapitre IV	
Figure IV.1: Graphique de la courbe ou droite de Henry des efforts de coupe : (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	63
Figure IV.2 : Coefficients normalisés des efforts de coupe (MQC): (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	65
Figure IV.3: Coefficients normalisés des efforts de coupe (MQR): (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	68
Figure IV.4 : Coefficients normalisés des efforts de coupe (ML): (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	70
Figure IV.5: Coefficients normalisés des efforts de coupe (MEC): (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	72
Figure IV.6 : Coefficients normalisés des efforts de coupe (MER): (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	75
Figure IV.7 : Coefficients normalisés des efforts de coupe (MG): (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	77
Figure IV.8 : Graphiques des effets principaux des efforts de coupe : (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	78
Figure IV.9 : Diagrammes des interactions des efforts de coupe : (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	80
Figure IV.10 : Surfaces de réponse estimées pour les composantes des efforts de coupe (F_a , F_p et F_c) en fonction de paramètres de coupe (V_c , f et a_p)	83
Figure IV.11 : Courbes iso-valeurs des modèles des efforts de coupe	84
Figure IV.12: Courbes des efforts de coupe expérimentaux et estimés : (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p	94
Figure IV.13 : Diagramme d'optimisation de réponses multiples de l'effort de coupe (F_a , F_p et F_c)	95

Chapitre V

Figure V.1: Graphique de la courbe ou droite de Henry des critères de rugosité : (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz	100
Figure V.2: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (MQC): (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz	102
Figure V.3: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (MQR): (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz	105
Figure V.4: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (ML): (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz ...	107
Figure V.5: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (MEC): (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz.	110
Figure V.6: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (MER): (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz.	112
Figure V.7: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (MG): (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz...	114
Figure V.8 : Graphiques des effets principaux des critères de la rugosité : (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz	116
Figure V.9 : Diagrammes des interactions des critères de la rugosité : (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz...	117
Figure V.10 : Surfaces de réponse estimées pour les composantes des critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) en fonction de paramètres de coupe (V_c , f et a_p).....	120
Figure V.11 : Courbes iso-valeurs des modèles des critères de la rugosité	121
Figure V.12: Courbes des efforts de coupe expérimentaux et estimés : (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz..	131
Figure V.13 : Diagramme d'optimisation de réponses multiples de la rugosité (Ra, Rt et Rz) ...	132

Chapitre VI

Figure VI.1: Evolution de l'usure : (a) usure en dépouille, (b) usure en cratère en fonction du temps pour différentes combinaisons des éléments du régime de coupe (V_c et f)	137
Figure VI.2 : Evolution de la rugosité (Ra, Rt et Rz) en fonction de l'usure en dépouille VB pour différents régimes de coupe	141
Figure VI.3 : Evolution des efforts de coupe en fonction de l'usure en dépouille VB pour différents régimes de coupe.....	143
Figure VI.4: Graphique de la courbe ou droite de Henry de l'usure en dépouille VB	147
Figure VI.5 : Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB(MQC)	148
Figure VI.6 : Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB(MQR)	149
Figure VI.7 : Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB(ML)	150
Figure VI.8 : Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB(MEC).....	151
Figure VI.9 : Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB(MER).....	152
Figure VI.10 : Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB(MG)	153
Figure VI.11 : Graphique des effets principaux de l'usure en dépouille VB	154
Figure VI.12 : Diagramme des interactions de l'usure en dépouille VB	155

Figure VI.13: Surfaces de réponse estimées pour l'usure en dépouille en fonction de paramètres de coupe (V_c , f et a_p)	157
Figure V.14 : Courbes iso-valeurs des modèles de l'usure en dépouille	158
Figure VI.15: Courbes de l'usure en dépouille VB expérimentaux et estimés	163
Figure VI.16 : Diagramme d'optimisation de réponse de l'usure en dépouille VB	164

Liste des tableaux

Tableau I-1 : Comparatif des modes de dépôt sous vide.....	13
Tableau I-2 : Propriétés de PVD et CVD.....	14
Tableau I-3 : Critères d'états de surface.....	27
Tableau III-1: Caractéristiques du matériau utilisé.....	50
Tableau III-2: Caractéristiques du dynamomètre Kistler 9257B.....	53
Tableau III-3 : Paramètres de coupe et leurs niveaux	56
Tableau III-4: Plan d'expérience : Table orthogonale de Taguchi L27 (3^{13}).....	56
Tableau IV-1 : Résultats des efforts de coupe (Fa, Fc et Fp) en fonction des paramètres du régime de coupe (Le tableau orthogonal standard de Taguchi L27 ; $N= 3^3$).....	60
Tableau IV-2: Régression de la surface de réponse pour les efforts de coupe: (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp en fonction de paramètres de coupe Vc, f et ap, en utilisant les valeurs non codées (modèles quadratiques complets).....	64
Tableau IV-3: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe: (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp.....	66
Tableau IV-4: Régression de la surface de réponse pour les efforts de coupe: (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp en fonction des paramètres de coupe Vc, f et ap, en utilisant les valeurs non codées (modèles quadratiques réduits)	67
Tableau IV-5: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe (modèles quadratiques réduits): (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp	68
Tableau IV-6: Régression de la surface de réponse pour les efforts de coupe: (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp en fonction des paramètres de coupe, en utilisant les valeurs non codées (modèle linéaire)..	69
Tableau IV-7: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe (modèle linéaire): (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp	70
Tableau IV-8: Régression de la surface pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèles exponentiels complets)	71
Tableau IV-9: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique: (modèles exponentiels complets) : (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp)	73
Tableau IV-10: Régression de la surface pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèles exponentiels réduits).....	74
Tableau IV-11: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique: (modèles exponentiels réduits) : (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp).....	75

Tableau IV-12: Régression de la surface pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèle de Gilbert).....	76
Tableau IV-13: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique: (modèle de Gilbert) : (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp).....	78
Tableau IV-14: Résultats des tests et aux validations des efforts de coupe	87
Tableau IV-15: Résultats des tests et aux validations des modèles obtenus	88
Tableau IV-16: Comparaison entre les efforts de coupe expérimentaux et estimées : (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp	91
Tableau IV-17 : Optimisation des composantes de l'effort de coupe (Fa, Fc et Fp).....	95
Tableau V-1 : Résultats de la rugosité (Ra, Rt et Rz) en fonction des paramètres du régime de coupe (Le tableau orthogonal standard de Taguchi L27 ; N= 3 ³).....	97
Tableau V-2: Régression de la surface de réponce pour les critères de la rugosité: (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz en fonction de paramètres de coupe Vc, f et ap, en utilisant les valeurs non codées (modèles quadratiques complets).....	101
Tableau V-3: Analyse ANOVA globale pour les critères de la rugosité : (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz	103
Tableau V-4: Régression de la surface de réponse pour les critères de la rugosité: (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz en fonction des paramètres de coupe Vc, f et ap, en utilisant les valeurs non codées (modèles quadratiques réduits)	104
Tableau V-5: Analyse ANOVA globale pour les critères de la rugosité (modèles quadratiques réduits): (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp	105
Tableau V-6: Coefficients de régression estimés pour les critères de la rugosité en utilisant les valeurs codées (modèles quadratiques réduits).....	106
Tableau V-7: Régression de la surface de réponse pour les critères de la rugosité: (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz en fonction des paramètres de coupe, en utilisant les valeurs non codées (modèles linéaires)	107
Tableau V-8: Analyse ANOVA globale pour les critères de la rugosité (modèles linéaires): (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp	108
Tableau V-9: Régression de la surface pour les critères de la rugosité à l'échelle Logarithmique : (a) Ln(Ra), (b) Ln(Rt) et (c) Ln(Rz) en fonction des paramètres de coupe: Ln(Vc), Ln(f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèles exponentiels complets)	109
Tableau V-10: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique (modèles exponentiels complets): (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz).....	110

Tableau V-11: Régression de la surface pour les critères de la rugosité à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèles exponentiels réduits).....	111
Tableau V-12: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique (modèles exponentiels réduits): (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz)	113
Tableau V-13: Régression de la surface pour les critères de la rugosité à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèle de Gilbert).....	114
Tableau V-14: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique (modèle de Gilbert): (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz)	115
Tableau V-15: Résultats des tests et aux validations des critères de la rugosité	125
Tableau V-16: Résultats des tests et aux validations des modèles obtenus	125
Tableau V-17: Comparaison entre les critères de la rugosité expérimentaux et estimées : (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz.....	128
Tableau V-18 : Optimisation des composantes de la rugosité (Ra, Rt et Rz)	132
Tableau VI-1 : Résultats de l'usure (VB et KT), la rugosité (Ra, Rt et Rz) et les efforts de coupe (Fa,Fc et Fp) en fonction des paramètres du régime de coupe	134
Tableau VI-2 : Résultats de l'usure en dépouille VB en fonction des paramètres du régime de coupe (Le tableau orthogonal standard de Taguchi L27 ; N= 3 ³).....	144
Tableau VI-3: Régression de la surface de réponse pour l'usure en dépouille VB en fonction de paramètres de coupe Vc, f et T, en utilisant les valeurs non codées (modèle quadratique complet)	147
Tableau VI-4: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB (modèle quadratique complet).....	148
Tableau VI-5: Régression de la surface de réponse pour l'usure en dépouille VB en fonction des paramètres de coupe Vc, f et T, en utilisant les valeurs non codées (modèle quadratique réduit)	148
Tableau VI-6: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB (modèle quadratique réduit)	149
Tableau VI-7: Régression de la surface de réponse pour l'usure en dépouille VB en fonction des paramètres de coupe, en utilisant les valeurs non codées (modèle linéaire)	150
Tableau VI-8: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB (modèle linéaire)	150

Tableau VI-9: Régression de la surface pour l'usure en dépouille VB en fonction des paramètres de coupe: $\ln(V_c)$, $\ln(f)$ et $\ln(T)$, en utilisant les valeurs non codées (modèle exponentiel complet).....	151
Tableau VI-10: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique (modèle exponentiel complet)	151
Tableau VI-11: Régression de la surface pour l'usure en dépouille à l'échelle logarithmique: en fonction des paramètres de coupe: $\ln(V_c)$, $\ln(f)$ et $\ln(T)$, en utilisant les valeurs non codées (modèle exponentiel réduit).....	152
Tableau VI-12: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique (modèle exponentiel réduit).....	153
Tableau VI-13: Régression de la surface pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique en fonction des paramètres de coupe: $\ln(V_c)$, $\ln(f)$ et $\ln(T)$, en utilisant les valeurs non codées (modèle de Gilbert)	153
Tableau VI-14: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique (modèle de Gilbert)	154
Tableau VI-15: Résultats des tests et aux validations de l'usure en dépouille VB	160
Tableau VI-16: Résultats des tests et aux validations des modèles obtenus	161
Tableau VI-17: Comparaison entre l'usure en dépouille expérimentale et estimées.....	162
Tableau VI-18 : Optimisation de l'usure en dépouille VB.....	164

Nomenclature

Vc : Vitesse de coupe [m/min]
f : Avance [mm/tr]
Ap : La profondeur de passe [mm]
L : longueur de passe [mm]
r : Rayon de bec de l'outil [mm]
T : temps de coupe [min]
Fa : Effort d'avance [N]
Fc : Effort de coupe tangentiel [N]
Fp : Effort de pénétration [N]
R² : Coefficient de détermination
Ra : écart arithmétique moyen [μm]
Rt : écart total de la rugosité [μm]
Rz : Hauteur moyenne de profil [μm]
VB : Usure en dépouille [mm]
VB max : Usure en dépouille maximale [mm]
KT : Usure en cratère [mm]
MSR : Méthodologie de surface de réponse
ANOVA : Analyse des variances
P : Probabilité d'obtenir du résultat par hasard
 α : Niveau de signification
DL : degré de libertés
MSE : Erreur quadratique moyenne
AG : Algorithme génétique
M exp : Modèle expérimentale
MQC : Modèle quadratique complet
MQR : Modèle quadratique réduit
ML : Modèle linéaire
MEC : Modèle exponentiel complet
MER : Modèle exponentiel réduit
MG : Modèle de Gilbert
MAG : Modèle d'Algorithme génétique
Sc séq : La somme des carrés séquentiels
Sc ajust : La somme des carrés ajustés
CM ajust : Le carré moyen ajusté

Introduction générale

Introduction générale

Les procédés de fabrication de pièces mécaniques par enlèvement de matière connaissent une utilisation massive dans l'industrie. Ils sont fréquemment utilisés dans de nombreux secteurs d'activité comme l'aéronautique et l'automobile. Les pièces obtenues par ces procédés doivent satisfaire à des propriétés géométriques, métallurgiques et à des caractéristiques de qualité. Pour répondre à ces exigences, plusieurs essais expérimentaux basés sur le choix des conditions de coupe sont souvent nécessaires avant d'aboutir à une pièce satisfaisante. Actuellement, l'utilisation de ces méthodes empiriques basées sur l'expérience des fabricants et des utilisateurs des outils coupants est coûteuse et donne une large plage de choix des paramètres en fonction de leurs besoins. Toutefois, le coût très élevé d'un essai limite fondamentalement le nombre d'expériences, tel que pour avoir une pièce respectant les caractéristiques souhaitées et avec un coût acceptable devient une tâche difficile. L'importance d'encadrer les conditions de coupe par certaines limites est liée au type de matériau à usiner, puisqu'il détermine le comportement de la coupe. Il est donc d'un grand intérêt de connaître l'interaction entre l'outil et la matière pour établir une base de données. Cela permettra d'identifier les conditions acceptables de coupe dans une matière déterminée.

L'objectif de la thèse est de fournir des outils permettant de choisir les conditions de coupe de façon intelligente à partir d'un nombre suffisant d'expériences tout en prenant en compte les efforts de coupe, l'état de surface des pièces usinées et l'usure de l'outil de coupe.

Pour optimiser l'organisation des expériences et exploiter efficacement les résultats obtenus, on peut avoir intérêt à utiliser des méthodes telles que les plans d'expérience. Le principe général des plans d'expérience consiste à n'étudier que certains points du domaine expérimental, tout en appréhendant le phénomène physique étudié sur l'ensemble du domaine considéré. Un plan d'expérience peut être défini comme une organisation raisonnée d'essais. Une difficulté importante de la méthodologie réside alors dans la manière de choisir les points d'études de façon optimale. L'utilisation de cette méthode aide à l'amélioration de la qualité des produits et des procédés tout en réduisant les temps et les coûts de développement.

L'organisation de la thèse se décline en six chapitres :

- Le premier chapitre rappelle les notions d'usinage en tournage en mettant l'accent sur les paramètres de coupe d'entrées/sorties utilisés dans notre présente étude.

- Dans le deuxième chapitre, nous présentons les méthodes de modélisation et d'optimisation existantes : plans d'expérience, régression linéaire, ainsi que les méthodes d'optimisation.
- Dans le troisième chapitre, une présentation de la démarche expérimentale adoptée pour la réalisation de nos essais (équipements utilisés, conditions opératoires planification des expériences et outillages).
- Dans le quatrième chapitre, nous présentons en premier temps les différents résultats relatifs à la variation des efforts de coupe en fonction des éléments du régime de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe), ensuite nous appliquons plusieurs techniques de modélisation pour obtenir les différents modèles mathématiques des efforts de coupe.
- Dans le cinquième chapitre, nous étudions l'évolution de la rugosité en fonction des paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe). Ensuite, nous appliquons plusieurs techniques de modélisation pour obtenir les différents modèles mathématiques de la rugosité de surface usinée.
- Dans le sixième chapitre, nous présentons les résultats expérimentaux relatifs au suivi de l'usure des outils en carbure métallique en fonction des différentes combinaisons des éléments du régime de coupe. Ensuite, nous proposons les différents modèles mathématiques de l'évolution de l'usure en dépouille en fonction de la vitesse de coupe, avance et la profondeur de passe.

Enfin, une conclusion générale terminera notre étude.

CHAPITRE I

Généralités sur l'usinage

I.1 Introduction

La mise en forme par enlèvement de matière est un procédé d'élaboration de pièce mécanique. Un outil de coupe enlève de la matière à une pièce dans le but de générer une nouvelle surface. Il existe différents types de configuration : la coupe orthogonale, la coupe oblique, la coupe tridimensionnelle. Ces différentes configurations sont appliquées aux procédés d'usinage tels que le rabotage, le tournage, le fraisage, le perçage, etc. [Rayn, 2004].

I.2 Phénomène de coupe

I.2.1 Opération de chariotage

L'usinage est une famille de techniques de fabrication de pièces mécaniques. Le principe de l'usinage est d'enlever de la matière pour donner à la pièce brute la forme voulue, à l'aide d'une machine-outil. Par cette technique, on obtient des pièces d'une grande précision. Lors de l'usinage d'une pièce, l'enlèvement de la matière est réalisé par la conjonction de deux mouvements relatifs entre la pièce et l'outil : le mouvement de coupe (vitesse de coupe V_c) et le mouvement d'avance (vitesse d'avance V_f).

Le chariotage (figure I.1) est une opération consistant à usiner sur un tour un cylindre d'un certain diamètre par déplacement de l'outil de coupe suivant un axe parallèle à l'axe de rotation de la pièce Z. Les paramètres de coupe sont l'avance f , la profondeur de passe a_p et la fréquence de rotation N .

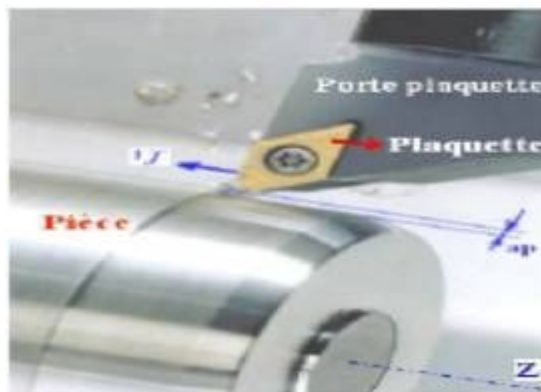


Figure I.1 : Opération de chariotage [Rami, 2011].

I.2.2 Coupe orthogonale

La coupe la plus élémentaire est la coupe dite « orthogonale » (Figure 1.2). Dans cette configuration, l'arête de coupe est perpendiculaire à la fois aux directions de coupe et d'avance. L'outil est incliné de l'angle de coupe α par rapport à la verticale et se déplace avec une avance de travail f et la vitesse de coupe V_c . La quantité de matière enlevée est représentée par l'épaisseur du copeau non déformé t_1 (ou avance par tour f) et la profondeur de passe a_p . Le copeau d'épaisseur t_2 se déplace le

long de la face de coupe de l'outil avec la vitesse V_{cop} et quitte en se courbant à l'interface outil copeau à la distance l_c de la pointe de l'outil (longueur de contact).

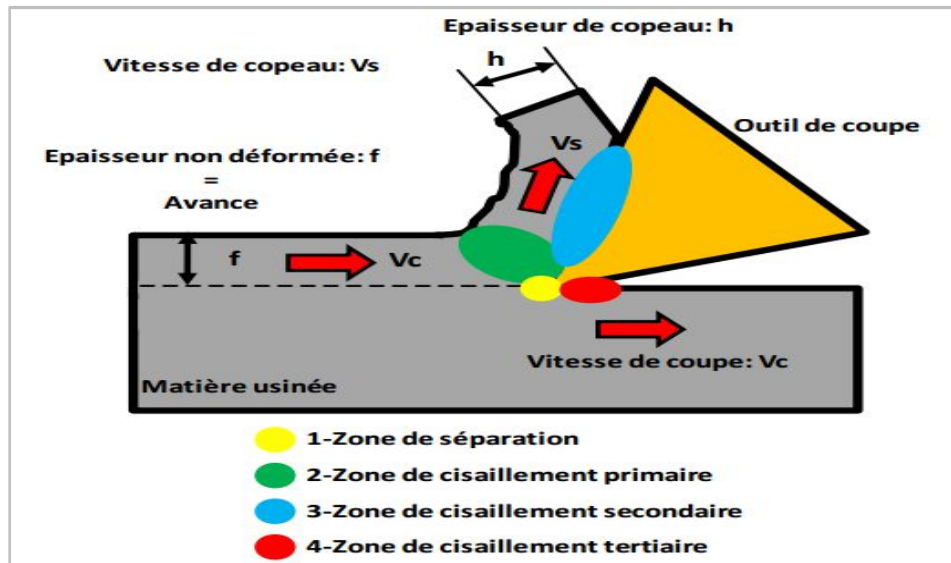


Figure I.2: Principales zones de déformation et paramètres de la coupe orthogonale [Gaut, 2004].

L'observation de la section d'un copeau en formation met en évidence trois zones particulières de déformation :

I.2.2.1 Zone de cisaillement primaire

La zone de cisaillement primaire est le lieu où s'effectue le changement de direction de la matière usinée qui passe de la vitesse de coupe V_c à la vitesse du copeau V_{cop} . C'est une zone intense de déformation qui s'étend de la pointe de l'outil jusqu'à la surface libre du copeau. Dans de nombreux modèles de coupe ([Merc1, 1945], [Merc2, 1945]), la zone de cisaillement primaire est idéalement représentée par un plan (dit de « cisaillement ») incliné d'un angle ϕ par rapport à la direction de coupe. L'angle de cisaillement ϕ est alors géométriquement relié à t_1 , t_2 et α par la relation :

$$\frac{t_1}{t_2} = \frac{\sin \phi}{\cos(\phi - \alpha)} \dots \dots \dots (I.1)$$

Ou:

$$\phi = \tan^{-1} \left[\frac{(t_1/t_2) \cos \alpha}{1 - (t_1/t_2) \sin \alpha} \right] \dots \dots \dots (I.2)$$

La conservation du flux de matière s'exprime de la manière suivante :

$$V_c t_1 = V_{cop} t_2 \dots \dots \dots (I.3)$$

D'où l'expression de la vitesse du copeau V_{cop} :

$$V_{cop} = \frac{\sin \phi}{\cos(\phi - \alpha)} V_c \dots\dots\dots (I.4)$$

Une estimation de la déformation γ subie par le matériau dans la zone primaire peut être obtenue géométriquement en supposant un cisaillement pur sur le plan de cisaillement, [Chil, 1973]:

$$\gamma = \frac{\cos \alpha}{\sin \phi \cos(\phi - \alpha)} \dots\dots\dots (I.5)$$

I.2.2.2 Zone de cisaillement secondaire

Les phénomènes de frottement à l’interface outil copeau induisent également des déformations plastiques dans une région du copeau adjacente à la face de coupe de l’outil. Dans cette zone de cisaillement secondaire, la matière est soumise à de forts taux de cisaillement et subit une forte élévation de température en plus de celle subie lors du passage dans la zone de cisaillement primaire.

I.2.2.3 Zone de cisaillement tertiaire

Le contact entre l’outil (au niveau du bec et de la face en dépouille) et la surface usinée peut également provoquer des déformations plastiques dans la pièce.

Elles sont beaucoup moins intenses que dans les deux précédentes zones de déformation, mais elles dépendent aussi de la qualité de la surface usinée (rugosité et contraintes résiduelles).

1.2.3 Les paramètres de coupe

Les paramètres de la coupe sont, d’une part, des grandeurs qui caractérisent les déplacements de l’outil et de la pièce usinée (paramètres cinématiques de coupe) et, d’autre part, les valeurs des surépaisseurs d’usinage et des dimensions de coupe (paramètres géométriques de coupe)

I.2.3.1 Vitesse de coupe, V_c

La pièce est entraînée sur le tour à une certaine vitesse angulaire w [rad/s], cette vitesse angulaire étant communiquée par la broche de la machine via la porte pièce (figure I.3).

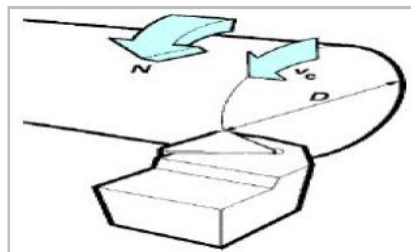


Figure I.3: Vitesse de coupe [Pass, 1997].

Compte tenu du diamètre de la pièce au point d’usinage situé sur un diamètre D , la vitesse relative de la pièce en ce point par rapport à l’outil (supposé fixe par rapport à la machine) et la vitesse de coupe qui est déterminée par l’équation (I.6):

$$V_c = \frac{D}{2} \times W \dots\dots\dots(I.6)$$

Cette vitesse est appelée vitesse de coupe ; soit, avec les unités traditionnelles de la fabrication mécanique :

$$V_c = \frac{\pi DN}{1000} \dots\dots\dots(I.7)$$

Il convient d'observer que la vitesse de coupe n'est constante que si la vitesse de la broche et le diamètre de la pièce demeurent inchangés. En dressage, par exemple où l'outil se déplace en direction du centre, la vitesse de coupe varie continuellement si la rotation de la pièce s'effectue à une vitesse de broche constante.

Or, pour une productivité maximale et une meilleure qualité des surfaces obtenues, il est souhaitable de maintenir la vitesse de coupe constante.

Sur un grand nombre de tours modernes, la vitesse de broche augmente au fur et à mesure que l'outil approche de l'axe, afin de compenser ainsi la diminution de diamètre. Mais dans le cas de très petits diamètres, cette compensation se révèle impossible du fait de la plage de vitesse limitée qu'autorisent les machines. De même, lorsqu'une pièce, comme cela est souvent le cas, présente des diamètres différents ou est de forme conique ou courbe, la fréquence de rotation doit être corrigée en fonction du diamètre, pour maintenir la vitesse de coupe constante (Figure I.4).

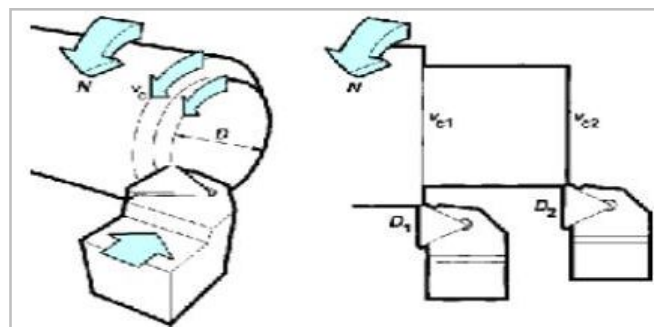


Figure I.4 : Définition des trois variables :

Vitesse de coupe V_c , diamètre D , Vitesse de rotation N [Pass, 1997].

Le choix de la vitesse de coupe est fonction, notamment :

- Des matériaux de la pièce et de l'outil;
- De la lubrification;
- De la durée de vie souhaitée pour l'outil;
- Des valeurs des autres paramètres de coupe (avance, profondeur de passe...).

Les fabricants de matériaux à outils fournissent des valeurs de vitesse de coupe pour chaque type de plaquette en fonction du matériau de pièce, et ce pour une durée de vie standard de la partie active de l'outil (45 min par exemple).

La valeur numérique de V_c peut aller, à titre indicatif, de 40 m/min avec un outil en acier rapide coupant une pièce en acier à 0,3 % de carbone, à plus de 600 m/min pour la même pièce, avec un outil céramique, en passant par des valeurs courantes autour de 200 m/min pour des outils à pastille en carbure métallique.

L'évolution de ces valeurs de vitesses de coupe, en une trentaine d'années, a imposé une évolution parallèle des puissances à la broche des tours, afin de pouvoir utiliser au mieux les propriétés des outils.

I.2.3.2 Avance par tour f

L'avance notée f est la valeur du déplacement de l'outil, lorsque la pièce a effectué une révolution. C'est une donnée clé pour la qualité de la surface usinée. Elle influe non seulement sur l'épaisseur des copeaux, mais également sur la manière dont ils se brisent (Figure I.5).

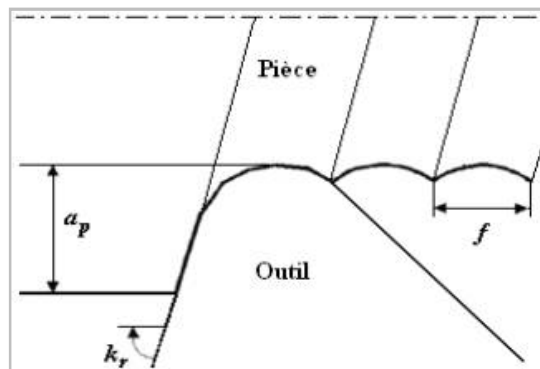


Figure I.5: L'avance f dans le cas de tournage [Enac, 1972].

I.2.3.3 Profondeur de coupe a_p

En chariotage, la profondeur de coupe a_p est la différence de rayon entre la surface non usinée et la surface usinée. La profondeur de coupe est toujours mesurée perpendiculairement à la direction de l'avance et non pas suivant l'arête de l'outil [Pass, 1997].

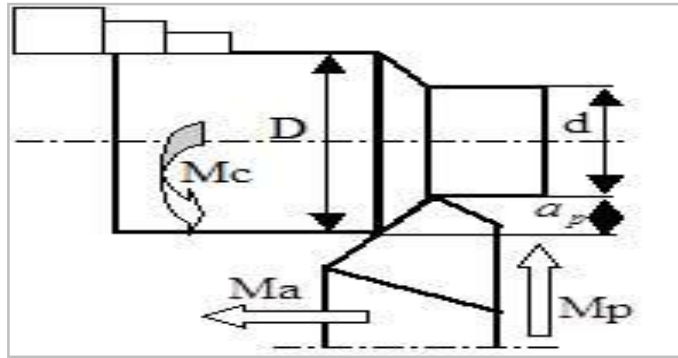


Figure I.6 : Représentation de la profondeur de passe a_p [Pass, 1997].

Il vaut mieux enlever les surépaisseurs d'usinage sans faire beaucoup de passes. Pourtant, quand on prend une profondeur de passe très grande, la précision d'usinage diminue à cause de la présence des efforts de coupe très élevés. Dans ces cas, des vibrations apparaissent et l'état de surface devient plus mauvais. D'habitude, on choisit la profondeur de passe en dépendance des surépaisseurs d'usinage et de la rugosité superficielle demandée. Aussi le nombre de passe dépend de la rigidité du système machine-outil, pièce-outil. Si ce système a une faible rigidité, ou si on usine des pièces ayant le diamètre assez petit et la longueur assez grande, on choisit dans ce cas une profondeur de passe faible [Pass, 1997].

La profondeur de passe et l'avance vont influencer aussi la formation du copeau car elles modifient la section du copeau et donc l'énergie nécessaire au cisaillement de la matière [Lahe, 2004].

I.3 Géométrie des outils de coupe

Le premier métal à outil de coupe utilisé fut l'acier fondu au carbone (acier fondu au creuset soigneusement dosé); puis vinrent les aciers rapides au wolfram ou tungstène vers 1900, augmentant le pouvoir coupant des outils de 3 à 5 fois.

Aujourd'hui les aciers rapides sont couramment remplacés par des alliages en carbures métalliques, utilisés sous forme de pastille ou plaquette brassée constituant le bec de l'outil de coupe. Leur pouvoir coupant est supérieur de 4 à 6 fois celui des meilleurs outils de coupe en acier rapide [Jite, 2002].

Avant d'entamer la présentation des performances des outils de coupe acquises au cours des différents processus, nous présentons tout d'abord la nomenclature descriptive de l'outil de coupe.

I.3.1 Différentes parties de l'outil

La forme élémentaire d'un outil de coupe se présente comme un barreau prismatique (corps ou partie passive) terminé par une arête vive (arête tranchante ou partie active) en forme de coin qui s'engage dans le métal sous l'action d'un effort F (Figure I.7).

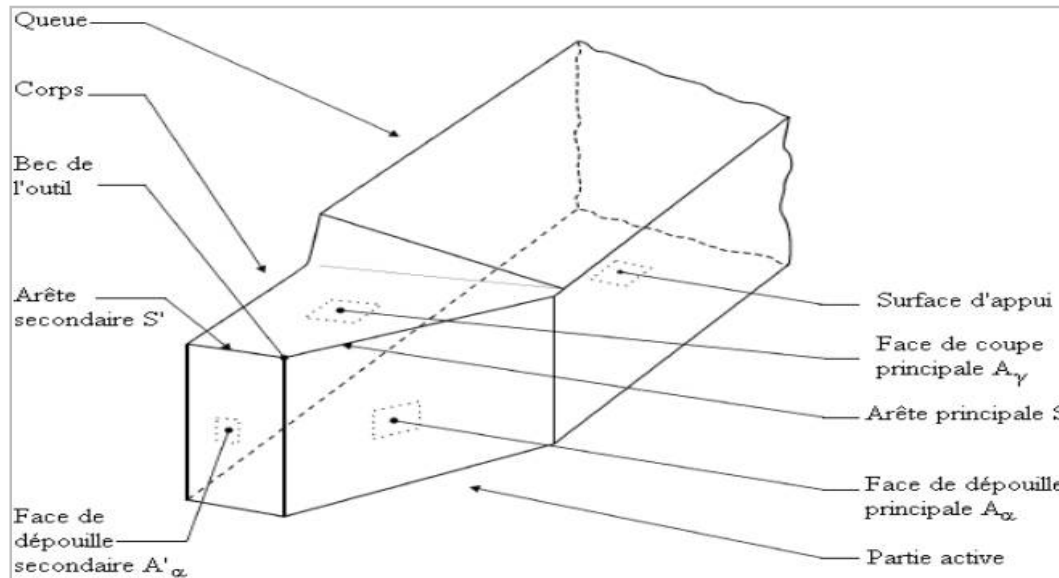


Figure I.7 : Corps et parties actives d'un outil de coupe [Norm, 2002].

I.3.1.1 Le corps de l'outil :

C'est la partie de l'outil qui supporte les éléments composants qui servent à sa fixation et à sa mise en position sur la machine. Elle doit être rigide pour résister aux efforts qui prennent naissance pendant la coupe. Le corps est réalisé en acier dans les nuances XC 38 et XC 48. Sa section est carrée, rectangulaire ou circulaire. Il doit permettre aussi un repérage correct de l'outil dans le porte-outil. Pour satisfaire cette condition, le corps prismatique possède deux surfaces de références de bonnes qualités géométriques. Il doit pouvoir être fixé rapidement et facilement dans le porte-outil.

I.3.1.2 La partie active de l'outil :

C'est la partie fonctionnelle, composée de la face de coupe, des faces en dépouille et des arêtes tranchantes. La dureté de la partie active doit être plus grande que celle du métal à usiner.

I.3.1.3 La face de coupe ou d'attaque :

C'est celle sur laquelle glisse le copeau lors de la coupe.

I.3.1.4 La face en dépouille:

C'est celle qui est placée devant la partie de la pièce qui vient d'être tournée. Il faut distinguer la face en dépouille principale et les faces en dépouille secondaires. La face en dépouille principale est celle dont l'intersection avec la face de coupe donne l'arête tranchante principale.

I.3.1.5 La face brise copeau :

Cette face résulte d'une modification de la face de coupe ayant pour but de briser le copeau afin d'éviter que celui-ci ne soit trop long et s'enroule autour de l'outil.

I.3.1.6 L'arête tranchante principale :

C'est l'arête tranchante destinée à la coupe du matériau. Elle résulte de l'intersection de la face de coupe et de la face en dépouille principale.

I.3.1.7 L'arête tranchante secondaire :

C'est une arête qui commence à l'extrémité de l'arête principale et qui s'étend dans une autre direction. Elle résulte de l'intersection de la face de coupe et de la face de dépouille secondaire. Certains outils possèdent plusieurs arêtes secondaires.

I.3.1.8 Le bec de l'outil :

C'est la partie où se rejoint l'arête principale et l'arête secondaire, Cette partie peut être vive, arrondie ou droite.

Comportant les mêmes éléments, on trouve les outils de coupe à droite et les outils de coupe à gauche.

I.4 Les revêtements et les procédés de fabrication

Les revêtements permettent d'améliorer les conditions de coupe et la productivité des outils. Le principe du revêtement (figure I.8) consiste à recouvrir d'un film mince (jusqu'à 10 μm d'épaisseur) les outils de coupe pour leur donner des propriétés particulières comme la grande dureté. Selon Grzesik [Grze, 2003] les revêtements peuvent être classés en 4 groupes.

1. Les revêtements à base de titane (TiC, TiN, TiB₂, TiCN) ;
2. Les revêtements céramiques ;
3. Les revêtements de diamant (PCBN) ;
4. Les revêtements autolubrifiants avec MoS₂ ou WC.

Le revêtement de diamant PCBN augmente la dureté de surface et crée une barrière thermique entre la pièce et le substrat de l'outil dont la température est abaissée [Coel, 2007]. Le rôle recherché du revêtement est de : [Tons, 2001]

1. Protéger le substrat de l'usure (adhésion, abrasion, oxydation diffusion) ;
2. Faire office de barrière thermique ;
3. Résister à la fissuration.

Le choix du revêtement dépend de but recherché : résistance à l'usure et / ou à l'oxydation, tenue à la température, réduction du frottement etc. Il y a deux types de dépôt de revêtement CVD

et PVD, la figure I.9 montre les procédés de fabrication de CVD et PVD. La société française du vide a établi un tableau comparatif de mode de dépôt de revêtement (tableau I-1).

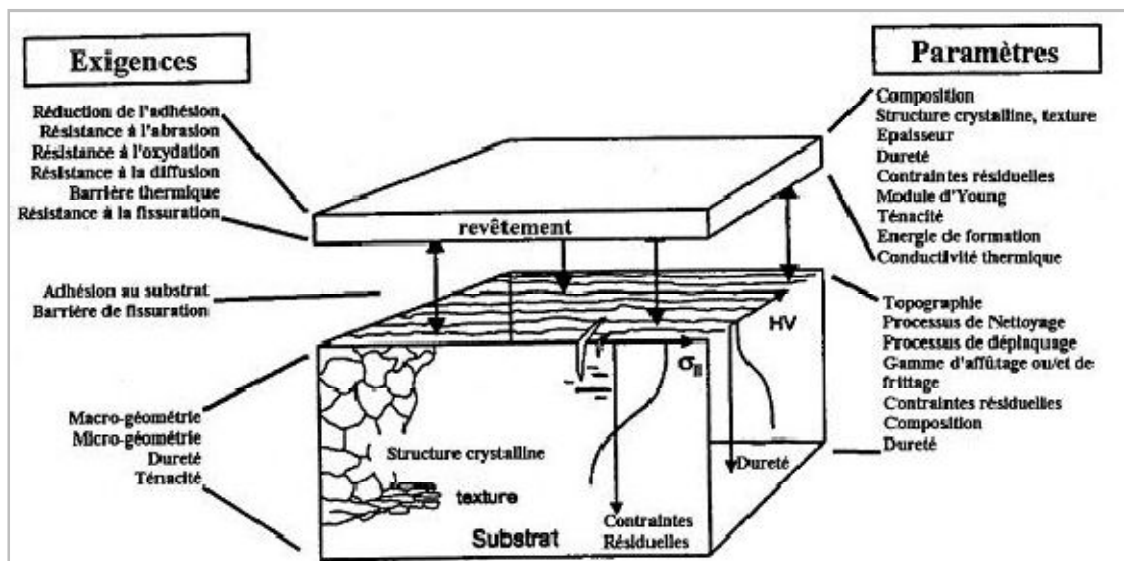


Figure I.8: Le revêtement [Pagé, 2003].

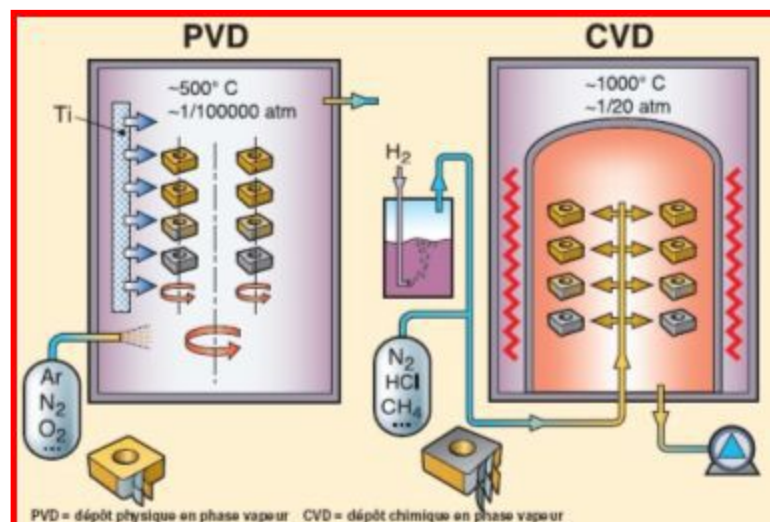


Figure I.9 : Procédés de fabrication de CVD et PVD [Rami, 2011].

Tableau I-1 : Comparatif des modes de dépôt sous vide [Rami, 2011].

Caractéristiques	Modèles de dépôt	Vitesse de dépôt	Type de dépôt	Dépôt sur formes complexes	Dépôt sur surface poreuse	Perturbation à l'interface de croissance	Chauffage du substrat par moyens externes
Dépôt CDV	Réaction chimique	200 à 2500 A/mn	Atomes	Bons résultats	Résultats moyens et limités	Oui	Oui
Dépôt PVD	Energie thermique	Jusqu'à 75 $\mu\text{m}/\text{mn}$	Atomes et ions	Peu recommandée	Résultats médiocres	Non	Oui

I.4.1 Le dépôt CVD (Chemical Vapour Deposition)

Le dépôt de type CVD C'est un dépôt réservé aux substrats de type carbure résistants aux hautes températures. Les revêtements de type CVD sont généralement des revêtements :

- De la famille de titane : TiN, TiC, Ti(C, N) ;
- De type de céramique : Al₂O₃, ZrO₂, Si₃N₄ par exemple ;
- De type de diamant : DLC (Diamant Like Carbone).

Les avantages de ce type de dépôt sont :

1. Grande dureté des dépôts ;
2. Grande variété des matériaux déposés ;
3. Forte épaisseur (12 μm) qui permet d'obtenir une durée de vie importante ;
4. Bonne adhérence sur le substrat de type carbure.

L'un des problèmes majeurs du CVD est le manque d'acuité d'arête du fait de l'importance de la couche déposée [Rech, 2005].

I.4.2 Le dépôt PVD (Physical Vapour Deposition)

Les revêtements PVD sont plus courants pour l'usinage des alliages de titane et super - alliages. Ils sont minces et lisses et ne transmettent que de très faibles tensions résiduelles au carbure qu'ils recouvrent. Comparés aux revêtements CVD, ceux PVD suivent plus fidèlement le profil des arêtes de coupe très vives dont on tire largement profit aujourd'hui. Ceci veut dire que les arêtes des plaquettes revêtues PVD sont intrinsèquement plus tenaces que celles des plaquettes revêtues CVD. Le revêtement PVD apporte une bonne résistance à l'usure [Ayku, 2007], une

stabilité chimique à la surface de l'outil et une bonne résistance à la formation de l'arête rapportée [Maga, 2007]. Le dépôt PVD présente les avantages suivants [Pagé, 2003]:

- Faible température qui permet de garder l'intégrité physique ;
- Possibilité de faire des revêtements multicouche ;
- Possibilité de faire varier la température du substrat ;
- Haute dureté de dépôt ;
- Faible épaisseur des dépôts qui permet d'assurer la constance de la géométrie des outils ;
- Excellente liaison avec le substrat.

Le revêtement TiALN/VN élimine la formation de l'arête rapportée et le transfert du métal durant le fraisage à sec de l'alliage d'aluminium AL 7010 – T7651 et ALSi9CuL. Les outils revêtus par ce revêtement s'usent moins que les outils non revêtus [Hovs, 2006].

Les propriétés traditionnelles, les coefficients de frottement des revêtements CVD et PVD sont classées sur le tableau I-2.

Tableau I-2 : Propriétés de PVD et CVD [Rami, 2011].

Revêtement		Dureté VHN (50GF)	Coefficient de frottement	Température oxydation	résistance à la corrosion
TiN	PVD	2900	0,65	500°C	Bon
AlTiN	PVD	4500	0,42	800°C	Bon
CrN	PVD	2500	0,55	700°C	Excellente
TiC	CDV	3200	0,60	350°C	Bon
TiC/Tin	CDV	3000	0,65	500°C	Bon
TiCN	PVD	4000	0,45	400°C	Bon
MoST	PVD	2000	0,01	450°C	Bon

I.5 Mécanismes d'usure et durée de vie

L'étude détaillée du phénomène d'usure [Bedr, 1971] révèle différentes formes : l'usure par effets mécaniques et l'usure par effets physico-chimiques (figure I.10).

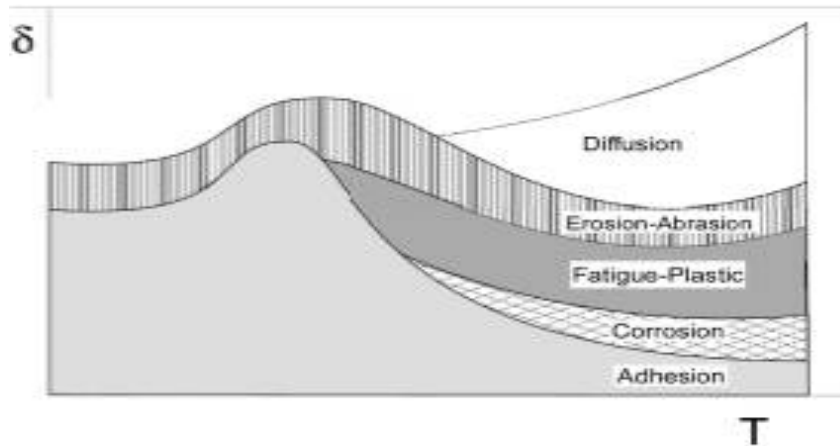


Figure I.10 : Formes d'usure d'après [Carr, 2002].

Le frottement copeau outil donne lieu à des phénomènes de grippage et d'arrachement, ce qui correspond à l'usure adhésive.

A partir d'une certaine vitesse, donc d'une certaine température correspondant à l'apparition d'une couche de glissement facile et d'une arête rapportée, l'usure adhésive devient moins importante et se traduit par un changement de pente sur la courbe. Si l'on augmente la vitesse de coupe, le mécanisme d'usure par diffusion entre alors en jeu.

Avec l'intensification des effets thermiques, il peut apparaître une usure par effet d'oxydation, l'amélioration relative apportée par l'apparition de la couche de glissement facile se trouve alors neutralisée. Si l'on augmente encore la vitesse, l'usure par diffusion croît de façon très importante.

I.5.1 Les mécanismes d'usure des outils

Bedr [Bedr, 1971] prend en compte les phénomènes physiques qui provoquent la dégradation progressive du tranchant et, corrélativement, des qualités géométriques et mécaniques de la surface usinée, qui se traduisent par certaines modifications d'aspect de celui-ci, visibles à l'œil nu ou à l'aide d'une loupe de forte puissance.

Ces manifestations macroscopiques permettent d'apprécier objectivement l'évolution de l'usure en fonction de divers paramètres géométriques mesurables.

L'évolution de l'usure peut se faire par la mesure de la perte de masse en fonction du temps. D'après la figure I.11, on observe l'existence d'un régime transitoire suivi d'un régime stabilisé.

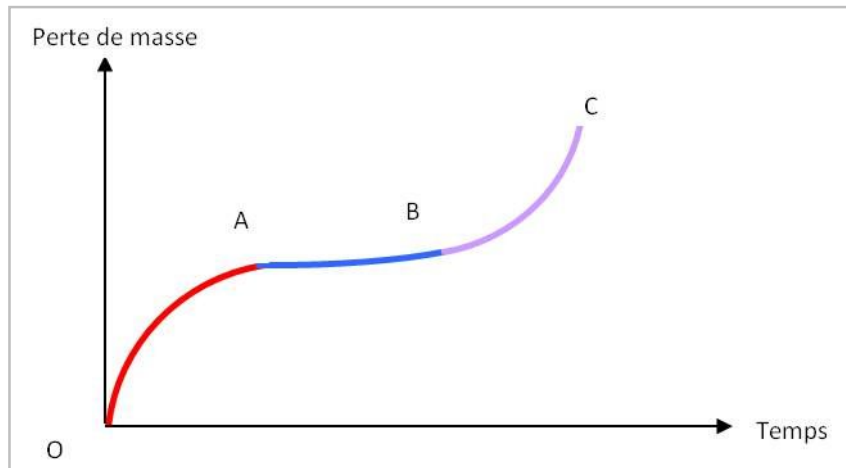


Figure I.11 : Perte de masse en fonction du temps [Rema, 2001].

Le régime transitoire OA est caractérisé par une croissance rapide de la perte de masse (appelé rodage) et le régime stationnaire AB par une croissance plus lente et plus régulière pratiquement linéaire. La période BC correspond à la destruction rapide de l'outil.

Lorsqu'un problème d'usinabilité est constaté, il est nécessaire de bien observer l'endommagement de l'outil. Ces différentes formes d'endommagement font intervenir, à des degrés plus ou moins importants, les mécanismes suivants :

I.5.1.1 Usure par adhésion

Les surfaces de l'outil et du copeau ont une micro-géométrie qui comporte des aspérités. Compte tenu des efforts de coupe imposés, des jonctions métalliques, véritables microsoudures se forment (figure I.11).

Celles-ci sont rompues en continu puisqu'il y a mouvement relatif du copeau et de l'outil :

- Si les jonctions sont plus résistantes que le métal voisin du copeau, les ruptures se produisent dans la masse du copeau et des fragments du copeau viennent adhérer sur l'outil, ce qui constitue une arête rapportée,
- Si les jonctions sont à la fois plus résistantes que le métal voisin du copeau et que la surface du matériau d'outil, les ruptures se produisent en majorité dans la masse du copeau et pour quelques unes à la surface de l'outil.

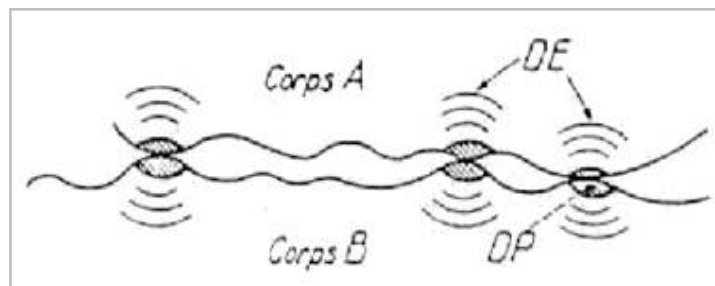


Figure I.12 : Contact de deux corps métalliques [Rema, 2001].

L'usure par adhésion dépend de la pression appliquée au contact outil copeau et par conséquent des caractéristiques de dureté et d'écrouissabilité du matériau usiné, de l'épaisseur du copeau et de la rigidité de la liaison outil pièce. L'usure par adhésion dépend aussi de la vitesse de coupe. Un accroissement de vitesse de coupe provoque une moindre résistance à l'écrasement du copeau mais aussi une moindre résistance au cisaillement des jonctions établies.

On observe d'après Opitz et Al [Opit, 1967] que l'usure croît avec la vitesse de coupe V_c , passe par un maximum puis décroît. L'usure par adhésion mécanique est caractéristique des usinages à vitesse de coupe modeste ($V_c < 50$ m/min).

Le mécanisme d'arête rapportée est d'une grande importance pratique. Lorsque les éléments du copeau ont tendance à venir coller sur l'outil, l'amas constitué peut avoir une géométrie de type pédoncule (Figure I.13), il en résulte une modification des cotes de la pièce usinée et l'état de surface.



Figure I.13 : Arête rapportée d'après [bent, 2007].

L'arête rapportée est partiellement évacuée périodiquement, ce qui provoque des variations d'avance effectives.

I.5.1.2 Usure par abrasion

L'usure par abrasion se caractérise par la formation de bandes striées dans la direction de contact avec la surface usinée de la pièce ou dans la direction du copeau qui glisse le long de la face de coupe. L'usure par abrasion apparaît donc à la fois sur la face de coupe (Figure I.14 (a)) et sur la face de dépouille des outils (Figure I.14 (b)). Ce sont les particules dures qui sont à l'origine de cette usure. Elles peuvent être présentes dans la pièce sous la forme d'inclusions et de précipités ou provenir de l'outil lui-même par d'autres mécanismes d'usure telle que l'adhésion. De micro copeaux sont ainsi arrachés à l'outil par ces éléments durs qui sont sans cesse renouvelés au cours de l'usinage. L'usure par abrasion est l'usure dominante quand le contact à l'interface outil copeau est essentiellement du glissement, ([Tren, 2000], [Geko, 2002]).

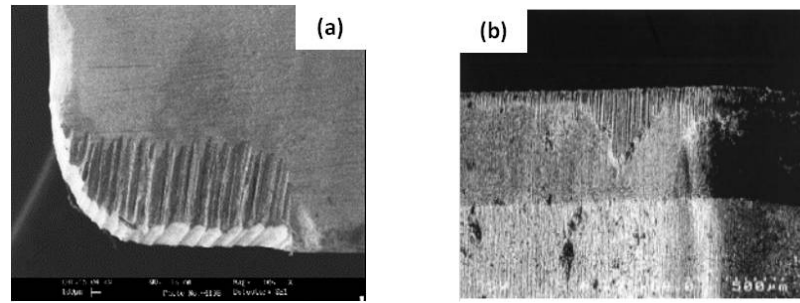


Figure I.14: Usure par abrasion (a) sur la face de coupe après usinage d’alliage de titane [Cast, 1999]. (b) sur la face de dépouille après usinage de Duralcan [Andr, 2000].

I.5.1.3 Usure par diffusion

Aux vitesses de coupe très élevées, les phénomènes de diffusion prédominent. Sous l’effet de la température et de la pression, les atomes diffusent de l’outil vers le copeau ou vice-versa. Dans le cas des aciers, l’usure par diffusion a été expérimentalement mise en évidence par l’existence de gradients de concentration des différents éléments de l’outil dans les copeaux et par l’observation de la formation rapide d’un cratère sur la face de coupe de l’outil ([Nahe, 1977], [Geko, 2002]).

Gregory [Greg, 1965] explique la dégradation des outils WC- Co pendant l’usinage d’un acier Armco par diffusion mutuelle du cobalt et du carbone de l’outil et du fer de la pièce usinée, (Figure I.15 (a)). Le cobalt migrant vers le copeau change le potentiel chimique du carbone dans l’austénite et vient se localiser à l’interface pour former un nouveau carbure dispersé $(Fe_xCo_yW_z)_C$ aux dépens des carbures initiaux WC.

La couche intermétallique formée, de petites fissures sont amorcées sous la forte pression exercée à la surface de l’outil. L’écoulement continu du copeau sur la surface de l’outil s’accompagne alors d’une décohésion des grains de carbures les plus superficiels. La couche d’alliage métallique $(Fe_xCo_yW_z)_C$ et des grains en WC de l’outil est ainsi évacuée avec le copeau créant un cratère sur la face de coupe de l’outil.

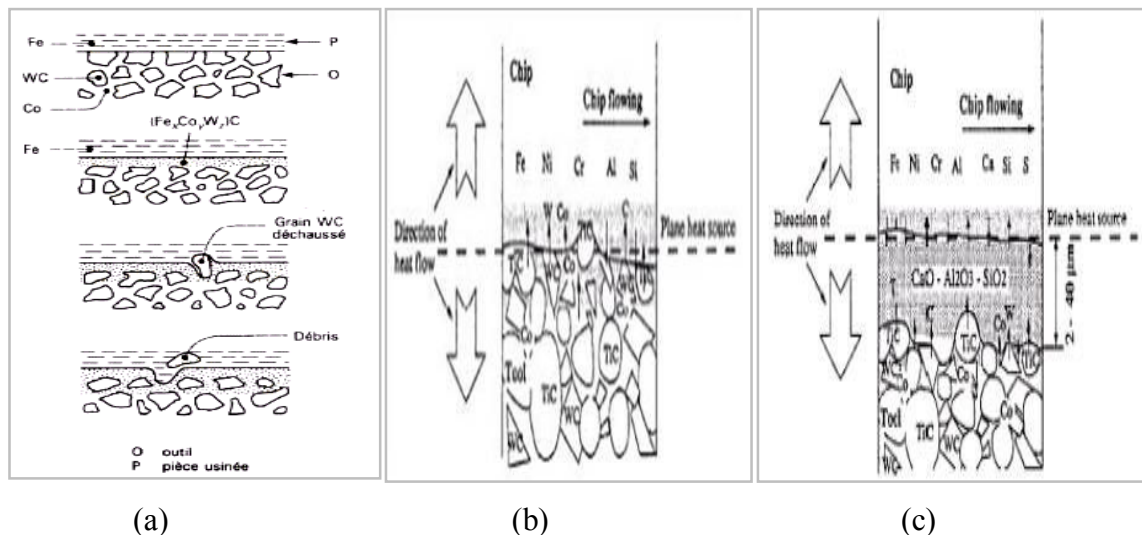


Figure I.15: Mécanismes d'usure par diffusion. (a) Représentation schématique des différents stades de l'usure d'un outil carbure d'après [Greg, 1965]. (b) Modèle dynamique de diffusion d'après [Nahe, 1977]. (c) Modèle quasi-statique d'après [Qi, 1996].

Naerheim et Al [Nahe, 1977], ont montré dans le cas des outils WC- Co et WC- (Ti - Ta, W) C-Co que le cratère présent sur la face de coupe des outils est principalement formé par diffusion atomique des éléments de l'outil dans le copeau plutôt que par arrachement mécanique de fragments de l'outil (Figure I.15 (b)).

Il existe une relation directe entre la forme du cratère et la distribution de la température à l'interface outil copeau. L'observation d'un cratère formé par diffusion montre que celui-ci n'apparaît qu'à une certaine distance de la pointe de l'outil, là où la température atteint ses plus hautes valeurs. Les avis divergent cependant quant à l'influence de celle-ci sur la forme du cratère. Par exemple, selon Gekonde et Al [Geko, 2002] (Figure I.16), la profondeur maximale du cratère coïncide avec la température de transformation de phase de l'acier usiné, tandis que pour Molinari et Al [Moli, 2002], elle est localisée là où le maximum de la température est atteint.



Figure I.16: Cratère formé par usure par diffusion sur une plaquette carbure après 20 S d'usinage d'un acier AISI 1020 avec une vitesse de coupe de 300 m/min [Geko, 2002].

Les modes d'usure décrits précédemment (Figure I.15 (a) et I.15 (b)) sont contrôlés par des mécanismes de diffusion dynamique, car il y a renouvellement permanent de la matière du copeau en contact avec la surface de coupe, l'alimentation en éléments diffusants restant donc constante durant l'opération. Il arrive qu'une couche adhésive se forme sur la face de coupe, le copeau et l'outil ne sont alors plus directement en contact. Dans ce cas, les mécanismes de diffusion passent d'un processus dynamique à un processus statique. C'est le cas par exemple des aciers inoxydables traités au calcium usiné à l'aide d'outils WC-Co-TiC. La présence d'inclusions conduit à la formation d'une couche stable d'une épaisseur variant de 2 à 40 [μm] de couleur dorée essentiellement composée de $\text{CaO-Al}_2\text{O}_3\text{-SiO}_2$ et de quelques éléments de l'outil provenant du mécanisme de diffusion quasi-statique illustré par la (Figure I.16 (c)), [Qi, 1996]. La formation de couche de transfert peut être recherchée dans certains cas puisqu'elle peut constituer une barrière de diffusion et ainsi limiter la formation du cratère.

I.5.1.4 Usure par fluage et oxydation

Pour des vitesses de coupe qui dépassent les vitesses normales d'emploi de l'outil, sa géométrie peut encore être endommagée par fluage ou oxydation.

Pour le fluage, l'outil est soumis sur sa face d'attaque à des contraintes normales de compression maximales sur l'arête de coupe. Elle peut s'écraser compte tenu de la distribution des températures. On peut obtenir un cisaillement caractéristique avec un bourrelet à l'arrière.

L'outil peut s'oxyder à l'air ambiant, en raison des températures atteintes, en particulier dans les zones bien aérées au voisinage de la zone de coupe proprement dite.

Ces deux mécanismes croissent avec la vitesse de coupe. Ils n'interviennent que dans des conditions de travail anormales en usinage conventionnel mais leur présence en UGV et en TD doit être étudiée.

I.5.1.5 Usure avec effets de chocs

L'écaillage des faces de l'outil peut résulter d'une certaine fragilité ou de fatigue mécanique et thermique.

Pour une rupture fragile, un tel endommagement apparaît dans les premiers instants de coupe. Il est dû à un excès d'efforts de coupe.

La fatigue mécanique entraîne la rupture sous l'effet de variation de sollicitations dues au mode d'usinage (coupe discontinue), à la géométrie des pièces (faux rond, rainure, ...), ou encore à la structure du métal usiné (calamine, tôle oxycoupée, ...).

Les chocs thermiques supportés par les outils sont très sévères soit pendant les arrêts de coupe soit par le refroidissement dû à un arrosage discontinu. La température décroît très vite en

surface et plus lentement dans le cœur. La surface de l'outil est mise en traction et des fissures thermiques peuvent apparaître.

Les outils céramiques sont très sensibles à ces phénomènes d'endommagement.

I.5.2 Critères d'usure

Les critères usuellement utilisés pour des outils en carbures et, notamment, ceux recommandés par la norme en vigueur concernant l'usure des outils de coupe la norme, NF E 66 505, se rangent en deux catégories décrites ci-dessous.

I.5.2.1 Les critères directs

Ils sont basés sur l'évolution de l'usure telle que [Amri, 1987]:

- Critère d'usure frontale, caractérisé par une largeur limite VB_{Limite} de la bande d'usure sur la face en dépouille de l'outil ;
- Critère de cratérisation, défini par la valeur limite de la profondeur du cratère KT_{Limite} , ou par la valeur limite du rapport de cratérisation KT/KM , ou par une valeur limite de l'angle de cratérisation α_c ;
- Critère de "mort d'outil", utilisé principalement pour les outils en acier rapide ;
- Critère d'usure volumétrique ou massique caractérisé par la perte en poids de l'outil, mesurée par pesée ou à l'aide de traceurs radioactifs ;
- Critère basé sur les variations de cotes des surfaces usinées, actuellement utilisé pour la détermination de l'usinabilité des aciers.

I.5.2.2 Les critères indirects

Ils sont basés sur la variation de certaines grandeurs physiques de la coupe en fonction de l'usure de l'outil. Par exemple :

- Les efforts et le travail spécifique de coupe ;
- La rugosité de la surface usinée ;
- La température à la pointe de l'outil.

I.5.2.3 Point de vue pratique

D'un point de vue pratique, l'usure frontale est la plus importante à considérer puisque elle détermine l'état de surface de la pièce usinée et la précision dimensionnelle. Dans le cas des outils en acier rapide, les mesures de l'usure frontale présentent une dispersion importante due principalement à l'hétérogénéité des aciers à outils et de la matière usinée et à la présence d'une zone morte au voisinage du bec, qui se traduit par l'apparition d'une arête qui protège la face en dépouille dans certains cas.

Par contre, l'expérience montre que l'évolution de l'usure des outils à plaquette carbure, qui permettent des vitesses de coupe plus élevées, peut être définie de façon satisfaisante par la seule mesure de l'usure frontale, dans une large plage des paramètres de coupe.

Pour des paramètres de coupe élevés (provoquant une élévation de température entre outil et copeau) l'usure par diffusion s'accélère ce qui favorise une évolution rapide de la cratérisation.

La durée de vie d'un outil en carbure ou en céramique correspond à la durée au bout de laquelle on atteint une usure maximale admissible selon le mode d'usinage. Les critères directs les plus utilisés sont ceux de l'usure en dépouille limite VB_{MAX} et l'usure en cratère limite KT_{MAX} . On peut aussi rencontrer des critères indirects qui seront considérés dans cette étude et qui sont basés sur la variation de certaines grandeurs physiques de la coupe en fonction de l'usure de l'outil.

Pour des usinages courants en mécanique générale ou en outillage, les limites acceptables pour l'usure en dépouille et l'usure en cratère selon la norme NF E 66 505 sont les suivantes :

- Une largeur moyenne de la bande d'usure frontale de 0,3 [mm] si elle est uniforme, ou une largeur maximale $VB = 0.5$ [mm],
- Une profondeur maximale du cratère égale à: $KT = (0.1 + 0.3 \cdot f)$ [mm]..... (I.9)

I.5.3 Modèles de lois d'usure

I.5.3.1 Modèle de Taylor généralisé

Taylor fut le premier à proposer en 1907, un modèle mathématique reliant la durée effective de coupe T d'un outil aux paramètres de coupe.

$$T = C \cdot V^n \dots\dots\dots (I.10)$$

Avec :

- V : Vitesse de coupe ;
- T : Durée de Vie ;
- n : Exposant de TAYLOR ;
- C : Constante dépendant du couple outil/pièce.

Ce modèle est représenté par une droite dans un graphe à coordonnées logarithmiques :

$$\text{Log } T = n \cdot \text{Log } V + \text{Log } C \dots\dots\dots (I.11)$$

I.5.3.2 Modèle de Gilbert

Gilbert (1950) a proposé la généralisation du modèle de Taylor. La constante C est remplacé par une expression qui tient compte de la géométrie de l'outil et du copeau.

$$T = K \cdot a^x \cdot f^y \cdot V^n \dots\dots\dots (I.12)$$

Avec :

- K : dépend de la nuance de l'outil et du matériau usiné ;
- a : Profondeur de passe ;
- f : Avance ;
- x, y : Exposants dépendant de la nuance de l'outil.

I.5.3.3 Modèle de Colding

Ce sont des polynômes de la forme:

$$K + a.X + C.Y - Z + K.X.Z = 0 \dots\dots\dots (I.13)$$

Ou :

$$K + a.X + b.X^2 + C.Y + d.Y^2 + C.Z^2 - Z + f.X.Y + g.Y.Z + h.X.Z = 0 \dots\dots\dots (I.14)$$

Avec :

$$X = \text{Log} F, Y = \text{Log} V \text{ et } Z = \text{Log} T \dots\dots\dots (I.15)$$

La complexité de ce modèle et la difficulté d'obtenir toutes les constantes a, b, c, d, e, f, g et h, pour chaque cas le rendent très peu exploitable. Il rend pourtant compte des diverses particularités du phénomène de coupe, notamment de l'existence de valeur optimale de l'avance que les modèles plus simples ne laissent pas apparaître.

I.5.3.4 Modèles de Koning-Depiereux (1969)

$$T = \exp(-\alpha.V^v - \gamma.a^\mu - \sigma.f^\lambda) \dots\dots\dots (I.16)$$

Ce modèle conduit à une représentation correcte de la loi d'usure et son type exponentiel est en accord avec les courbes expérimentales qui déterminent l'usure des outils.

I.5.4 Bilan des modèles d'usure

Compte tenu des dispersions liées aux essais d'usure, le modèle simple de Taylor est suffisamment représentatif [Roum, 1975], il est couramment utilisé aujourd'hui pour tous les matériaux d'outils.

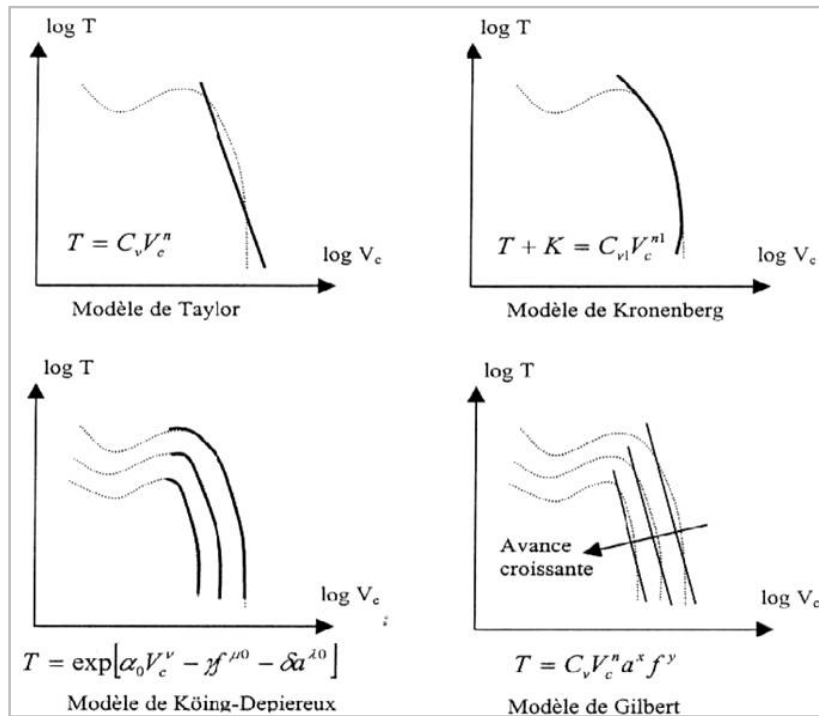


Figure I.17: Représentation graphique des différents modèles [Rema, 2001].

I.6 Etats de surface

L'état de surface d'une pièce correspond à des irrégularités de surface. Les mesures de rugosité permettent de quantifier l'état géométrique de surface de cette pièce. Les mesures de rugosité peuvent s'effectuer à l'aide d'un rugosimètre 2D ou 3D. Les résultats de mesures sont alors un profil (mesure 2D) ou une surface construite à partir de plusieurs profils. Le relief d'une surface mesuré en 2D peut-être représenté sous la forme d'une fonction $z(x) = h$ où x est la position du point courant sur la longueur d'évaluation de la surface et h la mesure de la hauteur du défaut à cette position (figure I.18).

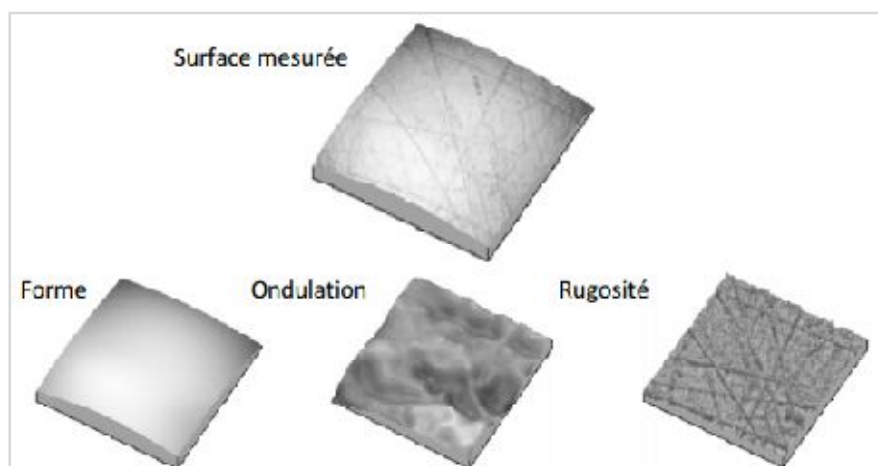


Figure I.18: Décomposition d'une surface mesurée [Limi, 2008].

Des méthodes distinctes sont utilisées en fonction du type d'irrégularité à isoler. Ainsi, un filtrage par approximation polynomiale permet de supprimer les défauts du premier ordre. Le profil filtré peut être alors séparé en deux profils à l'aide d'un filtre gaussien : ondulation d'une part, rugosité d'autre part. Ainsi, la fréquence de coupure du filtre est normalisée en fonction de la rugosité arithmétique du profil (R_a) (figure I.19).

Il existe de nombreux indicateurs mais la pratique montre qu'un nombre restreint (R_a , R_t ...) d'entre eux est utilisé. Le paramètre de rugosité le plus fréquemment utilisé est (R_a). Il correspond à la rugosité arithmétique et représente la moyenne arithmétique des pics et des creux par rapport à la ligne moyenne, mesurée sur une longueur d'évaluation l .

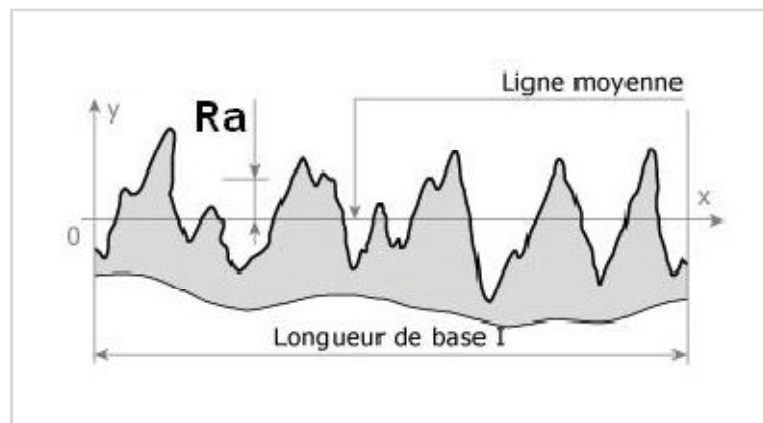


Figure I.19: Rugosité moyenne arithmétique R_a [Lahe, 2002].

D'autres paramètres classiques sont définis comme suit : R_p : la hauteur maximale du pic le plus élevé observé par rapport à la ligne moyenne sur la longueur analysée R_t : rugosité totale, la hauteur entre le pic le plus élevé et la vallée la plus profonde sur la longueur analysée R_z : écart moyen quadratique.

Une surface réelle usinée n'est jamais parfaite, elle présente toujours des défauts par suite des erreurs systématiques d'imperfections, admissibles dans la fabrication.

Les défauts peuvent être de forme (macro-géométriques, ondulations), en considérant le schéma (Figure I.20), relatif à l'état de surface [Lahe, 2002].

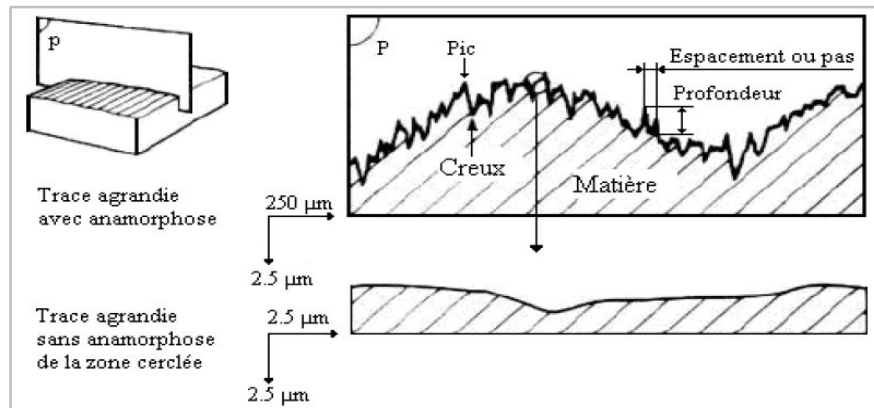


Figure I.20: Relevé d'un profil d'état de surface [Lahe, 2002].

I.6.1 Classement des défauts de surface

Les surfaces usinées ne sont jamais parfaites, elles présentent des irrégularités dues aux procédés d'usinage, aux outils de coupe, à la matière usinée, etc.

Sur la surface d'une pièce obtenue par usinage, on distingue deux principaux types de défauts, d'ordre macro où micro géométrique [Gaza, 1991].

- Ecart de forme et de position ;
- Ondulations (défauts périodiques).

I.6.2 Critère d'états de surface

La figure I.21 définit les différents critères d'ondulation et de rugosité, les définitions sont données pour n motifs caractéristiques sur une longueur d'évaluation L .

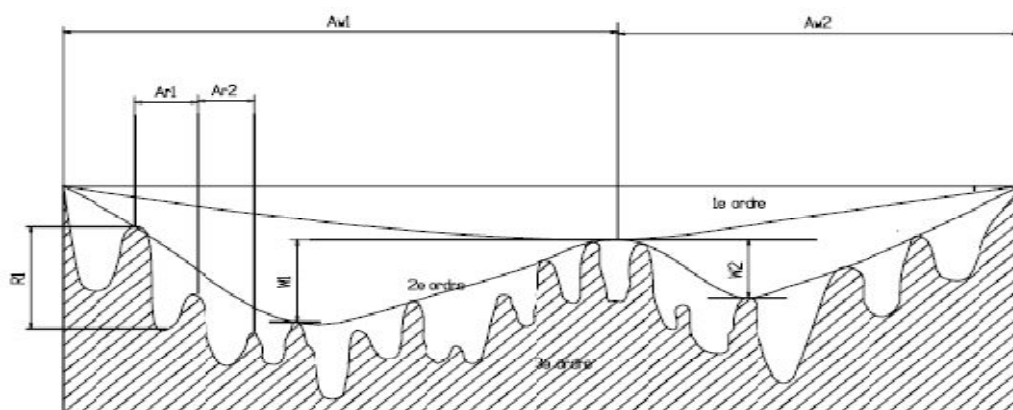
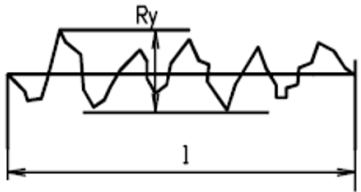
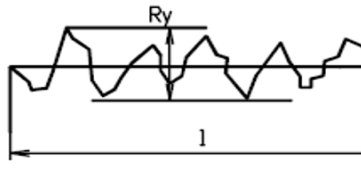
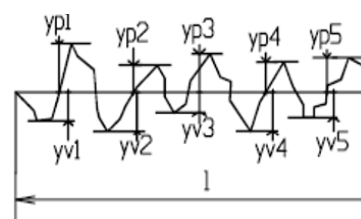


Figure I.21 : Les différents critères de rugosité [Lahe, 2002].

Tableau I-3 : Critères d'états de surface [Lahe, 2002].

Symbole	Intitule et définition	Illustration
Rt	Hauteur maximale de rugosité: Rt c'est le plus grand des Ry Avec Ry : Distance entre la ligne des saillies et la ligne des creux pour une longueur.	
Ra	Ecart moyen arithmétique du profil Ra $R_{aj} = 1/l \int y dx$	
Rz	Hauteur des irrégularités sur 10 points : Rz Avec $Y_{pi} = Y_p \dots Y_{p5}$ Hauteur des cinq creux les plus bas $R_{zi} = \frac{\sum Y_{pi} + \sum Y_{vi}}{5}$ $R_z = \frac{1}{n} \sum R_{zj}$	

I.6.3 Caractéristiques du profil

Pour l'analyse de la surface, il est nécessaire de la subdiviser en un certain nombre de profils de coupe parallèles selon une direction normale aux stries d'usinage. Tous les profils ont la même longueur L [Lahe, 2002].

Strie d'usinage chaque strie du profil numérotée i est composée d'une saillie et des deux demi-creux adjacents. Elle est caractérisée par sa longueur AR, sa profondeur de creux amont R_i et aval R_{i+1} .

- **Ligne moyenne :** La ligne moyenne est calculée à partir du relevé du profil de coupe. C'est la ligne des moindres carrés.
- **Ligne des saillies :** C'est la ligne parallèle à la ligne moyenne passant par la saillie la plus saillante.
- **Ligne des creux :** C'est la ligne parallèle à la ligne moyenne passant par le creux le plus profond.
- **Ligne de coupe c :** C'est la ligne parallèle à la ligne moyenne à une distance c de la ligne des saillies.

- **Hauteur du profil P_t** : C'est la distance entre la ligne des saillies et la ligne des creux.
- **Ecart moyen arithmétique R_a** : C'est la moyenne intégrale des écarts en valeur absolue.
- **Profondeur moyenne R** : C'est la moyenne des profondeurs.
- **Profondeur maximale des stries R_{max}** : C'est la profondeur maximale.
- **Pas moyen AR** : C'est la valeur moyenne de la longueur des stries.
- **Taux de longueur portante TP** : C'est la longueur portante totale rapportée à la longueur du profil exprimée en %. La longueur portante d'une strie est la longueur de son intersection avec la ligne de coupe c .

CHAPITRE II

Méthodes de modélisation

II.1 Introduction

Les premiers plans d'expériences diffusés dans la littérature ont été destinés à l'estimation des effets des facteurs. Cependant, du point de vue industriel, tous les problèmes rencontrés ne consistent pas uniquement à estimer puis à comparer les effets des facteurs. De nombreuses études consistent à trouver, s'il existe, un optimum dans un domaine d'étude appelé domaine expérimental.

II.2 Les plans d'expériences :

Les plans d'expériences consistent à sélectionner et ordonner les essais afin d'identifier, à moindres coûts, les effets des paramètres sur la réponse du produit. Il s'agit de méthodes statistiques faisant appel à des notions mathématiques simples.

La méthode des plans d'expérience permet en effet d'obtenir un maximum d'informations à un coût minimal. En résumé, les avantages les plus reconnus des plans d'expérience sont :

- L'apport économique, car seules les expériences indispensables sont réalisées,
- l'exactitude : Pour un effort expérimental donné, la plus grande exactitude possible sera atteinte,
- Les interactions existant entre les différents paramètres étudiés sont identifiées et mieux comprises.

D'une manière générale, un plan d'expérience consiste à mettre en évidence et à quantifier l'influence existant entre deux types de variables :

- **Le facteur** : Une variable, ou un état, qui agit sur le système étudié,
- **La réponse** : Une grandeur mesurée, afin de connaître les effets des facteurs sur le système.

Les plans d'expérience visent à établir des relations liant la réponse tant avec les facteurs, qu'avec les facteurs entre eux (interactions). Cette technique des plans d'expérience, employée dans des domaines aussi divers que la fabrication, la chimie, l'électronique,... permet d'obtenir une modélisation expérimentale des phénomènes physiques. Il y a une différence entre la modélisation de l'expérimentation et la modélisation du phénomène physique. Modéliser l'expérimentation, c'est être capable de prévoir la réponse du phénomène physique uniquement en fonction des paramètres étudiés lors de l'expérimentation et variant dans le domaine d'étude choisi.

Les principales méthodes des plans d'expérience, liées à des utilisations et besoins différents sont :

- La méthode comparative: Elle permet de trouver la relation cause/effet entre plusieurs facteurs de l'étude, et de déterminer le facteur important a priori. La question est de savoir si le facteur a un rôle "significatif" dans l'obtention de la réponse, s'il engendre ou pas un changement important de la réponse en fonction de ses différents niveaux.

- La modélisation par régression: Elle est faite pour estimer les paramètres d'un modèle précis, en mesurant la dépendance de la ou des réponse(s) à l'égard des entrées du processus.
- La technique de criblage : Elle est mise à profit pour explorer un domaine expérimental inconnu. Les plans sont alors conçus de manière à isoler les facteurs influents et examiner les effets principaux des facteurs. La technique de criblage se nomme également technique principale d'effets.
- La Méthode de la Surface de Réponse (MSR): Elle a comme rôle d'élaborer des modèles descriptifs ou prévisionnels des phénomènes étudiés. Son utilisation est intéressante dès lors qu'il faut effectuer des optimisations, mettre au point des formulations permettant d'estimer les interactions entre facteurs ainsi que les effets quadratiques. La MSR permet, grâce à l'idée que l'on peut se faire de la forme de la surface de réponse, de comprendre l'influence des paramètres sur les procès étudiés.

II.2.1 Plan factoriel complet

L'étude d'un plan d'expérience complet consiste à étudier toutes les combinaisons possibles des facteurs pris en considération dans l'expérience. On note ce plan X^k , ce qui signifie que cette expérimentation concerne un système comportant k facteurs à X niveaux. Le principal inconvénient d'une telle méthode réside dans le nombre d'expériences nécessaires lorsque k devient important. Cependant, son grand avantage est qu'aucun facteur n'introduit de biais (ou erreur systématique selon la norme ISO/DIS 3534-2 Norme-iso3534-3 (1999)) dans le calcul des effets des autres facteurs (effets indépendants) [Soul, 1994].

Pour étudier une réponse y en fonction de k facteurs, les expériences correspondant à toutes les combinaisons possibles de facteurs, sont réalisées. Si chaque facteur A_i possède Nn_i niveaux, alors le nombre d'essais N à accomplir est donné par :

$$N = \prod_{i=1}^k Nn_i \dots\dots\dots (II.1)$$

Par exemple, pour trois facteurs à trois niveaux, le nombre de combinaisons possibles entraîne $3^3 = 27$ configurations. Dans le cas d'un plan comportant des facteurs ayant des niveaux différents, le calcul du nombre d'expériences du plan complet est effectué de manière similaire. Par exemple, pour un plan complet de 3 facteurs à 2 niveaux et 2 facteurs à 4 niveaux, $2^3 \times 4^2 = 128$ expériences sont nécessaires.

II.2.2 Plans réduits

En pratique, les plans complets ne sont utilisables que sur des systèmes avec très peu de facteurs, ou lorsque chaque essai prend très peu de temps ; par exemple, dans le cas de la catapulte avec ses 5 facteurs à 3 niveaux, un plan complet demanderait d'effectuer $3^5 = 243$ essais... Des plans réduits,

consistant à sélectionner certaines combinaisons, ont donc été proposés. Ils permettent naturellement de réduire les coûts mais diminuent également l'information disponible sur le comportement du système ; il faut donc s'assurer de la pertinence de la sélection par rapport au modèle à identifier.

Pour cela, on part du constat qu'un plan factoriel complet permet d'identifier les coefficients de toutes les interactions, jusqu'à l'ordre le plus élevé. Or, comme nous l'avons vu, on prend rarement en compte toutes les interactions possibles dans le modèle (les interactions d'ordre élevé, en particulier, sont souvent négligées). L'idée est donc d'éliminer des essais de sorte à ne "faire travailler" que les interactions retenues ; les plans obtenus étant des sous-ensembles du plan factoriel complet, on les appelle plans factoriels fractionnaires.

Concrètement, l'usage de ces plans demande tout d'abord d'écrire le modèle (c'est-à-dire de lister les facteurs et les interactions à prendre en compte) et de choisir le nombre de niveaux des facteurs.

II.2.3 Méthode de Box et Hunter

La méthode de Box et Hunter [Box, 1978] permet de construire soi-même des plans réduits à partir de plans complets. Elle s'adresse exclusivement aux modèles à deux niveaux par facteur et se base sur la définition suivante.

Soient x_i et x_j deux facteurs admettant chacun deux niveaux, notés +1 et -1. On appelle niveau de l'interaction entre x_i et x_j , et on note I_{ij} , le produit de leurs niveaux respectifs.

Ainsi, si x_i et x_j sont tous deux au niveau haut (+1) ou au niveau bas (-1), leur interaction est au niveau haut (+1) ; dans le cas contraire, elle est au niveau bas. Le niveau de l'interaction de deux facteurs exprime donc formellement si, lors d'un essai donné, les deux facteurs agissent "dans le même sens" ou non. Elle se généralise à plus de deux facteurs : ainsi, étant donnés trois facteurs x_i , x_j et x_k admettant chacun deux niveaux, on note I_{ijk} le produit de leurs trois niveaux respectifs, et ainsi de suite. On peut ainsi monter jusqu'à un ordre égal au nombre de facteurs.

La méthode de Box et Hunter consiste à négliger l'interaction d'ordre le plus élevé, et à ne conserver que les essais donnant un même signe (par exemple +1) à cette interaction. En reprenant l'exemple de la catapulte avec trois facteurs à deux niveaux, les niveaux des interactions sont donnés ci-dessous :

Essai	x_1	x_2	x_3	I_{12}	I_{13}	I_{23}	I_{123}
1	-1	-1	-1	+1	+1	+1	-1
2	+1	-1	-1	-1	-1	+1	+1
3	-1	+1	-1	-1	+1	-1	+1
4	+1	+1	-1	+1	-1	-1	-1

5	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1
6	+1	-1	+1	-1	+1	-1	-1
7	-1	+1	+1	-1	-1	+1	-1
8	+1	+1	+1	+1	+1	+1	+1

La démarche conduit donc à ne sélectionner que les essais 2, 3, 5 et 8, ce qui permet de diviser le nombre d'essais par deux par rapport à un plan complet. Il y a cependant un problème : même si l'interaction triple est réellement nulle, il peut rester jusqu'à 7 autres coefficients dans le modèle, alors que l'on ne dispose que de 4 résultats d'essais pour les identifier. Autrement dit, à moins que l'on sache a priori qu'au moins 3 de ces coefficients sont nuls, on n'obtiendra au mieux que des relations entre les coefficients et l'identification rigoureuse sera impossible. Ce phénomène, présent dans de nombreux plans réduits, est appelé alias ou confusion des actions ; nous verrons dans la partie suivante qu'il peut introduire des erreurs significatives dans les coefficients identifiés. Il s'agit d'une limitation naturelle, non spécifique à cette méthode ; il n'est pas possible de réduire indéfiniment le coût d'une étude expérimentale sans en dégrader la robustesse.

II.2.4 Tables de Taguchi

La construction d'un plan fractionnaire adapté à un modèle donné est souvent délicate pour un non-spécialiste. Pour cette raison, on trouve dans le commerce des recueils de plans réduits "prêts à l'emploi", chacun adapté à un ou plusieurs modèles donnés ; un des exemples les plus connus est celui des tables de Taguchi, conçues par le statisticien Génichi Taguchi dans le but de minimiser l'effet des alias et des erreurs de mesure.

Concrètement, une table de Taguchi se présente sous forme d'un tableau associé à un ou plusieurs graphes linéaires, comme sur la Figure II.1. Ces derniers précisent les modèles avec lesquels la table peut être utilisée. Les sommets représentent les facteurs ; les symboles donnent une indication sur la fréquence de modification de leurs niveaux. Plus le cercle est rempli, plus cette fréquence est élevée, et plus on a donc intérêt à associer un facteur facilement modifiable à ce sommet. Les arcs, quant à eux, représentent les interactions entre deux facteurs ; les interactions d'ordre supérieur à 2 ne sont pas prises en compte.

En pratique, on ne trouve pas toujours un graphe correspondant exactement au modèle considéré ; il faut alors choisir un graphe incluant les interactions voulues, et nécessitant le moins d'essais possibles. Une fois le graphe choisi, le tableau donne directement la liste des essais à effectuer ; les numéros se trouvant près des sommets ou arcs correspondent aux numéros des colonnes dans le tableau.

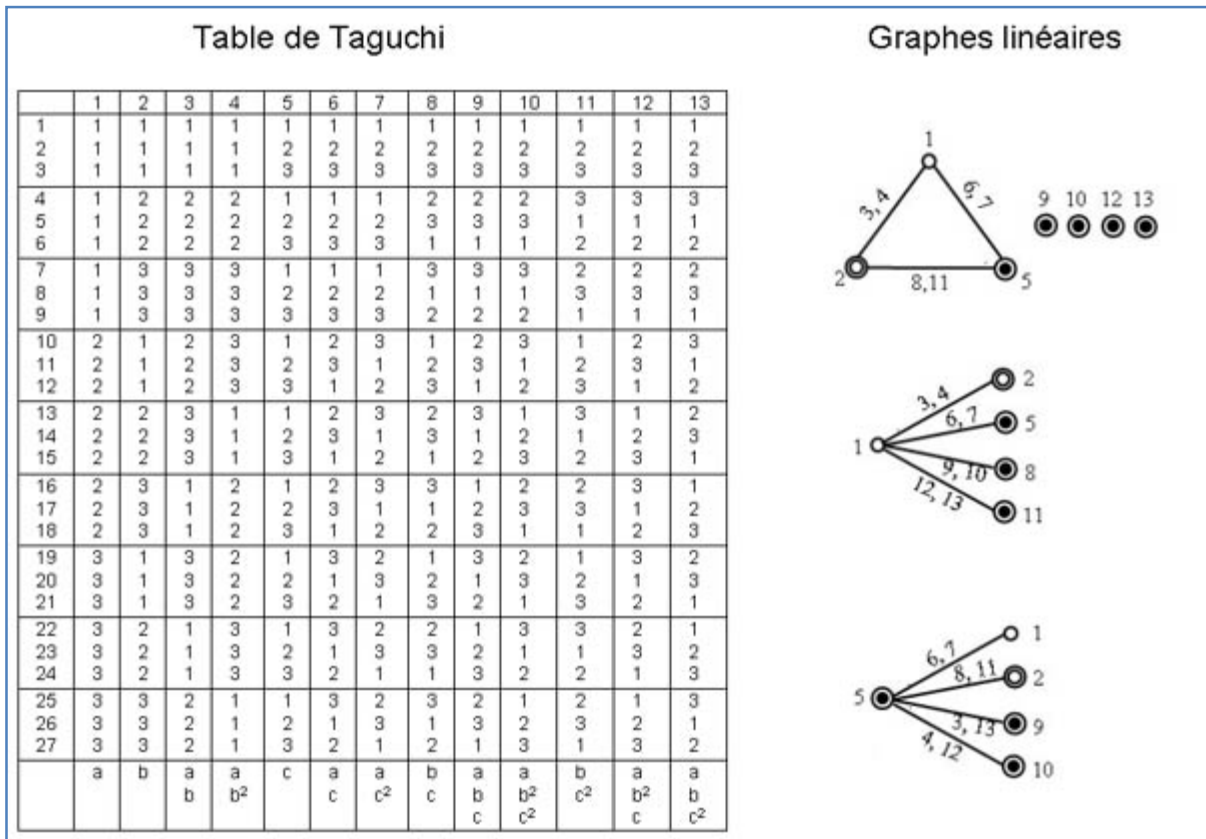


Figure II.1 : Table de Taguchi $L_{27} (3^{13})$ [Tagu, 1987].

Compte tenu de la nature "triangulaire" des interactions du modèle, nous considérerons naturellement le premier des trois graphes. Il faut alors affecter chaque sommet à un facteur en tenant compte des difficultés de modification. Pour cela, nous supposons que l'angle d'armement est facile à modifier (car il ne nécessite de déplacer aucune pièce sur la catapulte) et que les autres facteurs sont difficiles à modifier.

Le tableau associé aux graphes donne alors directement la liste des 27 essais à réaliser pour identifier les 8 paramètres du modèle. Ce nombre est nettement inférieur aux $3^5 = 243$ essais requis par un plan complet ; en outre, il est nettement supérieur au nombre de paramètres et les résultats fourniront donc a priori une quantité raisonnable d'informations, susceptible de limiter les erreurs d'alias. La méthode de Taguchi mène donc, en pratique, à des compromis réalistes entre efficacité et robustesse.

II.3 La Méthodologie de Surface de Réponse (MSR)

La méthodologie de surface de réponse (MSR) est une combinaison des techniques statistiques et mathématiques utiles pour le développement, l'amélioration et l'optimisation des processus [Box, 1978], [Goup, 1999]. Elle est largement utilisée dans le monde industriel, particulièrement lorsque plusieurs variables d'entrée influencent les résultats (les variables de sortie). La méthodologie de surface de réponse est connue sous d'autres noms, par exemple «

modèle de régression polynomiale » ou « modèle polynomial ». Dans la suite de cette section, on présente la construction du modèle, puis ses méthodes de validation. Dans cette méthodologie, les modélisations de la fonction réponse peuvent également servir de base à la recherche de conditions optimales. On parle alors d'optimisation indirecte. L'optimisation d'une réponse ou la recherche d'un compromis entre plusieurs réponses consiste à définir un réglage des facteurs permettant de satisfaire au mieux les exigences énoncées en termes de réponse. La modélisation d'une surface de réponse s'appuie sur l'analyse de la variation des résultats d'essais obtenus suite à un plan d'expérience [Chib, 2013].

II.3.1 Plans Composite Centraux

Les plans composites centraux sont un bon complément des plans orthogonaux, de par leurs propriétés statistiques, mais aussi parce qu'ils sont meilleurs que les plans orthogonaux pour certains problèmes. Ils sont développés, en particulier, dans la méthodologie de surface de réponse, et ils permettent l'étude d'un modèle quadratique, dans la plupart des cas des phénomènes non linéaires. Tous les facteurs pour lesquels on souhaite tester l'influence quadratique auront 5 niveaux. Les plans composites centraux sont constitués de trois parties, ce qui permet une démarche séquentielle :

Le plan d'expérience est constitué de trois parties :

1. Le point au centre du domaine expérimental, usuellement noté par 0 répété plusieurs (n_0) fois pour estimer la variance de répétabilité.
2. Un plan orthogonal en n_f essais, qui est le plus souvent un plan factoriel ou un plan de Box-Hunter, et qui combine des facteurs à 2 niveaux usuellement notés +1 et -1.
3. Les points en étoile n_δ essais. Ces points représentent 2 essais par facteur, usuellement notés + δ et - δ .

Selon [Goup, 2005], pour respecter le critère de presque orthogonalité, la valeur de δ doit vérifier par l'équation (II.2) ci-dessous :

$$\delta = \sqrt[4]{\frac{n_f(\sqrt{n}-\sqrt{n_f})^2}{4}} \dots\dots\dots(II.2)$$

où $n = n_0 + n_\delta + n_f$.

Le domaine de variation des facteurs est ramené à [- δ ; + δ]. Ainsi, un facteur variant dans l'intervalle [Min ; Max] sera découpé en 5 niveaux : - δ , -1, 0, +1, + δ calculés selon le tableau:

Niveau	Valeurs réelles
- δ	<i>Min</i>
-1	$\frac{Min + Max}{2} - \frac{1}{\delta} (Max - \frac{Min - max}{2})$

0	$\frac{Min + Max}{2}$
+1	$\frac{Min + Max}{2} + \frac{1}{\delta} (Max - \frac{Min - max}{2})$
+ δ	Max

II.3.2 Construction de la méthodologie de surface de réponse

La méthodologie de surface de réponse consiste à représenter une réponse y comme la somme d'un méta modèle polynomial de faible degré (ordre un ou deux) et d'un terme d'erreur ε ayant une distribution normale avec une moyenne nulle $E(\varepsilon)=0$.

Avec la condition liée aux degrés de liberté $N=p$ (N le nombre d'expériences et p le nombre de coefficients du modèle), et pour les situations les plus courantes $N>p$, les modèles utilisés ne passent pas exactement par les points d'expériences. Les coefficients des polynômes modélisateurs sont alors calculés par l'équation (II.3) :

$$y = X\beta + \varepsilon \dots \dots \dots (II.3)$$

L'estimation $\hat{\beta}$ du vecteur β doit être réalisée de telle façon que l'erreur de modélisation soit minimale. Le critère des moindres carrés traduit cette exigence par un objectif équivalent: Minimisation des carrés des écarts ou encore, en supposant la normalité de la valeur d'erreur $\varepsilon(N(0, \sigma^2))$.

$$\|\varepsilon\|^2 = \|y - X\hat{\beta}\|^2 \dots \dots \dots (II.4)$$

Minimal tel que :

$$\frac{\delta \varepsilon^t \varepsilon}{\delta \hat{\beta}} = 0 \dots \dots \dots (II.5)$$

L'expression à minimiser sur β s'écrit :

$$\|y - X\hat{\beta}\|^2 = (y - X\hat{\beta})^t (y - X\hat{\beta}) = y^t y - 2\beta^t X^t y + \beta^t X^t X \hat{\beta} \dots \dots \dots (II.6)$$

Par dérivation matricielle de la dernière équation, on obtient les "équations normales" dont la solution correspond bien à un minimum :

$$X^t y - X^t X \hat{\beta} = 0 \dots \dots \dots (II.7)$$

Nous faisons l'hypothèse supplémentaire que la matrice $X^t X$ est inversible. Alors, l'estimation des paramètres β est donnée par :

$$\hat{\beta} = (X^t X)^{-1} X^t y \dots \dots \dots (II.8)$$

Les valeurs ajustées (ou estimées, prédites) de y ont pour expression :

$$\hat{y} = X\hat{\beta} = X(X^t X)^{-1} X^t y \dots \dots \dots (II.9)$$

On note ε le vecteur des résidus :

$$\epsilon = y - \hat{y} = y - X\hat{\beta} = (1 - X(X^tX)^{-1}X^t)y \dots\dots\dots(\text{II.10})$$

II.3.3 Validation du modèle

Les valeurs expérimentales introduites dans le modèle présentent des erreurs expérimentales (grandeurs aléatoires) qui se transmettent aux coefficients β du modèle $\hat{\beta} = (X^tX)^{-1}X^ty$, puis aux valeurs calculées (\hat{y}). Des tests statistiques permettent d'évaluer la qualité du modèle et la significativité des coefficients.

II.3.3.1 Écarts du résidu

On distingue trois types d'écarts différents :

1. L'écart entre une réponse mesurée et la moyenne des réponses mesurées au même point expérimental (avec $y_{x,1}$ et $y_{x,2}$ deux réponses mesurées dont la moyenne est \bar{y}_x). Il s'agit donc de l'erreur expérimentale, notée σ_y .

$$\sigma_{y,1} = y_{i,1} - \bar{y}_i \text{ et } \sigma_{y,2} = y_{i,2} - \bar{y}_i \dots\dots\dots(\text{II.11})$$

2. L'écart entre la moyenne des réponses et la réponse prédite. Cette différence caractérise le manque d'ajustement. Elle est notée Δ_i :

$$\Delta_i = y_{i,1} - y_i \dots\dots\dots(\text{II.12})$$

3. L'écart entre chacune des réponses mesurées et prédites. Il s'agit donc de la somme des deux écarts précédents : liés au manque d'ajustement et à l'erreur expérimentale. Cet écart est le résidu et il a été noté ϵ_i .

$$\epsilon_i = \epsilon_{yi} + \Delta_i \dots\dots\dots(\text{II.13})$$

II.4 Analyse de la variance (ANOVA)

Les valeurs des réponses doivent être analysées afin de mesurer l'influence des facteurs et des interactions sur la variation constatée de la réponse. La principale méthode statistique répondant à cet objectif est l'analyse de la variance. L'analyse de la variance (ANOVA) nous permet de déterminer à partir de quel seuil un effet peut-être considéré comme significatif. Pour ce faire, il faut comparer la variation d'un facteur pris en compte dans le modèle avec la variance résiduelle. Lorsque le facteur n'est pas pris en compte dans le modèle, l'effet du facteur est alors contenu dans la variance résiduelle. La variation de la variance résiduelle permet de déterminer si globalement le facteur a une influence significative sur la réponse, c'est-à-dire si au moins une des variables associées à chacun des niveaux des facteurs a un effet non nul. La contribution de la variable x_i à la variation de y se détermine de différentes manières :

II.4.1 Analyse de la variance du modèle

La variance est une mesure de dispersion qui est la somme des carrés des écarts (SCE) des observations par rapport à leur moyenne, divisée par un nombre égal au nombre d'observations

moins un (nombre de degrés de liberté *ddl* i). La variance de l'échantillon est un estimateur sans biais de la variance de la population (NF ISO 3534-1) [Norm1, 1999].

« D'une façon générale, en matière de régression, le principe de l'analyse de la variance est de subdiviser la variation totale en une composante factorielle relative à l'équation de régression ou au modèle utilisé, et en une composante résiduelle, la première devant être testée par rapport à la deuxième » [Droe, 1997].

Supposons que nous disposions de N observations désignées par y_{ijk} ($i = 1, \dots, p ; j = 1, \dots, q ; k = 1, \dots, n$). Les deux premiers indices concernent les deux facteurs contrôlés (avec respectivement p et q modalités, et donc un nombre total d'objets égal à $p \times q$). Le troisième indice concerne les répétitions (n répétitions de chacun des $p \times q$ objets). Dans ces conditions, nous pouvons calculer $p \times q$ moyennes y_{ij} relatives aux différents objets, p moyennes $y_{i\cdot}$ relatives aux différentes modalités du premier facteur, q moyennes $y_{\cdot j}$ relatives aux différentes modalités du deuxième facteur, et une moyenne générale y_{\dots} .

Les étapes d'analyse sont les suivantes :

II.4.1.1 Le modèle observé

$$y_{ijk} - \bar{y}_{\dots} = (\bar{y}_{i\cdot} - \bar{y}_{\dots}) + (\bar{y}_{\cdot j} - \bar{y}_{\dots}) + (\bar{y}_{ij} - \bar{y}_{i\cdot} - \bar{y}_{\cdot j} + \bar{y}_{\dots}) + (\bar{y}_{ijk} - \bar{y}_{ij}) \dots \dots \dots (II.14)$$

Cette relation indique que les écarts entre les observations individuelles et la moyenne générale peuvent être considérés comme constitués d'une part d'une composante relative aux différences entre les moyennes observées pour les différentes modalités et la moyenne générale, et d'autre part d'une composante relative aux écarts entre les observations initiales et observées pour les différentes modalités.

II.4.1.2 Les nombres de degrés de liberté

Le nombre de degrés de liberté associé à un facteur xi est le nombre de niveaux N_{ni} qu'il prend lors de la réalisation du plan, minoré de 1. Les nombres de degrés de liberté sont additifs :

$$N_{ni} - 1 = pgn - 1 = (p - 1) + (q - 1) + (p - 1) + (q - 1) + pq(n - 1) \dots \dots \dots (II.15)$$

II.4.1.3 L'équation de l'analyse de la variance

En élevant au carré les deux membres de la relation (II.8) et en sommant pour toutes les observations, on obtient l'équation de l'analyse de la variance :

$$\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \sum_{k=1}^n (y_{ijk} - \bar{y}_{\dots})^2 = qn \sum_{i=1}^p (\bar{y}_{i\cdot} - \bar{y}_{\dots})^2 + pn \sum_{j=1}^q (\bar{y}_{\cdot j} - \bar{y}_{\dots})^2 + n \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (\bar{y}_{ij} - \bar{y}_{i\cdot} - \bar{y}_{\cdot j} + \bar{y}_{\dots})^2 + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \sum_{k=1}^n (\bar{y}_{ijk} - \bar{y}_{ij})^2 \dots \dots \dots (II.16)$$

En utilisant l'indice a pour le premier facteur et l'indice b pour le deuxième facteur, l'équation (II.9) s'écrit :

$$SCE_t = SCE_a + SCE_b + SCE_{ab} + SCE_r \dots \dots \dots (II.17)$$

Avec :

- SCE_t : La somme des carrés des écarts totale ;
- SCE_a : La somme des carrés des écarts factoriels a ;
- SCE_b : La somme des carrés des écarts factoriels b ;
- SCE_{ab} : La somme des carrés des écarts de l'interaction $a \times b$;
- SCE_r : La somme des carrés des écarts des écarts résiduels.

Enfin, en divisant les sommes des carrés des écarts par leurs nombres de degrés de liberté, on définit les carrés moyens, à savoir :

- Le carré moyen total : $CM_t = \frac{SCE_t}{(pqn-1)}$;
- Le carré moyen factoriel : $CM_a = \frac{SCE_a}{(p-1)}$;
- La carré moyen relatif à l'interaction : $CM_{ab} = \frac{SCE_{ab}}{(p-1)(q-1)}$;
- Le carré moyen résiduel : $CM_r = \frac{SCE_r}{pq(n-1)}$.

Ces quantités sont des mesures, respectivement, de la dispersion de l'ensemble des observations (variation totale), de l'importance des différences existant entre les moyennes relatives aux différentes modalités (variation factorielle), et de l'importance des variations apparaissant à l'intérieur des différentes modalités (variation résiduelle).

II.4.2 Analyse des la variance résiduelle

La variance résiduelle est liée aux écarts entre les réponses mesurées et les réponses estimées. Elle permet de juger de la qualité du modèle linéaire indépendamment du nombre d'essais réalisés. L'analyse de la variance permet de déterminer l'aptitude du modèle à décrire les variations de la réponse en comparant les variations expliquées et celles non expliquées par le modèle :

- La variation expliquée de la réponse correspond à la variance induite par les facteurs et les interactions ;
 - La variation inexpliquée de la réponse correspond à la variation résiduelle. La variance résiduelle σ^2 peut être décomposée en deux sources de variabilité :
1. La variabilité intrinsèque du système étudié ;
 2. La variabilité due à des facteurs aléatoires non contrôlés au cours des essais.

La norme ISO 5725 [Soul, 1994] définit deux estimateurs de la variance σ^2 :

1. L'erreur de répétabilité : C'est la dispersion des résultats obtenus avec la même méthode de mesure, le même observateur, les mêmes instruments de mesure, le même lieu, les mêmes conditions d'utilisation, en effectuant les répétitions sur une courte période de temps ;

2. L'erreur de reproductibilité : C'est la dispersion des résultats observée en faisant varier à chaque répétition les méthodes de mesure, les observateurs, les instruments de mesure, les conditions d'utilisation, dans différents lieux et en échelonnant les mesures dans le temps, les répétitions.

II.4.3 Test de Fisher-Snedecor

Le test Fisher-Snedecor est un test qui permet de comparer les variances de deux échantillons statistiques. Cette loi a été tabulée par M. Snedecor qui lui a donné le nom de loi de Fisher-Snedecor en l'honneur du statisticien Fisher. Pour conclure que l'effet d'un facteur a , par exemple, est significatif, nous cherchons à montrer que CM_a est supérieure à CM_r .

L'hypothèse H_0 , appelée hypothèse nulle, consiste à vérifier l'absence d'influence du facteur étudié [Chib, 2013].

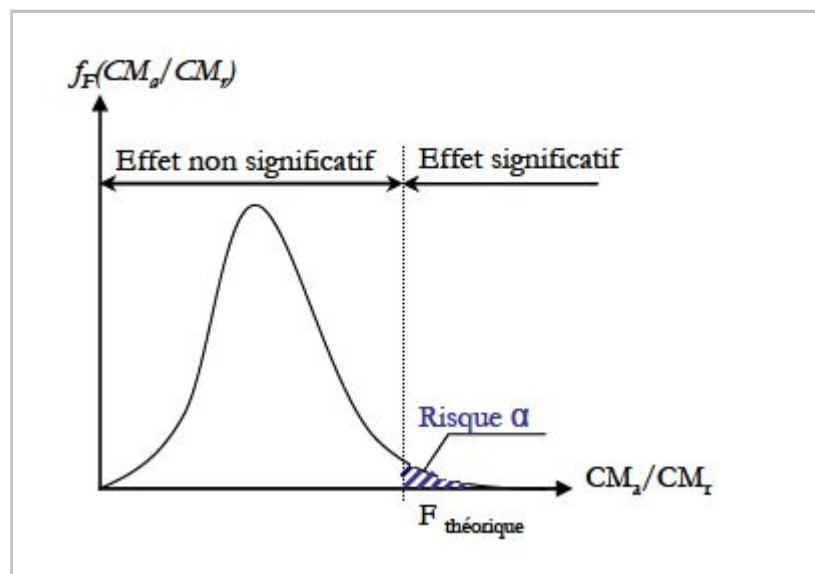


Figure II.2: Représentation de la loi de Fisher-Snedecor [Goup, 2005].

La figure II.2 nous montre que dans le cadre de l'hypothèse nulle (où le facteur n'est pas influent), le rapport peut être égal à l'infini. Cependant, la probabilité est très faible. Pour conclure sur un effet, il faut donc prendre le risque de conclure que cet effet est significatif alors que nous sommes dans le cadre de l'hypothèse nulle. Nous le noterons risque α . Il est généralement fixé à 5%. En fonction du risque α , la loi de Fisher-Snedecor détermine un seuil de refus de l'hypothèse nulle que l'on appellera $F_{\text{théorique}}$.

Ce test consiste donc à comparer le rapport entre CM_a et CM_r noté (F_{obs}) avec la valeur $F_{\text{théorique}}$ que nous trouvons dans le tableau lié à la loi de Fisher-Snedecor, en fonction :

- De ddl_a et ddl_r degrés de liberté du facteur étudié et de la résiduelle ;
- Du risque α que l'on choisit.

II.4.4 Calcul des effets des facteurs et leurs interactions

II.4.4.1 Effet d'un facteur

Les facteurs qui pourraient avoir une influence sur la réponse choisie doivent être recherchés. La connaissance de leurs effets permet alors d'écrire la relation liant la réponse y aux valeurs des facteurs x [Pill, 1992].

L'effet principal du facteur A au niveau i , noté E_{Ai} , est calculé de la manière suivante :

$$E_{Ai} = \text{Moyenne des réponses lorsque } A \text{ est au niveau } i - \text{Moyenne générale}$$

L'effet moyen d'un facteur est défini comme étant la moitié de l'effet global. On distingue:

- L'effet global : $y_2 - y_1$,
- L'effet moyen : $(y_2 - y_1)/2$.

II.4.4.2 Interaction des facteurs

Lorsque l'effet d'un facteur A dépend de la valeur prise par un autre facteur B , cela se traduit par une interaction entre les deux facteurs AB . On appelle interaction d'ordre n une interaction entre n facteurs. L'interaction est recherchée à partir des résultats moyens des essais réalisés lorsque le facteur A se trouve au niveau i et le facteur B au niveau j [Chib, 2013].

Dans tous ces essais, l'effet E_{Ai} joue sur la réponse, de même que l'effet E_{Bj} . Si M est la moyenne générale des essais, il est possible d'écrire :

$$I_{AiBj} = \text{Moyenne des réponses lorsque } (A = i, B = j) - M - E_{Ai} - E_{Bj}$$

La présence d'une interaction apparaît sur le graphe des interactions lorsque les deux droites ne sont pas parallèles.

II.4.4.3 Degrés de liberté d'un modèle

Le nombre de degrés de liberté (*ddl*) d'un modèle correspond au nombre de variables indépendantes qui le composent. Ainsi, le nombre de degrés de liberté d'un modèle à k variables est de $k+1$ (k *ddl* associés aux variables plus un *ddl* associé à la constante β_0 du modèle qui est la moyenne arithmétique des réponses). La régression linéaire n'est possible que si le nombre de *ddl* du modèle est inférieur ou égal au nombre d'essais.

II.4.5 Probabilité

La Probabilité ou « p-valeur » est la probabilité d'obtenir la même valeur (ou une valeur encore plus extrême) du test si l'hypothèse nulle était vraie. Si cette valeur p est inférieure à la valeur du seuil préalablement défini (traditionnellement 5%), on rejette l'hypothèse nulle [Wass, 2004]. En d'autres termes, la valeur p est la probabilité de commettre une erreur de première espèce, c'est-à-dire de rejeter à tort l'hypothèse nulle et donc d'obtenir un faux positif.

Elle peut être utilisée comme repère de la confiance qu'on peut avoir dans un résultat particulier. Beaucoup de chercheurs utilisent une « p-valeur » de moins de 0.05 comme limite de

significativité statistique, ce qui revient à dire que le résultat observé dans une étude peut se produire par hasard moins d'une fois en vingt études différentes. La « valeur p » peut seulement prendre des valeurs comprises entre 0 et 1. Si elle est inférieure à 0.05, on conclut que l'effet est significatif et si elle est inférieure à 0.01, il est possible de conclure que le facteur est hautement significatif [Chib, 2013].

Les résultats de l'analyse de la variance des PE sont généralement présentés sous la forme du tableau suivant :

Source	ddl	SCE	CM	F _{obs}	F _{théo}	p-valeur
a	p-1	SCE _a	CM _a	CM _a / CM _r	F (p-1 ;pq(n-1))	F _{ddl_a, ddl_r, 1-α}
b	q-1	SCE _b	CM _b	CM _b / CM _r	F (q-1 ;pq(n-1))	F _{ddl_b, ddl_r, 1-α}
⋮						
⋮						
a*b	(p-1)*(q-1)	SCE _{ab}	CM _{ab}	CM _{ab} / CM _r	F (p-1)(q-1) ;pq(n-1))	F _{ddl_{ab}, ddl_r, 1-α}
⋮						
⋮						
Erreur	pq(n-1)	SCE _r	CM _r			
Total	pqn-1	SCE _t				

II.4.6 Coefficients de détermination (R^2 , R^2 ajusté)

Le coefficient de détermination R^2 est à la fois la fraction des variations de la réponse expliquée par le modèle seul et un indice de la qualité de la régression, il est calculé par l'équation II.18 :

$$R^2 = \frac{\hat{y}^t \cdot y - \bar{y}^t \cdot \bar{y}}{y^t \cdot y - \bar{y}^t \cdot \bar{y}} \dots\dots\dots (II.18)$$

Le coefficient R^2 peut s'interpréter comme le quotient de la variance expliquée par la variance des réponses mesurées. D'après la formule, ce rapport R^2 varie entre 0 et 1. Une valeur proche de 1 correspond à un modèle prédictif.

Le coefficient de détermination ajusté R^2_a est défini de façon analogue, comme étant la fraction des variations de la réponse expliquée par le modèle seul, relativement aux degrés de liberté correspondants :

$$R^2 = \frac{\epsilon^t \cdot \epsilon / ddl_r}{y^t \cdot y - \bar{y}^t \cdot \bar{y} / ddl_m} \dots\dots\dots (II.19)$$

II.4.7 Analyse des résidus

La représentation graphique des résidus permet de constater visuellement s'il reste encore de l'information à extraire de l'ensemble des résidus. On observe si les résidus sont distribués aléatoirement ou non.

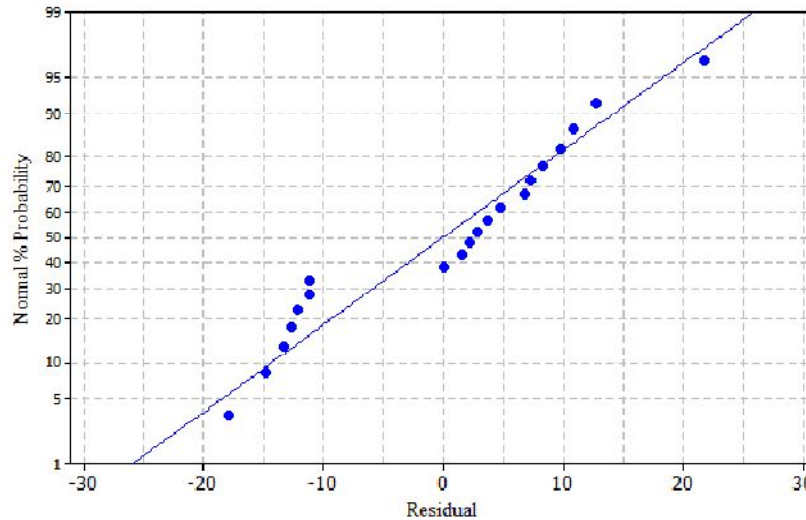


Figure II.3 : Exemple de courbe de résidu [Chib, 2013].

II.5 Algorithme Génétique

L'algorithme génétique est un algorithme d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle : croisement, mutation, sélection, etc. L'algorithme génétique a déjà une histoire relativement ancienne puisque les premiers travaux de John Holland sur les systèmes adaptatifs remontent à 1975 [Holl, 1975]. L'algorithme génétique recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données.

Selon Kalyanmoy Deb [Deb, 1999] du Kanpur Genetic Algorithms Laboratory, les A.G ont l'avantage de ne pas nécessiter de grands changements dans l'algorithme lorsque le problème change, de plus, les algorithmes utilisant le gradient sont plus rapides, mais ne convergent que dans le cas d'une fonction continue et dérivable sur l'intervalle étudié.

Dans la littérature [Corre, 2006], [Lerm, 1995], [Vall, 2001], quatre caractéristiques accordées aux A.G sont généralement rencontrées :

- Les A.G utilisent un codage des paramètres et non les paramètres eux- même;
- Les A.G travaillent sur une population de points et non sur un point unique;
- Les A.G utilisent les valeurs réelles de la fonction étudiée et non pas son gradient (ce qui permet de travailler sur des fonctions numériques par exemple) ;
- Les A.G utilisent des règles de transitions probabilistes et non pas déterministes.

Il est nécessaire dans un premier temps d'introduire quelques définitions [Corr, 2006] :

- **Individus, chromosomes ou séquence** : Nous appelons un individu A de longueur l(A) une suite $A = \{a_1, a_2, \dots, a_l\}$. Les valeurs a_i , que l'on appelle gène ou allèle, sont soit des bits c'est-à-dire $\in \{0;1\}$, soit des valeurs réelles $\in \mathbf{P}$, ou \mathbf{P} est l'ensemble des paramètres.
- **Fonction objectif, fonction d'adaptation ou fonction de fitness F** : La fonction objectif est la fonction que l'on cherche à minimiser (ou à maximiser).
- **Fonction d'évolution** : La fonction d'évaluation est la fonction qui donne les valeurs qui permettent d'obtenir la fonction objective. Cette fonction peut être égale à la fonction objective, mais ce n'est pas nécessairement le cas. Par exemple, si le but est de se rapprocher autant que possible d'une valeur f_0 pour la fonction objectif F, on écrit : $F = \sqrt{(f - f_0)^2}$ (II.20)

Ensuite, il reste à minimiser F. Il faut noter qu'il est possible d'avoir plusieurs fonctions objectives. Les algorithmes sont dits dans ce cas multi-objectifs.

- **Sélection, croisement et mutation** : Le cœur d'un A.G est constitué d'un opérateur de sélection, d'un opérateur de croisement auquel est associée une probabilité de croisement, d'un opérateur de mutation auquel est associée une probabilité de mutation.

Par exemple : Si F_i est la valeur de la fonction d'adaptation pour un individu i, alors, la probabilité de sélection de l'individu i est donnée par : $\frac{F_i}{\sum_{j=1}^N F_j}$ (II.21)

Où N : est le nombre d'individus par génération.

Opérateur le plus répandu pour la sélection est opérateur dit de la roulette biaisée (Figure II.4).

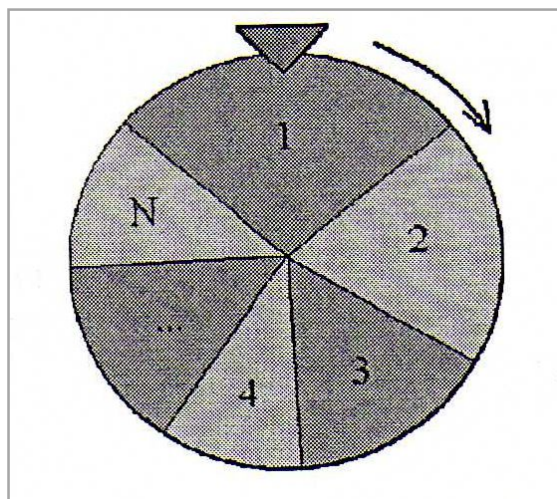


Figure II.4 : Schéma de principe de la roulette de biaisée [Boua, 2011].

L'algorithme fait tourner N fois la roue. Après la sélection, il dispose donc d'un groupe de N individus appelé groupe de sélection. L'algorithme applique ensuite opération de croisement sur ce

groupe. Le croisement peut par exemple être schématisé comme suit :(ici dans le cas de variables binaires).

Parent 1 : 0|1 0 1 0

Parent 2 : 1|0 1 0 1

Enfant 1 : 0|1 1 0 1

Enfant 2 : 1|0 0 1 0

Le site de croisement et d'abord choisi, ensuite il faut échanger les allèles des parents pour obtenir les enfants.

Si une probabilité de croisement p_c est utilisée, alors, $100 * p_c$ % des individus sélectionnés sont utilisés pour la reproduction et $100*(1 - p_c)$ % ne sont pas utilisés pour le croisement.

A ce stade, l'algorithme possède quasiment la génération suivante, il lui reste à appliquer l'opérateur de mutation. Cet opérateur revient en fait à appliquer aux nouveaux individus une probabilité de mutation p_m petite. La mutation permet de préserver la diversité dans la population et évite en particulier à l'A.G de converger vers un optimum local. Pour l'utiliser, on doit disposer des cinq éléments suivants (Figure II.5)

- **Un principe de codage de l'élément de population :** Cette étape associe à chacun des points de l'espace d'état une structure de données. Elle se place généralement après une phase de modalisation mathématique de problème traité ;
- **Un mécanisme de génération de la population initiale :** Ce mécanisme doit être capable de produire une population d'individus non homogène que servira de base pour les générations futures. Le choix de la population initiale est important car il peut rendre plus ou moins rapide la convergence vers l'optimum global ;
- **Une fonction à optimiser :** Appelée aussi fitness ou fonction d'évaluation de l'individu;
- **Des opérateurs permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace d'état :** L'opérateur de croisement recompose les gènes d'individus existant dans la population, l'opérateur de mutation a pour but de garantir l'exploration de l'espace d'états ;
- **Des paramètres de dimensionnement :** Taille de population, nombre total de génération, critère d'arrêt, probabilité d'application des opérateurs de croisement et de mutation.

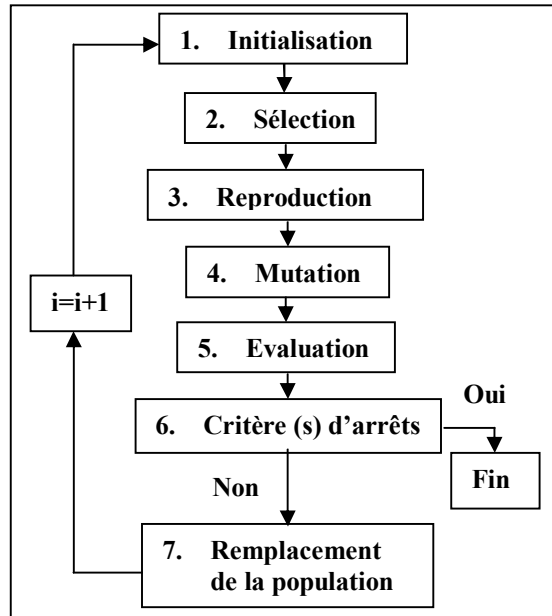


Figure II.5 : Schéma algorithmique d'un Algorithme Génétique [Boua, 2011].

En conclusion nous avons choisi d'utiliser un algorithme génétique pour plusieurs raisons. Premièrement, quand la conception de l'algorithme est faite, on a la possibilité d'utiliser n'importe quel langage informatique ou mathématique pour l'implantation. Un logiciel d'optimisation spécifique n'est pas nécessaire. Ensuite, ce type d'algorithme est reconnu pour être très robuste à l'utilisation. Cette robustesse se traduit principalement par deux caractéristiques intéressantes : Il n'est pas nécessaire de fournir un point de départ pour démarrer l'optimisation et l'algorithme résiste assez bien au blocage dans des extremums locaux. Une autre caractéristique intéressante de l'A.G est qu'il améliore les solutions en cours d'optimisation. Plus on lui donne de temps, plus il s'approche de l'optimum. Mais si on a besoin d'une réponse, même s'il n'a pas eu de temps de converger, il est généralement capable de nous fournir une solution valide, même si elle n'est pas optimale, ce qui vaut toujours mieux que ne pas avoir de réponse du tout.

CHAPITRE III

Approche expérimentale

III.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'appréhender le comportement du couple outil-pièce lors du tournage à sec de l'acier Fk 20 Mn Cr5 avec un outil en carbure métallique revêtu. L'ensemble des outils ainsi que les équipements utilisés et également, l'approche utilisée pour la planification des essais, sont présentés dans ce qui suit.

III.2 Band d'essais

III.2.1 Machine outil

Les essais de coupe ont été réalisés sur un tour à charioter et à fileter modèle Emco Maximat V13, développant une puissance maximale 6 kW et pouvant atteindre une vitesse de rotation de 2500 tr/min. La figure III.1 montre la fixation de la pièce usinée dans la machine.



Figure III.1: Tour à charioter et à fileter modèle Emco Maximat V13.

III.2.2 Matière usinée

Le comportement des revêtements et leur usure dépendent de la matière usinée et de son état cristallin, parce que les conditions mécaniques de coupe dépendent des caractéristiques de la matière. Il est donc important de tenir compte de cet effet.

➤ **F_k 20 Mn Cr 5** : Est un acier faiblement allié trempé avec des grains fins fréquemment utilisé dans l'industrie. Cet alliage permet donc de se placer dans des conditions d'usinage représentatives de la réalité industrielle. Leurs propriétés en usinage sont les suivantes (Tableau III-1) :

Tableau III-1: Caractéristiques chimiques et mécaniques du matériau utilisé.

Symbole	Composition				traitement	Re	R	A	Kcu	HB	Emplois
	C	Si	Mn	Cr							
20 Mn Cr 5	0.17 ÷ 0.22	≤ 0.40	1.10 ÷ 1.40	1.00 ÷ 1.30	TH 850 Rv 550	≥ 80	95 ÷ 115	≥ 12	≥ 4	269 321	Pignon Différentiels
					TH 850 Rv 200	≥ 90	115 ÷ 145	≥ 8	≥ 4	341 444	Arbres de tour

III.2.3 Outil de coupe

Pour définir un outil, un grand nombre de données géométriques entre en compte :

- Le choix du substrat;
- La forme de l'arête de coupe;
- L'angle de coupe : Angle de pression sur la pièce;
- La forme de la brise copeau destiné à atténuer l'usure de l'outil en limitant la surface de frottement du copeau sur l'outil.

Il est donc indispensable de se fixer des conditions opératoires. C'est pourquoi, il a été choisi :

III.2.3.1 Description de porte plaquette

Le rôle de porte plaquette est important à plusieurs titres :

- Il permet de maintenir l'outil en position rigide pendant l'usinage;
- Il oriente la plaquette dans l'espace. En effet, il contribue à la géométrie de coupe de l'outil.

Dans le cas de cette étude, Une forme d'outil porte plaquette fixe et adapté aux conditions de tournage (référence **P PTGNR 16 16 H16**) (Figure III.2)



Figure III.2: Porte plaquette **P PTGNR 16 16 H16**.

III.2.3.2 Description des plaquettes

La plaquette (Figure III. 3) choisie est réversible, de marque **Sandvik** (référence : **TNMG 16 04 08-PM**) comportant 3 arêtes de coupe.



Figure III.3: Vue d'ensemble de la plaquette Sandvik **TNMG 16 04 08-PM**

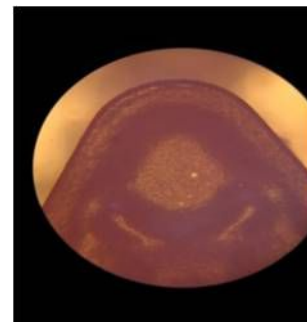


Figure III.4: Vue de détail de la plaquette Sandvik **TNMG 16 04 08-PM**

III.2.4 Appareil de la mesure de l'usure

III.2.4.1 Microscope pour la mesure de l'usure frontale

La mesure de l'usure de l'outil durant cet essai se fait grâce à un microscope (Figure III.5). L'acquisition d'image se fait à l'aide d'une **digital camera power shot A95** de marque Canon.



Figure III.5: Microscope optique pour la mesure d'usure.

Les caractéristiques du microscope sont les suivantes :

- Pouvoir grossissant : x 4 à x 400 ;
- Focal 1, 10 et 100 au choix de l'utilisateur.

Les caractéristiques de la caméra sont les suivantes:

- Pouvoir grossissant : x 4 ;
- Norme vidéo : Pal ou NTSC ;
- Résolution 5 millions de pixel ;
- Equilibrage des blancs : automatique ou manuel.

III.2.4.2 Comparateur pour la mesure de l'usure en cratère

Le contrôle de l'usure en cratère, a été réalisé sur un dispositif doté d'un comparateur de 0,001 mm de précision (Figure III.6).



Figure III.6: Comparateur de la mesure de la profondeur du cratère.

Pour la mesure de la profondeur du cratère, la pointe du palpeur doit être mise sur la surface non usée (surface de coupe) de la plaquette de coupe et on fait une première lecture soit L_{KT1} . Le déplacement de la plaquette suivant le plan horizontal permet à la pointe de s'enfoncer dans le creux du cratère. Pour détecter le point le plus profond, on fait un balayage de toute la surface du creux. Après plusieurs reprises le cadran affiche le point le plus profond, à ce moment là on fait une deuxième lecture soit L_{KT2} . La valeur de la profondeur du cratère KT est tel que :

$$KT=L_{KT2} - L_{KT1} \dots \dots \dots (III.1)$$

III.2.5 Rugosimètre pour la mesure de la rugosité

En ce qui concerne l'étude faite, les critères choisis sont : Ra, Rt et Rz. Pour la mesure des ces différents critères de rugosité, un rugosimètre (2D) Mitutoyo est utilisé, équipé d'une imprimante de profil de rugosité (figure III.7 a). Ce dernier est constitué d'une pointe de diamant (palpeur), avec un rayon de pointe de 5 μm se déplaçant linéairement sur la surface mesurée. Ceci consiste à effectuer un véritable palpement mécanique de la surface le long d'un profil choisi. La longueur de palpement est de 4 mm avec une longueur de base de 0,8 mm. La plage de mesure des critères de rugosité est de (0,05 à 40 μm) pour Ra et de (0,3 à 160 μm) pour Rt, Rz, Rp et Rq. Afin d'éviter les erreurs de reprise et pour plus de précision, la mesure de la rugosité a été réalisée directement sur la même machine et sans démontage de la pièce (Figure III.8). Les mesures ont été répétées trois fois sur trois génératrices également placées à 120°. Le résultat considéré est la moyenne de ces valeurs pour une passe d'usinage donnée. Le rugosimètre a été étalonné à l'aide d'un étalon de rugosité de Ra = 2,97 μm et Rmax (Ry) = 9.4 μm (Figure III.7 b).



(a)



(b)

Figure III.7: (a) Rugosimètre MITUTOYO, (b) étalon d'étalonnage du rugosimètre.



Figure III.8: Mesure des différents critères de rugosité sans démontage de la pièce.

La démarche de mesure s'effectue comme suit :

- S'assurer que le bloc d'alimentation est correctement connecté et que l'interrupteur générale est positionné sur ON;
- Positionner les commutateurs adéquats en fonction des conditions de mesures désirées;
- Placer la détecteur en position de départ sur la pièce;
- Appuyer sur la touche START/ STOP pour interrompre la mesure;
- Une fois la mesure terminée, sur le cadran digital on fait une lecture directe du critère sélectionné via le commutateur de sélection.

III.2.6 Mesure des efforts de coupe

La mesure des efforts de coupe en cours d'usinage consiste en une chaîne d'acquisition composée d'un dynamomètre Kistler 9257B (Dynamomètre à 3 composantes F_x , F_y et F_z ± 5 kN) et d'un amplificateur de charge Kistler 5019B à trois canaux (trois amplificateurs type 5011B) (Figure III.9). La porte outil type 9403 est employée pour des outils de tournage avec une section maximum de 26×26 (Figure III.10). Le dynamomètre à quartz trois composantes peuvent ainsi mesurer les composantes F_x , F_y et F_z de la résultantes des efforts de coupe exercés sur la pièce usinée et ce dans le repère fixe du capteur :

- Force axiale : F_x (effort d'avance F_a);
- Force radiale : F_y (effort de pénétration ou bien passive F_p);
- Force tangentielle : F_z (effort de coupe tangentiel F_c).

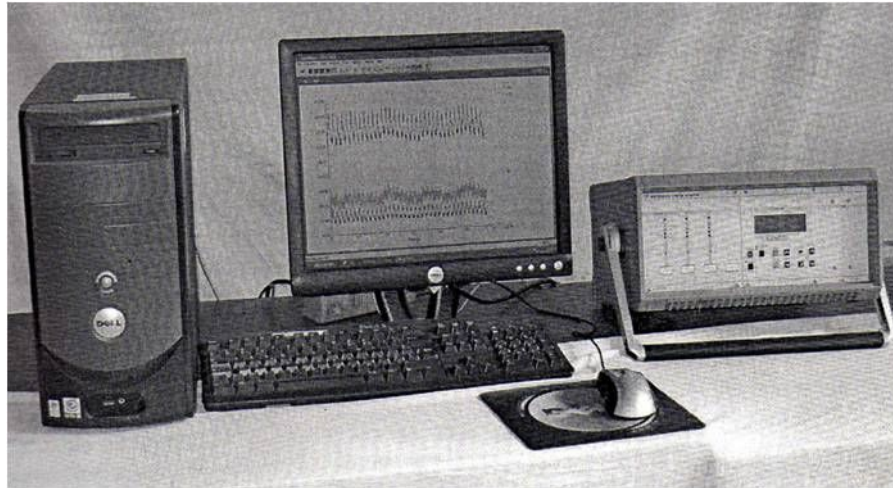


Figure III.9: PC et amplificateur de charge Kistler 5019B à trois canaux (Trois amplificateur type 5011B).

Les principales caractéristiques du dynamomètre Kistler 9257B sont indiquées dans le tableau III-2.

Tableau III-2: Caractéristiques du dynamomètre Kistler 9257B [Kist, 2005].

Type	Gamme de mesure	Sensibilité	Fréquence propre	Température d'utilisation	Lo	La	H	Poids
Etalonné	kN	pC/N	kHz	°C	mm	mm	mm	kg
9257B	Fx, Fy, Fz ±5	Fx, Fy ≈ -7,5 Fz ≈ -3,7	F _{n(x,y)} ≈ 2,3 F _{n(z)} ≈ 3,5	0...70	170	100	60	7,3

L'acquisition et le traitement des signaux correspondant à chaque composante Fx, Fy et Fz de la résultante de l'effort de coupe sont effectués sous DynoWare.

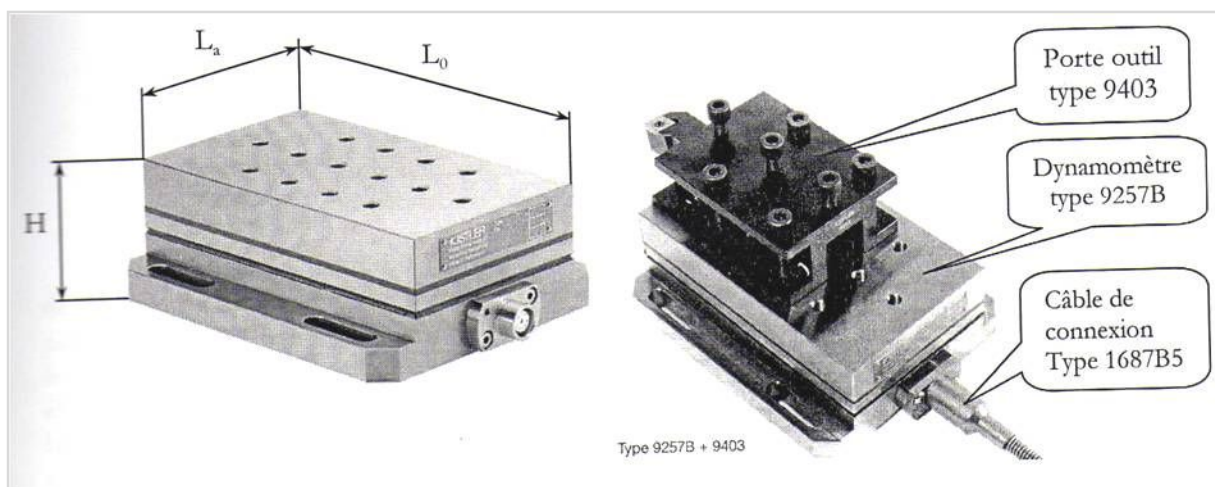


Figure III.10: Dynamomètre à 3 composantes Type 9257B Fx, Fy, Fz ±5kN [Kist, 2005]

III.3 Planification des expériences

Etant donné l'influence d'un grand nombre de paramètres sur chaque résultat, on s'est limité à un certain de paramètres à explorer. L'objectif visé était l'analyse des résultats de quantifier l'influence de ces paramètres sur les résultats, pour acquérir une base de connaissances pour comprendre et maîtriser le domaine du tournage à sec. Pour ce faire, notre approche expérimentale a été focalisée sur les efforts de coupe, la rugosité et l'usure. Pour déterminer les limites du domaine d'usage du couple outil-matière, il s'agit de déterminer un domaine de validité de production d'une surface dans de bonnes conditions technologiques en fonction des trois paramètres : la vitesse de coupe (V_c), la profondeur de passe (a_p) et l'avance (f).

Pour cela, des campagnes d'essais ont été réalisées et sont exposées dans les sous paragraphes suivants.

III.3.1 Variation des efforts de coupe et de la rugosité en fonction des éléments du régime de coupe

Les essais sont effectués en chariotage sur des barres rondes de 50 mm de diamètre et de 400 mm de longueur. Ces barres sont divisées en neuf sections de 50 mm de longueur chacune. Le but de cette série d'expérience consiste à établir et à quantifier les modes d'évolution des efforts de coupe et la rugosité des surface usinées face aux éléments du régime de coupe (vitesse de coupe V_c , avance f et la profondeur de passe a_p).

III.3.2 Evolution de l'usure au cours du temps

Les essais d'usure sont réalisés conformément aux essais d'usure de longue durée [Norme ISO 3685]. Ces essais sont effectués en chariotage sur des éprouvettes cylindriques trempé de diamètre 50 mm et de longueur 400 mm (Figure III.12). L'étude, à la fois, des origines et les manifestations de l'usure d'outil en carbure métallique doit être abordée suivant une démarche progressive et systématique. Il s'agit d'observer diverses manifestation de l'usure (en dépouille VB et en cratère KT) et leurs évolutions respectives. Il s'agit ensuite de déterminer jusqu'à quel stade de cette évolution l'outil pourra conserver des qualités de coupe suffisantes pour la bonne exécution du travail, en fonction des qualités exigées.



Figure III.11: Représentation schématique du mode d'usinage des essais d'usure.

En considérant l'ensemble des résultats à obtenir liées à l'usure et des facteurs influents à priori on peut établir un bilan récapitulatif :

a. Paramètres à tester

- Vitesse de coupe V_c ;
- Avance f ;
- Profondeur de passe a_p .

b. Résultats à observer

- Evolution des efforts de coupe en fonction de l'usure;
- Effet de l'évolution de l'usure sur la rugosité des surfaces usinées;
- Suivi d'usure des plaquettes au cours du temps;
- Observer diverses manifestations de l'usure.

En se référant à la norme ISO 3685-1977 (F), nous avons retenu les critères suivants de l'usure admissible : $[VB] = 0,3$ mm, et $[KT] = 0,15$ mm. Il est à noter que les éprouvettes ont été usinées à une profondeur de quelques millimètres afin de parer à la diminution de la dureté et la vitesse de coupe ($\pm 5\%$) en conséquence de la diminution du diamètre.

III.4 Plan d'expérience

L'expérimentateur quel que soit son domaine d'étude, est toujours confronté au problème difficile de l'organisation optimale de ses essais. Comment obtenir les bonnes informations dans les meilleurs délais et pour le moindre coût?

L'utilisation des plans d'expériences, et en particulier les table orthogonales de Taguchi, a permet la détermination de l'influence des effets simultanés et de l'interaction des paramètres opératoires sur les efforts de coupe, la rugosité et l'usure.

La technique des plans d'expériences va permettre de répondre aux exigences que nous avons imposées. En effet, son principe consiste à faire varier simultanément les niveaux de un ou plusieurs facteurs (qui sont les variables, discrètes ou continues) à chaque essai. Ceci va permettre

de diminuer fortement le nombre d'expériences à réaliser tout en augmentant le nombre de facteurs étudiés, en détectant les interactions entre les facteurs et les optimaux par rapport à une réponse, c'est-à-dire une grandeur utilisée comme critère et en permettant de modéliser facilement les résultats. Le point délicat dans l'utilisation des plans d'expériences sera donc de minimiser le plus possible le nombre d'expériences à mener sans sacrifier la précision sur les résultats.

Dans cette recherche, la table orthogonale standard L27 (3^{13}) de Taguchi est adoptée comme plan d'expérience (Tableau III-4). Les niveaux de paramètre ont été choisis dans les intervalles recommandés par le fabricant d'outil de coupe (Sandvik Company). Les paramètres à étudier et l'attribution des niveaux respectifs sont indiqués dans le tableau III-3. La table orthogonale standard L27 (3^{13}) de Taguchi a 27 lignes correspondant au nombre d'essais et 13 colonnes à trois niveaux. Les facteurs et leurs interactions sont assignés aux colonnes. En effet, la première colonne de la table a été assignée à la vitesse de coupe V_c , la seconde à l'avance f et la cinquième à la profondeur de passe a_p .

Tableau III-3 : Paramètres de coupe et leurs niveaux.

Niveau	Vitesse de coupe V_c (m/min)	Avance f (mm/tr)	Profondeur de passe a_p (mm)
1	105	0.08	1.5
2	145	0.12	2.0
3	175	0.16	2.5

Tableau III-4: Plan d'expérience : Table orthogonale de Taguchi L27 (3^{13}) [Tagu, 1987].

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

13	2	2	3	1	1	2	3	2	3	1	3	1	2
14	2	2	3	1	2	3	1	3	1	2	1	2	3
15	2	2	3	1	3	1	2	1	2	3	2	3	1
16	2	3	1	2	1	2	3	3	1	2	2	3	1
17	2	3	1	2	2	3	1	1	2	3	3	1	2
18	2	3	1	2	3	1	2	2	3	1	1	2	3
19	3	1	3	2	1	3	2	1	3	2	1	3	2
20	3	1	3	2	2	1	3	2	1	3	2	1	3
21	3	1	3	2	3	2	1	3	2	1	3	2	1
22	3	2	1	3	1	3	2	2	1	3	3	2	1
23	3	2	1	3	2	1	3	3	2	1	1	3	2
24	3	2	1	3	3	2	1	1	3	2	2	1	3
25	3	3	2	1	1	3	2	3	2	1	2	1	3
26	3	3	2	1	2	1	3	1	3	2	3	2	1
27	3	3	2	1	3	2	1	2	1	3	1	3	2

CHAPITRE IV

Analyse et modélisation des efforts de coupe

IV.1 Introduction

Dans cette partie, des modèles mathématiques des efforts de coupe vont être déterminés. D'une part, nous allons étudier les effets des paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe) sur les réponses étudiées (efforts de coupe), et d'autre part de choisir les paramètres de coupe optimaux en tournage de l'acier Fk 20MnCr5 pour une configuration choisie à partir d'un minimum d'essais.

Pour atteindre ces objectifs, une combinaison de plusieurs méthodes et modèles sont proposés.

IV.2 Méthodologie des plans d'expérience

La méthodologie des plans d'expérience est utilisée pour étudier l'influence des paramètres opératoires sur une variable d'intérêt en modifiant la valeur d'un paramètre tout en maintenant les autres fixes. L'étude expérimentale et l'exploitation des résultats peuvent être fortement simplifiées en utilisant la méthodologie des plans d'expérience. Cette technique permet de créer un modèle statistiquement significatif d'un phénomène qui intègre les interactions entre les variables tout en optimisant le nombre d'essais.

Comme conception expérimentale, le tableau orthogonal standard de Taguchi L27 (3^{13}) va être adopté. Les niveaux des paramètres ont été choisis dans les intervalles recommandés par le fabricant d'outil de coupe. Le tableau orthogonal standard de Taguchi L27 à 27 lignes correspondre au nombre d'essais (26 degrés de liberté) à 13 colonnes à trois niveaux. Les facteurs et les interactions sont assignés aux colonnes. La première colonne du tableau a été assignée à la vitesse de coupe (V_c), la seconde à l'avance (f), la cinquième à la profondeur de passe (a_p) et le restant a été assigné aux interactions (Tableau III-4).

Les résultats expérimentaux des essais de chariotage de l'acier Fk 20 Mn Cr5 avec un outil en carbure métallique sont illustrés dans le tableau IV-1. Ce plan a été développé pour établir les modèles descriptifs des efforts de coupe.

Tableau IV-1 : Résultats des mesures des efforts de coupe (Fa, Fc et Fp) en fonction des paramètres du régime de coupe (Le tableau orthogonal standard de Taguchi L27 ; N= 3³).

Essais	Facteurs			Efforts de coupe [N]		
	Vc [m/min]	f [mm/tr]	ap [mm]	Fa	Fc	Fp
1	105	0,08	1,5	107,361	140,147	227,921
2	105	0,08	2	129,509	163,427	301,538
3	105	0,08	2,5	149,206	192,067	424,913
4	105	0,12	1,5	109,788	150,787	254,156
5	105	0,12	2	117,064	176,457	318,739
6	105	0,12	2,5	174,48	226,567	420,211
7	105	0,15	1,5	139,421	195,197	271,353
8	105	0,15	2	163,857	212,907	369,107
9	105	0,15	2,5	206,798	333,127	500,177
10	145	0,08	1,5	79,046	91,457	208,763
11	145	0,08	2	103,592	128,837	210,984
12	145	0,08	2,5	136,229	186,187	330,627
13	145	0,12	1,5	75,431	85,217	166,594
14	145	0,12	2	111,751	129,237	217,936
15	145	0,12	2,5	141,439	181,227	339,085
16	145	0,15	1,5	101,612	132,487	218,367
17	145	0,15	2	146,427	239,027	287,221
18	145	0,15	2,5	197,284	337,067	435,512
19	175	0,08	1,5	64,635	80,457	196,457
20	175	0,08	2	94,848	121,547	228,647
21	175	0,08	2,5	156,297	210,637	293,183
22	175	0,12	1,5	70,407	81,507	149,761
23	175	0,12	2	103,727	130,147	220,303
24	175	0,12	2,5	163,26	225,157	316,483
25	175	0,15	1,5	92,765	118,307	181,046
26	175	0,15	2	133,236	182,607	240,559
27	175	0,15	2,5	201,843	319,917	446,243

D'après les résultats du tableau IV-1, on remarque que la plus faible valeur des efforts de coupe obtenue avec les différentes combinaisons des paramètres du régime de coupe est celle assurées avec l'essai N°19 et les valeurs maximales sont obtenues par l'essai N° 9.

IV.3 Analyse des efforts de coupe par la méthode de surface de réponse (MSR)

La méthodologie de surface de réponse (MSR) est une combinaison des techniques statistiques et mathématiques utiles pour le développement, l'amélioration et l'optimisation des processus [Box, 1978], [Goup, 1999]. Elle est largement utilisée dans le monde industriel, particulièrement lorsque plusieurs variables d'entrée influencent les résultats (les variables de sortie). La méthodologie de surface de réponse est connue sous d'autres noms, par exemple « modèle de régression polynomiale » ou « modèle polynomial ». Dans cette méthodologie, les modélisations de la fonction réponse peuvent également servir de base à la recherche de conditions

optimales. On parle alors d'optimisation indirecte. L'optimisation d'une réponse ou la recherche d'un compromis entre plusieurs réponses consiste à définir un réglage des facteurs permettant de satisfaire au mieux les exigences énoncées en termes de réponse. La modélisation d'une surface de réponse s'appuie sur l'analyse de la variation des résultats d'essais obtenus suite à un plan d'expérience.

Le concept de surface de réponse modélise une variable dépendante Y, dite variable de réponse, en fonction d'un certain nombre de variables indépendantes (facteurs), X_1, X_2, \dots, X_k , permettant d'analyser l'influence et l'interaction de ces dernières sur la réponse. On peut ainsi écrire le modèle pour une réponse donnée (Y) sous la forme suivante :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^3 a_i X_i + \sum_{i=1}^3 a_{ii} X_i^2 + \sum_{i < j}^3 a_{ij} X_i X_j \dots \dots \dots (IV.1)$$

Où Y est la réponse observée (effort de coupe), a_0, a_i, a_{ij}, a_{ii} représentent respectivement le terme constant, les coefficients des termes linéaires, des termes représentant les interactions entre variables et des termes quadratique. Les X_i représentent les variables indépendantes, ou bien paramètres de coupe étudiés.

Afin de tester la validité du modèle, l'analyse des variances (ANOVA) est utilisée pour examiner la signification et l'adéquation du modèle. Ce dernier permet de tracer les surface de réponse, d'estimer l'influence et l'interaction simultanés des paramètres de coupe sur les efforts de coupe. Comme les facteurs sont général exprimés dans des unités différentes, leurs effets ne sont comparables que s'ils sont codés [Boua, 2011].

La méthodologie des surfaces de réponse (RSM) pourra être résumée en trois étapes essentielles :

- **Etape 1:** Choix des nombres et des niveaux des paramètres à tester et validité des modèles proposés;
- **Etape 2:** Evaluer les effets des différents paramètres sur les performances du procédé;
- **Etape 3:** Identification des interactions à travers l'optimisation de réponses multiples.

IV.3.1 Testes de normalité

IV.3.1.1 Droite de Henry

L'utilisation de la droite de Henry permet de vérifier que les données ne s'écartent pas sensiblement des résultats attendus lorsque l'échantillonnage est réalisé à partir d'une loi normale.

- Si les données proviennent d'une loi normal, les points doivent suivre plus ou moins la droites d'ajustement;
- Si les données ne proviennent pas d'une loi normale, les points ne suivent pas la droite.

IV.3.1.2 Test de normalité d'Anderson-Darling

Le test d'Anderson-Darling est utilisé pour tester si un échantillon de données est issu d'une population ayant une distribution spécifique. Ce test est une alternative au test de Chi carré ou de Kolmogorov-Smirnov. Il est basé sur ce dernier, mais il est plus puissant. Le test Anderson-Darling est défini comme suit :

- L'hypothèse nulle H0: Les données proviennent d'une population distribuée normalement;
- L'hypothèse alternative H1: Les données ne proviennent pas d'une population distribuée normalement.

La statistique du test d'Anderson-Darling est donnée par :

$$A^2 = -N - S \dots\dots\dots (IV.2)$$

Où: N est la taille de l'échantillon.

$$S = \sum_{i=1}^N \frac{(2i-1)}{N} [\log F(Y_i) + \log(1 - F(Y_{N+1-i}))] \dots\dots\dots (IV.3)$$

Où: F est la fonction de répartition de la distribution spécifique.

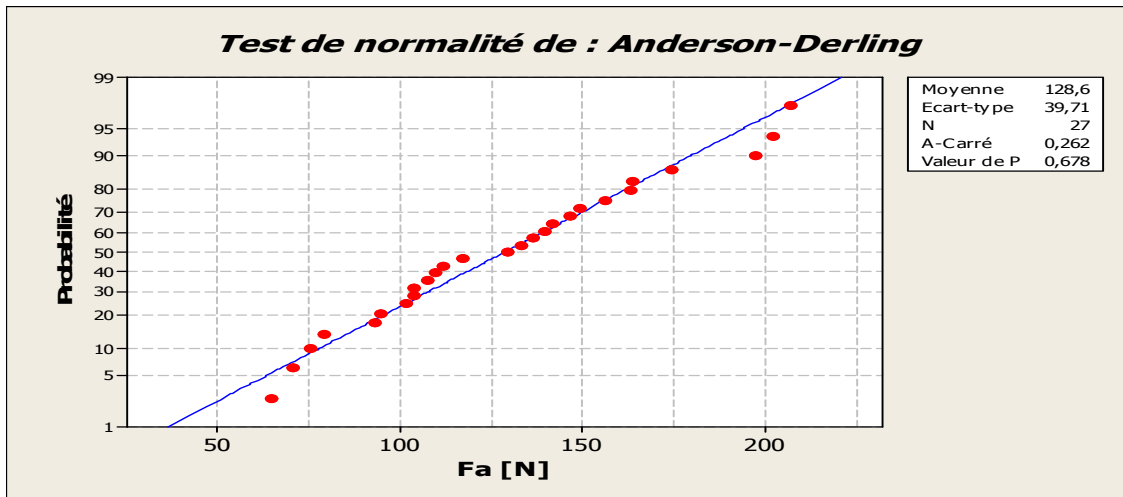
Les valeurs critique dépendent des distributions (normale, log-normale, exponentielle...).

Les valeurs des P sont souvent utilisées dans les tests d'hypothèses dans lesquels on peut ou non rejeter une hypothèse nulle. La valeur de P représente la probabilité de faire une erreur de type 1, ou de rejeter l'hypothèse nulle si elle est vraie. Plus la valeur de P est petite, plus la probabilité de faire une erreur en rejetant l'hypothèse nulle est faible. Une valeur limite de 0,05 est utilisée. Autrement dit, rejeter l'hypothèse nulle si la valeur de P est inférieure à 0,05.

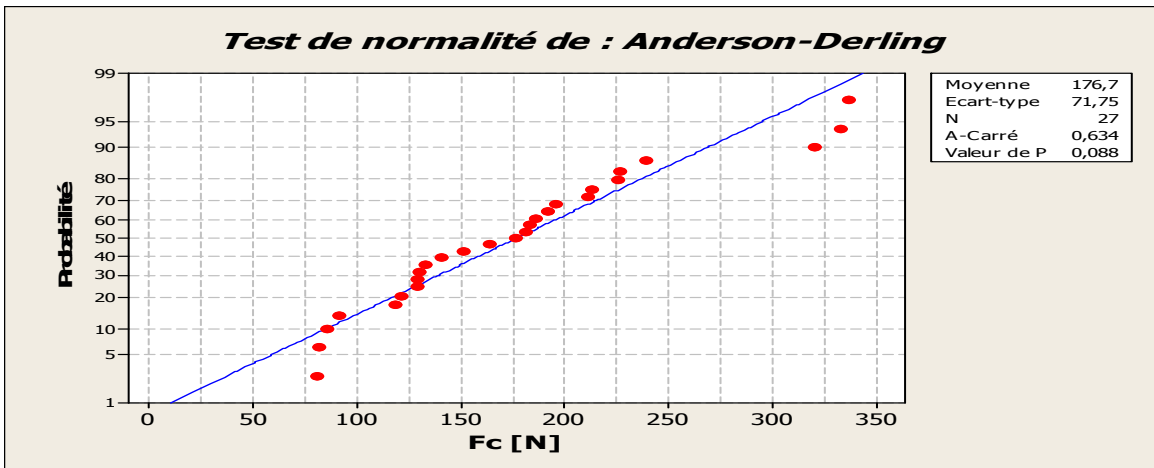
Pour prendre une décision, on choisit le niveau de signification, α (alpha), avant le test :

- Si P est inférieur ou égale à α , on rejette H0;
- Si P est supérieur à α , on ne rejette pas H0.

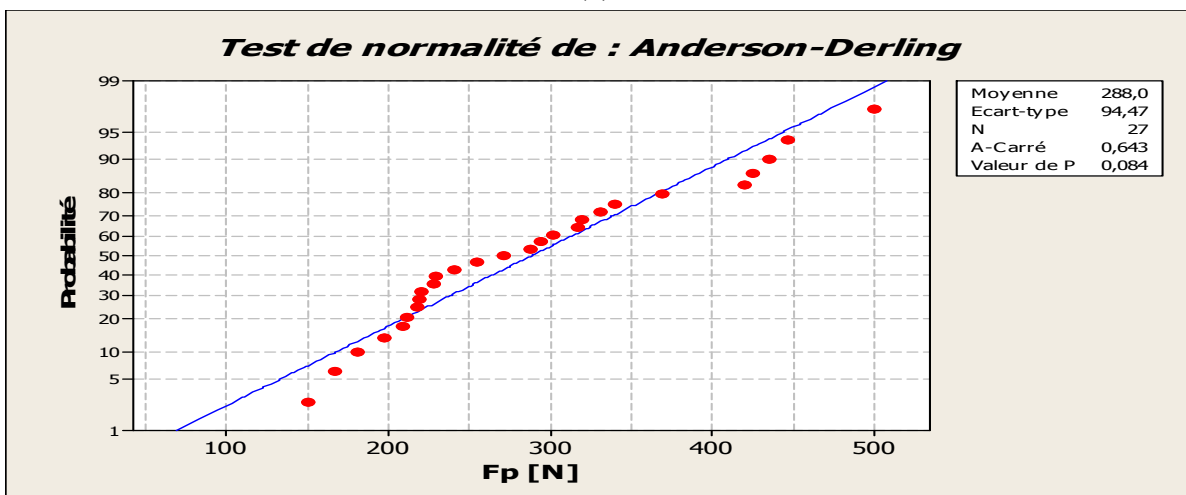
La valeur de P issue du test d'Anderson-Darling (0,084 – 0,678) évalue la probabilité que les données proviennent d'une population distribuée normalement (Figure IV.1). Avec un niveau de α égale à 0,05.



(a)



(b)



(c)

Figure IV.1: Graphique de la courbe normale ou droite de Henry des efforts de coupe :
(a) Fa, (b) Fc et (c) Fp.

Les graphiques obtenus sont des diagrammes des probabilités normales en fonction des données. Les données se rapprochent le plus nettement de la droite d'ajustement aux extrêmes, en queue de la population. La valeur de P du test de Anderson-Darling indique que, à des niveaux de $\alpha = 0,05$ (α inférieur à P), nous avons la preuve que les données suivent une loi normale.

IV.3.2 Analyse des variances (ANOVA) des efforts de coupe

IV.3.2.1 Modèles quadratiques complets

Le tableau IV-2 présente l'analyse des variance pour les efforts de coupe (Fa, Fc et Fp) en utilisant la Somme des Carrées ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées avec un interval de confiance de 95% ($\alpha = 0,05$).

Tableau IV-2: Régression de la surface de réponse pour les efforts de coupe: (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp en fonction de paramètres de coupe Vc, f et ap, en utilisant les valeurs non codées (modèles quadratiques complets).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	654,7	79,46	8,240	< 0,0001
Vc	-3,5	0,68	-5,149	< 0,0001
f	-3510,7	590,28	-5,948	< 0,0001
ap	-189,1	46,71	-4,048	0,0010
Vc*Vc	0,0	0,00	3,391	0,0032
f*f	14863,9	2211,30	6,722	< 0,0001
ap*ap	35,4	10,58	3,346	0,0041
Vc*f	-0,7	1,52	-0,446	0,6611
Vc*ap	0,6	0,11	5,252	< 0,0001
f*ap	381,6	106,50	3,584	0,0021
R² = 98,3%		R² ajusté = 97,3%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	1243,5	219,45	5,667	< 0,0001
Vc	-4,8	1,87	-2,555	0,0211
f	-8608,9	1630,27	-5,281	< 0,0001
ap	-442,1	129,00	-3,427	0,0032
Vc*Vc	0,0	0,01	1,468	0,1600
f*f	33369,6	6107,31	5,464	< 0,0001
ap*ap	70,9	29,22	2,427	0,0273
Vc*f	-2,2	4,19	-0,521	0,6091
Vc*ap	1,0	0,29	3,412	0,0031
f*ap	1221,4	294,13	4,153	0,0010
R² = 95,9%		R² ajusté = 93,8%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	1427,5	242,41	5,889	< 0,0001
Vc	-5,7	2,06	-2,766	0,0133
f	-8357,5	1800,84	-4,641	< 0,0001
ap	-458,4	142,50	-3,217	0,0010
Vc*Vc	0,0	0,01	2,842	0,0111
f*f	29690,0	6746,27	4,401	< 0,0001
ap*ap	131,3	32,27	4,068	< 0,0001
Vc*f	-2,7	4,63	-0,578	0,5711
Vc*ap	-0,3	0,32	-0,988	0,3372
f*ap	1371,9	324,90	4,222	< 0,0001
$R^2 = 97,1\%$		$R^2 \text{ ajusté} = 95,6\%$		

(c)

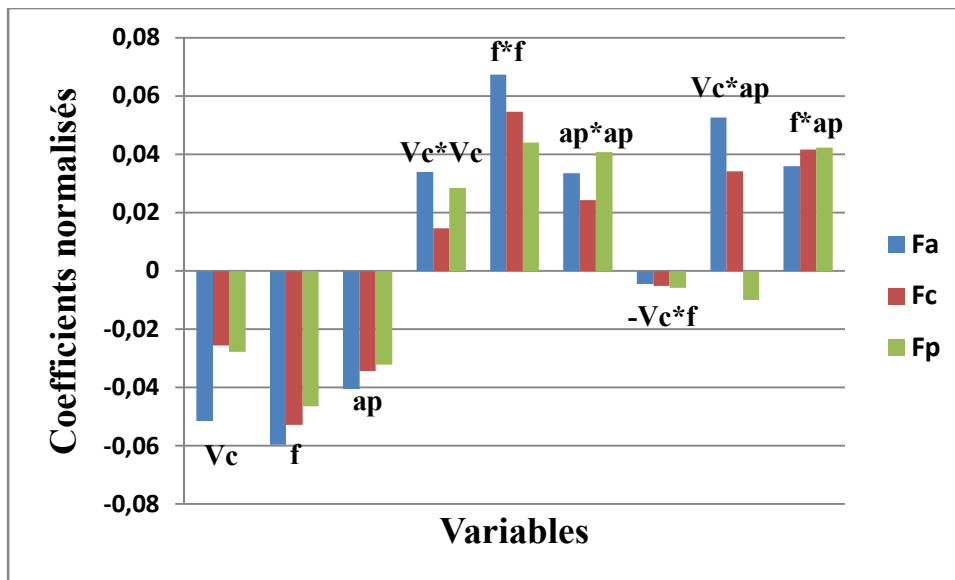


Figure IV.2: Coefficients normalisés des efforts de coupe (modèles quadratiques complets).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles des efforts de coupe comme le montre le tableau IV-2. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (V_c), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les composantes de l'effort de coupe (F_a , F_c et F_p) sont significatifs. En effet, le tableau IV-2(a) prouve que les termes V_c , f , f^*f et V_c*ap ont des effets significatifs sur l'effort d'avance. Le tableau IV-2(b) montre que les termes f et f^*f ont des effets significatifs sur l'effort de coupe tangentiel. En outre, les résultats du tableau IV-2(c), confirment que les termes f , f^*f , $ap*ap$ et f^*ap ont des effets statistiquement significatifs sur l'effort de pénétration. Ce qui signifie qu'il y a 0,01 chance sur 100 pour que la vraie valeurs de ces coefficients soit nulle. Cela confirme l'influence de ces facteurs. Par ailleurs, les coefficients normalisés étudiés (figure IV.2) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau IV-3: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe: (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp.

Analyse des variances pour Fa						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	40283,1	40283,1	4475,90	106,66	0,000
Linéaire	3	35730,0	2771,1	923,71	22,01	0,000
Carré	3	2848,3	2848,3	949,42	22,63	0,000
Interaction	3	1704,8	1704,8	568,28	13,54	0,000
Erreur résiduelle	17	713,4	713,4	41,96		
Total	26	40996,5				

(a)

Analyse des variances pour Fc						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	128423	128423	14269,3	46,31	0,000
Linéaire	3	106959	12712	4237,3	9,66	0,000
Carré	3	12132	12132	4044,0	10,16	0,000
Interaction	3	9333	9333	3110,9	9,37	0,000
Erreur résiduelle	17	5441	5441	320,1		
Total	26	133865				

(b)

Analyse des variances pour Fp						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	225402	225402	25044,6	64,12	0,000
Linéaire	3	200744	13136	4378,8	11,21	0,000
Carré	3	17183	17183	5727,5	14,66	0,000
Interaction	3	7475	7475	2491,8	6,38	0,004
Erreur résiduelle	17	6640	6640	390,6		
Total	26	232041				

(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-3. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 106,66$ (Fa), $F = 46,31$ (Fc) et $F = 64,12$ (Fp). Cela signifie que la part de la variance de l'effort d'avance est 106,66 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexplicée, 46,31 fois plus importante pour l'effort de coupe tangentiel et 64,12 fois plus importante pour l'effort de pénétration.

IV.3.2.2 Modèles quadratiques réduits

Les tableaux IV-4 présentent l'analyse des variances pour les efforts de coupe (Fa, Fc et Fp) en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. Les termes qui n'ont pas un effet significatif sont éliminés.

Tableau IV-4: Régression de la surface de réponse pour les efforts de coupe: (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp en fonction des paramètres de coupe Vc, f et ap, en utilisant les valeurs non codées (modèles quadratiques réduits).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	665,9	73,71	9,034	< 0,0001
Vc	-3,6	0,64	-5,581	< 0,0001
f	-3606,5	537,44	-6,711	< 0,0001
ap	-189,1	45,66	-4,141	0,0010
Vc*Vc	0,0	0,00	3,469	0,0033
f*f	14863,9	2161,53	6,877	< 0,0001
ap*ap	35,4	10,34	3,423	0,0033
Vc*ap	0,6	0,10	5,373	< 0,0001
f*ap	381,6	104,10	3,666	0,0027
R² = 98,2%		R² ajusté = 97,5%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	1279,6	203,99	6,273	< 0,0001
Vc	-5,0	1,77	-2,846	0,0111
f	-8918,0	1487,46	-5,995	< 0,0001
ap	-442,1	126,37	-3,498	0,0033
Vc*Vc	0,0	0,01	1,499	0,1511
f*f	33369,6	5982,42	5,578	< 0,0001
ap*ap	70,9	28,62	2,478	0,0235
Vc*ap	1,0	0,29	3,483	0,0033
f*ap	1221,4	288,11	4,239	0,0010
R² = 95,9%		R² ajusté = 94,0%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	1562,7	206,96	7,551	< 0,0001
Vc	-6,7	1,85	-3,605	0,002
f	-8736,6	1646,67	-5,306	< 0,0001
ap	-503,9	132,39	-3,806	0,001
Vc*Vc	0,0	0,01	2,895	0,009
f*f	29690,0	6622,79	4,483	< 0,0001
ap*ap	131,3	31,68	4,144	0,0010
f*ap	1371,9	318,95	4,301	0,0010
R² = 96,9%		R² ajusté = 95,8%		

(c)

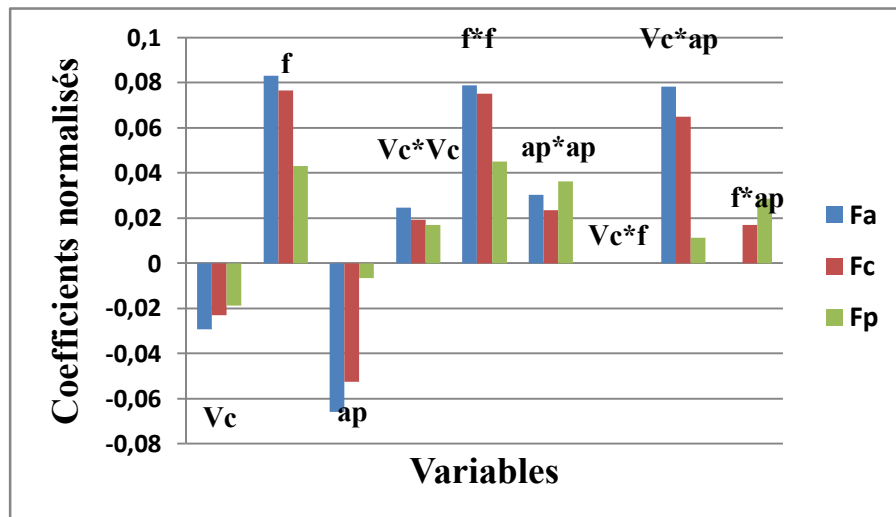


Figure IV.3: Coefficients normalisés des efforts de coupe (modèles quadratiques réduits).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles de efforts de coupe comme le montre le tableau IV-4. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (V_c), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les composantes de l'effort de coupe (F_a , F_c et F_p) sont significatifs. En effet, le tableau IV-4(a) prouve que les termes V_c , f , f^*f et V_c*ap ont des effets significatifs sur l'effort d'avance. En outre, les résultats des tableaux IV-4(b) et IV-4(c), montrent que les termes f et f^*f ont des effets statistiquement significatifs sur l'effort de coupe tangentiel et l'effort de pénétration. Par ailleurs, les coefficients normalisés étudiés (figure IV.3) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Tableau IV-5: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe (modèles quadratiques réduits): (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p .

Analyse des variances pour F_a						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	8	40274,8	40274,75	5034,34	125,56	0,000
Linéaire	3	35730,0	3390,27	1130,09	28,19	0,000
Carré	3	2848,3	2848,26	949,42	23,68	0,000
Interaction	2	1696,5	1696,49	848,24	21,16	0,000
Erreur résiduelle	18	721,7	721,71	40,10		
Total	26	40996,5				

(a)

Analyse des variances pour F_c						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	8	128336	128336,4	16042,05	52,23	0,000
Linéaire	3	106959	15618,5	5206,18	16,95	0,000
Carré	3	12132	12132,1	4044,02	13,17	0,000
Interaction	2	9246	9245,7	4622,87	15,05	0,000
Erreur résiduelle	18	5528	5528,4	307,13		
Total	26	133865				

(b)

Analyse des variances pour Fp						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	7	224890	224889,8	32127,11	85,35	0,000
Linéaire	3	200744	19456,2	6485,41	17,23	0,000
Carré	3	17183	17182,6	5727,54	15,22	0,000
Interaction	1	6963	6963,4	6963,38	18,50	0,000
Erreur résiduelle	19	7152	7151,6	376,40		
Total	26	232041				

(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-5. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 125,56$ (Fa), $F = 52,23$ (Fc) et $F = 85,35$ (Fp). Cela signifie que la part de la variance de l'effort d'avance est 125,56 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexplicée, 52,23 fois plus importante pour l'effort de coupe tangentiel et 85,35 fois plus importante pour l'effort de pénétration.

IV.3.2.3 Modèles linéaires

Les tableaux IV-6 présentent l'analyse des variances pour les efforts de coupe (Fa, Fc et Fp) en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau IV-6: Régression de la surface de réponse pour les efforts de coupe: (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp en fonction des paramètres de coupe, en utilisant les valeurs non codées (modèles linéaires).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	-37,882	23,652	-1,602	0,123
Vc	-0,356	0,102	-3,503	0,002
f	-551,325	101,559	5,429	< 0,0001
ap	76,263	7,133	10,691	< 0,0001
R² = 87,2%		R² ajusté = 85,5%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	-135,36	53,460	-2,532	0,019
Vc	-0,52	0,230	-2,279	0,032
f	1145,70	229,554	4,991	< 0,0001
ap	126,27	16,123	7,831	< 0,0001
R² = 79,9%		R² ajusté = 77,3%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	21,202	57,658	0,368	0,716
Vc	-1,325	0,248	-5,354	< 0,0001
f	787,651	247,580	3,181	0,004
ap	181,335	17,389	10,428	< 0,0001
R² = 86,5%		R² ajusté = 84,8%		

(c)

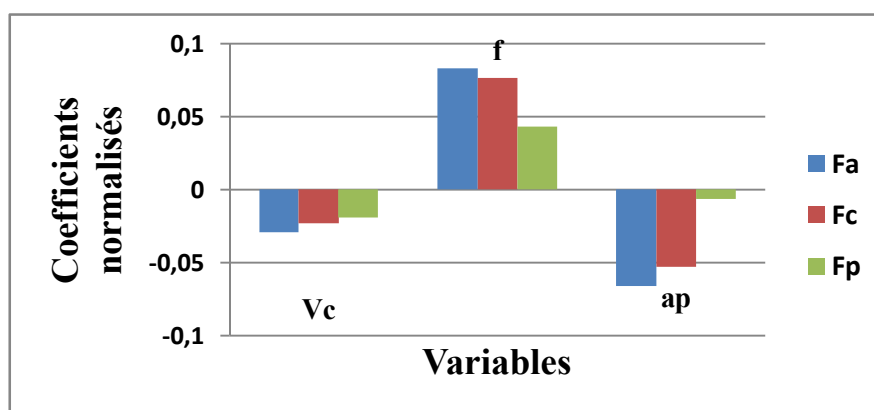


Figure IV.4: Coefficients normalisés des efforts de coupe (modèles linéaires).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles de efforts de coupe comme le montre le tableau IV-6. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (V_c), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les composantes de l'effort de coupe (F_a , F_c et F_p) sont significatifs. En effet, les tableaux IV-6(a) et IV-6(b) prouvent que les termes f et ap ont des effets significatifs sur l'effort d'avance et l'effort de coupe tangentiel. En outre, le tableau IV-6(c), montre que les termes V_c et ap ont des effets statistiquement significatifs sur et l'effort de pénétration. Les coefficients normalisés étudiés (figure IV.4) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Tableau IV-7: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe (modèles linéaires): (a) F_a , (b) F_c et (c) F_p .

Analyse des variances pour F_a						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	35730,0	35730,0	11910,0	52,01	0,000
Linéaire	3	35730,0	35730,0	11910,0	52,01	0,000
Erreur résiduelle	23	5266,5	5266,5	229,0		
Total	26	40996,5				

(a)

Analyse des variances pour F_c						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	106959	106959	35652,9	30,48	0,000
Linéaire	3	106959	106959	35652,9	30,48	0,000
Erreur résiduelle	23	26906	26906	1169,8		
Total	26	133865				

(b)

Analyse des variances pour Fp						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	200744	200744	66914,6	49,17	0,000
Linéaire	3	200744	200744	66914,6	49,17	0,000
Erreur résiduelle	23	31298	31298	1360,8		
Total	26	232041				

(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-7. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 52,01$ (Fa), $F = 30,48$ (Fc) et $F = 49,17$ (Fp). Cela signifie que la part de la variance de l'effort d'avance est 52,01 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexpliquée, 30,48 fois plus importante pour l'effort de coupe tangentiel et 49,17 fois plus importante pour l'effort de pénétration.

IV.3.2.4 Modèles exponentiels complets

Les tableaux IV-8 présentent l'analyse des variances pour les efforts de coupe (Fa, Fc et Fp) à l'échelle logarithmique en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau IV-8: Régression de la surface pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèles exponentiels complets).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	38,8328	8,3407	4,656	< 0,0001
ln (Vc)	-9,0686	3,3041	-2,745	0,0142
ln (f)	7,3012	1,3196	5,533	< 0,0001
ln (ap)	-7,8966	1,1982	-6,590	< 0,0001
ln (Vc)*ln (Vc)	0,8006	0,3347	2,392	0,0291
ln (f)*ln (f)	1,7305	0,2250	7,690	< 0,0001
ln (ap)*ln (ap)	0,9280	0,3137	2,959	0,0093
ln (Vc)*ln (f)	0,1557	0,1725	0,903	0,3792
ln (Vc)*ln (ap)	1,6425	0,2146	7,653	< 0,0001
ln (f)*ln (ap)	0,1049	0,1740	0,603	0,5544
R² = 98,4%		R² ajusté = 97,6%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	51,8751	13,5456	3,830	0,0010
ln (Vc)	-11,8555	5,3660	-2,745	0,0411
ln (f)	11,8005	2,1431	5,506	< 0,0001
ln (ap)	-9,9611	1,9459	-5,119	< 0,0001
ln (Vc)*ln (Vc)	1,0210	0,5435	1,879	0,0782
ln (f)*ln (f)	2,6678	0,3655	7,299	< 0,0001
ln (ap)*ln (ap)	1,1630	0,5094	2,283	0,0363

$\ln(Vc)*\ln(f)$	0,0775	0,2801	0,277	0,7855
$\ln(Vc)*\ln(ap)$	2,2062	0,3486	6,330	< 0,0001
$\ln(f)*\ln(ap)$	0,4654	0,2826	1,647	0,1182
R² = 97,4%		R² ajusté = 96,1%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	39,4570	12,8042	3,082	0,0073
$\ln(Vc)$	-9,7543	5,0723	-1,923	0,0711
$\ln(f)$	7,4848	2,0258	3,695	0,0022
$\ln(ap)$	-1,1786	1,8394	-0,641	0,5301
$\ln(Vc)*\ln(Vc)$	0,8625	0,5138	1,679	0,1111
$\ln(f)*\ln(f)$	1,5370	0,3455	4,449	< 0,0001
$\ln(ap)*\ln(ap)$	1,7170	0,4815	3,566	0,0021
$\ln(Vc)*\ln(f)$	-0,1863	0,2648	-0,703	0,4911
$\ln(Vc)*\ln(ap)$	0,3619	0,3295	1,098	0,2871
$\ln(f)*\ln(ap)$	0,7552	0,2671	2,827	0,0123
R² = 96,4%		R² ajusté = 94,5%		

(c)

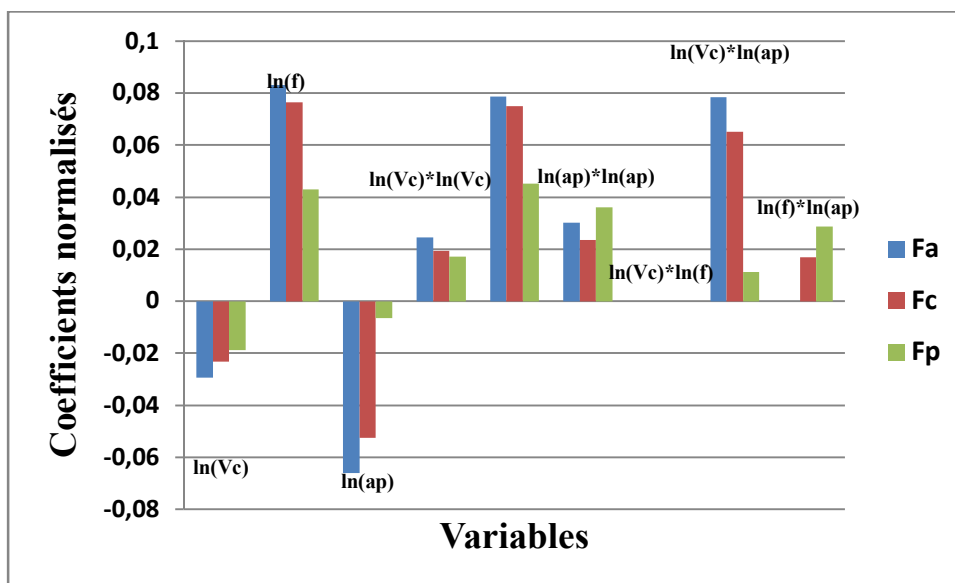


Figure IV.5: Coefficients normalisés des efforts de coupe (modèles exponentiels complets).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles de efforts de coupe comme le montre le tableau IV-8. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (Vc), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les composantes de l'effort de coupe (Fa, Fc et Fp) sont significatifs. En effet, les tableaux IV-8(a) et IV-8(b) prouvent que les termes $\ln(f)$, $\ln(ap)$, $\ln(f)*\ln(f)$ et $\ln(Vc)*\ln(ap)$ ont des effets significatifs sur l'effort d'avance et l'effort de coupe tangentiel. En outre, le tableau IV-8(c), montre que le terme $\ln(f)*\ln(f)$ a des effets significatifs sur l'effort de pénétration. Les coefficients normalisés étudiés (figure

IV.5) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variances des termes linéaires, quadratiques et interactions.

Tableau IV-9: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique (modèles exponentiels complets) : (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp).

Analyse des variances pour ln (Fa)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	2,60657	2,606569	0,289619	119,69	0,000
Linéaire	3	2,28390	0,185142	0,061714	25,50	0,000
Carré	3	0,17811	0,178105	0,059368	24,53	0,000
Interaction	3	0,14457	0,144567	0,048189	19,91	0,000
Erreur résiduelle	17	0,04114	0,041136	0,002420		
Total	26	2,64771				

(a)

Analyse des variances pour ln (Fc)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	4,14254	4,142536	0,460282	72,12	0,000
Linéaire	3	3,47323	0,367868	0,122623	19,21	0,000
Carré	3	0,39582	0,395815	0,131938	20,67	0,000
Interaction	3	0,27349	0,273490	0,091163	14,28	0,000
Erreur résiduelle	17	0,10850	0,108496	0,006382		
Total	26	4,25103				

(b)

Analyse des variances pour ln (Fp)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	2,60032	2,600321	0,288925	50,67	0,000
Linéaire	3	2,34358	0,094788	0,031596	5,54	0,008
Carré	3	0,20145	0,201454	0,067151	11,78	0,000
Interaction	3	0,05529	0,055286	0,018429	3,23	0,048
Erreur résiduelle	17	0,09694	0,096944	0,005703		
Total	26	2,69727				

(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-9. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 119,69$ (Fa), $F = 72,12$ (Fc) et $F = 50,67$ (Fp). Cela signifie que la part de la variance de l'effort d'avance est 119,69 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexplicée, 72,12 fois plus importante pour l'effort de coupe tangentiel et 50,67 fois plus importante pour l'effort de pénétration.

IV.3.2.5 Modèles exponentiels réduits

Les tableaux IV-10 présentent l'analyse des variances pour les efforts de coupe (Fa, Fc et Fp) à l'échelle logarithmique en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées. Les termes qui n'ont pas un effet significatif sont éliminés.

Tableau IV-10: Régression de la surface pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèles exponentiels réduits).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	40,6611	7,9501	5,115	< 0,0001
ln (Vc)	-9,4082	3,2109	-2,930	0,0090
ln (f)	8,1395	0,9802	8,304	< 0,0001
ln (ap)	-8,1254	1,1116	-6,590	< 0,0001
ln (Vc)*ln (Vc)	0,8006	0,3273	2,446	0,0240
ln (f)*ln (f)	1,7305	0,2201	7,861	< 0,0001
ln (ap)*ln (ap)	0,9280	0,3068	3,025	0,0070
ln (Vc)*ln (ap)	1,6425	0,2099	7,824	< 0,0001
R² = 98,3%		R² ajusté = 97,7%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	52,7090	12,8631	4,098	0,0010
ln (Vc)	-12,0246	5,1926	-2,316	0,0333
ln (f)	12,1829	1,5959	7,634	< 0,0001
ln (ap)	-9,9611	1,8953	-5,256	< 0,0001
ln (Vc)*ln (Vc)	1,0210	0,5294	1,929	0,0700
ln (f)*ln (f)	2,6678	0,3560	7,494	< 0,0001
ln (ap)*ln (ap)	1,1630	0,4962	2,344	0,0311
ln (Vc)*ln (ap)	2,2062	0,3395	6,498	< 0,0001
ln (f)*ln (ap)	0,4654	0,2752	1,691	0,1082
R² = 97,4%		R² ajusté = 96,3%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	37,4535	12,3070	3,043	0,0071
ln (Vc)	-9,3480	4,9681	-1,882	0,0766
ln (f)	6,5662	1,5269	4,300	< 0,0001
ln (ap)	-1,1786	1,8134	-0,650	0,5244
ln (Vc)*ln (Vc)	0,8625	0,5065	1,703	0,1061
ln (f)*ln (f)	1,5370	0,3406	4,513	< 0,0001
ln (ap)*ln (ap)	1,7170	0,4747	3,617	0,0022
ln (Vc)*ln (ap)	0,3619	0,3248	1,114	0,2800
ln (f)*ln (ap)	0,7552	0,2633	2,868	0,0100
R² = 96,3%		R² ajusté = 94,7%		

(c)

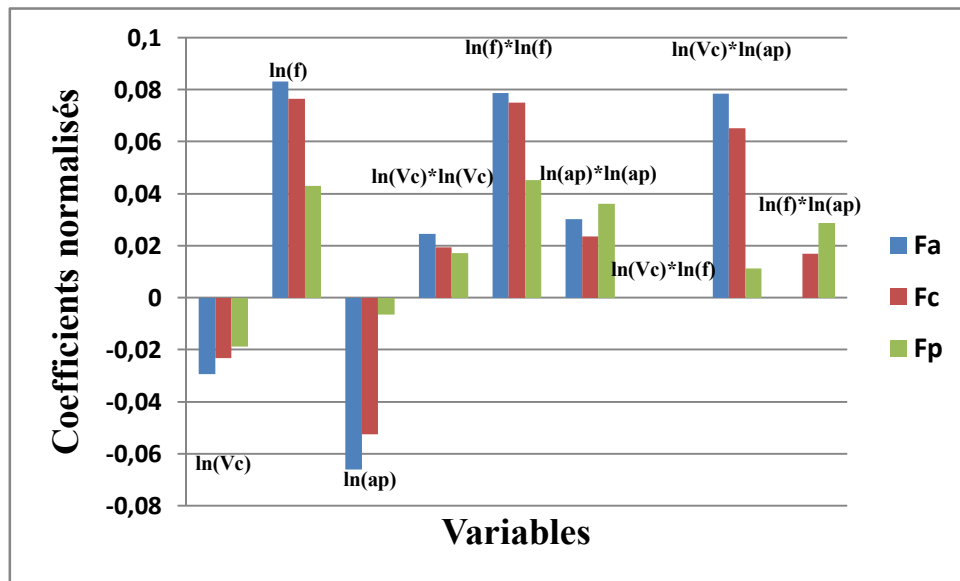


Figure IV.6: Coefficients normalisés des efforts de coupe (modèles exponentiels réduits).

L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (V_c), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les composantes de l'effort de coupe (F_a , F_c et F_p) sont significatifs. En effet, les tableaux IV-10(a) et IV-10(b) prouvent que les termes $\ln(f)$, $\ln(ap)$, $\ln(f)*\ln(f)$ et $\ln(V_c)*\ln(ap)$ ont des effets significatifs sur l'effort d'avance et l'effort de coupe tangentiel. En outre, le tableau IV-8(c), montre que les termes $\ln(f)$ et $\ln(f)*\ln(f)$ ont des effets significatifs sur et l'effort de pénétration.

Ce qui signifie qu'il y a 0,01 chance sur 100 pour que la vraie valeurs de ces coefficients soit nulle. Cela confirme l'influence de ces facteurs. Par ailleurs, les coefficients normalisés étudiés (figure IV.6) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variances des termes linéaires, quadratiques et interactions.

Tableau IV-11: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique (modèles exponentiels complets) : (a) Ln (F_a), (b) Ln (F_c) et (c) Ln (F_p).

Analyse des variances pour ln (F_a)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	7	2,60372	2,603718	0,371960	160,67	0,000
Linéaire	3	2,28390	0,299379	0,099793	43,10	0,000
Carré	3	0,17811	0,178105	0,059368	25,64	0,000
Interaction	1	0,14172	0,141716	0,141716	61,21	0,000
Erreur résiduelle	19	0,04399	0,043987	0,002315		
Total	26	2,64771				

(a)

Analyse des variances pour ln (Fc)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	8	4,14205	4,142047	0,517756	85,51	0,000
Linéaire	3	3,47323	0,530246	0,176749	29,19	0,000
Carré	3	0,39582	0,395815	0,131938	21,79	0,000
Interaction	2	0,27300	0,273002	0,136501	22,54	0,000
Erreur résiduelle	18	0,10899	0,108985	0,006055		
Total	26	4,25103				

(b)

Analyse des variances pour ln (Fp)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	8	2,59750	2,597499	0,324687	58,58	0,000
Linéaire	3	2,34358	0,123095	0,041032	7,40	0,002
Carré	3	0,20145	0,201454	0,067151	12,12	0,000
Interaction	2	0,05246	0,052464	0,026232	4,73	0,022
Erreur résiduelle	18	0,09977	0,099766	0,005543		
Total	26	2,69727				

(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-11. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 160,67$ (Fa), $F = 85,51$ (Fc) et $F = 58,58$ (Fp). Cela signifie que la part de la variance de l'effort d'avance est 160,67 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexplicée, 85,51 fois plus importante pour l'effort de coupe tangentiel et 58,58 fois plus importante pour l'effort de pénétration.

IV.3.2.6 Modèle de Gilbert

Les tableaux IV-12 présentent l'analyse des variances pour les efforts de coupe (Fa, Fc et Fp) à l'échelle logarithmique en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau IV-12: Régression de la surface pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèle de Gilbert).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	7,2372	0,60664	11,930	< 0,0001
ln (Vc)	-0,4607	0,11474	-4,015	0,0011
ln (f)	0,4388	0,09302	4,717	< 0,0001
ln (ap)	1,1919	0,11576	10,297	< 0,0001
R² = 86,3%		R² ajusté = 84,5%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	8,1529	0,8870	9,191	< 0,0001
ln (Vc)	-0,5384	0,1678	-3,209	0,0041
ln (f)	0,6241	0,1360	4,588	< 0,0001
ln (ap)	1,4297	0,1693	8,447	< 0,0001
R² = 81,7%		R² ajusté = 79,3%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	8,5340	0,59814	14,268	< 0,0001
ln (Vc)	-0,6538	0,11313	-5,779	< 0,0001
ln (f)	0,2337	0,09172	2,549	0,0180
ln (ap)	1,2106	0,11413	10,607	< 0,0001
R² = 86,9%		R² ajusté = 85,2%		

(c)

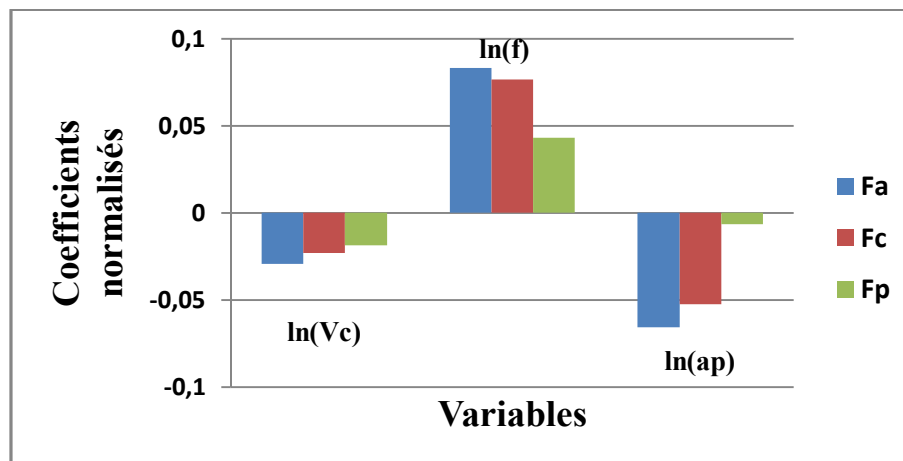


Figure IV.7: Coefficients normalisés des efforts de coupe (modèle de Gilbert).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles de efforts de coupe comme le montre le tableau IV-12. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (Vc), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les composantes de l'effort de coupe (Fa, Fc et Fp) sont significatifs. En effet, les tableaux IV-12(a) et IV-12(b) prouvent que les termes ln (ap) et ln (f) ont des effets significatifs sur l'effort d'avance et l'effort de coupe tangentiel. En outre, le tableau IV-2(c), montre que les termes ln (ap) et ln (Vc) ont des effets significatifs sur et l'effort de pénétration. Par ailleurs, les coefficients normalisés étudiés (figure IV.7) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variances des termes linéaires, quadratiques et interactions.

Tableau IV-13: Analyse ANOVA globale pour les efforts de coupe à l'échelle logarithmique (modèle de Gilbert) : (a) Ln (Fa), (b) Ln (Fc) et (c) Ln (Fp).

Analyse des variances pour ln (Fa)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	2,28390	2,28390	0,761299	48,13	0,000
Linéaire	3	2,28390	2,28390	0,761299	48,13	0,000
Erreur résiduelle	23	0,36381	0,36381	0,015818		
Total	26	2,64771				

(a)

Analyse des variances pour ln (Fc)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	3,47323	3,47323	1,15774	34,24	0,000
Linéaire	3	3,47323	3,47323	1,15774	34,24	0,000
Erreur résiduelle	23	0,77780	0,77780	0,03382		
Total	26	4,25103				

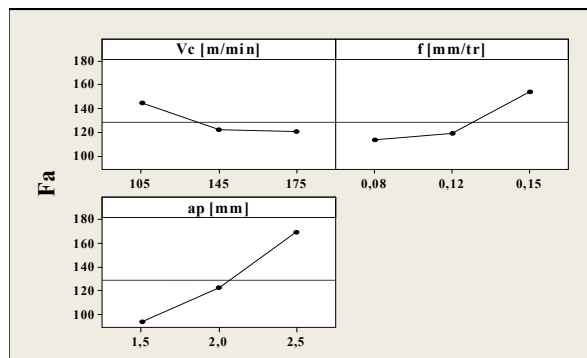
(b)

Analyse des variances pour ln (Fp)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	2,34358	2,34358	0,781194	50,80	0,000
Linéaire	3	2,34358	2,34358	0,781194	50,80	0,000
Erreur résiduelle	23	0,35368	0,35368	0,015378		
Total	26	2,69727				

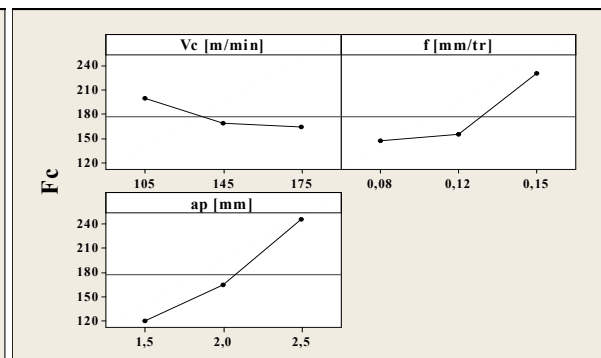
(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-13. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 48,13$ (Fa), $F = 34,24$ (Fc) et $F = 50,80$ (Fp). Cela signifie que la part de la variance de l'effort d'avance est 48,13 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexpliquée, 34,24 fois plus importante pour l'effort de coupe tangentiel et 50,80 fois plus importante pour l'effort de pénétration.

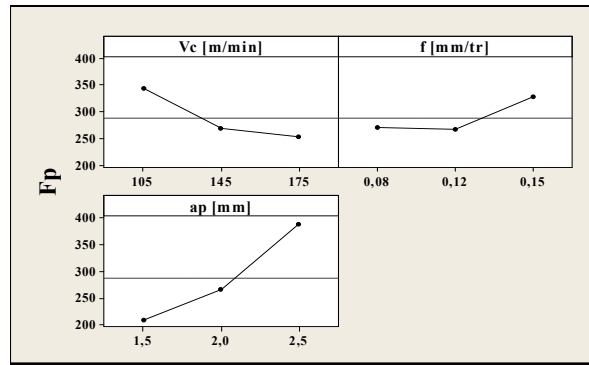
Les graphiques des effets principaux ainsi que les diagrammes des interactions sont présentés sur les figures IV.8 et IV.9. Les graphiques des effets principaux affichent les moyennes des efforts de coupe pour chaque niveau de chaque facteur, triées par valeur. Une ligne horizontale représente la moyenne générale.



(a)



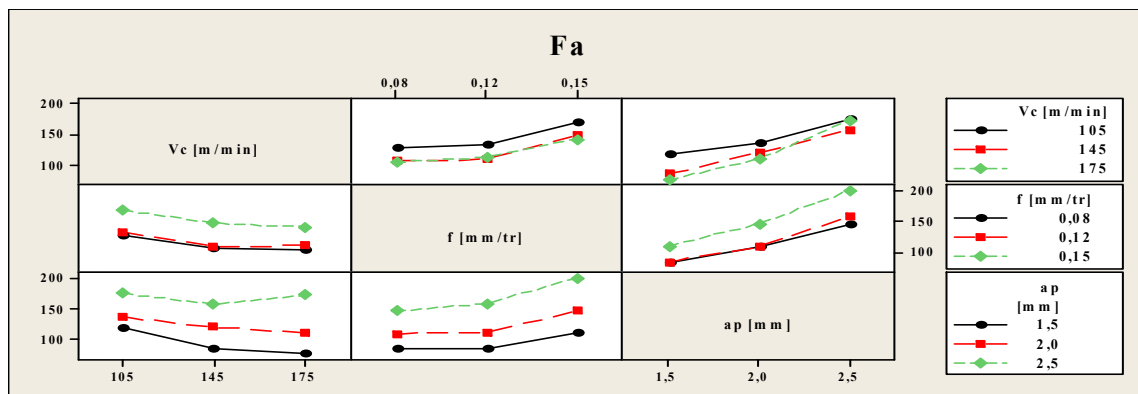
(b)



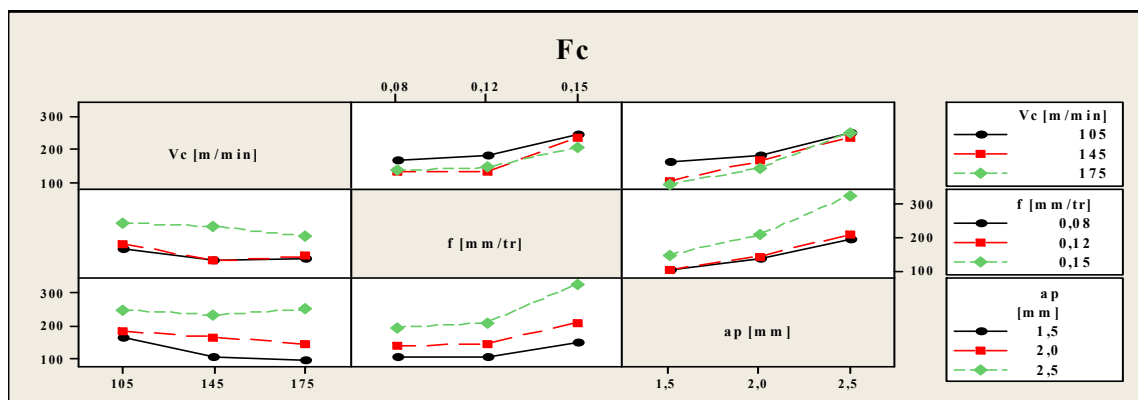
(c)

Figure IV.8 : Graphiques des effets principaux des efforts de coupe : (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp.

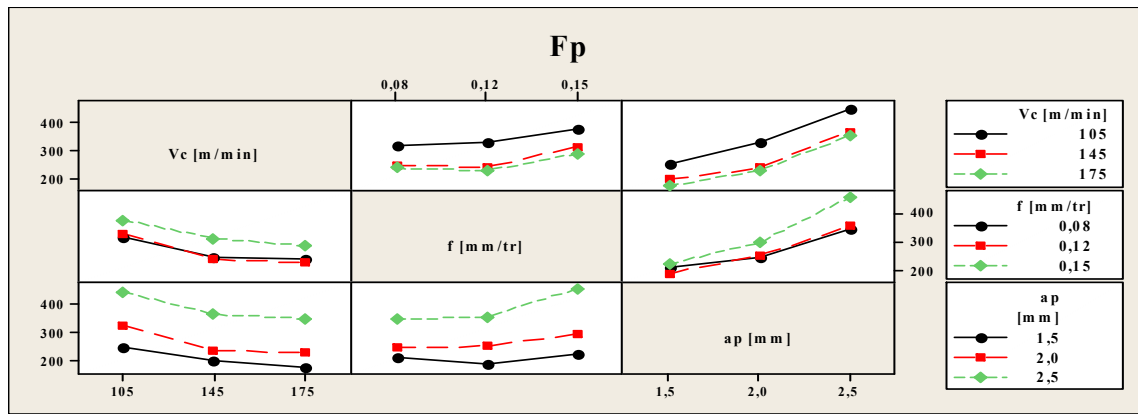
Les diagrammes des interactions à trois facteurs affichent des diagrammes d'interactions à deux facteurs combinés pour toutes les combinaisons de deux facteurs. Sur la figure IV.9 le diagramme au milieu de la ligne supérieure représente la variation des efforts de coupe en fonction de l'avance pour les trois niveaux de la vitesse de coupe, dont la moyenne est calculée en fonction de tous les niveaux de la profondeur de passe.



(a)



(b)



(c)

Figure IV.9 : Diagrammes des interactions des efforts de coupe : (a) Fa, (b) Fc et (c) Fp.

IV.4 Modélisation des efforts de coupe par la méthode de surface de réponse (MSR)

La démarche de modélisation consiste à rechercher l'expression d'un modèle décrivant les variations de la fonction réponse relativement aux valeurs des k facteurs. Lors des expériences réelles, le vecteur Y de réponse est connu puisqu'il contient les réponses expérimentales. Le vecteur des coefficients des variables est indéterminé et doit être estimé. Il peut exister des erreurs de mesure pour chaque valeur de la réponse. Cependant, avec la condition liée aux degrés de liberté $N \geq p$ (avec N le nombre d'expériences et p le nombre de coefficients du modèle), et pour les situations les plus courantes $N > p$ ($N=p$ n'est pas qu'un cas particulier, celui du plan saturé), les modèles utilisés ne passent plus exactement par les points d'expérience. L'analyse est étroitement liée à la future qualité du modèle expérimental. En effet, si un facteur ou une interaction est oublié au cours de la formalisation du problème expérimental, son influence tend à faire augmenter la valeur de la variance résiduelle. Ainsi, des facteurs d'influence significative deviennent d'influence non significative.

Le coefficient de détermination R^2 est l'indice de la qualité de la régression. Il peut s'interpréter comme le quotient des variances expliquées par la variance des réponses mesurées, d'où R^2 varie entre 0 et 1. Une valeur de R^2 proche de 1 correspond à un modèle avec un très bon pouvoir prédictif.

IV.4.1 Modèles quadratique réduits (MQR)

L'analyse initiale des réponses obtenues à partir de MSR inclut tous les paramètres et leurs interactions. Les modèles sont réduits en éliminant les termes qui n'ont aucun effet significatif sur les réponses. Cela permet de déduire les facteurs principaux et les interactions correspondants, et d'éliminer ceux ayant le moins d'influence sur la qualité du modèle initial. Ceux-ci peuvent être considérés comme peu influents vis-à-vis de la réponse puisque leur absence n'affecte que de manière limitée la qualité et l'aspect prédictif de la modélisation.

Par le processus d'élimination en arrière les modèles quadratiques finaux de l'équation de réponse en termes de facteurs réels sont présentés comme suit :

$$Fa = 665,9 - 3,6V_c - 3600,5f - 189,1a_p + 14863,9f^2 + 35,4a_p^2 + 0,6V_c a_p + 381,6f a_p \dots(IV.4)$$

$$Fc = 1279,6 - 5,0V_c - 8918,0f - 442,1a_p + 33369,6f^2 + 70,9a_p^2 + 1,0V_c f + 1221,4f a_p \dots(IV.5)$$

$$Fp = 1562,7 - 6,7V_c - 8736,6f - 503,9a_p + 29690,0f^2 + 131,3a_p^2 + 1371,9f a_p \dots\dots\dots(IV.6)$$

En contrepartie, les modèles ne suscitent plus l'effet des termes des carrés de la vitesse de coupe bien qu'ils sont significatifs (coefficients nuls). Ceci rend les modèles incohérents et leur exactitude devienne aberrante. Pour venir en solution, l'analyse des variances en utilisant des valeurs codées remédiera ce problème. Ainsi, les modèles alternés sont :

$$Fa = 665,882 - 3,562V_c - 3606,545f - 189,083a_p + 0,007V_c^2 + 14863,915f^2 + 35,396a_p^2 + 0,559V_c a_p + 381,636f a_p \dots\dots\dots(IV.7)$$

$$Fc = 1279,598 - 5,027V_c - 8917,995f - 442,066a_p + 0,009V_c^2 + 33369,577f^2 + 70,918a_p^2 + 1,004V_c f + 1221,401f a_p \dots\dots\dots(IV.8)$$

$$Fp = 1562,660 - 6,663V_c - 8736,617f - 503,856a_p + 0,019V_c^2 + 29689,987f^2 + 131,285a_p^2 + 1371,859f a_p \dots\dots\dots(IV.9)$$

Les valeurs des coefficients de détermination pour les modèles des composantes de l'effort de coupe : Fa, Fc et Fp sont $R^2 = 98,2\%$, $R^2 = 95,9\%$ et $R^2 = 96,9\%$ respectivement. Ces valeurs indiquent que 98,2%, 95,9% et 96,9% d'une simple variation des composantes des efforts de coupe : Fa, Fc et Fp sont expliquées par les variables indépendantes, et que 1,7%, 4,1% et 2,9% respectivement restent par conséquent inexpliquées.

Les valeurs du coefficient de détermination ajusté de ces modèles des efforts de coupe : Fa, Fc et Fp sont R^2 ajusté = 97,3%, R^2 ajusté = 93,8% et R^2 ajusté = 95,6% respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Ces deux coefficients montrent une bonne corrélation entre ces modèles et les données expérimentales.

IV.4.2 Modèles linéaires (ML)

L'analyse des réponses obtenues à partir de MSR inclut que les termes linéaires. Les modèles linéaires finals de l'équation de réponse en termes de facteurs réels sont présentés comme suit :

$$Fa = -37,882 - 0,356V_c + 551,325f + 76,263a_p \dots\dots\dots(IV.10)$$

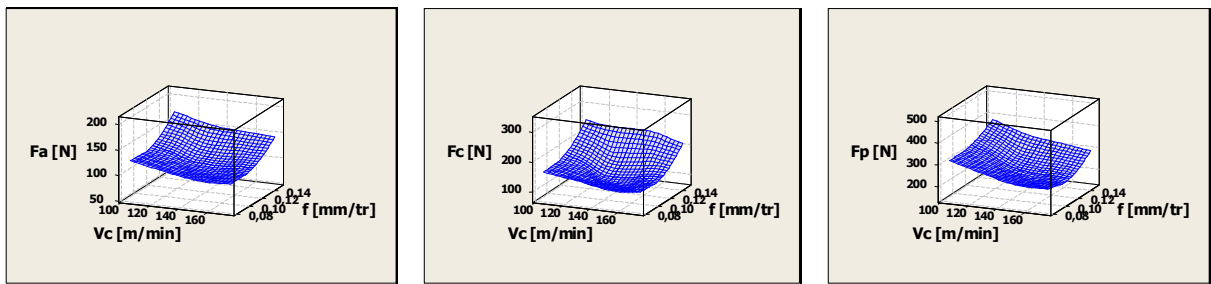
$$F_c = -135,358 - 0,523V_c + 1145,697f - 126,266a_p \dots\dots\dots(IV.11)$$

$$F_p = 21,202 - 1,325V_c + 787,651f + 181,335a_p \dots\dots\dots(IV.12)$$

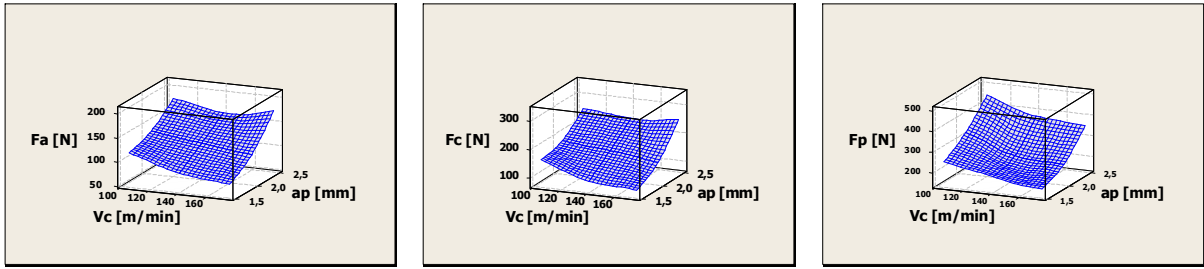
Les valeurs des coefficients de détermination pour les modèles des composantes des efforts de coupe : F_a , F_c et F_p sont $R^2 = 87,2\%$, $R^2 = 79,9\%$ et $R^2 = 86,5\%$ respectivement. Les valeurs du coefficient de détermination ajusté de ces modèles des efforts de coupe : F_a , F_c et F_p sont R^2 ajusté = $85,5\%$, R^2 ajusté = $77,3\%$ et R^2 ajusté = $84,8\%$ respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Les valeurs des coefficients de détermination sont acceptables, ce qui prouve que les modèles sont relativement significatifs et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

IV.4.3 Courbe 3D de la surface de réponse

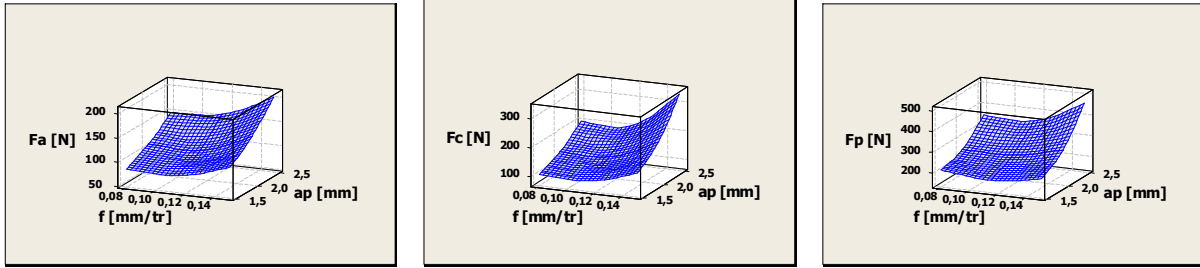
La figure IV.4 Présente les surfaces de réponse estimées pour les composantes des efforts de coupe (F_a , F_p et F_c) en fonction de la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe. Pour chaque surface de réponse, les variables non représentées sont maintenues constantes (au niveau médian). La figure IV.10a, met en évidence l'impact de la vitesse de coupe V_c et de l'avance f sur les efforts de coupe, alors que la profondeur de passe a_p est maintenue au niveau moyenne. L'influence de la vitesse de coupe V_c et de la profondeur de passe a_p sur les efforts de coupe est présentée sur la figure IV.10b, cependant l'avance f est maintenue au niveau médian. La figure IV.10c présente la surface de réponse estimée des efforts de coupe par rapport à l'avance f et la profondeur de passe a_p , tandis que la vitesse de coupe V_c est maintenue au niveau médian. Les courbes en 3D confirment les résultats de l'analyse des graphiques des effets principaux et des diagrammes des interactions (figure IV.8, figure IV.9). En effet, les courbe 3D de la surface de réponse montrent que les efforts de coupe sont plus sensibles à l'augmentation de la profondeur de passe qu'aux autres paramètres (V_c et f) et qu'ils sont inversement proportionnels à l'évolution de la vitesse de coupe.



(a)



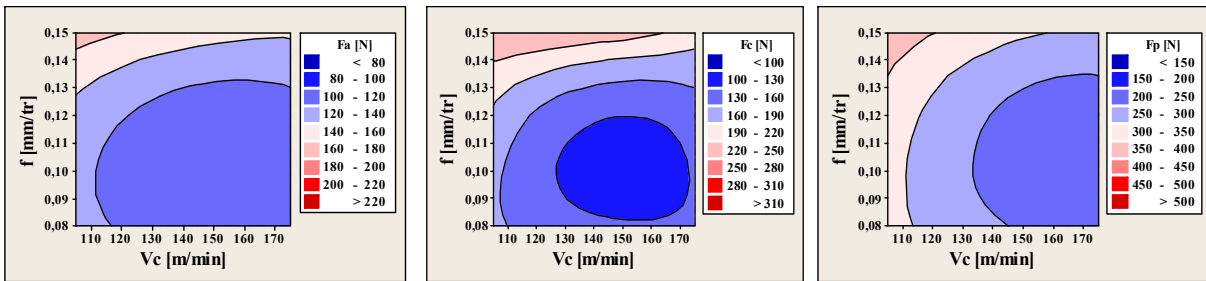
(b)



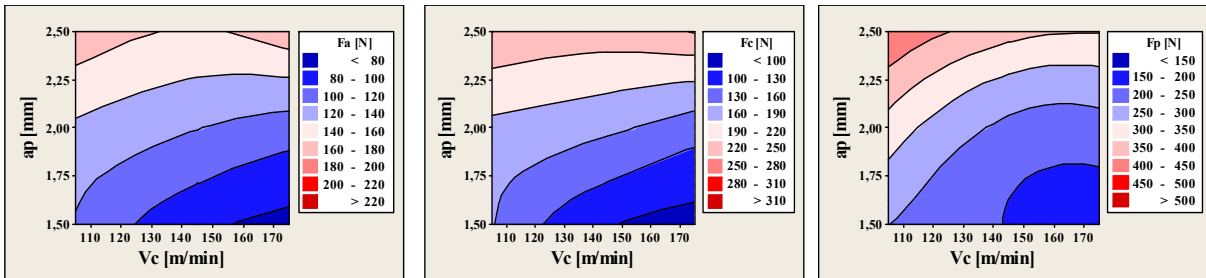
(c)

Figure IV.10 : Surfaces de réponse estimées pour les composantes des efforts de coupe (F_a , F_p et F_c) en fonction de paramètres de coupe (V_c , f et a_p).

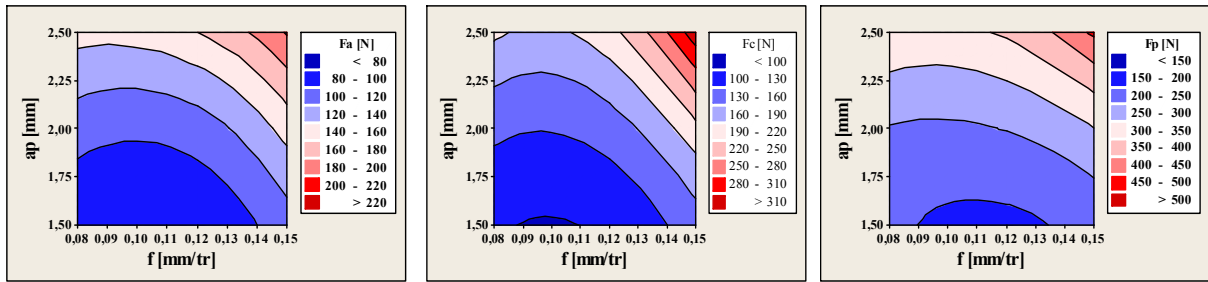
Les courbes iso-valeurs à plusieurs niveaux qui correspondent aux équations des modèles des efforts de coupe sont représentées sur la figure IV.11. Chaque courbe représente une infinité de combinaisons entre les deux variables : f et V_c (a), a_p et V_c (b) et finalement a_p et f (c).



(a)



(b)



(c)

Figure IV.11 : Courbes iso-valeurs des modèles des efforts de coupe.

IV.4.4 Modèles exponentiels réduits (MER)

Les modèles mathématiques les plus couramment utilisés s'expriment (conformément aux travaux de Taylor) sous la forme de l'équation suivante :

$$Y = C X_1^{k1} \cdot X_2^{k2} \dots X_n^{kn} \dots \dots \dots (IV.13)$$

Pour les efforts de coupe : $F = C \cdot V_c^\alpha \cdot f^\beta \cdot ap^\gamma \dots \dots \dots (IV.14)$

Ou :

- F : Effort de coupe (Fa, Fc et Fp);
- C : constante qui tient compte des facteurs non cités dans l'équation (IV.14);
- α, β et γ : Exposants qui expriment le degré d'influence des différents facteurs de base (V_c, f et ap) sur la réponse (effort de coupe).

Prenons le logarithme de l'équation (IV.13), on aboutie alors à l'équation suivante :

$$\ln(F) = \ln(C) + \alpha \ln(V_c) + \beta \ln(f) + \gamma \ln(ap) \dots \dots \dots (IV.15)$$

Un changement de variables permet d'écrire l'équation (IV.15) sous la forme suivante : $Y = C + \alpha X_1 + \beta X_2 + \gamma X_3 \dots \dots \dots (IV.16)$

La réponse estimée peut être écrite comme suit :

$$Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 \dots \dots \dots (IV.17)$$

Ou :

- $Y = \ln(F)$: Est l'effort de coupe mesuré avec une échelle logarithmique;
- $X_1 = \ln(V_c), X_2 = \ln(f), X_3 = \ln(ap), a_0 = \ln(C), a_1 = \alpha, a_2 = \beta$ et $a_3 = \gamma$ sont les paramètres du modèle à l'échelle logarithmique.

Les différents coefficients de l'équation (IV.17) seront estimés par la méthode de surface de réponse. Le modèle (IV.13) ne tient pas compte des effets des interactions réciproques entre les variables indépendantes (V_c, f et ap), notamment lorsqu'ils sont significatifs, pour faire, un modèle multi-régression polynomiale de second ordre pourrait être utilisée. Celui-ci, est un modèle non

linéaire par rapport aux variables indépendantes mais linéaire par rapport aux coefficients qui permet de caractériser l'influence des carrées et des produits croisés. Selon ce modèle, l'équation pourrait être exprimée comme suit :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^3 a_i X_i + \sum_{i=1}^3 a_{ii} X_i^2 + \sum_{i < j}^3 a_{ij} X_i X_j \dots\dots\dots(IV.18)$$

L'utilisation de la méthode de surface de réponse permet de déterminer les coefficients des termes logarithmiques (a_0 , a_i , a_{ii} et a_{ij}).

Saisissons maintenant l'exponentiel de l'équation IV.16, on obtient alors les modèles suivants :

$$Fa = e^{40,661} \cdot Vc^{-9,408} \cdot f^{8,140} \cdot ap^{-8,125} \cdot Vc^{Ln(Vc^{0,801})} \cdot f^{Ln(f^{1,731})} \cdot ap^{Ln(ap^{0,928})} \cdot Vc^{Ln(ap^{1,643})} \dots\dots\dots(IV.19)$$

$$Fc = e^{52,709} \cdot Vc^{-12,045} \cdot f^{12,182} \cdot ap^{-9,961} \cdot Vc^{Ln(Vc^{1,021})} \cdot f^{Ln(f^{2,668})} \cdot ap^{Ln(ap^{1,163})} \cdot Vc^{Ln(ap^{2,206})} \cdot f^{Ln(ap^{0,465})} \dots\dots\dots(IV.20)$$

$$Fp = e^{37,545} \cdot Vc^{-9,348} \cdot f^{6,566} \cdot ap^{-1,179} \cdot Vc^{Ln(Vc^{0,863})} \cdot f^{Ln(f^{1,537})} \cdot ap^{Ln(ap^{1,717})} \cdot Vc^{Ln(ap^{0,362})} \cdot f^{Ln(ap^{0,755})} \dots\dots\dots(IV.21)$$

Les valeurs des coefficients de détermination pour les modèles des efforts de coupe : Fa, Fc et Fp sont $R^2 = 98,3\%$, $R^2 = 97,4\%$ et $R^2 = 96,3\%$ respectivement. Les valeurs du coefficient de détermination ajusté de ces modèles des efforts de coupe : Fa, Fc et Fp sont R^2 ajusté = $97,7\%$, R^2 ajusté = $96,3\%$ et R^2 ajusté = $94,7\%$ respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Les valeurs des coefficients de détermination sont élevées, ce qui prouve que les modèles sont hautement significatifs et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

IV.4.5 Modèles de Gilbert (MG)

$$Fa = e^{7,237} \cdot Vc^{-0,461} \cdot f^{0,439} \cdot ap^{1,192} \dots\dots\dots(IV.22)$$

$$Fc = e^{8,153} \cdot Vc^{-0,538} \cdot f^{0,624} \cdot ap^{1,430} \dots\dots\dots(IV.23)$$

$$Fp = e^{8,534} \cdot Vc^{-0,654} \cdot f^{0,234} \cdot ap^{1,211} \dots\dots\dots(IV.24)$$

Les valeurs des coefficients de détermination pour les modèles des efforts de coupe : Fa, Fc et Fp sont $R^2 = 86,3\%$, $R^2 = 81,7\%$ et $R^2 = 86,9\%$ respectivement. Les valeurs du coefficient de détermination ajusté de ces modèles des efforts de coupe : Fa, Fc et Fp sont R^2 ajusté = $84,5\%$, R^2 ajusté = $79,3\%$ et R^2 ajusté = $85,2\%$ respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui

permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Les valeurs des coefficients de détermination sont acceptables, ce qui prouve que les modèles sont significatifs et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

IV.5 Modélisation des efforts de coupe par l'Algorithmes génétiques (AIG)

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Leur fonctionnement est extrêmement simple. On part d'une population de chromosomes initiale arbitrairement choisis et on évalue la performance (fitness) relative de chaque chromosome. Un algorithme génétique est un algorithme itératif de recherche d'optimum, il manipule une population de taille constante. La taille constante de la population entraîne un phénomène de compétition entre les chromosomes. Chaque chromosome représente le codage d'une solution potentielle au problème à résoudre, il est constitué d'un ensemble d'éléments appelés gènes, pouvant prendre plusieurs appartenant à un alphabet non forcément numérique. A chaque itération, appelé génération, est créée une nouvelle population avec le même nombre de chromosomes. Cette génération est constituée des chromosomes les mieux adaptés à leur environnement. Au fur et à mesure des générations, les chromosomes vont tendre vers l'optimum de la fonction d'évolution. La création d'une nouvelle population à partir de la précédente se fait par application des opérateurs génétiques à savoir : la sélection, le croisement et la mutation. Néanmoins, il est quand même important qu'une partie de la population survive à la nouvelle génération. C'est pour cela que le modèle élitiste a été également adopté. Une hybridation avec une méthode de recherche locale a été envisagée en fin d'exécution de l'algorithme afin de faire un entraînement plus subtil.

Nous allons nous intéresser principalement à l'application d'un algorithme génétique simple pour déterminer les coefficients des modèles issue de l'analyse par la méthodologie de surface de réponse. L'architecture des modèles choisis est typiquement celle des modèles jugés les plus adaptés pour l'estimation des efforts de coupe. Ce jugement est lié aux valeurs des coefficients de détermination. Par conséquent, les modèles retenus sont ceux de type exponentiel (associés aux coefficients de détermination les plus élevés). L'approche génétique utilisée est basée sur la minimisation d'une fonction d'évaluation (fitness fonction). Cette dernière est choisie parmi les fonctions erreur largement répandues à savoir : l'erreur quadratique moyenne (MSE).

IV.5.1 Principaux paramètres

Les opérations de l'algorithme génétique sont guidées par un certain nombre de paramètres structurels donnés. Le type et la valeur de ces paramètres influence la réussite ou non et la rapidité d'un algorithme génétique.

Les algorithmes génétiques sont alors basés sur les phases suivantes :

- **Initialisation:** Une population initiale de N chromosomes est tirée aléatoirement;
- **Evaluation:** Chaque chromosome est décodé, puis évalué;
- **Sélection:** Création d'une nouvelle population de N chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée;
- **Reproduction:** Possibilité de croisement et mutation au sein de la nouvelle population;
- **Retour** à la phase d'évaluation jusqu'à l'arrêt de l'algorithme.

IV.5.2 Récapitulative des opérateurs de l'algorithme génétique

Type de population : Vecteur Double ; Taille de la population : 2000 individus ; Fonction de création : Uniforme ; Fonction de sélection : Roulette (La roue de loterie biaisée) ; Nombre d'élitisme est de 2 ; Mutation : Gaussien ; Fonction de croisement : Heuristique, probabilité $p = 0,80$; Direction des migrations : Vers l'avant ; Fonction d'hybridation : fminsearch ; Critère d'arrêt : 300 générations, tolérance : 1E-006.

$$Fa = e^{40,303} \cdot Vc^{-9,408} \cdot f^{8,140} \cdot ap^{-6,909} \cdot Vc^{Ln(Vc^{0,801})} \cdot f^{Ln(f^{1,731})} \cdot Vc^{Ln(ap^{1,643})} \dots (IV.25)$$

$$Fc = e^{46,083} \cdot Vc^{-10,543} \cdot f^{12,495} \cdot ap^{-0,095} \cdot Vc^{Ln(Vc^{1,021})} \cdot f^{Ln(f^{2,668})} \cdot ap^{Ln(ap^{1,163})} \dots (IV.26)$$

$$Fp = e^{16,699} \cdot Vc^{-0,654} \cdot f^{7,073} \cdot ap^{-1,041} \cdot f^{Ln(f^{1,537})} \cdot ap^{Ln(ap^{1,717})} \dots (IV.27)$$

Les valeurs des coefficients de détermination pour les modèles des efforts de coupe : Fa, Fc et Fp sont $R^2 = 97,5\%$, $R^2 = 91,0\%$ et $R^2 = 93,8\%$ respectivement. Les valeurs du coefficient de détermination ajusté de ces modèles des efforts de coupe : Fa, Fc et Fp sont R^2 ajusté = $96,8\%$, R^2 ajusté = $88,3\%$ et R^2 ajusté = $92,3\%$ respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Les valeurs des coefficients de détermination sont acceptables, ce qui prouve que les modèles sont significatifs et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

IV.6 Tests et validation

Le tableau IV-14 présente les essais pour tester et valider les efforts de coupe.

Tableau IV-14: Résultats des tests et aux validations des efforts de coupe.

Essais	Facteurs			Efforts de coupe [N]		
	Vc [m/min]	f [mm/tr]	ap [mm]	Fa	Fc	Fp
1	110	0,09	1	115,170	143,830	224,093
2	110	0,09	2	144,204	189,204	317,466
3	110	0,09	3	160,171	228,500	358,426
4	110	0,11	1	118,884	130,263	229,514

5	110	0,11	2	155,254	182,236	321,020
6	110	0,11	3	169,678	211,523	366,433
7	110	0,14	1	133,189	150,219	260,777
8	110	0,14	2	165,513	220,449	360,844
9	110	0,14	3	182,371	249,539	398,188
10	125	0,09	1	102,790	130,424	202,220
11	125	0,09	2	130,986	150,754	273,934
12	125	0,09	3	157,165	180,504	326,336
13	125	0,11	1	100,888	105,736	202,057
14	125	0,11	2	127,758	166,213	285,146
15	125	0,11	3	157,967	191,632	323,977
16	125	0,14	1	114,238	145,634	221,560
17	125	0,14	2	148,139	222,531	323,267
18	125	0,14	3	179,668	240,832	387,921
19	155	0,09	1	87,182	106,750	169,977
20	155	0,09	2	115,359	157,744	227,431
21	155	0,09	3	154,024	186,566	279,833
22	155	0,11	1	85,452	116,918	181,133
23	155	0,11	2	125,489	161,200	249,986
24	155	0,11	3	153,400	187,133	289,210
25	155	0,14	1	91,422	131,768	192,162
26	155	0,14	2	132,332	190,788	275,781
27	155	0,14	3	175,462	238,502	348,668

Les résultats des tests et des validations sont présentés dans le tableau IV-15. Les 9 premiers sont réservés aux tests et ceux des 18 essais restant sont alloués à la validation.

Tableau IV-15: Résultats des tests et des validations des modèles obtenus.

	Valeurs expérimentales de Fa [N]	Valeurs estimées de Fa [N]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
Tests	115,170	98,347	102,224	118,149	108,207	116,302
	144,204	120,747	140,356	142,757	139,924	143,299
	160,171	160,844	178,487	165,906	171,619	163,069
	118,884	98,648	113,251	120,552	114,438	118,667
	155,254	124,863	151,382	145,661	147,981	146,214
	169,678	168,777	189,514	169,281	181,502	166,386
	133,189	121,394	129,791	133,254	122,402	131,170
	165,513	153,334	167,922	161,008	158,281	161,620
	182,371	202,973	206,054	187,116	194,134	183,917
	R²	99,1	98,6	96,0	98,2	98,5
MSE	279,1028	43,5457	1.3310 10³	200,8175	284,4632	
Validations	102,790	83,847	96,884	101,148	100,513	102,636
	130,986	110,439	135,016	129,131	129,974	133,617
	157,165	154,728	173,147	156,777	159,416	158,846
	100,888	84,147	107,911	103,206	106,300	104,723

	127,758	114,555	146,042	131,757	137,459	136,335
	157,967	162,662	184,174	159,966	168,596	162,077
	114,238	106,894	124,451	114,080	113,699	115,757
	148,139	143,026	162,582	145,640	147,026	150,699
	179,668	196,857	200,714	176,820	180,330	179,153
	87,182	64,296	86,204	84,108	88,780	83,166
	115,359	99,273	124,336	117,797	114,803	118,777
	154,024	151,947	162,467	153,935	140,808	151,984
	85,452	64,596	97,231	85,819	93,892	84,858
	125,489	103,389	135,362	120,193	121,414	121,193
	153,400	159,881	173,494	157,066	148,917	155,076
	91,422	87,343	113,771	94,861	100,427	93,798
	132,332	131,860	151,902	132,857	129,864	133,962
	175,462	194,076	190,034	173,615	159,281	171,415
	R²	96,5	94,5	97,0	91,7	96,6
	MSE	217,0633	103,0164	889,1322	320,9233	123,1065

(a)

	Valeurs expérimentales de Fc [N]	Valeurs estimées de Fc [N]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
Tests	143,830	140,268	124,877	133,366	121,721	131,118
	189,204	167,708	188,010	188,346	161,344	182,187
	228,500	230,607	251,143	220,069	201,821	210,144
	130,263	138,914	147,791	131,069	133,118	128,859
	182,236	178,568	210,924	185,102	176,451	179,050
	211,523	253,681	274,057	216,279	220,717	206,524
	150,219	186,938	182,162	161,236	148,234	158,518
	220,449	244,913	245,295	227,706	196,488	220,260
	249,539	338,347	308,428	266,059	245,781	254,058
	R²	94,4	95,3	91,7	95,8	92,4
	MSE	314,8335	257,3657	953,1543	453,8105	489,2044
Validations	130,424	122,190	117,032	119,205	115,462	122,917
	150,754	157,160	180,165	168,348	153,047	172,968
	180,504	227,589	243,298	196,702	191,442	201,525
	105,736	120,836	139,946	117,152	126,272	120,800
	166,213	168,020	203,079	165,448	167,376	169,989
	191,632	250,663	266,212	193,315	209,366	198,054
	145,634	168,860	174,317	144,116	140,611	148,604
	222,531	234,365	237,450	203,528	186,383	209,114
	240,832	335,329	300,583	237,809	233,141	243,639
	106,750	98,184	101,342	114,910	105,646	110,258
	157,744	148,214	164,475	162,282	140,037	158,495
	186,566	233,703	227,608	189,615	175,168	187,813
	116,918	96,830	124,256	112,931	115,538	108,359
	161,200	159,074	187,389	159,487	153,148	155,765
	187,133	256,777	250,522	186,349	191,568	184,578
	131,768	144,854	158,627	138,923	128,658	133,300
190,788	225,419	221,760	196,195	170,539	191,616	

	238,502	341,443	284,893	229,240	213,322	227,061
	R²	96,3	93,1	97,2	90,4	96,8
	MSE	213,5326	505,3785	701,8270	389,5293	179,2506

(b)

	Valeurs expérimentales de Fp [N]	Valeurs estimées de Fp [N]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
Tests	224,093	246,576	254,610	219,965	220,340	223,381
	317,466	312,388	345,278	307,600	290,788	307,581
	358,426	443,842	435,945	360,309	362,474	355,885
	229,514	237,247	270,363	226,822	236,087	230,345
	321,020	316,777	361,031	317,189	311,570	317,169
	366,433	461,950	451,698	371,541	388,380	366,979
	260,777	267,788	293,993	255,306	256,508	259,271
	360,844	367,896	384,660	357,021	338,521	356,999
	398,188	533,647	475,328	418,198	421,974	413,064
	R²	99,2	98,8	99,2	98,1	99,5
	MSE	115,7339	441,5275	211,3586	642,1077	137,7497
Validations	202,220	213,606	234,735	200,290	200,631	201,086
	273,934	279,418	325,403	280,087	264,778	280,316
	326,336	410,872	416,070	328,081	330,052	327,529
	202,057	204,277	250,488	206,533	214,970	207,354
	285,146	283,807	341,156	288,818	283,702	289,054
	323,977	428,980	431,823	338,308	353,641	337,739
	221,560	234,818	274,118	232,470	233,565	233,394
	323,267	334,926	364,785	325,087	308,241	325,353
	387,921	500,677	455,453	380,792	384,230	380,152
	169,977	173,316	194,985	171,073	171,364	168,476
	227,431	239,128	285,653	239,229	226,154	239,780
	279,833	370,582	376,320	280,222	281,906	284,820
	181,133	163,987	210,738	176,406	183,612	173,728
	249,986	243,517	301,406	246,687	242,317	247,254
	289,210	388,690	392,073	288,957	302,054	293,698
	192,162	194,528	234,368	198,558	199,494	195,544
	275,781	294,636	325,035	277,665	263,277	278,304
	348,668	460,387	415,703	325,244	328,181	330,581
	R²	98,4	95,5	98,8	94,2	98,2
	MSE	272,7387	1.0422 10³	415,8849	936,5832	139,0145

(c)

IV.7 Comparaison entre les efforts de coupe expérimentaux et estimés

La comparaison entre les valeurs expérimentales des efforts de coupe et celles estimées par les différents modèles obtenus par la méthodologie de surface de réponse et algorithme génétique, est présentée numériquement dans le tableau IV-16 et graphiquement sur la figure IV.8. Bien que les modèles ou les termes des interactions donnent de très bons résultats, il s'est avéré clairement que les modèles issus des algorithmes génétiques donnent des résultats excellents.

Tableau IV-16: Comparaison entre les efforts de coupe expérimentaux et estimées :
(a) Fa, (b) Fc et (c) Fp.

Essais	Valeurs expérimentales de Fa [N]	Valeurs estimées de Fa [N]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
1	107,361	95,508	83,239	103,886	86,947	104,997
2	129,509	107,522	121,370	121,217	122,512	122,328
3	149,206	137,235	159,502	151,872	159,844	152,983
4	109,788	93,055	105,292	108,044	103,886	109,155
5	117,064	112,703	143,423	126,069	146,381	127,170
6	174,48	150,048	181,555	157,951	190,985	158,962
7	139,421	122,430	121,831	140,744	114,578	140,855
8	163,857	147,802	159,963	164,224	161,446	163,335
9	206,798	190,872	198,094	205,756	210,641	206,867
10	79,046	56,568	68,999	77,740	74,926	78,851
11	103,592	79,762	107,130	105,650	105,574	104,761
12	136,229	120,655	145,262	148,986	137,744	147,875
13	75,431	54,115	91,052	80,852	89,523	79,963
14	111,751	84,943	129,183	109,878	126,142	110,989
15	141,439	133,468	167,315	154,949	164,580	153,838
16	101,612	83,490	107,591	105,322	98,736	104,211
17	146,427	120,042	145,723	143,134	139,125	144,245
18	197,284	174,292	183,854	201,845	181,519	200,734
19	64,635	42,063	58,319	65,658	68,704	65,547
20	94,848	73,642	96,450	97,519	96,807	96,620
21	156,297	122,920	134,582	147,329	126,306	148,430
22	70,407	39,610	80,372	68,286	82,089	69,397
23	103,727	78,823	118,503	101,422	115,667	102,433
24	163,26	135,733	156,635	153,226	150,913	154,337
25	92,765	68,985	96,911	88,953	90,537	89,054
26	133,236	113,922	135,043	132,118	127,572	133,229
27	201,843	176,557	173,174	199,601	166,445	200,548

(a)

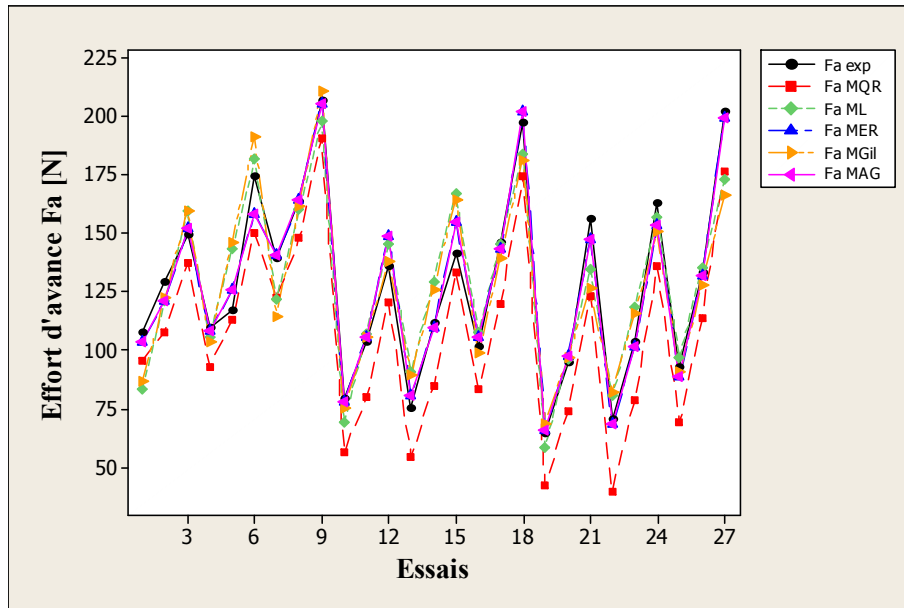
Essais	Valeurs expérimentales de Fc [N]	Valeurs estimées de Fc [N]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
1	140,147	152,278	90,782	134,339	104,803	133,031
2	163,427	156,918	153,915	158,201	158,138	156,660
3	192,067	197,016	217,048	205,049	217,580	203,053
4	150,787	135,799	136,610	139,869	134,976	138,508
5	176,457	164,867	199,743	164,713	203,666	163,110
6	226,567	229,393	262,876	213,490	280,220	211,412
7	195,197	193,516	170,981	207,919	155,141	205,895
8	212,907	240,905	234,114	244,850	234,094	242,466
9	333,127	323,752	297,247	317,358	322,085	314,269
10	91,457	101,438	69,862	88,370	88,096	92,507
11	128,837	126,158	132,995	127,724	132,929	133,704
12	186,187	186,336	196,128	194,056	182,895	203,140
13	85,217	84,959	115,690	92,008	113,459	96,316

14	129,237	134,107	178,823	132,982	171,199	139,208
15	181,227	218,713	241,956	202,044	235,550	211,503
16	132,487	142,676	150,061	136,772	130,410	143,176
17	239,027	210,145	213,194	197,681	196,777	206,936
18	337,067	313,072	276,327	300,343	270,742	314,404
19	80,457	82,208	54,172	76,371	79,620	74,861
20	121,547	121,988	117,305	124,372	120,139	121,913
21	210,637	197,226	180,438	207,290	165,297	203,192
22	81,507	65,729	100,000	79,514	102,542	77,942
23	130,147	129,937	163,133	129,492	154,726	126,932
24	225,157	229,603	226,266	215,823	212,885	211,556
25	118,307	123,446	134,371	118,200	117,862	115,863
26	182,607	205,975	197,504	192,493	177,842	188,687
27	319,917	323,962	260,637	320,827	244,690	314,483

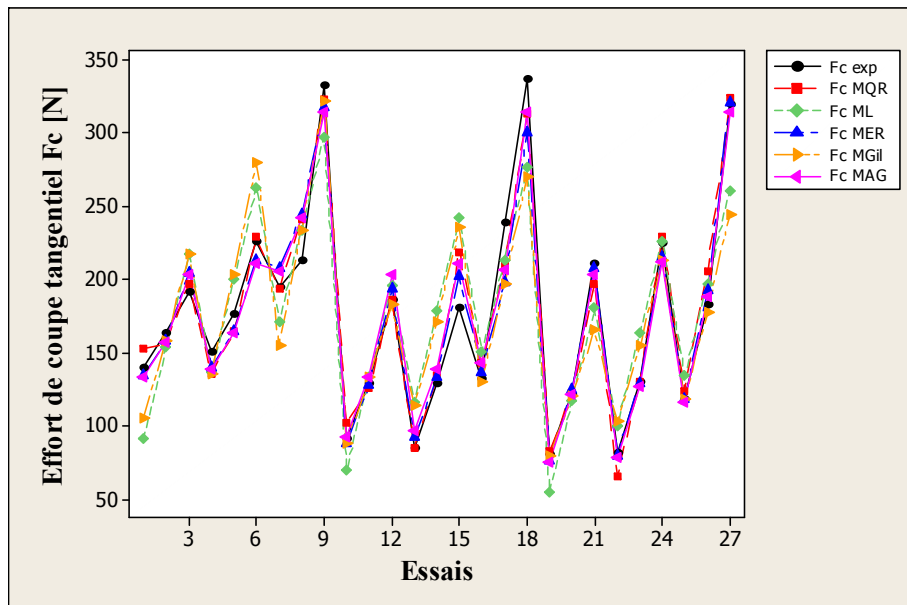
(b)

Essais	Valeurs expérimentales de Fp [N]	Valeurs estimées de Fp [N]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
1	227,921	262,011	217,092	255,905	219,077	239,988
2	301,538	300,592	307,759	302,842	310,383	297,355
3	424,913	404,814	398,427	419,706	406,682	427,048
4	254,156	232,450	248,598	229,483	240,881	233,472
5	318,739	298,468	339,265	296,576	341,274	289,282
6	420,211	430,127	429,933	440,080	447,158	415,453
7	271,353	272,647	272,227	268,125	253,793	285,291
8	369,107	359,242	362,895	363,723	359,567	353,487
9	500,177	511,480	453,562	560,394	471,127	507,662
10	208,763	191,911	164,092	198,069	177,386	188,376
11	210,984	224,072	254,759	234,398	251,316	241,384
12	330,627	321,874	345,427	324,851	329,290	355,823
13	166,594	162,350	195,598	177,619	195,041	183,261
14	217,936	221,948	286,265	229,549	276,329	234,830
15	339,085	347,187	376,933	340,620	362,063	346,162
16	218,367	202,547	219,227	207,527	205,495	223,935
17	287,221	282,722	309,895	281,520	291,141	286,950
18	435,512	428,540	400,562	433,742	381,470	422,991
19	196,457	179,236	124,342	185,352	156,858	163,589
20	228,647	206,582	215,009	219,349	222,233	213,768
21	293,183	299,569	305,677	303,994	291,183	319,938
22	149,761	149,675	155,848	166,215	172,470	159,147
23	220,303	204,458	246,515	214,811	244,351	207,964
24	316,483	324,882	337,183	318,751	320,163	311,251
25	181,046	189,872	179,477	194,203	181,715	194,470
26	240,559	265,232	270,145	263,445	257,449	254,121
27	446,243	406,235	360,812	405,894	337,325	380,332

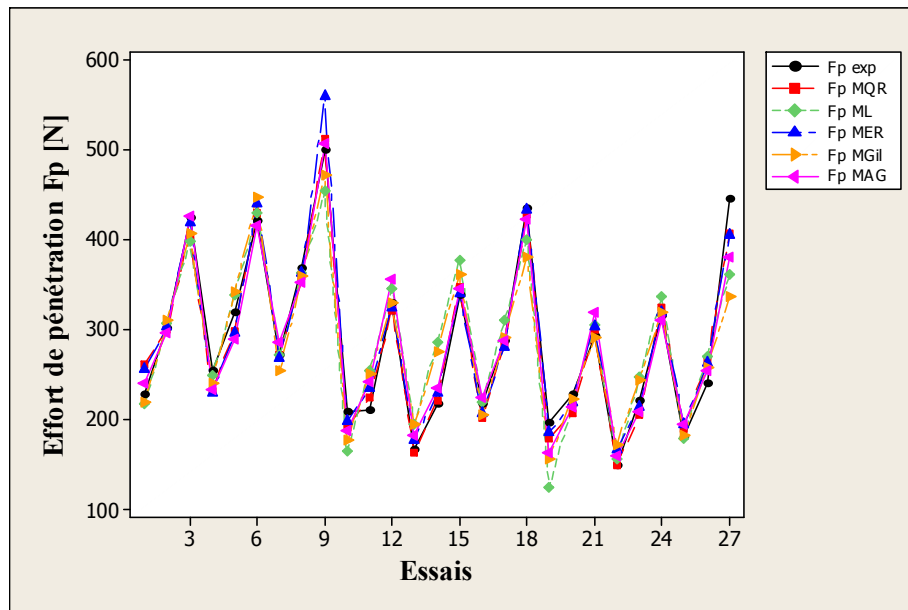
(c)



(a)



(b)



(c)

Figure IV.12: Courbes des efforts de coupe expérimentaux et estimés :
(a) Fa, (b) Fc et (c) Fp.

IV.8 Optimisation des efforts de coupe

L'optimisation d'une réponse consiste à définir un réglage des facteurs permettant de satisfaire au mieux les exigences énoncées en termes de réponse. Pour cela, chaque paramètre dans la conception RSM a été étudié à trois niveaux différents. Le choix de ces derniers pour chaque variable est exigé par cette conception afin d'exposer la région de la surface de réponse à proximité de l'optimum. L'optimisation de réponses multiples est une méthode permettant un compromis entre diverses réponses. La désirabilité globale (D) indique dans quelle mesure vous avez satisfait aux objectifs combinés pour toutes les réponses. Elle est comprise entre 0 et 1.

- 1 : Représente le cas idéal ;
- 0 : Indique qu'une ou plusieurs réponses se situent en dehors des limites acceptables.

Le tableau IV-17 montre les résultats d'optimisation par MSR des composantes de l'effort de coupe. Les paramètres de coupe optimaux obtenus s'avèrent : la vitesse de coupe de 175 m/min, l'avance de 0,08 mm/tr et la profondeur de passe de 1,5 mm. Les efforts de coupe optimisés sont : $F_a = 82,4558$ N, $F_c = 105,9632$ N et $F_p = 200,5347$ N.

Tableau IV-17 : Optimisation des composantes de l'effort de coupe (Fa, Fc et Fp).

Réponses	Objectifs	Solution globale			Valeur inférieure	Valeur supérieure	Réponse prévus	Désirabilité individuelle
		Vc (m/min)	f (mm/tr)	ap (mm)				
Fa (N)	Minimum	175	0,08	1,5	64,635	206,798	82,4558	0,87012
Fc (N)	Minimum	175	0,08	1,5	80,457	333,127	105,9632	0,89348
Fp (N)	Minimum	175	0,08	1,5	196,457	500,177	200,5347	0,98368
Désirabilité composite =0,91448								

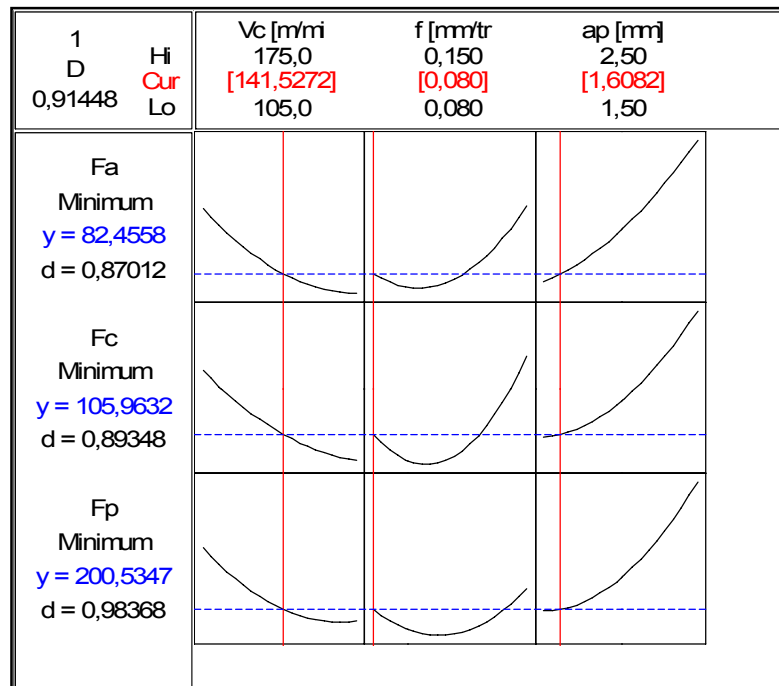


Figure IV.13 : Diagramme d'optimisation de réponses multiples de l'effort de coupe (Fa, Fp et Fc).

CHAPITRE V

Analyse et modélisation des critères de la rugosité

V.1 Introduction

Dans cette partie nous allons déterminer les modèles mathématiques des critères de la rugosité. Ces modèles permettent de mettre en évidence la relation entre les éléments du régime de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe) et les réponses étudiées (rugosité de la surface usinées). Pour atteindre ces objectifs, plusieurs méthodes et modèles sont proposés.

V.2 Méthodologie des plans d'expérience

En utilisant le tableau orthogonal standard de Taguchi L27, les résultats expérimentaux des essais de chariotage de l'acier Fk 20 Mn Cr5 avec un outil en carbure métallique sont illustrés dans le tableau V-1. Ce plan a été développé pour établir les modèles descriptifs de la rugosité des surfaces usinées.

Tableau V-1 : Résultats de la rugosité (Ra, Rt et Rz) en fonction des paramètres du régime de coupe (Le tableau orthogonal standard de Taguchi L27 ; N= 3³).

Essais	Facteurs			Rugosité		
	Vc [m/min]	f [mm/tr]	ap [mm]	Ra [µm]	Rt [µm]	Rz [µm]
1	105	0,08	1,5	0,45	2,91	2,72
2	105	0,08	2	0,45	3,05	2,83
3	105	0,08	2,5	0,43	3,34	2,95
4	105	0,12	1,5	0,71	4,93	3,52
5	105	0,12	2	0,72	4,79	3,45
6	105	0,12	2,5	0,74	4,71	3,95
7	105	0,15	1,5	0,85	5,43	4,05
8	105	0,15	2	0,83	5,37	4,11
9	105	0,15	2,5	0,81	5,23	4,42
10	145	0,08	1,5	0,32	2,29	1,92
11	145	0,08	2	0,32	2,37	1,88
12	145	0,08	2,5	0,33	2,32	2,02
13	145	0,12	1,5	0,49	3,39	2,66
14	145	0,12	2	0,52	3,45	2,78
15	145	0,12	2,5	0,51	3,49	2,81
16	145	0,15	1,5	0,63	4,11	3,12
17	145	0,15	2	0,63	4,16	3,18
18	145	0,15	2,5	0,64	4,23	3,22
19	175	0,08	1,5	0,27	1,92	1,58
20	175	0,08	2	0,28	2,07	1,62
21	175	0,08	2,5	0,29	2,15	1,68
22	175	0,12	1,5	0,44	2,98	2,12
23	175	0,12	2	0,46	3,14	2,18
24	175	0,12	2,5	0,47	3,22	2,26
25	175	0,15	1,5	0,53	3,55	2,57
26	175	0,15	2	0,55	3,64	2,62
27	175	0,15	2,5	0,54	3,71	2,67

D'après les résultats du tableau V-1, on remarque que le meilleur état de surface obtenue avec les différentes combinaisons des paramètres de coupe est celle assurée avec l'essai N°19.

V.3 Analyse des critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) par la méthode de surface de réponse

L'utilisation de la méthode de la surface de réponse permet d'une part de modéliser une variable dépendante Y, dite variable de réponse (la rugosité : Ra, Rt et Rz), en fonction d'un certain nombre de variables indépendantes (facteurs), X1, X2, ..., XK.

La méthode de surface de réponse (MSR) est une technique statistique empirique utilisée pour l'analyse de régression multiple des données quantitatives obtenues à partir des expériences statistiquement conçus en résolvant les équations multi variables simultanément. La représentation graphique de ces équations s'appelle surface de réponse, et permet de décrire l'effet individuel et cumulatif des variables d'essai sur la réponse et de déterminer l'interaction mutuelle entre les variables d'essai et leur effet sur la réponse [Khur, 1987]. L'objectif principal de la RSM est de déterminer les conditions opérationnelles optimales pour un système donné qui satisfasse les conditions spécifiques opératoires [Myer, 2002]. Le concept de surface de réponse modélise une variable dépendante Y, dite variable de réponse, en fonction d'un certain nombre de variables indépendantes (facteurs), X₁, X₂, ..., X_k, permettant d'analyser l'influence et l'interaction de ces dernières sur la réponse. On peut ainsi écrire le modèle pour une réponse donnée (Y) sous la forme suivante :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^3 a_i X_i + \sum_{i=1}^3 a_{ii} X_i^2 + \sum_{i < j}^3 a_{ij} X_i X_j \dots\dots\dots(V.1)$$

Ou Y est la réponse observée (la rugosité), a₀, a_i, a_{ij}, a_{ii} représentent respectivement le terme constant, les coefficients des termes linéaires, des termes représentant les interactions entre variables et des termes quadratique. Les Xi représentent les variables indépendantes, ou bien paramètres de coupe étudiés.

Afin de tester la validité du modèle, l'analyse des variances (ANOVA) est utilisée pour examiner la signification et l'adéquation du modèle. Ce dernier permet de tracer les surface de réponse, d'estimer l'influence et l'interaction simultanés des paramètres de coupe sur les critères de la rugosité. Comme les facteurs sont général exprimés dans des unités différentes, leurs effets ne sont comparables que s'ils sont codés.

La méthodologie des surfaces de réponse (RSM) pourra être résumée en trois étapes essentielles :

- **Etape 1:** Durant laquelle le nombre et les niveaux des paramètres à tester sont choisis, des modèles seront proposés et leur validité discutée;
- **Etape 2:** Basé sur l'utilisation des graphes des effets des facteurs, permettra d'évaluer les effets des différents paramètres sur les performances du procédé;

- **Etape 3:** Une identification des interactions qui seront réalisées grâce à l’optimisation de réponses multiples.

V.3.1 Testes de normalité

V.3.1.1 Droite de Henry

L’utilisation de la droite de Henry permet de vérifier que les données ne s’écartent pas sensiblement des résultats attendus lorsque l’échantillonnage est réalisé à partir d’une loi normale.

- Si les données proviennent d’une loi normale, les points doivent suivre plus ou moins la droite d’ajustement;
- Si les données ne proviennent pas d’une loi normale, les points ne suivent pas la droite.

V.3.1.2 Test de normalité d’Anderson-Darling

Le test d’Anderson-Darling est utilisé pour tester si un échantillon de données est issu d’une population ayant une distribution spécifique. Ce test est une alternative au test de Chi carré ou de Kolmogorov-Smirnov. Il est basé sur ce dernier, mais il est plus puissant. Le test Anderson-Darling est défini comme suit :

- L’hypothèse nulle H0: Les données proviennent d’une population distribuée normalement;
- L’hypothèse alternative H1: Les données ne proviennent pas d’une population distribuée normalement.

La statistique du test d’Anderson-Darling est donnée par :

$$A^2 = -N - S \dots\dots\dots(V.2)$$

Où: N est la taille de l’échantillon.

$$S = \sum_{i=1}^N \frac{(2i-1)}{N} [\log F(Y_i) + \log(1 - F(Y_{N+1-i}))] \dots\dots\dots(V.3)$$

Où: F est la fonction de répartition de la distribution spécifique.

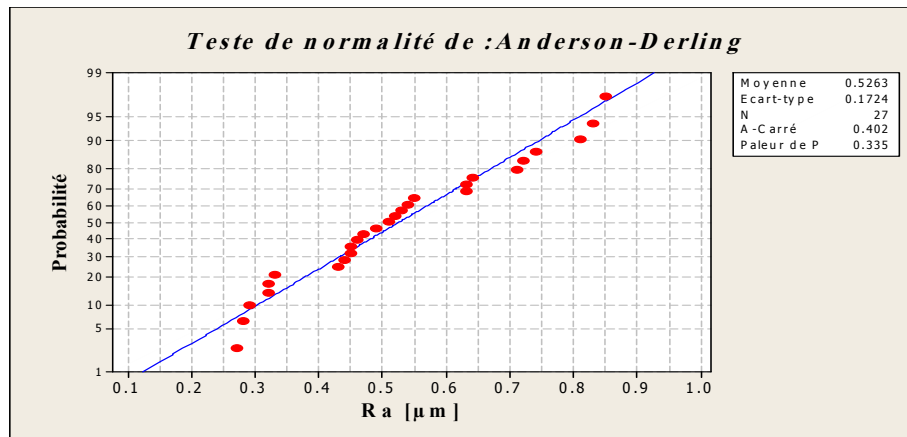
Les valeurs critique dépendent des distributions (normale, log-normale, exponentielle...).

Les valeurs des P sont souvent utilisées dans les tests d’hypothèses dans lesquels on peut ou non rejeter une hypothèse nulle. La valeur de P représente la probabilité de faire une erreur de type 1, ou de rejeter l’hypothèse nulle si elle est vraie. Plus la valeur de P est petite, plus la probabilité de faire une erreur en rejetant l’hypothèse nulle est faible. Une valeur limite de 0,05 est utilisée. Autrement dit, rejeter l’hypothèse nulle si la valeur de P est inférieure à 0,05.

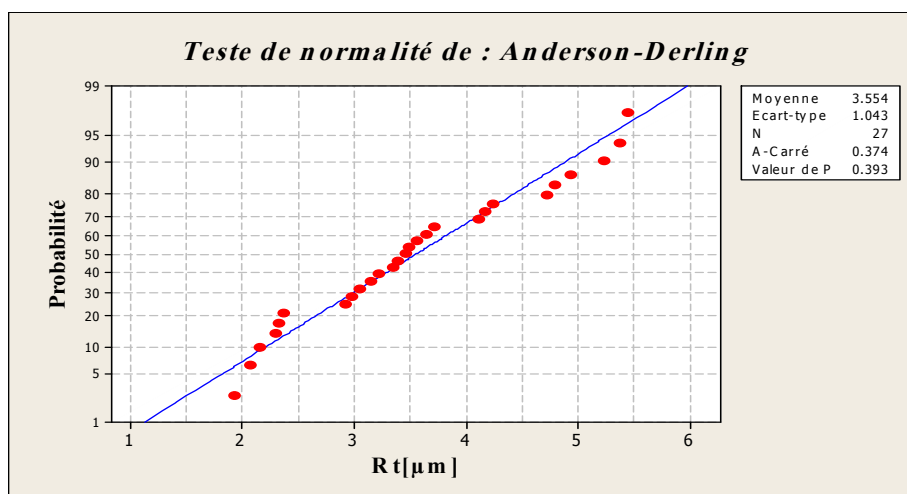
Pour prendre une décision, on choisit le niveau de signification, α (alpha), avant le test :

- Si P est inférieur ou égale à α , on rejette H0;
- Si P est supérieur à α , on ne rejette pas H0.

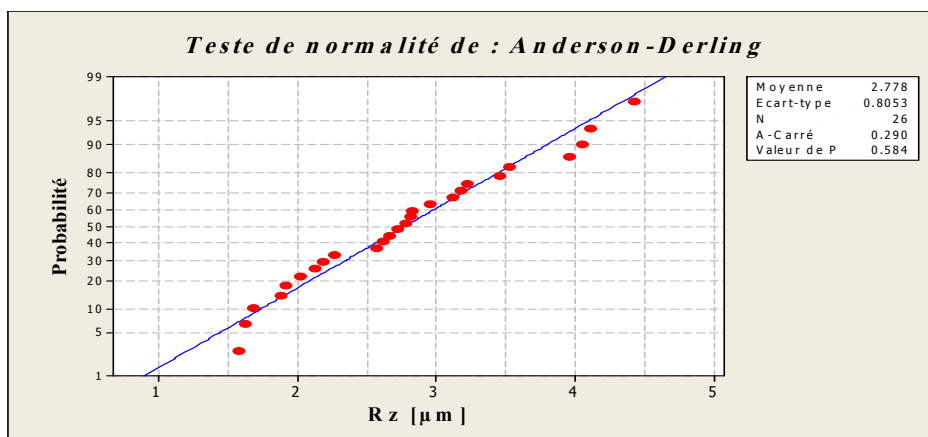
La valeur de P issue du test d’Anderson-Darling (0,335 - 0,584) évalue la probabilité que les données proviennent d’une population distribuée normalement (Figure V.1).



(a)



(b)



(c)

Figure V.1: Graphique de la courbe ou droite de Henry des critères de la rugosité :
(a) Ra, (b) Rt et (c) Rz.

Les graphiques obtenus sont des diagrammes des probabilités normales en fonction des données. Les données se rapprochent le plus nettement de la droite d'ajustement aux extrêmes, en

queue de la population. La valeur de P du test de Anderson-Darling indique que, à des niveaux de $\alpha = 0,05$ (α inférieur à P), nous avons la preuve que les données suivent une loi normale.

V.3.2 Analyse des variances (ANOVA) pour la rugosité

V.3.2.1 Modèles quadratiques complets

Le tableau V-2 présente l'analyse des variance pour les différents critères de la rugosité (R_a , R_t et R_z) en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau V-2: Régression de la surface de réponce pour les critères de la rugosité: (a) R_a , (b) R_t et (c) R_z en fonction de paramètres de coupe V_c , f et a_p , en utilisant les valeurs non codées (modèles quadratiques complets).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	0,3797	0,20506	1,852	0,0820
V_c	-0,0107	0,00175	-6,119	< 0,0001
f	14,4933	1,52333	9,514	< 0,0001
a_p	0,0202	0,12054	0,167	0,8691
$V_c * V_c$	0,0000	0,00001	5,934	< 0,0001
$f * f$	-25,9259	5,70668	-4,543	< 0,0001
$a_p * a_p$	-0,0156	0,02730	-0,570	0,5763
$V_c * f$	-0,0266	0,00391	-6,797	< 0,0001
$V_c * a_p$	0,0004	0,00027	1,590	0,1300
$f * a_p$	-0,1036	0,27483	-0,377	0,7111
$R^2 = 99,4\%$		R^2 ajusté = 99,1%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	2,630	1,5216	1,729	0,1022
V_c	-0,070	0,0130	-5,438	< 0,0001
f	94,599	11,3039	8,369	< 0,0001
a_p	0,190	0,8945	0,212	0,8355
$V_c * V_c$	0,000	0,0000	5,038	< 0,0001
$f * f$	-181,481	42,3465	-4,286	0,0011
$a_p * a_p$	-0,038	0,2026	-0,186	0,8540
$V_c * f$	-0,140	0,0290	-4,826	< 0,0001
$V_c * a_p$	0,003	0,0020	1,422	0,1733
$f * a_p$	-3,005	2,0394	-1,473	0,1590
$R^2 = 99,1\%$		R^2 ajusté = 98,6%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	3,6126	0,9196	3,929	0,0010
V_c	-0,0346	0,0078	-4,422	< 0,0001
f	34,1307	6,8314	4,996	< 0,0001
a_p	-0,2495	0,5406	-0,462	0,6500
$V_c * V_c$	0,0001	0,0000	4,171	0,0010
$f * f$	-35,3175	25,5918	-1,380	0,1850
$a_p * a_p$	0,2089	0,1224	1,706	0,1060

Vc*f	-0,0738	0,0175	-4,204	0,0010
Vc*ap	-0,0034	0,0012	-2,770	0,0130
f*ap	0,7613	1,2325	0,618	0,5450
R² = 99,4%		R² ajusté = 99,1%		

(c)

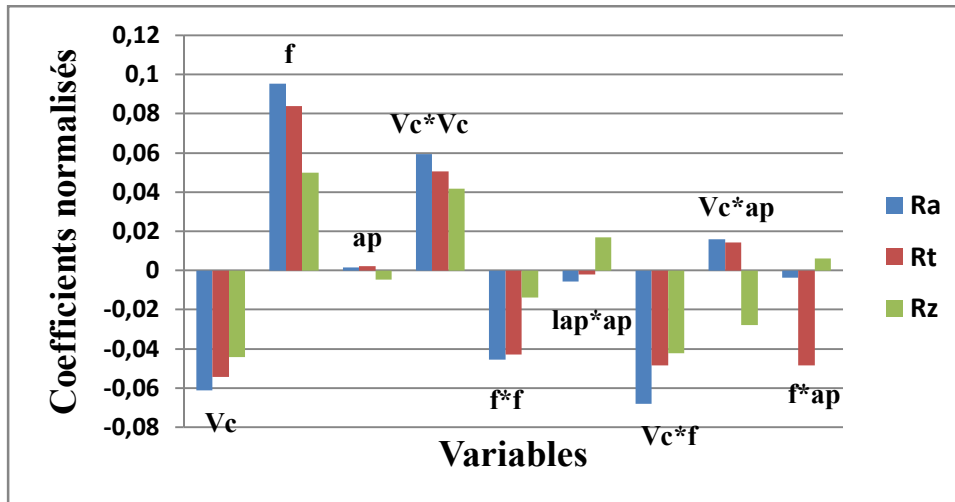


Figure V.2: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (modèles quadratiques complets).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles des critères de la rugosité comme le montre le tableau V-2. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (V_c), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les critères de la rugosité (R_a , R_t et R_z) sont significatifs. En effet, le tableau V-2(a) prouve que les termes V_c , f , V_c*V_c , $f*f$ et V_c*f ont des effets significatifs sur l'écart arithmétique moyen R_a . Le tableau V-2(b) affirme que les termes V_c , f , V_c*V_c et V_c*f ont des effets significatifs sur l'écart total de la rugosité R_t . En outre, le tableau V-2(c), montre que les termes V_c et f ont des effets statistiquement significatifs sur la hauteur moyenne de profil R_z . Les coefficients normalisés étudiés (figure V.2) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau V-3: Analyse ANOVA globale pour les critères de la rugosité: (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz.

Analyse des variances pour Ra						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	0,768279	0,768279	0,085364	305,45	0,000
Linéaire	3	0,738923	0,039217	0,013072	46,78	0,000
Carré	3	0,015699	0,015699	0,005233	18,72	0,000
Interaction	3	0,013656	0,013656	0,004552	16,29	0,000
Erreur résiduelle	17	0,004751	0,004751	0,000279		
Total	26	0,773030				

(a)

Analyse des variances pour Rt						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	28,0216	28,0216	3,11351	202,32	0,000
Linéaire	3	26,9249	1,6813	0,56044	36,42	0,000
Carré	3	0,6738	0,6738	0,22461	14,60	0,000
Interaction	3	0,4229	0,4229	0,14096	9,16	0,001
Erreur résiduelle	17	0,2616	0,2616	0,01539		
Total	26	28,2832				

(b)

Analyse des variances pour Rz						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	16,1303	16,1303	1,79225	318,88	0,000
Linéaire	3	15,8608	0,2777	0,09255	16,47	0,000
Carré	3	0,1249	0,1249	0,04162	7,40	0,002
Interaction	3	0,1446	0,1446	0,04821	8,58	0,001
Erreur résiduelle	17	0,0955	0,0955	0,00562		
Total	26	16,2258				

(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-3. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 305,45$ (Ra), $F = 202,32$ (Rt) et $F = 318,88$ (Rz). Cela signifie que la part de la variance de l'écart arithmétique moyen Ra est 305,45 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexpliquée, 202,32 fois plus importante pour l'écart total de la rugosité Rt et 318,88 fois plus importante pour la hauteur moyenne de profil Rz.

V.3.2.2 Modèles quadratiques réduits

Les tableaux V-4 présentes l'analyse des variances pour les différents critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. Les termes qui n'ont pas un effet significatif sont éliminés.

Tableau V-4: Régression de la surface de réponse pour les critères de la rugosité: (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz en fonction des paramètres de coupe Vc, f et ap, en utilisant les valeurs non codées (modèles quadratiques réduits).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	0,4635	0,15750	2,943	0,0080
Vc	-0,0107	0,00167	-6,382	< 0,0001
f	14,2861	1,36218	10,488	< 0,0001
ap	-0,0541	0,03809	-1,421	0,1720
Vc*Vc	0,0000	0,00001	6,189	< 0,0001
f*f	-25,9259	5,47158	-4,738	< 0,0001
Vc*f	-0,0266	0,00375	-7,089	< 0,0001
Vc*ap	0,0004	0,00026	1,658	0,1140
R² = 99,4%		R² ajusté = 99,1%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	2,775	1,2730	2,180	0,043
Vc	-0,070	0,0126	-5,590	< 0,0001
f	94,599	10,9967	8,603	< 0,0001
ap	0,038	0,3685	0,104	0,918
Vc*Vc	0,000	0,0000	5,179	< 0,0001
f*f	-181,481	41,1955	-4,405	< 0,0001
Vc*f	-0,140	0,0282	-4,960	< 0,0001
Vc*ap	0,003	0,0020	1,462	0,161
f*ap	-3,005	1,9840	-1,514	0,147
R² = 99,1%		R² ajusté = 98,7%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	3,4350	0,8583	4,002	0,001
Vc	-0,0346	0,0077	-4,500	< 0,0001
f	35,6532	6,2608	5,695	< 0,0001
ap	-0,1607	0,5121	-0,314	0,757
Vc*Vc	0,0001	0,0000	4,245	< 0,0001
f*f	-35,3175	25,1482	-1,404	0,177
ap* ap	0,2089	0,1203	1,736	0,100
Vc*f	-0,0738	0,0172	-4,278	< 0,0001
Vc*ap	-0,0034	0,0012	-2,819	0,011
R² = 99,4%		R² ajusté = 99,1%		

(c)

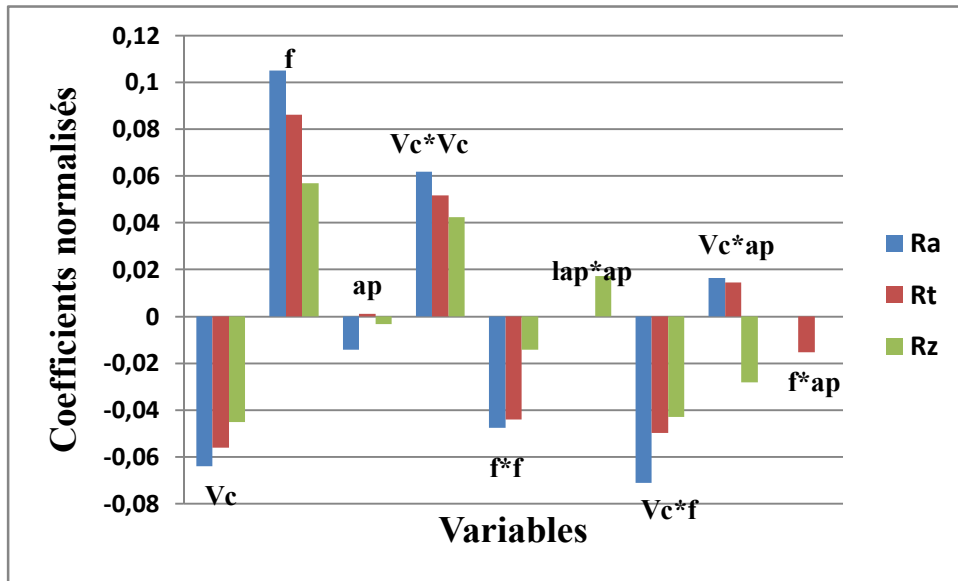


Figure V.3: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (modèles quadratiques réduits).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles des critères de la rugosité comme le montre le tableau V-4. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (V_c), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les critères de la rugosité (R_a , R_t et R_z) sont significatifs. En effet, les tableaux V-4(a) et V-4(b) prouvent que les termes V_c , f , $V_c \cdot V_c$, $f \cdot f$ et $V_c \cdot f$ ont des effets significatifs sur l'écart arithmétique moyen R_a et l'écart total de la rugosité R_t . En outre, le tableau V-4(c), montre que les termes V_c , f , $V_c \cdot V_c$ et $V_c \cdot f$ ont des effets statistiquement significatifs sur la hauteur moyenne de profil R_z . Les coefficients normalisés étudiés (figure V.3) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau V-5: Analyse ANOVA globale pour les critères de la rugosité: (modèles quadratiques complets) : (a) R_a , (b) R_t et (c) R_z .

Analyse des variances pour R_a						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	7	0,768148	0,768148	0,109735	427,12	0,000
Linéaire	3	0,738923	0,042910	0,014303	55,67	0,000
Carré	2	0,015608	0,015608	0,007804	30,38	0,000
Interaction	2	0,013617	0,013617	0,006808	26,50	0,000
Erreur résiduelle	19	0,004881	0,004881	0,000257		
Total	26	0,773030				

(a)

Analyse des variances pour Rt						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	8	28,0211	28,02109	3,502636	240,51	0,000
Linéaire	3	26,9249	1,68434	0,561447	38,55	0,000
Carré	2	0,6733	0,67330	0,336648	23,12	0,000
Interaction	3	0,4229	0,42289	0,140962	9,68	0,001
Erreur résiduelle	18	0,2621	0,26214	0,014564		
Total	26	28,2832				

(b)

Analyse des variances pour Rz						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	8	16,1281	16,128138	2,016017	371,46	0,000
Linéaire	3	15,8608	0,317866	0,105955	19,52	0,000
Carré	3	0,1249	0,124852	0,041617	7,67	0,002
Interaction	2	0,1425	0,142471	0,071236	13,13	0,001
Erreur résiduelle	18	0,0977	0,097692	0,005427		
Total	26	16,2258				

(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-5. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 427,12$ (Ra), $F = 240,51$ (Rt) et $F = 371,46$ (Rz). Cela signifie que la part de la variance de l'écart arithmétique moyen Ra est 427,12 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexplicée, 240,51 fois plus importante pour l'écart total de la rugosité Rt et 371,46 fois plus importante pour la hauteur moyenne de profil Rz.

Tableau V-6: Coefficients de régression estimés pour les critères de la rugosité en utilisant les valeurs codées (modèles quadratiques réduits).

Ra		Rt		Rz	
Terme	Coefficient	Terme	Coefficient	Terme	Coefficient
Constante	0,355	Constante	2,852	Constante	3,984
Vc	-0,010	Vc	-0,065	Vc	-0,041
f	14,286	f	88,590	f	35,653
ap	0,004	ap	-0,003	ap	-0,003
Vc*Vc	0,00030	Vc*Vc	0,00021	Vc*Vc	0,00011
f*f	-25,926	f*f	-181,481	f*f	-35,318
Vc*f	-0,027	Vc*f	-0,140	Vc*f	-0,074

V.3.2.3 Modèles linéaire

Les tableaux V-7 présentent l'analyse des variances pour les différents critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau V-7: Régression de la surface de réponse pour les critères de la rugosité: (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz en fonction des paramètres de coupe, en utilisant les valeurs non codées (modèles linéaires).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	0,46785	0,060190	7,773	< 0,0001
Vc	-0,00348	0,000258	-13,478	< 0,0001
f	4,59760	0,258451	17,789	< 0,0001
ap	0,00778	0,018153	0,428	0,918
R² = 95,6%		R² ajusté = 95,0%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	3,2293	0,37984	8,502	< 0,0001
Vc	-0,0216	0,00163	-13,233	< 0,0001
f	27,2943	1,63103	16,734	< 0,0001
ap	0,0989	0,11456	0,863	0,397
R² = 95,2%		R² ajusté = 94,6%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	3,2726	0,196906	16,620	< 0,0001
Vc	-0,0203	0,000846	-24,047	< 0,0001
f	17,1366	0,845503	20,268	< 0,0001
ap	0,1911	0,059386	3,218	0,004
R² = 97,8%		R² ajusté = 97,5%		

(c)

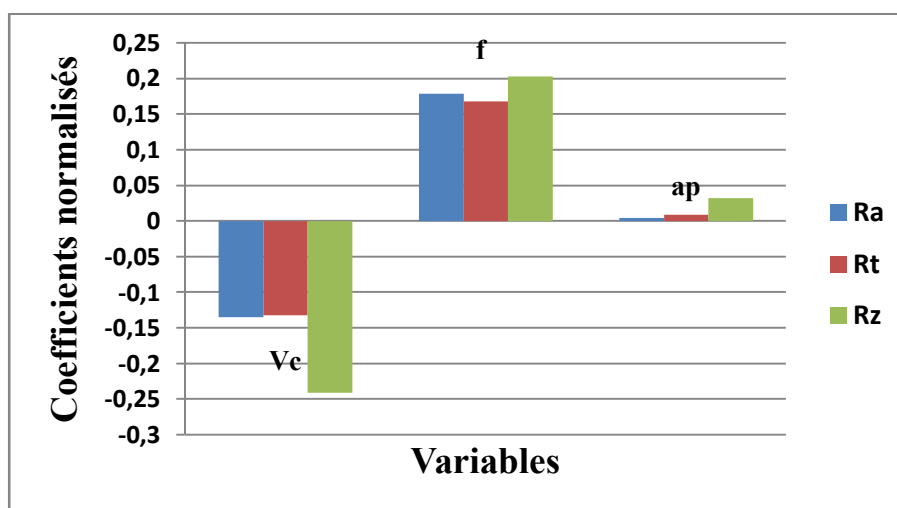


Figure V.4: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (modèles linéaires).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles des critères de la rugosité comme le montre le tableau V-7. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (Vc), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) sont significatifs. En effet, les tableaux V-7(a), V-7(b) et V-7(c) prouvent que les termes Vc et f ont des effets significatifs sur l'écart arithmétique moyen Ra,

l'écart total de la rugosité R_t et la hauteur moyenne de profil R_z . Les coefficients normalisés étudiés (figure V.4) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau V-8: Analyse ANOVA globale pour les critères de la rugosité: (modèles linéaires) : (a) R_a , (b) R_t et (c) R_z .

Analyse des variances pour R_a						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	0,738923	0,738923	0,246308	166,10	0,000
Linéaire	3	0,738923	0,738923	0,246308	166,10	0,000
Erreur résiduelle	23	0,034107	0,034107	0,001483		
Total	26	0,773030				

(a)

Analyse des variances pour R_t						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	26,9249	26,9249	8,97497	151,97	0,000
Linéaire	3	26,9249	26,9249	8,97497	151,97	0,000
Erreur résiduelle	23	1,3583	1,3583	0,05906		
Total	26	28,2832				

(b)

Analyse des variances pour R_z						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	15,8608	15,8608	5,28694	333,14	0,000
Linéaire	3	15,8608	15,8608	5,28694	333,14	0,000
Erreur résiduelle	23	0,3650	0,3650	0,01587		
Total	26	16,2258				

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-8. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 166,10$ (R_a), $F = 151,97$ (R_t) et $F = 333,14$ (R_z). Cela signifie que la part de la variance de l'écart arithmétique moyen R_a est 166,10 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexpliquée, 151,97 fois plus importante pour l'écart total de la rugosité R_t et 333,14 fois plus importante pour la hauteur moyenne de profil R_z .

V.3.2.4 Modèles exponentiels complets

Les tableaux V-9 présentent l'analyse des variances pour les différents critères de la rugosité (R_a , R_t et R_z) à l'échelle logarithmique en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau V-9: Régression de la surface pour les critères de la rugosité à l'échelle logarithmique:(a) Ln(Ra), (b) Ln(Rt) et (c) Ln(Rz) en fonction des paramètres de coupe: Ln(Vc), Ln(f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèles exponentiels complets).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	14,6623	4,21353	3,480	0,0030
Ln (Vc)	-5,6720	1,66917	-3,398	0,0030
Ln (f)	-2,0772	0,66665	-3,116	0,0060
Ln (ap)	-1,2432	0,60529	-2,054	0,0560
Ln (Vc)* Ln (Vc)	0,4896	0,16907	2,896	0,0100
Ln (f)* Ln (f)	-0,6107	0,11369	-5,371	< 0,0001
Ln (ap)* Ln (ap)	-0,1043	0,15846	-0,658	0,5190
Ln (Vc)* Ln (f)	0,0900	0,08713	1,033	0,3160
Ln (Vc)* Ln (ap)	0,2686	0,10842	2,477	0,0240
Ln (f)* Ln (ap)	-0,0449	0,08790	-0,511	0,6160
R² = 99,7%		R² ajusté = 99,5%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	16,2169	4,9241	3,293	0,0040
Ln (Vc)	-5,5074	1,9507	-2,823	0,0120
Ln (f)	-1,7951	0,7791	-2,304	0,0340
Ln (ap)	-1,4696	0,7074	-2,078	0,0530
Ln (Vc)* Ln (Vc)	0,4802	0,1976	2,430	0,0260
Ln (f)* Ln (f)	-0,5675	0,1329	-4,271	0,0010
Ln (ap)* Ln (ap)	-0,0359	0,1852	-0,194	0,8480
Ln (Vc)* Ln (f)	0,0721	0,1018	0,708	0,4890
Ln (Vc)* Ln (ap)	0,2137	0,1267	1,686	0,1100
Ln (f)* Ln (ap)	-0,2484	0,1027	-2,418	0,0270
R² = 99,4%		R² ajusté = 99,1%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	-0,68879	4,33752	-0,159	0,8760
Ln (Vc)	1,50272	1,71828	0,875	0,3940
Ln (f)	-0,95201	0,68626	-1,387	0,1830
Ln (ap)	0,44055	0,62310	0,707	0,4890
Ln (Vc)* Ln (Vc)	-0,17994	0,17404	-1,034	0,3160
Ln (f)* Ln (f)	-0,05973	0,11704	-0,510	0,6160
Ln (ap)* Ln (ap)	0,31263	0,16312	1,917	0,0720
Ln (Vc)* Ln (f)	0,28895	0,08969	3,222	0,0050
Ln (Vc)* Ln (ap)	-0,15750	0,11161	-1,411	0,1760
Ln (f)* Ln (ap)	-0,02300	0,09049	-0,254	0,8020
R² = 99,5%		R² ajusté = 99,2%		

(c)

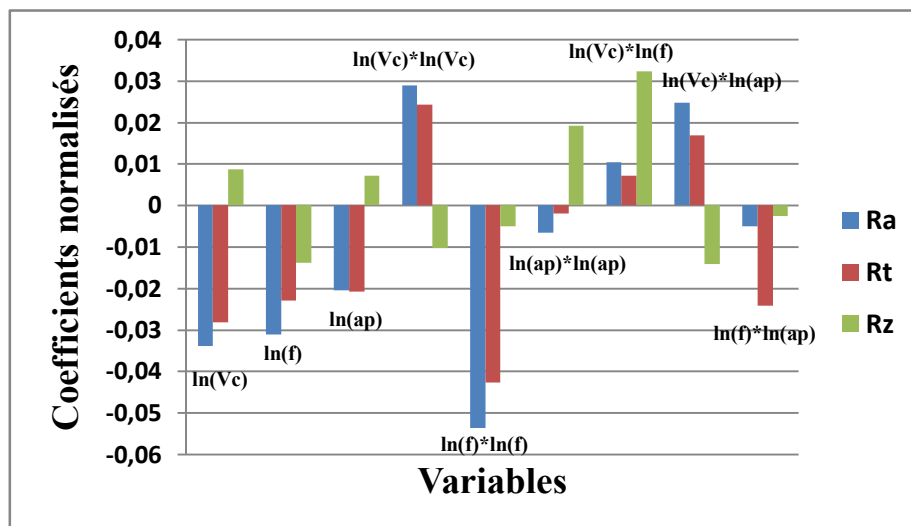


Figure V.5: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (modèles exponentiels complets).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles des critères de la rugosité comme le montre le tableau V-9. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (Vc), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) sont significatifs. En effet, le tableau V-9(a) prouve que le terme $\ln(f)*\ln(f)$ a des effets significatifs sur l'écart arithmétique moyen Ra. Les coefficients normalisés étudiés (figure V.5) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variances des termes linéaires, quadratiques et interactions.

Tableau V-10: Analyse ANOVA globale pour les critères de la rugosité à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz).

Analyse des variances pour Ln (Ra)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	3,01424	3,014243	0,334916	542,34	0,000
Linéaire	3	2,98637	0,016658	0,005553	8,99	0,001
Carré	3	0,02326	0,023263	0,007754	12,56	0,000
Interaction	3	0,00461	0,004610	0,001537	2,49	0,095
Erreur résiduelle	17	0,0105	0,010498	0,000618		
Total	26	3,02474				

(a)

Analyse des variances pour Ln (Rt)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	2,37869	2,378694	0,264299	313,38	0,000
Linéaire	3	2,35054	0,015562	0,005187	6,15	0,005
Carré	3	0,0204	0,020399	0,006800	8,06	0,001
Interaction	3	0,00775	0,007751	0,002584	3,06	0,056
Erreur résiduelle	17	0,01434	0,014337	0,000843		
Total	26	2,39303				

(b)

Analyse des variances pour Ln (Rz)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	2,17891	2,178907	0,242101	369,95	0,000
Linéaire	3	2,16750	0,001921	0,000640	0,98	0,426
Carré	3	0,00327	0,003274	0,001091	1,67	0,212
Interaction	3	0,00814	0,008137	0,002712	4,14	0,022
Erreur résiduelle	17	0,01112	0,011125	0,000654		
Total	26	2,19003				

(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-10. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 542,34$ (Ra), $F = 313,38$ (Rt) et $F = 369,95$ (Rz). Cela signifie que la part de la variance de l'écart arithmétique moyen Ra est 542,34 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexpliquée, 313,38 fois plus importante pour l'écart total de la rugosité Rt et 369,95 fois plus importante pour la hauteur moyenne de profil Rz.

V.3.2.5 Modèles exponentiels réduits

Les tableaux V-11 présentent l'analyse des variances pour les différents critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) à l'échelle logarithmique en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées. Les termes qui n'ont pas un effet significatif sont éliminés.

Tableau V-11: Régression de la surface pour les critères de la rugosité à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèles exponentiels réduits).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	14,6368	4,06381	3,602	0,0020
Ln (Vc)	-5,6720	1,61078	-3,521	0,0020
Ln (f)	-2,1074	0,64080	-3,289	0,0040
Ln (ap)	-1,2821	0,51649	-2,482	0,0230
Ln (Vc)* Ln (Vc)	0,4896	0,16315	3,001	0,0070
Ln (f)* Ln (f)	-0,6107	0,10971	-5,566	< 0,0001
Ln (Vc)* Ln (f)	0,0900	0,08408	1,071	0,2980
Ln (Vc)* Ln (ap)	0,2686	0,10463	2,567	0,0190
$R^2 = 99,6\%$		$R^2 \text{ ajusté} = 99,5\%$		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	17,0059	4,61191	3,687	0,0020
Ln (Vc)	-5,6646	1,86195	-3,042	0,0070
Ln (f)	-1,4397	0,57226	-2,516	0,0210
Ln (ap)	-1,5167	0,63833	-2,376	0,0280
Ln (Vc)* Ln (Vc)	0,4802	0,18983	2,530	0,0200
Ln (f)* Ln (f)	-0,5675	0,12765	-4,446	< 0,0001

Ln (Vc)* Ln (ap)	0,2137	0,12174	1,755	0,0950
Ln (f)* Ln (ap)	-0,2484	0,09869	-2,516	0,0210
R² = 99,4%		R² ajusté = 99,2%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	-0,4309	4,10390	-0,105	0,9170
Ln (Vc)	1,5027	1,64080	0,916	0,3710
Ln (f)	-0,7017	0,42279	-1,660	0,1130
Ln (ap)	0,4907	0,56437	0,869	0,3950
Ln (Vc)* Ln (Vc)	-0,1799	0,16619	-1,083	0,2920
Ln (ap)* Ln (ap)	0,3126	0,15576	2,007	0,0590
Ln (Vc)* Ln (f)	0,2890	0,08565	3,374	0,0030
Ln (Vc)* Ln (ap)	-0,1575	0,10658	-1,478	0,1560
R² = 99,5%		R² ajusté = 99,3%		

(c)

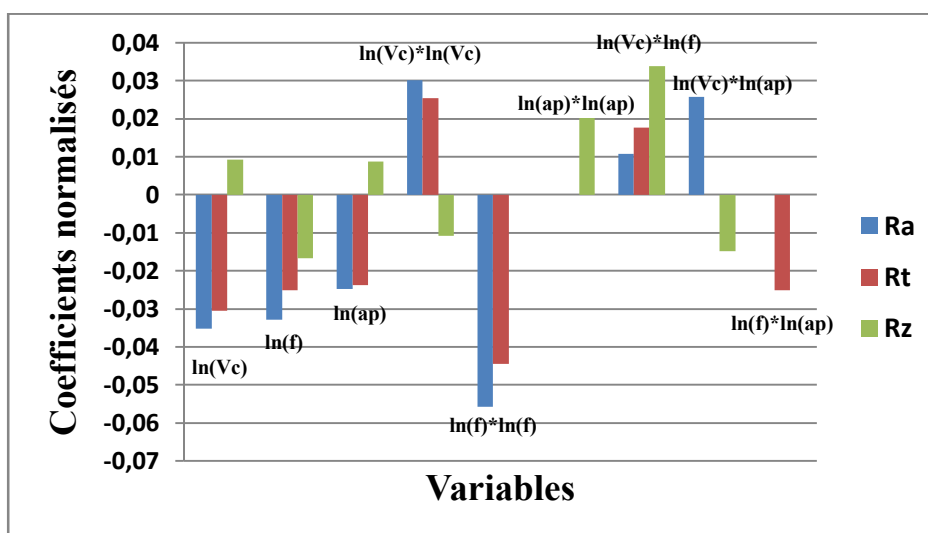


Figure V.6: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (modèles exponentiels réduits).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles des critères de la rugosité comme le montre le tableau V-11. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (Vc), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) sont significatifs. En effet, les tableaux V-11(a) et V-11(b) prouvent que le terme $\ln(f)*\ln(f)$ a des effets significatifs sur l'écart arithmétique moyen Ra et l'écart total de la rugosité Rt. Les coefficients normalisés étudiés (figure V.6) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variances des termes linéaires, quadratiques et interactions.

Tableau V-12: Analyse ANOVA globale pour les critères de la rugosité à l'échelle logarithmique: (modèles exponentiels réduits): (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz).

Analyse des variances pour Ln (Ra)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	7	3,01381	3,013814	0,430545	748,66	0,000
Linéaire	3	2,98637	0,017504	0,005835	10,15	0,000
Carré	2	0,02300	0,022995	0,011498	19,99	0,000
Interaction	2	0,00445	0,004449	0,002224	3,87	0,039
Erreur résiduelle	19	0,01093	0,010927	0,000575		
Total	26	3,02474				

(a)

Analyse des variances pour Ln (Rt)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	7	2,37824	2,378240	0,339749	436,41	0,000
Linéaire	3	2,35054	0,016442	0,005481	7,04	0,002
Carré	2	0,02037	0,020367	0,010183	13,08	0,000
Interaction	2	0,00733	0,007328	0,003664	4,71	0,022
Erreur résiduelle	19	0,01479	0,014792	0,000779		
Total	26	2,39303				

(b)

Analyse des variances pour Ln (Rz)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	7	2,17869	2,178694	0,311242	521,59	0,000
Linéaire	3	2,16750	0,002384	0,000795	1,33	0,294
Carré	2	0,00310	0,003103	0,001552	2,60	0,100
Interaction	2	0,00809	0,008095	0,004047	6,78	0,006
Erreur résiduelle	19	0,01134	0,011338	0,000597		
Total	26	2,19003				

(c)

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-12. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 748,66$ (Ra), $F = 436,41$ (Rt) et $F = 521,59$ (Rz). Cela signifie que la part de la variance de l'écart arithmétique moyen Ra est 748,66 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexpliquée, 436,41 fois plus importante pour l'écart total de la rugosité Rt et 521,59 fois plus importante pour la hauteur moyenne de profil Rz.

V.3.2.6 Modèle de Gilbert

Les tableaux V-13 présentent l'analyse des variances pour les différents critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) à l'échelle logarithmique en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau V-13: Régression de la surface pour les critères de la rugosité à l'échelle logarithmique: (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz) en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèle de Gilbert).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	5,96715	0,19701	30,288	< 0,0001
Ln (Vc)	-0,89070	0,03726	-23,903	< 0,0001
Ln (f)	1,05407	0,03021	34,892	< 0,0001
Ln (ap)	0,04250	0,03759	1,131	0,2700
R² = 98,7%		R² ajusté = 98,6%		

(a)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	7,20092	0,20731	34,735	< 0,0001
Ln (Vc)	-0,81616	0,03921	-20,815	< 0,0001
Ln (f)	0,91871	0,03179	28,901	< 0,0001
Ln (ap)	0,07872	0,03956	1,990	0,0590
R² = 98,2%		R² ajusté = 98,0%		

(b)

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	7,3889	0,15098	48,938	< 0,0001
Ln (Vc)	-0,9964	0,02856	-34,890	< 0,0001
Ln (f)	0,7234	0,02315	31,246	< 0,0001
Ln (ap)	0,1238	0,02881	4,299	0,0010
R² = 99,0%		R² ajusté = 98,8%		

(c)

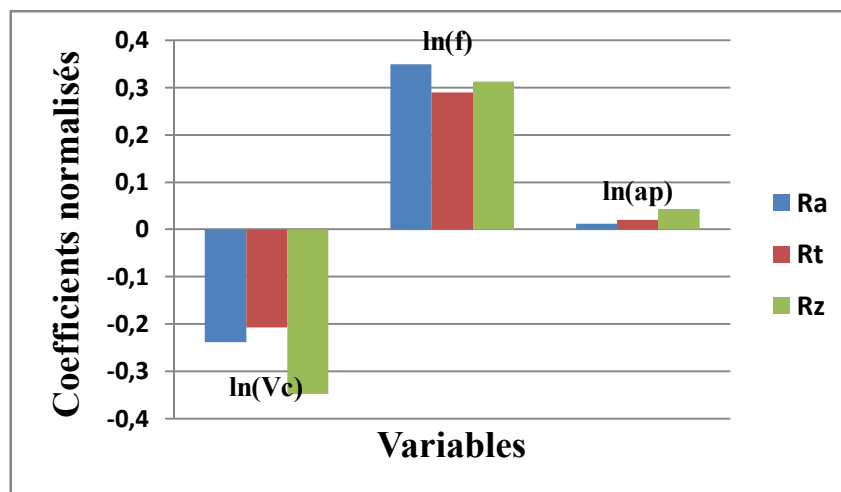


Figure V.7: Coefficients normalisés des critères de la rugosité (modèle de Gilbert).

Le test de Student (t) a été utilisé pour estimer les effets des facteurs des modèles des critères de la rugosité comme le montre le tableau V-13. L'analyse ANOVA prouve que les effets principaux de la vitesse de coupe (Vc), avance par tour (f) et la profondeur de passe (ap) sur les critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) sont significatifs. En effet, les tableaux V-13(a), V-13(b) et V-13(c) prouvent que les termes ln(Vc) et ln(f) ont des effets significatifs sur l'écart arithmétique

moyen Ra, l'écart total de la rugosité Rt et la hauteur moyenne de profil Rz. Les coefficients normalisés étudiés (figure V.7) montrent que le modèle avec ces facteurs est le plus approprié pour représenter les données expérimentaux.

Les tableaux ci-dessous résument l'analyse des variances des termes linéaires, quadratiques et interactions.

Tableau V-14: Analyse ANOVA globale pour les critères de la rugosité à l'échelle logarithmique: (modèle de Gilbert) : (a) Ln (Ra), (b) Ln (Rt) et (c) Ln (Rz).

Analyse des variances pour Ln (Ra)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	2,98637	2,98637	0,995457	596,69	0,000
Linéaire	3	2,98637	2,98637	0,995457	596,69	0,000
Erreur résiduelle	23	0,03837	0,03837	0,001668		
Total	26	3,02474				

(a)

Analyse des variances pour Ln (Rt)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	2,35054	2,35054	0,783515	424,15	0,000
Linéaire	3	2,35054	2,35054	0,783515	424,15	0,000
Erreur résiduelle	23	0,04249	0,04249	0,001847		
Total	26	2,39303				

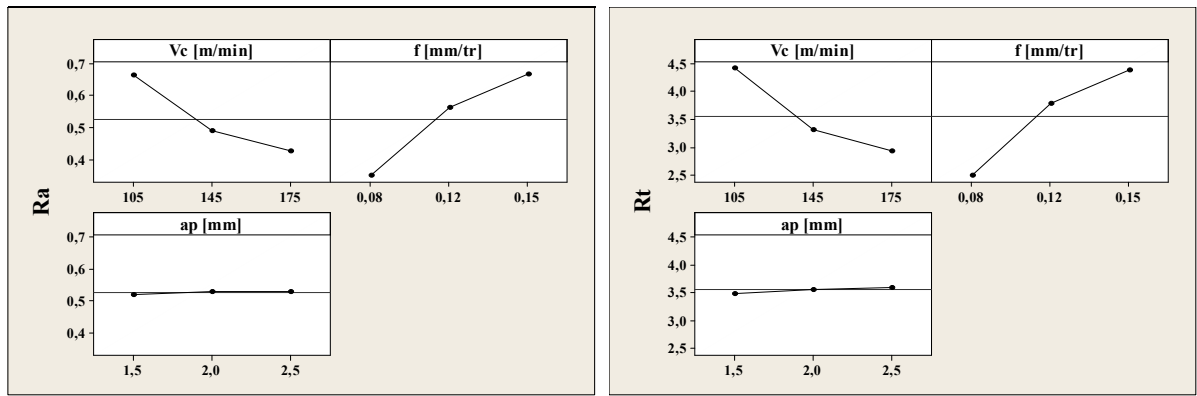
(b)

Analyse des variances pour Ln (Rz)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	2,16750	2,16750	0,722499	737,37	0,000
Linéaire	3	2,16750	2,16750	0,722499	737,37	0,000
Erreur résiduelle	23	0,02254	0,02254	0,000980		
Total	26	2,19003				

(c)

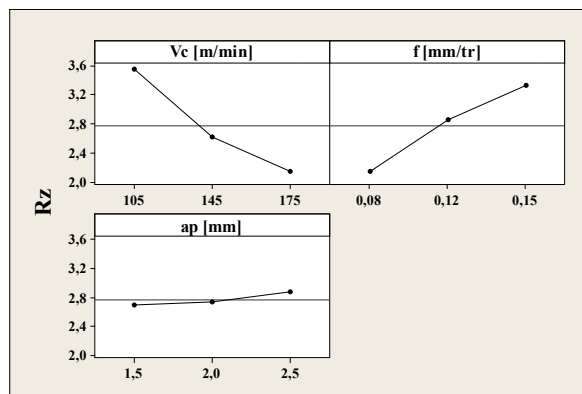
L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau IV-14. Le test de Fisher (F) est calculé pour les modèles et ces valeurs sont : $F = 596,69$ (Ra), $F = 424,15$ (Rt) et $F = 737,37$ (Rz). Cela signifie que la part de la variance de l'écart arithmétique moyen Ra est 596,69 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexpliquée, 424,15 fois plus importante pour l'écart total de la rugosité Rt et 737,37 fois plus importante pour la hauteur moyenne de profil Rz.

Les graphiques des effets principaux ainsi que les diagrammes des interactions sont présentés sur les figures V.8 et V.9. Les graphiques des effets principaux affichent les moyennes des critères de la rugosité pour chaque niveau de chaque facteur, triées par valeur. Une ligne horizontale représente la moyenne générale.



(a)

(b)



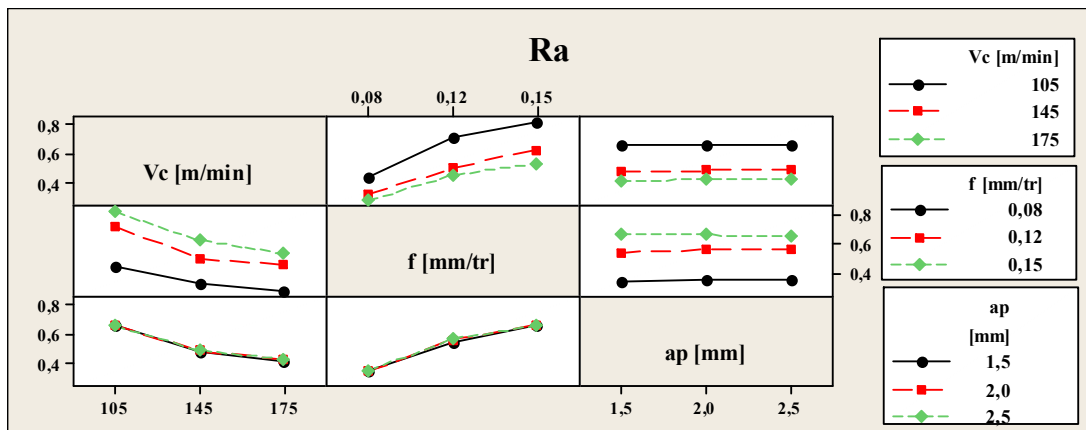
(c)

Figure V.8 : Graphiques des effets principaux des critères de la rugosité :

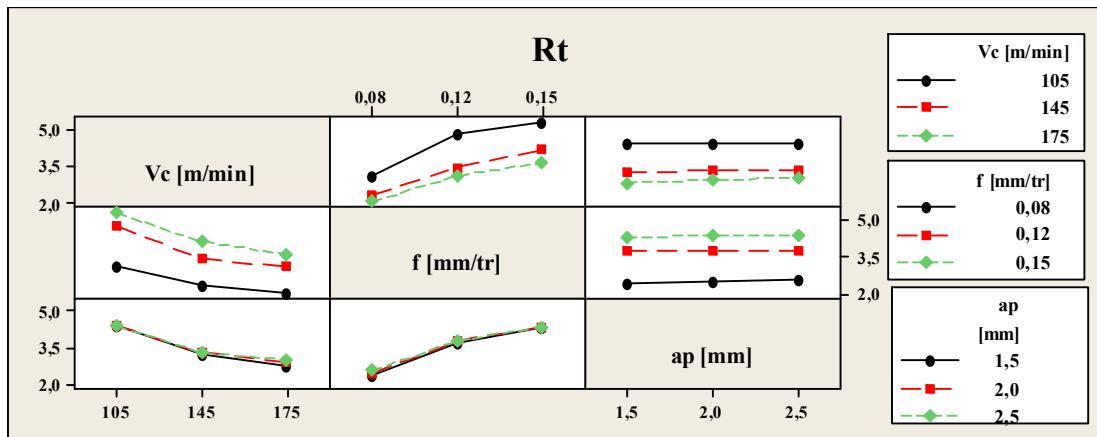
(a) Ra, (b) Rt et (c) Rz.

(b)

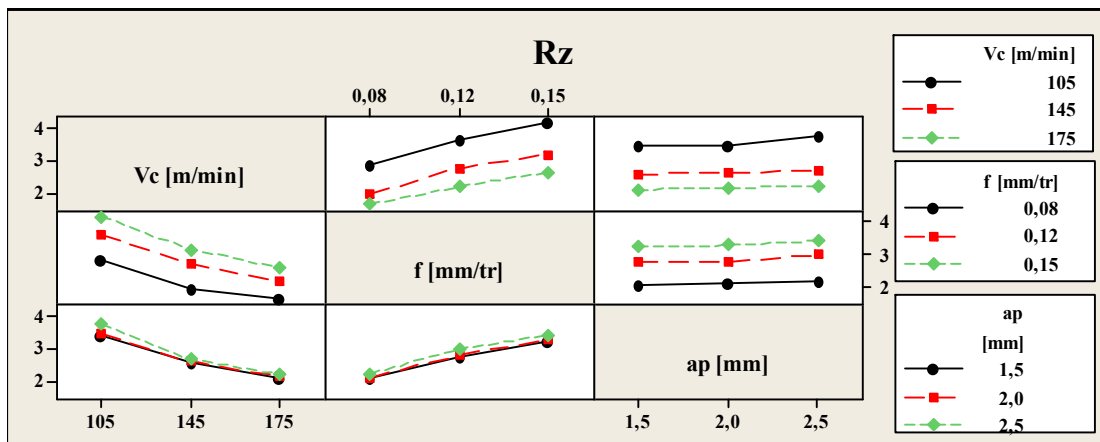
Les diagrammes des interactions à trois facteurs affichent des diagrammes d'interactions à deux facteurs combinés pour toutes les combinaisons de deux facteurs. Sur la figure V. 9 le diagramme au milieu de la ligne supérieure représente la variation des critères de la rugosité en fonction de l'avance pour les trois niveaux de la vitesse de coupe, dont la moyenne est calculée en fonction de tous les niveaux de la profondeur de passe.



(a)



(b)



(c)

Figure V.9 : Diagrammes des interactions des critères de la rugosité : (a) Ra, (b) Rt et (c) Rz.

V.4 Modélisation des critères de la rugosité par la méthode de surface de réponse (MSR)

La démarche de modélisation consiste à rechercher l'expression d'un modèle décrivant les variations de la fonction réponse relativement aux valeurs des k facteurs. Lors des expériences réelles, le vecteur Y de réponse est connu puisqu'il contient les réponses expérimentales. Le vecteur des coefficients des variables est indéterminé et doit être estimé. Il peut exister des erreurs de mesure pour chaque valeur de la réponse. Cependant, avec la condition liée aux degrés de liberté $N \geq p$ (avec N le nombre d'expériences et p le nombre de coefficients du modèle), et pour les situations les plus courantes $N > p$ ($N = p$ n'est pas qu'un cas particulier, celui du plan saturé), les modèles utilisés ne passent plus exactement par les points d'expériences. L'analyse est étroitement liée à la future qualité du modèle expérimental. En effet, si un facteur ou une interaction est oublié au cours de la formalisation du problème expérimental, son influence tend à faire augmenter la valeur de la variance résiduelle. Ainsi, des facteurs d'influence significative deviennent d'influence non significative.

Le coefficient de détermination R^2 est l'indice de la qualité de la régression. Il peut s'interpréter comme le quotient des variances expliquées par la variance des réponses mesurées, d'où R^2 varie entre 0 et 1. Une valeur de R^2 proche de 1 correspond à un modèle avec un très bon pouvoir prédictif.

V.4.1 Modèles quadratique réduits (MQR)

L'analyse initiale des réponses obtenues à partir de MSR inclut tous les paramètres et leurs interactions. Les modèles sont réduits en éliminant les termes qui n'ont aucun effet significatif sur les réponses. Cela permet de déduire les facteurs principaux et les interactions correspondants, et d'éliminer ceux ayant le moins d'influence sur la qualité du modèle initial. Ceux-ci peuvent être considérés comme peu influents vis-à-vis de la réponse puisque leur absence n'affecte que de manière limitée la qualité et l'aspect prédictif de la modélisation.

Par le processus d'élimination en arrière les modèles quadratiques finaux de l'équation de réponse en termes de facteurs réels sont présentés comme suit :

$$Ra = 654,7 - 3,5V_c - 3510,7f - 189,1a_p + 14863,9f^2 + 35,4a_p^2 - 0,7V_c a_p + 381,6f a_p \dots (V.4)$$

$$Rt = 1243,5 - 4,8V_c - 8608,9f - 442,1a_p + 33369,6f^2 + 70,9a_p^2 - 2,2V_c f + 1221,4f a_p \dots (V.5)$$

$$Rz = 1427,5 - 5,7V_c - 8357,5f - 458,4a_p + 29690f^2 + 131,3a_p^2 + 1371,9f a_p \dots (V.6)$$

En contrepartie, les modèles ne suscitent plus l'effet des termes des carrés de la vitesse de coupe bien qu'ils sont significatifs (coefficients nuls). Ceci rend les modèles incohérents et leur exactitude devienne aberrante. Pour venir en solution, l'analyse des variances en utilisant des valeurs codées remédiera ce problème. Ainsi, les modèles alternés sont :

$$Ra = 0,355 - 0,010V_c + 14,286f + 0,004a_p + 0,00003V_c^2 - 25,926f^2 - 0,027V_c f \dots (V.7)$$

$$Rt = 2,852 - 0,065V_c + 88,590f - 0,003a_p + 0,00021V_c^2 - 181,481f^2 - 0,140V_c f \dots (V.8)$$

$$Rz = 3,984 - 0,041V_c + 35,653f - 0,003a_p + 0,00011V_c^2 - 35,318f^2 - 0,074V_c f \dots (V.9)$$

Les valeurs des coefficients de détermination pour les critères de la rugosité: Ra, Rt et Rz sont $R^2 = 99,4\%$, $R^2 = 99,1\%$ et $R^2 = 99,4\%$ respectivement. Les valeurs des coefficients de détermination ajusté de ces modèles des critères de la rugosité: Ra, Rt et Rz sont R^2 ajusté = 99,1%, R^2 ajusté = 98,7% et R^2 ajusté = 99,1% respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Les valeurs des coefficients de détermination sont acceptables, ce qui prouve que les modèles sont significatifs et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

V.4.2 Modèles linéaires (ML)

L'analyse des réponses obtenues à partir de MSR inclut que les termes linéaires. Les modèles linéaires finals de l'équation de réponse en termes de facteurs réels sont présentés comme suit :

$$Ra = 0,468 - 0,003V_c + 4,598f + 0,008a_p \dots\dots\dots(V.10)$$

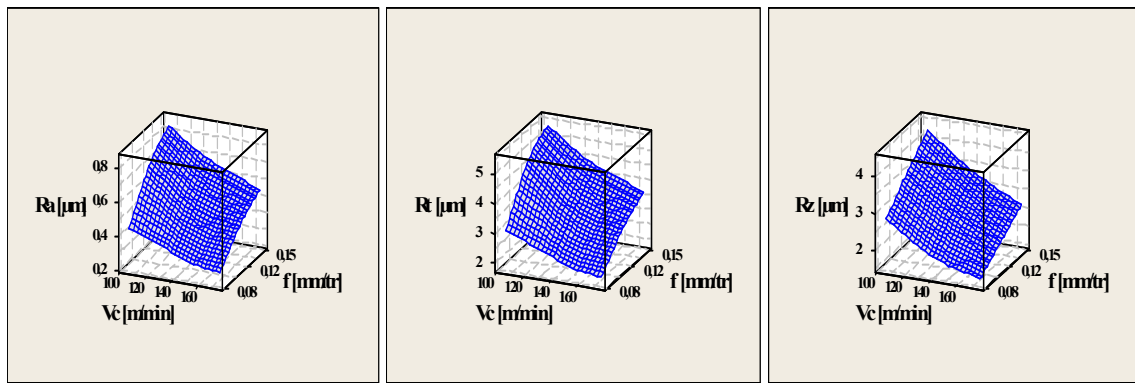
$$Rt = 3,229 - 0,022V_c + 27,294f + 0,099a_p \dots\dots\dots(V.11)$$

$$Rz = 3,273 - 0,020V_c + 17,137f + 0,191a_p \dots\dots\dots(V.12)$$

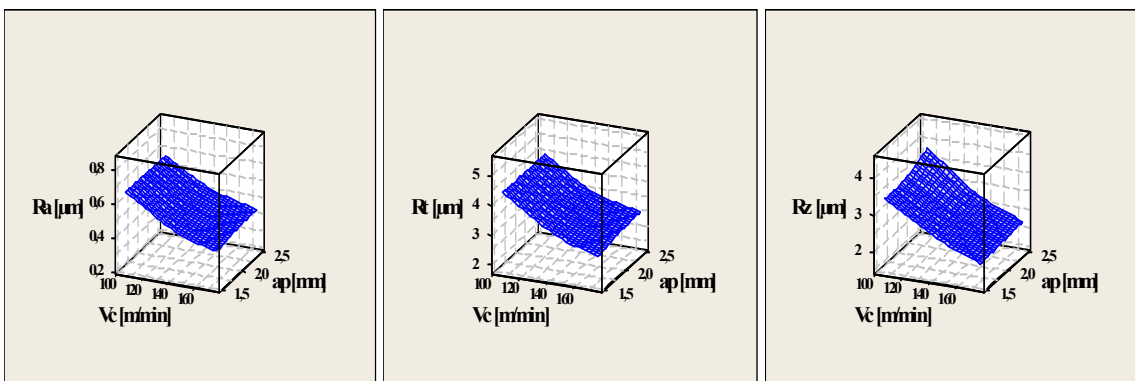
Les valeurs des coefficients de détermination pour les critères de la rugosité: Ra, Rt et Rz sont $R^2 = 95,6\%$, $R^2 = 95,2\%$ et $R^2 = 97,8\%$ respectivement. Les valeurs des coefficients de détermination ajusté de ces modèles des critères de la rugosité: Ra, Rt et Rz sont R^2 ajusté = $95,0\%$, R^2 ajusté = $94,6\%$ et R^2 ajusté = $97,5\%$ respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Les valeurs des coefficients de détermination sont acceptables, ce qui prouve que les modèles sont significatifs et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux

V.4.3 Courbe 3D de la surface de réponse

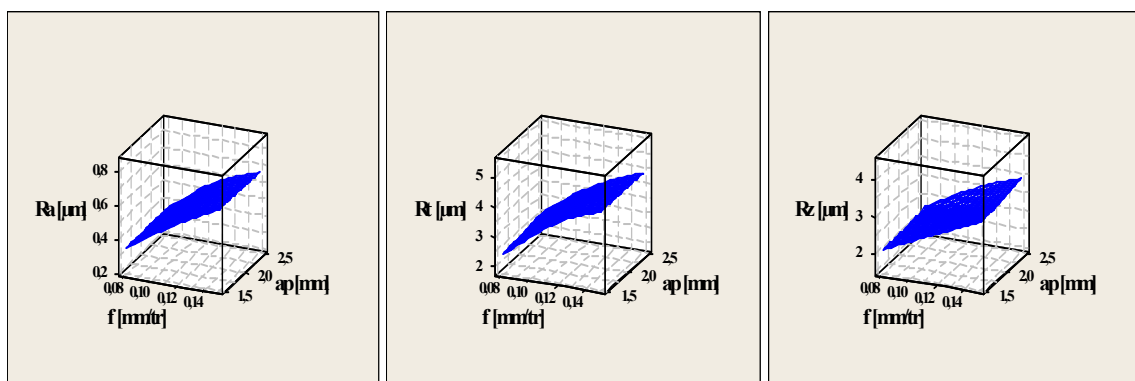
La figure V.10 présente les surfaces de réponse estimées pour les composantes des critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) en fonction de la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe. Pour chaque surface de réponse, les variables non représentées sont maintenues constantes (au niveau médian). La figure V.10a, met en évidence l'impact de la vitesse de coupe V_c et de l'avance f sur les critères de la rugosité, alors que la profondeur de passe a_p est maintenue au niveau moyenne. L'influence de la vitesse de coupe V_c et de la profondeur de passe a_p sur les critères de la rugosité est présentée sur la figure V.10b, cependant l'avance f est maintenue au niveau médian. La figure V.10c présente la surface de réponse estimée des critères de la rugosité par rapport à l'avance f et la profondeur de passe a_p , tandis que la vitesse de coupe V_c est maintenue au niveau médian. Les courbes en 3D confirment les résultats de l'analyse des graphiques des effets principaux et des diagrammes des interactions (figure V.8 et figure V.9). En effet, les courbe 3D de la surface de réponse montrent que l'avance f est le facteur déterminant de l'état de surface. Ces courbes prouvent que la rugosité est inversement proportionnels à l'évolution de la vitesse de coupe V_c .



(a)



(b)



(c)

Figure V.10 : Surfaces de réponse estimées pour les composantes des critères de la rugosité (Ra , Rt et Rz) en fonction de paramètres de coupe (Vc , f et ap).

Les courbes iso-valeurs à plusieurs niveaux qui correspondent aux équations des modèles des critères de la rugosité sont représentées sur la figure V.11. Chaque courbe représente une infinité de combinaisons entre les deux variables : (a) f et Vc , (b) ap et Vc et (c) ap et f .

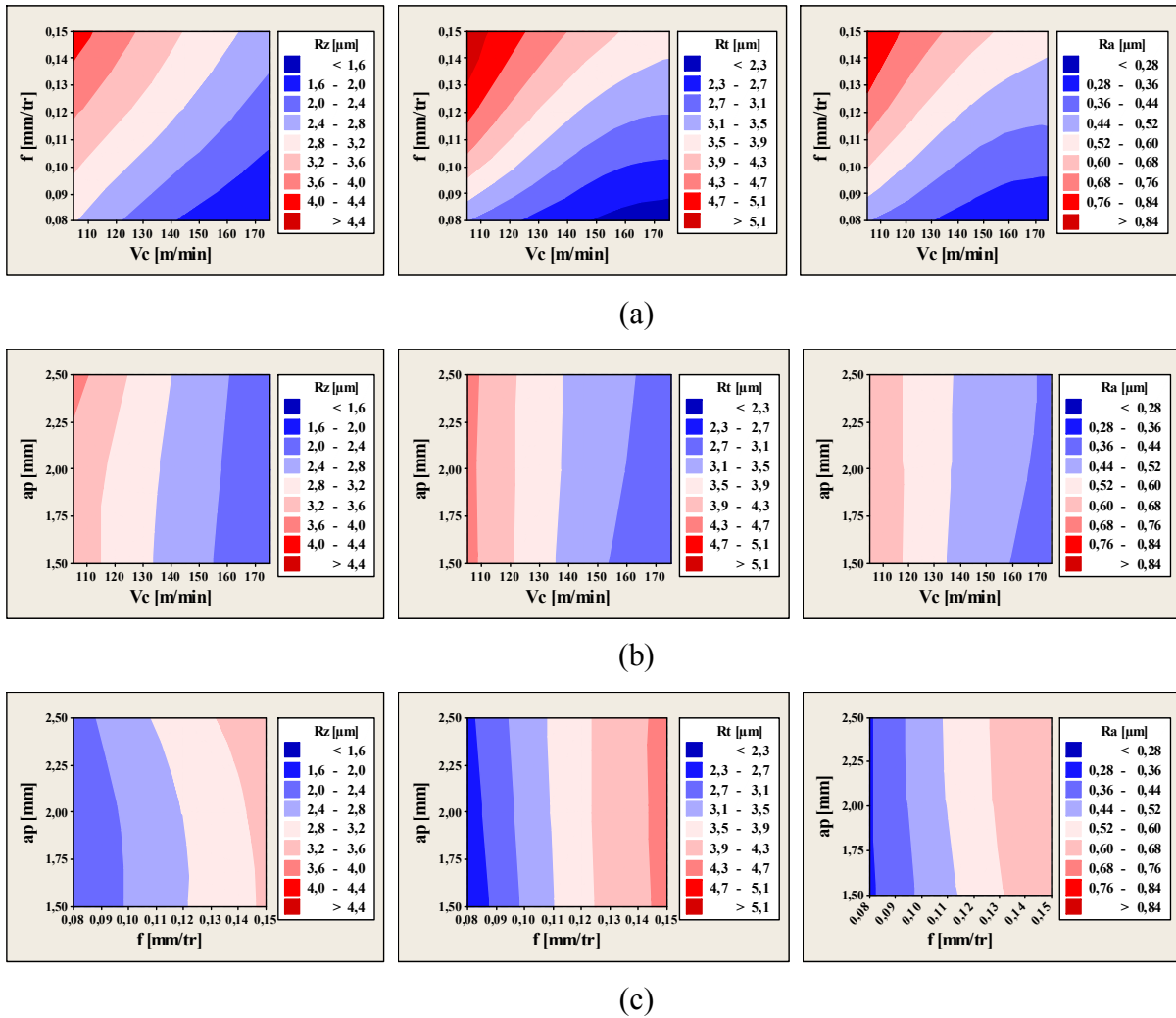


Figure V.11 : Courbes iso-valeurs des modèles des critères de la rugosité.

V.4.4 Modèles exponentiels réduits (MER)

Les modèles mathématiques les plus couramment utilisés s'expriment (conformément aux travaux de Taylor) sous la forme de l'équation suivante :

$$Y = C X_1^{k1} \cdot X_2^{k2} \dots X_n^{kn} \dots \dots \dots (V.13)$$

Pour les critères de la rugosité : $R = C \cdot V_c^\alpha \cdot f^\beta \cdot ap^\gamma \dots \dots \dots (V.14)$

Ou :

- R : Critère de rugosité (Ra, Rt et Rz);
- C : Constante qui tient compte des facteurs non cités dans l'équation (V.14);
- α, β et γ : Exposants qui expriment le degré d'influence des différents facteurs de base (Vc, f et ap) sur la réponse (la rugosité).

Prenons le logarithme de l'équation (V.13), on aboutie alors à l'équation suivante :

$$\ln(R) = \ln(C) + \alpha \ln(Vc) + \beta \ln(f) + \gamma \ln(ap) \dots \dots \dots (V.15)$$

Un changement de variables permet d'écrire l'équation (V.15) sous la forme suivante : $Y = C + \alpha X_1 + \beta X_2 + \gamma X_3 \dots \dots \dots (V.16)$

La réponse estimée peut être écrite comme suit :

$$Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 \dots \dots \dots (V.17)$$

Où :

- $Y = \text{Ln}(R)$: Est le critère de la rugosité mesuré avec une échelle logarithmique;
- $X_1 = \text{Ln}(Vc)$, $X_2 = \text{Ln}(f)$, $X_3 = \text{Ln}(ap)$, $a_0 = \text{Ln}(C)$, $a_1 = \alpha$, $a_2 = \beta$ et $a_3 = \gamma$ sont les paramètres du modèle à l'échelle logarithmique.

Les différents coefficients de l'équation (V.17) seront estimés par la méthode de surface de réponse. Le modèle (V.13) ne tient pas compte des effets des interactions réciproques entre les variables indépendantes (Vc , f et ap), notamment lorsqu'ils sont significatifs, pour faire, un modèle multi-régression polynomiale de second ordre pourrait être utilisée. Celui-ci, est un modèle non linéaire par rapport aux variables indépendantes mais linéaire par rapport aux coefficients qui permet de caractériser l'influence des carrées et des produits croisés. Selon ce modèle, l'équation pourrait être exprimée comme suit :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^3 a_i X_i + \sum_{i=1}^3 a_{ii} X_i^2 + \sum_{i < j}^3 a_{ij} X_i X_j \dots \dots \dots (V.18)$$

L'utilisation de la méthode de surface de réponse permet de déterminer les coefficients des termes logarithmiques (a_0 , a_i , a_{ii} et a_{ij}).

Saisissons maintenant l'exponentiel de l'équation (V.16), on obtient alors les modèles suivants :

$$Ra = e^{14,637} \cdot Vc^{-5,672} \cdot f^{-2,107} \cdot ap^{-1,282} \cdot Vc^{\text{Ln}(Vc^{0,490})} \cdot f^{\text{Ln}(f^{-0,611})} \cdot Vc^{\text{Ln}(f^{0,090})} \cdot Vc^{\text{Ln}(ap^{0,269})} \dots \dots \dots (V.19)$$

$$Rt = e^{15,523} \cdot Vc^{-5,364} \cdot f^{-1,795} \cdot ap^{-0,463} \cdot Vc^{\text{Ln}(Vc^{0,480})} \cdot f^{\text{Ln}(f^{-0,567})} \cdot Vc^{\text{Ln}(f^{0,072})} \cdot f^{\text{Ln}(ap^{-0,248})} \dots \dots \dots (V.20)$$

$$Rz = e^{-0,238} \cdot Vc^{1,397} \cdot f^{-0,967} \cdot Vc^{\text{Ln}(Vc^{-0,180})} \cdot f^{\text{Ln}(f^{-0,060})} \cdot Vc^{\text{Ln}(f^{0,289})} \dots \dots \dots (V.21)$$

Les valeurs des coefficients de détermination pour les critères de la rugosité: Ra , Rt et Rz sont $R^2 = 99,6\%$, $R^2 = 99,4\%$ et $R^2 = 98,5\%$ respectivement. Les valeurs des coefficients de détermination ajusté de ces modèles des critères de la rugosité: Ra , Rt et Rz sont R^2 ajusté = $99,5\%$, R^2 ajusté = $99,2\%$ et R^2 ajusté = $99,3\%$ respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Les valeurs des coefficients de détermination sont élevées, ce qui prouve que les modèles sont hautement significatifs et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

V.4.5 Modèles de Gilbert (MG)

$$Ra = e^{5,967} \cdot Vc^{-0,891} \cdot f^{1,054} \cdot ap^{0,043} \dots\dots\dots(V.22)$$

$$Rt = e^{7,201} \cdot Vc^{-0,816} \cdot f^{0,919} \cdot ap^{0,079} \dots\dots\dots(V.23)$$

$$Rz = e^{7,389} \cdot Vc^{-0,996} \cdot f^{0,723} \cdot ap^{0,124} \dots\dots\dots(V.24)$$

Les valeurs des coefficients de détermination pour les critères de la rugosité: Ra, Rt et Rz sont $R^2 = 98,7\%$, $R^2 = 98,2\%$ et $R^2 = 99,0\%$ respectivement. Les valeurs des coefficients de détermination ajusté de ces modèles des critères de la rugosité: Ra, Rt et Rz sont R^2 ajusté = $98,6\%$, R^2 ajusté = $98,0\%$ et R^2 ajusté = $98,8\%$ respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Les valeurs des coefficients de détermination sont acceptables, ce qui prouve que les modèles sont significatifs et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

V.5 Modélisation des critères de la rugosité par l'Algorithmes génétiques (AIG)

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Leur fonctionnement est extrêmement simple. On part d'une population de chromosomes initiale arbitrairement choisis et on évalue la performance (fitness) relative de chaque chromosome. Un algorithme génétique est un algorithme itératif de recherche d'optimum, il manipule une population de taille constante. La taille constante de la population entraîne un phénomène de compétition entre les chromosomes. Chaque chromosome représentée le codage d'une solution potentielle au problème à résoudre, il est constitué d'un ensemble d'éléments appelés gènes, pouvant prendre plusieurs appartenant à un alphabet non forcément numérique. A chaque itération, appelé génération, est créée une nouvelle population avec le même nombre de chromosomes. Cette génération est constituée des chromosomes les mieux adaptés à leur environnement. Au fur et à mesure des générations, les chromosomes vont tendre vers l'optimum de la fonction d'évolution. La création d'une nouvelle population à partir de la précédente se fait par application des opérateurs génétiques à savoir : la sélection, le croisement et la mutation. Néanmoins, il est quand même important qu'une partie de la population survive à la nouvelle génération. C'est pour cela que le modèle élitiste a été également adopté. Une hybridation avec une méthode de recherche locale a été envisagée en fin d'exécution de l'algorithme afin de faire un entraînement plus subtil.

Nous allons nous intéresser principalement à l'application d'un algorithme génétique simple pour déterminer les coefficients des modèles issue de l'analyse par la méthodologie de surface de réponse. L'architecture des modèles choisis est typiquement celle des modèles jugés les plus adaptés pour l'estimation des critères de la rugosité. Ce jugement est lié aux valeurs des coefficients de détermination. Par conséquent, les modèles retenus sont ceux de type exponentiel (associés aux

coefficients de détermination les plus élevés). L'approche génétique utilisée est basée sur la minimisation d'une fonction d'évaluation (fitness fonction). Cette dernière est choisie parmi les fonctions erreur largement répandues à savoir : l'erreur quadratique moyenne (MSE).

V.5.1 Principaux paramètres

Les opérations de l'algorithme génétique sont guidées par un certain nombre de paramètres structurels donnés. Le type et la valeur de ces paramètres influence la réussite ou non et la rapidité d'un algorithme génétique.

Les algorithmes génétiques sont alors basés sur les phases suivantes :

- **Initialisation:** Une population initiale de N chromosomes est tirée aléatoirement;
- **Evaluation:** Chaque chromosomes est décodé, puis évalué;
- **Sélection:** Création d'une nouvelle population de N chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée;
- **Reproduction:** Possibilité de croisement et mutation au sein de la nouvelle population;
- **Retour** à la phase d'évaluation jusqu'à l'arrêt de l'algorithme.

V.5.2 Récapitulative des opérateurs de l'algorithme génétique

Type de population : Vecteur Double ; Taille de la population : 2000 individus ; Fonction de création : Uniforme ; Fonction de sélection : Roulette (La roue de loterie biaisée) ; Nombre d'élitisme est de 2 ; Mutation : Gaussien ; Fonction de croisement : Heuristique, probabilité $p = 0,80$; Direction des migrations : Vers l'avant ; Fonction d'hybridation : fminsearch ; Critère d'arrêt : 300 générations, tolérance : 1E-006.

$$Ra = e^{14,637} \cdot Vc^{-5,672} \cdot f^{-2,107} \cdot ap^{-1,282} \cdot Vc^{Ln(Vc^{0,490})} \cdot f^{Ln(f^{-0,611})} \cdot Vc^{Ln(f^{0,090})} \cdot Vc^{Ln(ap^{0,269})} \dots (V.25)$$

$$Rt = e^{15,867} \cdot Vc^{-5,507} \cdot f^{-1,962} \cdot ap^{-0,975} \cdot Vc^{Ln(Vc^{0,480})} \cdot f^{Ln(f^{-0,567})} \cdot Vc^{Ln(f^{0,072})} \cdot Vc^{Ln(ap^{0,214})} \dots (V.26)$$

$$Rz = e^{-0,843} \cdot Vc^{1,503} \cdot f^{-0,967} \cdot ap^{0,901} \cdot Vc^{Ln(Vc^{-0,180})} \cdot f^{Ln(f^{-0,060})} \cdot Vc^{Ln(f^{0,289})} \cdot Vc^{Ln(ap^{-0,158})} \dots (V.27)$$

Les valeurs des coefficients de détermination pour les critères de la rugosité: Ra, Rt et Rz sont $R^2 = 99,6\%$, $R^2 = 99,2\%$ et $R^2 = 99,4\%$ respectivement. Les valeurs des coefficients de détermination ajusté de ces modèles des critères de la rugosité: Ra, Rt et Rz sont R^2 ajusté = $99,5\%$, R^2 ajusté = $98,9\%$ et R^2 ajusté = $99,2\%$ respectivement. Ils représentent une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. Les valeurs des coefficients de détermination sont acceptables, ce qui prouve que les modèles sont significatifs et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

V.6 Tests et validation

Le tableau V-15 présente les essais pour tester et valider les critères de la rugosité.

Tableau V-15: Résultats des tests et aux validations des critères de la rugosité.

Essais	Facteurs			Rugosité		
	Vc [m/min]	f [mm/tr]	ap [mm]	Ra [μm]	Rt [μm]	Rz [μm]
1	110	0,09	1	0,54	3,01	2,95
2	110	0,09	2	0,53	3,31	3,15
3	110	0,09	3	0,51	3,51	3,22
4	110	0,11	1	0,61	3,51	3,13
5	110	0,11	2	0,59	3,91	3,33
6	110	0,11	3	0,60	3,81	3,40
7	110	0,14	1	0,68	4,31	3,49
8	110	0,14	2	0,65	4,51	3,69
9	110	0,14	3	0,66	4,51	3,76
10	125	0,09	1	0,44	2,91	2,56
11	125	0,09	2	0,45	3,11	2,72
12	125	0,09	3	0,48	3,21	2,79
13	125	0,11	1	0,51	3,41	2,71
14	125	0,11	2	0,52	3,71	2,89
15	125	0,11	3	0,53	4,01	2,96
16	125	0,14	1	0,62	4,01	3,05
17	125	0,14	2	0,61	4,11	3,25
18	125	0,14	3	0,62	4,11	3,32
19	155	0,09	1	0,36	2,51	2,02
20	155	0,09	2	0,40	2,71	2,16
21	155	0,09	3	0,42	2,81	2,23
22	155	0,11	1	0,41	2,71	2,12
23	155	0,11	2	0,48	2,91	2,29
24	155	0,11	3	0,50	3,01	2,35
25	155	0,14	1	0,49	3,11	2,30
26	155	0,14	2	0,50	3,31	2,57
27	155	0,14	3	0,54	3,31	2,63

Les résultats des tests et des validations des modèles obtenus sont présentés dans le tableau V-16. Les 9 premiers sont réservés aux tests et ceux des 18 essais restant sont alloués à la validation.

Tableau V-16: Résultats des tests et des validations des modèles obtenus.

	Valeurs expérimentales de Ra [μm]	Valeurs estimées de Ra [μm]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
Tests	0,54	0,43	0,56	0,50	0,47	0,50
	0,53	0,43	0,57	0,50	0,48	0,50
	0,51	0,44	0,58	0,49	0,49	0,49
	0,61	0,55	0,65	0,63	0,58	0,63
	0,59	0,56	0,66	0,63	0,60	0,63
	0,60	0,56	0,67	0,62	0,61	0,62

	0,68	0,70	0,79	0,78	0,75	0,78
	0,65	0,70	0,80	0,77	0,77	0,77
	0,66	0,71	0,81	0,76	0,78	0,76
	R²	96,3	94,3	96,9	93,7	97,5
	MSE	0,0056	0,0013	0,0055	0,0018	0,0037
Validations	0,44	0,35	0,51	0,43	0,42	0,43
	0,45	0,35	0,52	0,44	0,43	0,44
	0,48	0,36	0,53	0,44	0,44	0,44
	0,51	0,46	0,61	0,54	0,52	0,54
	0,52	0,47	0,61	0,55	0,53	0,55
	0,53	0,47	0,62	0,55	0,54	0,55
	0,62	0,60	0,74	0,67	0,67	0,67
	0,61	0,60	0,75	0,68	0,69	0,68
	0,62	0,61	0,76	0,68	0,70	0,68
	0,36	0,23	0,42	0,34	0,34	0,34
	0,40	0,23	0,43	0,36	0,36	0,36
	0,42	0,24	0,44	0,37	0,36	0,37
	0,41	0,33	0,52	0,43	0,43	0,43
	0,48	0,33	0,52	0,46	0,44	0,46
	0,50	0,34	0,53	0,47	0,45	0,47
	0,49	0,44	0,65	0,54	0,55	0,54
	0,50	0,44	0,66	0,57	0,57	0,57
	0,54	0,44	0,67	0,59	0,58	0,59
	R²	89,4	89,3	92,6	91,4	91,9
	MSE	0,0015	0,0017	0,0012	0,0010	0,0014

(a)

	Valeurs expérimentales de Rt [μm]	Valeurs estimées de Rt [μm]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
Tests	3,01	3,36	3,36	3,11	3,17	3,35
	3,31	3,35	3,46	3,41	3,34	3,42
	3,51	3,35	3,56	3,60	3,45	3,46
	3,51	4,09	3,91	3,93	3,81	4,09
	3,91	4,09	4,01	4,16	4,02	4,18
	3,81	4,09	4,11	4,31	4,15	4,23
	4,31	4,93	4,73	4,89	4,75	4,89
	4,51	4,93	4,83	4,97	5,02	5,00
	4,51	4,92	4,93	5,02	5,18	5,06
	R²	94,3	96,2	97,8	97,0	95,1
	MSE	0,4096	0,1786	0,4222	0,1728	0,4915
Validations	2,91	2,93	3,03	2,75	2,85	2,91
	3,11	2,93	3,13	3,02	3,01	3,03
	3,21	2,93	3,23	3,19	3,11	3,10
	3,41	3,63	3,58	3,48	3,43	3,56
	3,71	3,63	3,68	3,69	3,62	3,70
	4,01	3,62	3,78	3,82	3,74	3,79
	4,01	4,40	4,40	4,34	4,28	4,26
	4,11	4,40	4,50	4,41	4,52	4,44
	4,11	4,39	4,60	4,46	4,67	4,54
	2,51	2,37	2,37	2,32	2,39	2,37

	2,71	2,37	2,47	2,54	2,53	2,55
	2,81	2,36	2,57	2,68	2,61	2,66
	2,71	2,98	2,92	2,94	2,88	2,91
	2,91	2,98	3,02	3,11	3,04	3,13
	3,01	2,98	3,12	3,22	3,14	3,27
	3,11	3,63	3,74	3,68	3,59	3,50
	3,31	3,62	3,84	3,74	3,79	3,77
	3,31	3,62	3,94	3,78	3,92	3,93
	R²	93,3	93,2	95,2	95,0	93,1
	MSE	0,0667	0,0694	0,0680	0,0338	0,1198

(b)

	Valeurs expérimentales de Rz [μm]	Valeurs estimées de Rz [μm]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
Tests	2,95	2,99	2,81	2,89	2,63	2,60
	3,15	2,99	3,00	2,89	2,86	2,90
	3,22	2,99	3,19	2,89	3,01	3,09
	3,13	3,40	3,15	3,30	3,04	2,97
	3,33	3,40	3,34	3,30	3,31	3,31
	3,40	3,40	3,53	3,30	3,48	3,53
	3,49	3,96	3,66	3,86	3,62	3,47
	3,69	3,96	3,85	3,86	3,94	3,87
	3,76	3,96	4,05	3,86	4,15	4,13
	R²	91,8	92,4	92,3	92,3	93,2
	MSE	0,1617	0,1875	0,1624	0,1246	0,1551
Validations	2,56	2,66	2,51	2,54	2,31	2,31
	2,72	2,66	2,70	2,54	2,52	2,54
	2,79	2,66	2,89	2,54	2,65	2,69
	2,71	3,05	2,85	2,92	2,68	2,66
	2,89	3,05	3,04	2,92	2,92	2,93
	2,96	3,05	3,23	2,92	3,07	3,10
	3,05	3,58	3,36	3,44	3,19	3,14
	3,25	3,58	3,55	3,44	3,47	3,45
	3,32	3,57	3,75	3,44	3,65	3,65
	2,02	2,16	1,91	2,01	1,87	1,88
	2,16	2,16	2,10	2,01	2,04	2,02
	2,23	2,15	2,29	2,01	2,14	2,10
	2,12	2,50	2,25	2,35	2,16	2,19
	2,29	2,50	2,44	2,35	2,35	2,35
	2,35	2,50	2,63	2,35	2,47	2,45
	2,30	2,96	2,76	2,81	2,57	2,62
	2,57	2,96	2,95	2,81	2,80	2,81
	2,63	2,96	3,15	2,81	2,95	2,94
	R²	95,4	97,6	95,9	97,9	98,2
	MSE	0,0137	0,0178	0,8317	0,0052	0,0064

(c)

V.6 Comparaison entre les critères de la rugosité expérimentaux et estimés

La comparaison entre les valeurs expérimentales des critères de la rugosité et celles estimées par les différents modèles obtenus par la méthodologie de surface de réponse et algorithme génétique, est présentée numériquement dans le tableau V-17 et graphiquement sur la figure V.8. Bien que les modèles ou les termes des interactions donnent de très bons résultats, il s'est avéré clairement que les modèles issus des algorithmes génétiques donnent des résultats excellents.

Tableau V-17: Comparaison entre les critères de la rugosité expérimentaux et estimés :
(a) Ra, (b) Rt et (c) Rz.

Essais	Valeurs expérimentales de Ra [μm]	Valeurs estimées de Ra [μm]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
1	0,45	0,39	0,53	0,45	0,44	0,45
2	0,45	0,39	0,54	0,45	0,44	0,45
3	0,43	0,40	0,54	0,45	0,45	0,45
4	0,71	0,64	0,72	0,72	0,67	0,72
5	0,72	0,64	0,72	0,71	0,68	0,71
6	0,74	0,65	0,72	0,71	0,69	0,71
7	0,85	0,78	0,85	0,86	0,85	0,86
8	0,83	0,78	0,86	0,85	0,86	0,85
9	0,81	0,78	0,86	0,84	0,87	0,84
10	0,32	0,21	0,41	0,32	0,33	0,32
11	0,32	0,21	0,42	0,33	0,33	0,33
12	0,33	0,21	0,42	0,33	0,34	0,33
13	0,49	0,41	0,60	0,52	0,50	0,52
14	0,52	0,41	0,60	0,52	0,51	0,52
15	0,51	0,42	0,60	0,53	0,52	0,53
16	0,63	0,51	0,73	0,62	0,64	0,62
17	0,63	0,52	0,74	0,63	0,65	0,63
18	0,64	0,52	0,74	0,63	0,65	0,63
19	0,27	0,13	0,32	0,27	0,28	0,27
20	0,28	0,13	0,33	0,28	0,28	0,28
21	0,29	0,13	0,33	0,29	0,28	0,29
22	0,44	0,30	0,51	0,45	0,43	0,45
23	0,46	0,31	0,51	0,46	0,43	0,46
24	0,47	0,31	0,51	0,47	0,44	0,47
25	0,53	0,38	0,64	0,53	0,54	0,53
26	0,55	0,38	0,65	0,55	0,55	0,55
27	0,54	0,38	0,65	0,56	0,55	0,56

(a)

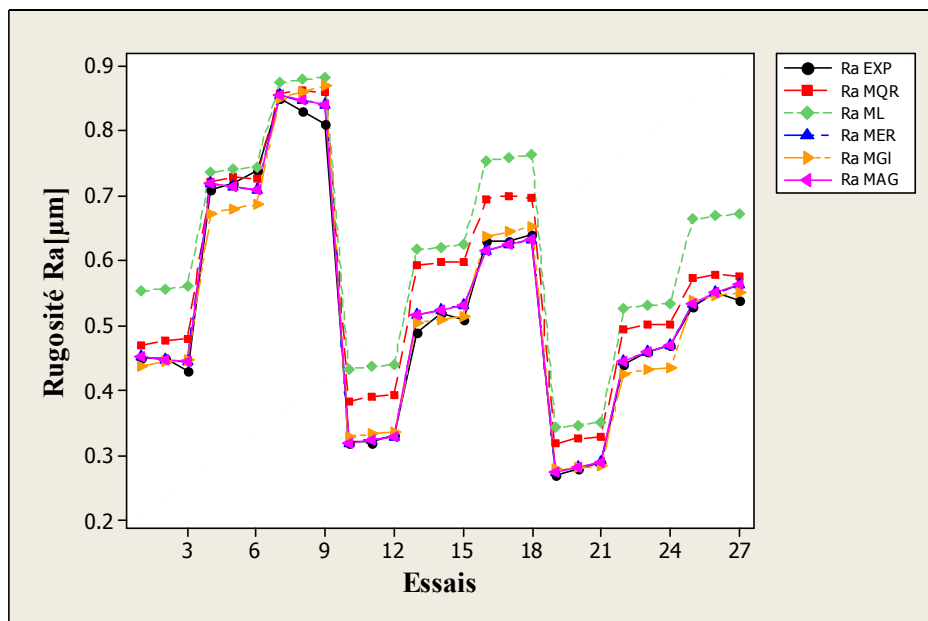
Essais	Valeurs expérimentales de Rt [μm]	Valeurs estimées de Rt [μm]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
1	2,91	3,09	3,25	2,98	3,05	3,11
2	3,05	3,09	3,30	3,12	3,12	3,13
3	3,34	3,08	3,35	3,24	3,17	3,14
4	4,93	4,59	4,34	4,61	4,42	4,68
5	4,79	4,59	4,39	4,69	4,52	4,71
6	4,71	4,59	4,44	4,76	4,61	4,73
7	5,43	5,34	5,16	5,41	5,43	5,41
8	5,37	5,34	5,21	5,42	5,55	5,44
9	5,23	5,33	5,26	5,43	5,65	5,47
10	2,29	2,14	2,37	2,21	2,34	2,27
11	2,37	2,14	2,42	2,32	2,40	2,33
12	2,32	2,14	2,47	2,41	2,44	2,37
13	3,39	3,42	3,46	3,45	3,40	3,44
14	3,45	3,42	3,51	3,52	3,48	3,53
15	3,49	3,42	3,56	3,56	3,54	3,61
16	4,11	4,00	4,28	4,07	4,17	4,00
17	4,16	4,00	4,33	4,08	4,27	4,11
18	4,23	3,99	4,38	4,09	4,34	4,19
19	1,92	1,87	1,71	1,95	2,01	1,97
20	2,07	1,87	1,76	2,04	2,05	2,05
21	2,15	1,87	1,81	2,12	2,09	2,11
22	2,98	2,98	2,80	3,06	2,92	3,02
23	3,14	2,98	2,85	3,11	2,98	3,13
24	3,22	2,98	2,90	3,16	3,04	3,22
25	3,55	3,43	3,62	3,62	3,58	3,52
26	3,64	3,43	3,67	3,62	3,66	3,65
27	3,71	3,43	3,72	3,63	3,73	3,76

(b)

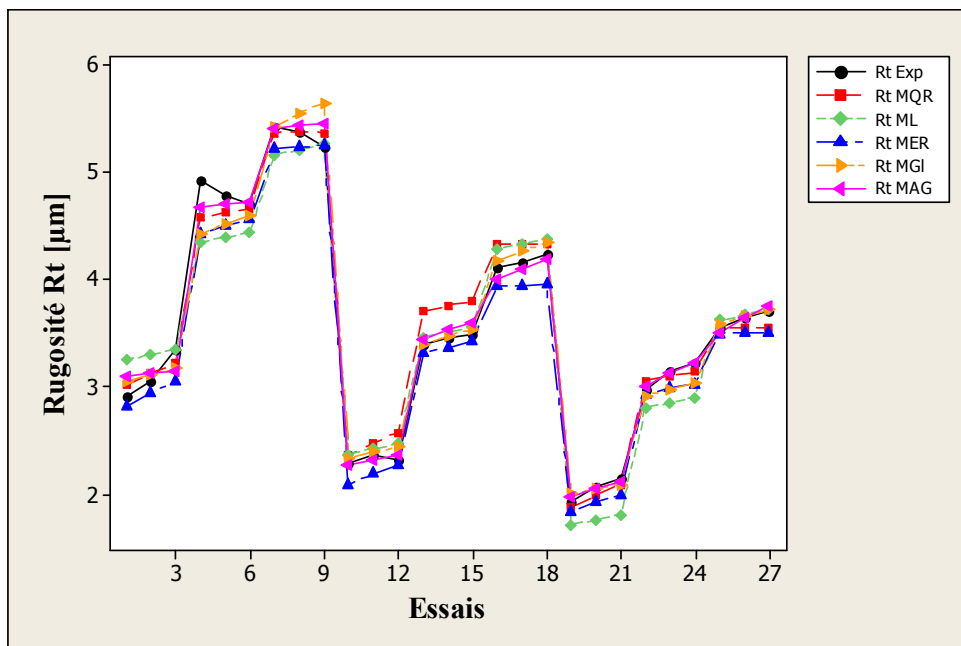
Essais	Valeurs expérimentales de Rz [μm]	Valeurs estimées de Rz [μm]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
1	2,72	2,89	2,83	2,79	2,66	2,67
2	2,83	2,89	2,93	2,79	2,76	2,80
3	2,95	2,89	3,02	2,79	2,83	2,91
4	3,52	3,72	3,52	3,65	3,56	3,49
5	3,45	3,72	3,61	3,65	3,69	3,66
6	3,95	3,72	3,71	3,65	3,80	3,80
7	4,05	4,28	4,03	4,19	4,19	4,00
8	4,11	4,27	4,13	4,19	4,34	4,20
9	4,42	4,27	4,22	4,19	4,46	4,36
10	1,92	2,12	2,03	1,98	1,93	1,92
11	1,88	2,11	2,13	1,98	2,00	1,98
12	2,02	2,11	2,22	1,98	2,05	2,04
13	2,66	2,83	2,72	2,68	2,58	2,60
14	2,78	2,83	2,81	2,68	2,68	2,69
15	2,81	2,83	2,91	2,68	2,75	2,76
16	3,12	3,29	3,23	3,15	3,04	3,05

17	3,18	3,29	3,33	3,15	3,15	3,15
18	3,22	3,29	3,42	3,15	3,24	3,23
19	1,58	1,76	1,43	1,59	1,60	1,56
20	1,62	1,76	1,53	1,59	1,66	1,59
21	1,68	1,76	1,62	1,59	1,70	1,63
22	2,12	2,39	2,12	2,21	2,14	2,16
23	2,18	2,39	2,21	2,21	2,22	2,21
24	2,26	2,39	2,31	2,21	2,28	2,25
25	2,57	2,78	2,63	2,62	2,52	2,56
26	2,62	2,78	2,73	2,62	2,61	2,62
27	2,67	2,78	2,82	2,62	2,68	2,67

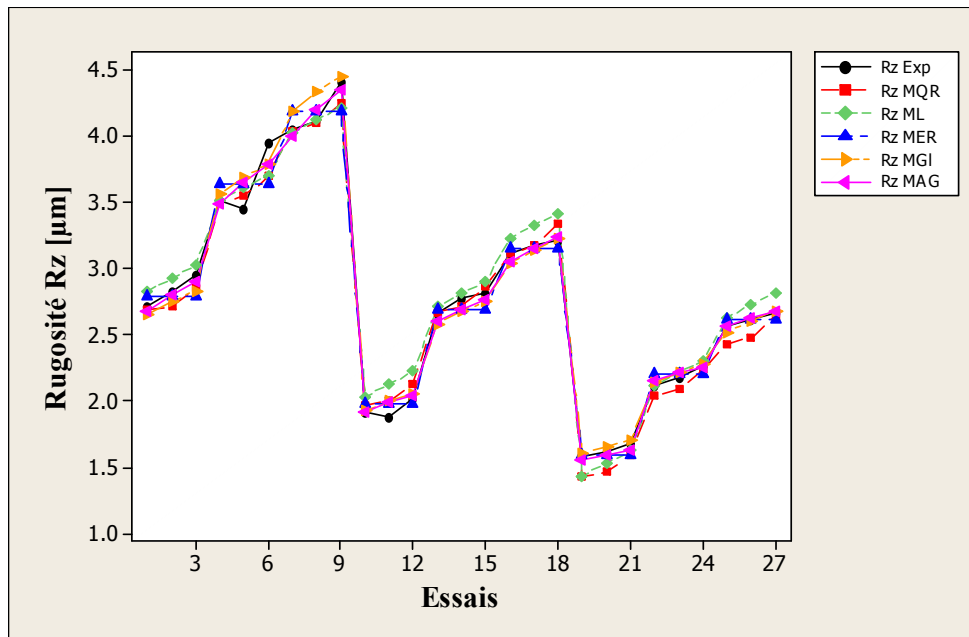
(c)



(a)



(b)



(c)

Figure V.12: Courbes des critères de la rugosité expérimentaux et estimés :
(a) Ra, (b) Rt et (c) Rz.

V.7 Optimisation des critères de la rugosité

L'optimisation d'une réponse consiste à définir un réglage des facteurs permettant de satisfaire au mieux les exigences énoncées en termes de réponse. Pour cela, chaque paramètre dans la conception RSM a été étudié à trois niveaux différents. Le choix de ces derniers pour chaque variable est exigé par cette conception afin d'exposer la région de la surface de réponse à proximité de l'optimum. L'optimisation de réponses multiples est une méthode permettant un compromis entre diverses réponses. La désirabilité globale (D) indique dans quelle mesure vous avez satisfait aux objectifs combinés pour toutes les réponses. Elle est comprise entre 0 et 1.

- 1 : Représente le cas idéal ;
- 0 : Indique qu'une ou plusieurs réponses se situent en dehors des limites acceptables.

Le tableau V-18 montre les résultats d'optimisation par MSR des composantes des critères de la rugosité. Les paramètres de coupe optimaux obtenus s'avèrent : la vitesse de coupe de 175m/min, l'avance de 0,08 mm/tr et la profondeur de passe de 1,5 mm. Les critères de la rugosité optimisés sont : $Ra = 0,2663\mu\text{m}$, $Rt = 1,8837\mu\text{m}$ et $Rz = 1,5870\mu\text{m}$

Tableau V-18 : Optimisation des critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz).

Réponses	Objectifs	Solution globale			Valeur inférieure	Valeur supérieure	Réponse prévus	Désirabilité individuelle
		Vc (m/min)	f (mm/tr)	ap (mm)				
Ra [μm]	Minimum	175	0,08	1,5	0,27	0,85	0,2663	1
Rt [μm]	Minimum	175	0,08	1,5	1,92	5,43	1,8837	1
Rz [μm]	Minimum	175	0,08	1,5	1,58	4,05	1,5870	0,99718
Désirabilité composite =0,99906								

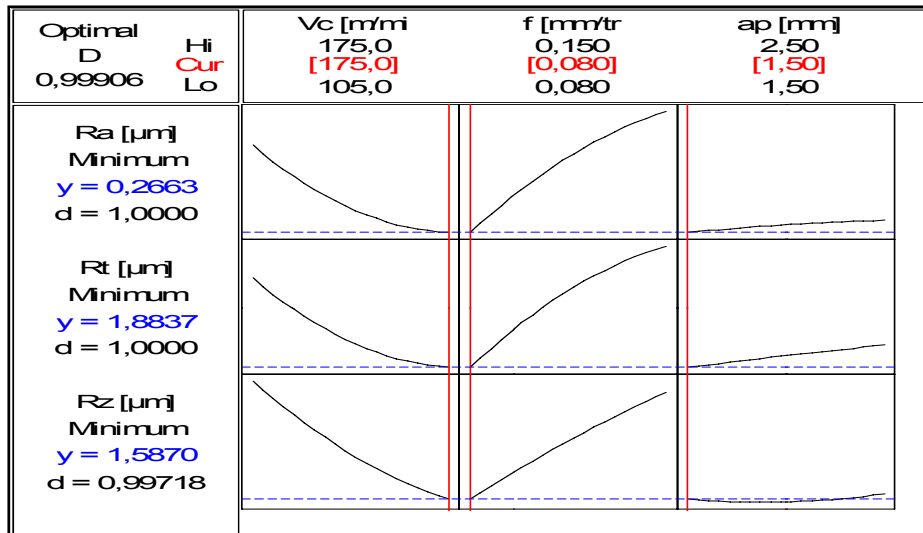


Figure V.13 : Diagramme d'optimisation de réponses multiples des critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz).

CHAPITRE VI

Analyse et modélisation de l'usure de l'outil

VI.1 Introduction

Dans cette partie, nous allons étudier l'évolution d'usure (usure en dépouille VB et usure en cratère KT), en fonction du temps, et son impact sur les critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) et les efforts de coupe (Fa, Fc et Fp). Ensuite une modélisation de l'usure sera faite en utilisant la méthode de surface de réponse et l'algorithme génétique pour optimiser les conditions de coupe.

VI.2 Résultats expérimentales

VI.2.1 Evolution d'usure en fonction du temps

Pour suivre l'évolution d'usure en dépouille VB et l'usure en cratère KT en fonction du temps, 9 essais ont été faits. Durant ces derniers, la profondeur de passe a_p est constante et égale à 1,5 mm. Les résultats obtenus sont présentés sur les tableaux V1-1 et illustrés graphiquement sur les figures VI.1.

Tableau VI-1 : Résultats de l'usure (VB et KT), les critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) et les efforts de coupe (Fa, Fc et Fp) en fonction des paramètres du régime de coupe.

Régime N°1 : $V_c = 105$ m/min, $f = 0,08$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm et $L = 300$ mm										
Essai	Durée d'essai (min)	Cumuls des durées (min)	Usure en dépouille VB (mm)	Usure en cratère KT (mm)	Rugosité (μm)			Efforts de coupe (N)		
					Ra	Rt	Rz	Fa	Fc	Fp
1	1	1	0,064	0,004	0,44	3,52	2,32	99,999	136,321	224,508
2	1	2	0,080	0,006	0,47	3,63	2,54	97,230	135,709	219,230
3	2	4	0,109	0,008	0,50	3,95	2,70	98,468	134,790	209,100
4	3	7	0,121	0,012	0,51	4,04	2,93	100,087	136,428	221,559
5	4	11	0,135	0,015	0,52	4,10	3,04	102,899	138,182	235,488
6	5	16	0,164	0,024	0,59	4,43	3,26	104,576	149,740	266,930
7	6	24	0,191	0,038	0,63	4,66	3,43	100,605	140,278	244,201
8	6	30	0,215	0,054	0,77	4,84	3,98	109,918	151,271	269,219
9	9	39	0,247	0,066	0,67	4,42	3,52	116,330	154,020	287,220
10	9	48	0,277	0,080	0,51	3,83	3,13	118,939	166,219	307,516
11	9	57	0,318	0,088	0,54	4,25	3,22	124,259	172,630	315,295

(a)

Régime N°2 : $V_c = 105$ m/min, $f = 0,12$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm et $L = 300$ mm										
Essai	Durée d'essai (min)	Cumuls des durées (min)	Usure en dépouille VB (mm)	Usure en cratère KT (mm)	Rugosité (μm)			Efforts de coupe (N)		
					Ra	Rt	Rz	Fa	Fc	Fp
1	1	1	0,069	0,009	0,57	4,03	3,42	97,120	149,209	250,358
2	1	2	0,099	0,011	0,58	4,12	3,54	97,958	150,232	268,551
3	2	4	0,124	0,021	0,59	4,24	3,56	99,688	151,160	271,359
4	3	7	0,134	0,023	0,62	4,33	3,73	103,786	156,586	290,485
5	3	10	0,157	0,034	0,64	4,40	3,80	105,651	160,732	312,246
6	4	14	0,195	0,044	0,66	4,52	4,02	109,310	168,050	326,289
7	5	19	0,202	0,051	0,70	4,92	4,24	113,426	174,459	336,210
8	6	25	0,217	0,064	0,75	5,13	4,32	123,954	177,511	350,088
9	6	31	0,231	0,074	0,76	5,26	4,54	125,330	186,360	364,430

10	6	37	0,252	0,081	0,82	5,54	4,83	130,132	197,589	371,201
11	6	43	0,269	0,087	0,97	6,25	5,35	129,679	191,550	372,830
12	3	46	0,289	0,092	1,16	6,83	5,64	128,074	188,432	354,209
13	2	48	0,312	0,098	1,20	7,54	5,64	133,561	198,920	377,712

(b)

Régime N°3 : Vc = 105 m/min, f = 0,15 mm/tr, ap = 1,5 mm et L= 300 mm										
Essai	Durée d'essai (min)	Cumuls des durées (min)	Usure en dépouille VB (mm)	Usure en cratère KT (mm)	Rugosité (μm)			Efforts de coupe (N)		
					Ra	Rt	Rz	Fa	Fc	Fp
1	1	1	0,073	0,018	1,02	6,03	4,53	116,019	189,110	325,521
2	1	2	0,101	0,035	1,04	6,12	4,44	119,071	194,566	333,765
3	2	4	0,147	0,053	0,86	5,85	4,25	114,498	184,369	323,154
4	3	7	0,171	0,063	0,67	5,23	3,73	112,356	177,210	294,854
5	3	10	0,184	0,068	0,60	4,90	3,53	108,541	171,988	270,586
6	4	14	0,200	0,072	0,58	4,83	3,34	94,472	158,021	255,332
7	5	19	0,219	0,076	0,54	4,72	3,42	100,926	171,110	293,021
8	5	24	0,233	0,081	0,71	5,32	4,04	113,264	195,661	312,400
9	6	30	0,252	0,089	0,90	6,14	4,52	116,600	198,988	330,254
10	6	36	0,276	0,095	1,16	6,96	4,83	119,069	199,709	338,488
11	3	39	0,310	0,102	1,52	8,35	6,03	120,289	203,152	354,210

(c)

Régime N°4 : Vc = 145 m/min, f = 0,08 mm/tr, ap = 1,5 mm et L= 300 mm										
Essai	Durée d'essai (min)	Cumuls des durées (min)	Usure en dépouille VB (mm)	Usure en cratère KT (mm)	Rugosité (μm)			Efforts de coupe (N)		
					Ra	Rt	Rz	Fa	Fc	Fp
1	1	1	0,070	0,023	0,42	3,03	2,43	79,988	119,232	169,460
2	1	2	0,088	0,043	0,42	2,94	2,33	79,699	120,054	170,968
3	2	4	0,121	0,068	0,52	4,15	3,15	82,590	128,588	173,836
4	3	7	0,159	0,072	0,57	4,25	3,25	85,256	131,132	196,699
5	4	11	0,192	0,085	0,59	4,24	3,23	86,910	137,580	202,450
6	5	16	0,235	0,092	0,52	4,03	3,04	84,521	131,232	185,654
7	6	22	0,265	0,098	0,49	3,72	2,82	87,176	135,054	195,321
8	6	28	0,291	0,107	0,80	5,62	4,14	89,276	138,452	228,556
9	4	32	0,316	0,114	0,93	6,34	3,83	98,032	142,732	256,200

(d)

Régime N°5 : Vc = 145 m/min, f = 0,12 mm/tr, ap = 1,5 mm et L= 300 mm										
Essai	Durée d'essai (min)	Cumuls des durées (min)	Usure en dépouille VB (mm)	Usure en cratère KT (mm)	Rugosité (μm)			Efforts de coupe (N)		
					Ra	Rt	Rz	Fa	Fc	Fp
1	1	1	0,091	0,045	0,46	3,53	2,42	72,756	111,855	170,132
2	1	2	0,119	0,056	0,47	3,72	2,63	85,188	115,021	183,188
3	2	4	0,155	0,072	0,53	3,84	2,84	87,232	132,710	186,432
4	3	7	0,189	0,082	0,68	5,25	3,35	101,074	148,266	212,840
5	4	11	0,216	0,090	0,81	5,73	4,23	103,400	152,832	220,021
6	4	15	0,247	0,098	1,00	5,93	4,54	105,099	159,339	223,844
7	6	21	0,286	0,112	1,13	6,52	4,92	99,154	143,088	217,010
8	4	25	0,320	0,121	1,23	6,92	5,43	107,510	159,943	225,544

(e)

Régime N°6 : $V_c = 145$ m/min, $f = 0,15$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm et $L = 300$ mm										
Essai	Durée d'essai (min)	Cumuls des durées (min)	Usure en dépouille VB (mm)	Usure en cratère KT (mm)	Rugosité (μm)			Efforts de coupe (N)		
					Ra	Rt	Rz	Fa	Fc	Fp
1	1	1	0,099	0,061	0,83	5,73	4,22	90,166	149,299	202,166
2	1	2	0,129	0,067	0,71	5,12	3,43	98,043	160,210	226,721
3	2	4	0,167	0,076	0,66	4,83	3,24	95,021	155,432	211,499
4	3	7	0,193	0,081	0,69	5,15	3,35	97,544	156,221	227,756
5	3	10	0,201	0,089	0,73	5,23	3,63	100,299	162,655	231,832
6	3	13	0,228	0,093	0,77	5,42	3,94	106,544	170,355	238,733
7	3	16	0,267	0,099	0,65	4,64	3,22	102,910	168,132	235,232
8	2	18	0,284	0,105	0,75	5,23	3,64	109,788	175,855	242,355
9	2	20	0,300	0,114	0,87	6,49	4,35	110,739	180,666	258,555
10	2	22	0,318	0,124	0,77	5,58	3,75	112,299	192,321	265,199

(f)

Régime N°7 : $V_c = 175$ m/min, $f = 0,08$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm et $L = 300$ mm										
Essai	Durée d'essai (min)	Cumuls des durées (min)	Usure en dépouille VB (mm)	Usure en cratère KT (mm)	Rugosité (μm)			Efforts de coupe (N)		
					Ra	Rt	Rz	Fa	Fc	Fp
1	1	1	0,081	0,048	0,32	2,43	1,82	87,710	112,032	199,588
2	1	2	0,112	0,065	0,36	2,70	2,03	94,510	117,010	211,377
3	2	4	0,157	0,094	0,49	3,63	2,84	96,077	123,955	220,366
4	2	6	0,176	0,100	0,66	4,35	3,45	102,810	153,433	229,833
5	1	7	0,188	0,107	0,70	4,63	3,73	104,533	159,132	236,932
6	1	8	0,206	0,111	0,76	4,92	3,94	108,988	160,810	241,721
7	1	9	0,224	0,119	0,50	4,04	3,12	98,599	138,510	219,855
8	1	10	0,255	0,123	0,48	3,63	2,75	99,321	133,333	210,855
9	1	11	0,268	0,127	0,47	3,29	2,55	98,688	119,221	202,621
10	1	12	0,288	0,133	0,55	4,23	3,35	108,066	153,788	235,244
11	1	13	0,306	0,142	0,53	4,09	3,12	101,066	142,399	221,333

(g)

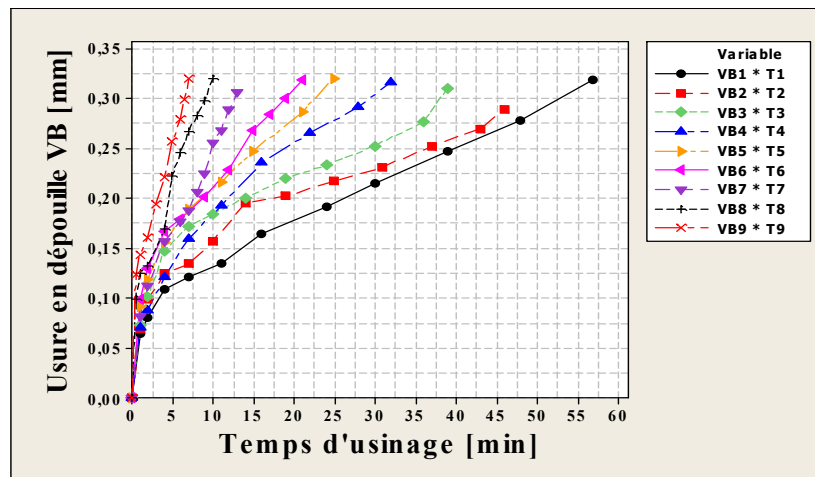
Régime N°8 : $V_c = 175$ m/min, $f = 0,12$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm et $L = 300$ mm										
Essai	Durée d'essai (min)	Cumuls des durées (min)	Usure en dépouille VB (mm)	Usure en cratère KT (mm)	Rugosité (μm)			Efforts de coupe (N)		
					Ra	Rt	Rz	Fa	Fc	Fp
1	0,5	0,5	0,099	0,056	0,42	3,53	2,52	83,079	117,955	195,710
2	0,5	1	0,125	0,071	0,43	3,70	2,73	88,232	119,999	198,988
3	1	2	0,132	0,078	0,45	4,04	2,84	92,955	128,532	202,033
4	2	4	0,169	0,094	0,60	4,35	3,25	97,055	129,599	252,155
5	1	5	0,222	0,109	1,03	5,73	4,03	100,755	143,944	215,110
6	1	6	0,245	0,131	1,10	6,12	4,54	105,333	158,288	250,133
7	1	7	0,266	0,134	1,15	6,94	4,72	109,088	170,533	260,832
8	1	8	0,282	0,136	1,20	7,73	5,15	111,366	188,955	266,355
9	1	9	0,297	0,145	0,82	5,69	4,05	108,632	165,310	255,844
10	1	10	0,320	0,164	0,81	5,63	3,95	115,510	191,144	287,744

(h)

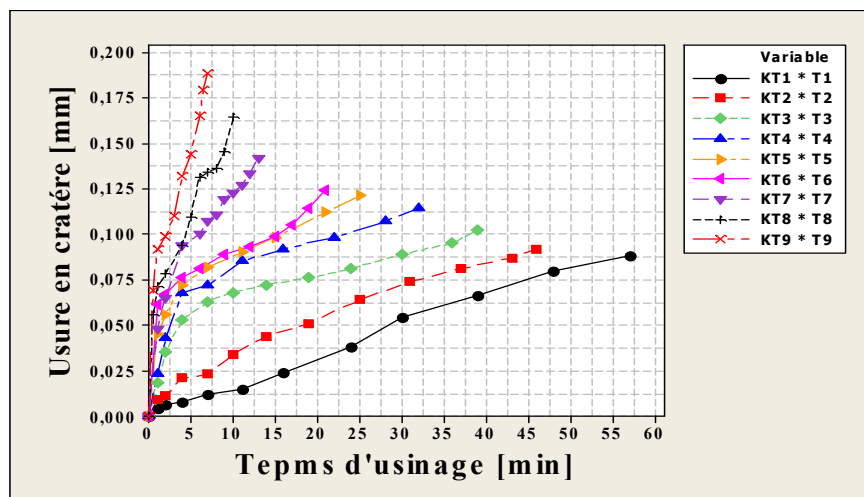
Régime N°9 : $V_c = 175$ m/min, $f = 0,15$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm et $L = 300$ mm										
Essai	Durée	Cumuls	Usure en	Usure en	Rugosité (μm)			Efforts de coupe (N)		

	d'essai (min)	des durées (min)	dépouille VB (mm)	cratère KT (mm)	Ra	Rt	Rz	Fa	Fc	Fp
1	0,5	0,5	0,123	0,069	0,55	4,23	3,03	75,721	120,955	215,610
2	0,5	1	0,143	0,092	0,61	4,39	3,24	81,166	130,755	219,455
3	1	2	0,160	0,099	0,63	4,53	3,42	85,244	136,566	222,266
4	1	3	0,194	0,110	0,85	5,74	4,05	95,388	148,466	240,221
5	1	4	0,221	0,132	1,02	6,75	4,72	105,233	155,710	248,888
6	1	5	0,256	0,144	1,11	7,11	5,14	109,888	164,121	252,021
7	1	6	0,279	0,165	1,29	7,63	5,63	115,155	169,632	275,555
8	0,5	6,5	0,299	0,179	1,35	7,80	5,95	117,299	180,232	305,832
9	0,5	7	0,320	0,188	1,40	8,09	6,26	129,433	193,099	333,288

(i)



(a)



(b)

Figure VI.1: Evolution de l'usure : (a) Usure en dépouille, (b) Usure en cratère en fonction du temps pour différentes combinaisons des éléments du régime de coupe (V_c et f).

Les valeurs admissibles d'usure selon la norme ISO sont :

- Pour l'usure en dépouille est de :

$VB_{max} = 0,5 \text{ mm}$ lors que la bande d'usure en dépouille est irrégulière ;

$VB = 0,3 \text{ mm}$ lors que la bande d'usure en dépouille est régulière.

- Pour l'usure en cratère $KT = 0,15 \text{ mm}$.

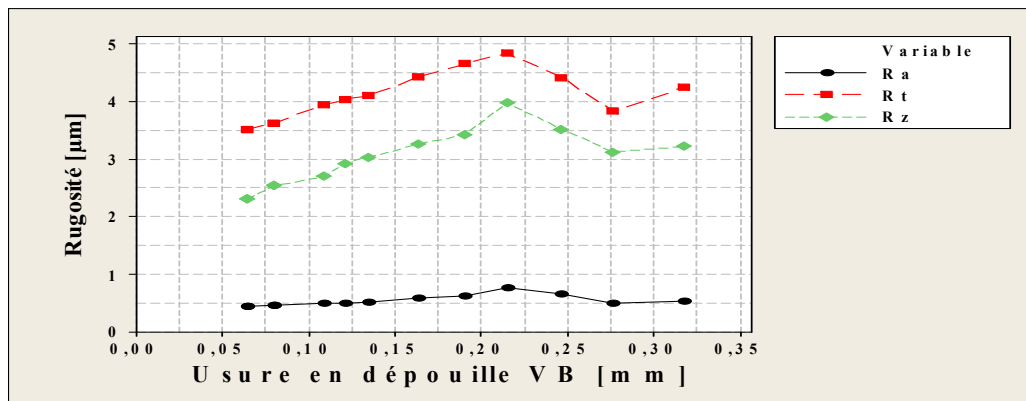
Vu la régularité de la bande d'usure observée au cours des essais, on admet que les deux valeurs d'usure admissibles retenues sont :

- $VB = 0,3 \text{ mm}$;
- $KT = 0,15 \text{ mm}$.

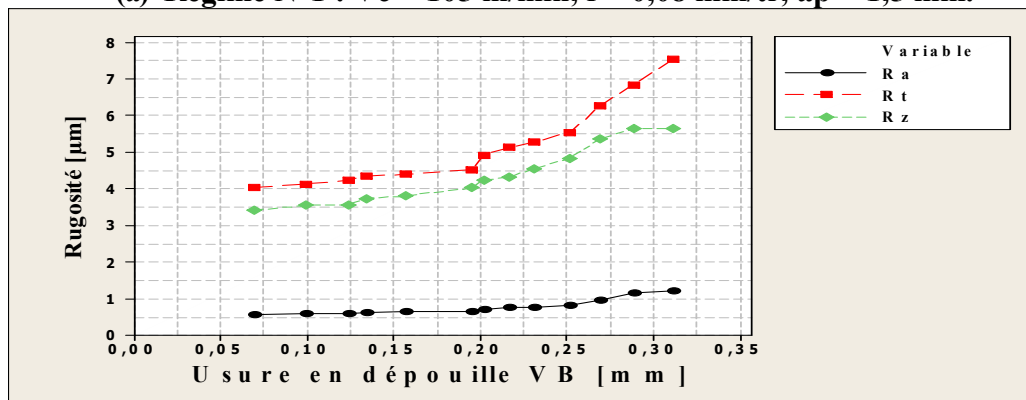
A noter que l'usure en dépouille semble être celle le plus dominante, pour cela, elle sera la seule usure à analyser par la suite.

VI.2.2 Influence de l'usure sur la rugosité

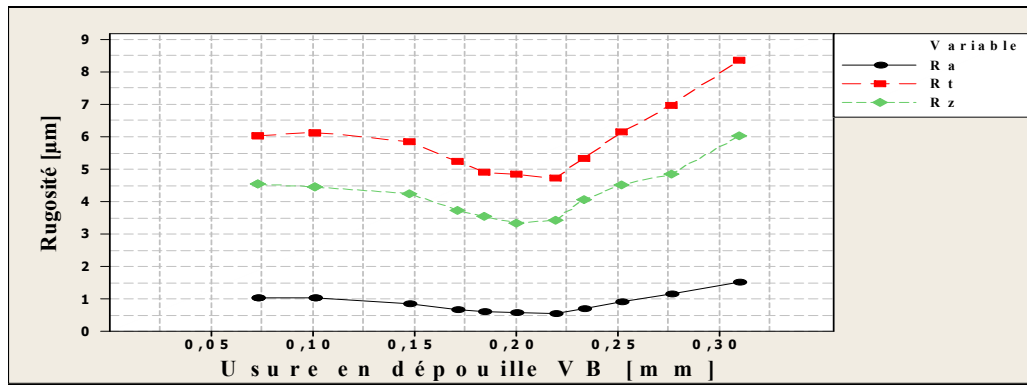
Les résultats de l'influence de l'usure en dépouille VB sur l'état de surface à différents régimes de coupe sont présentés sur les figures VI.2.



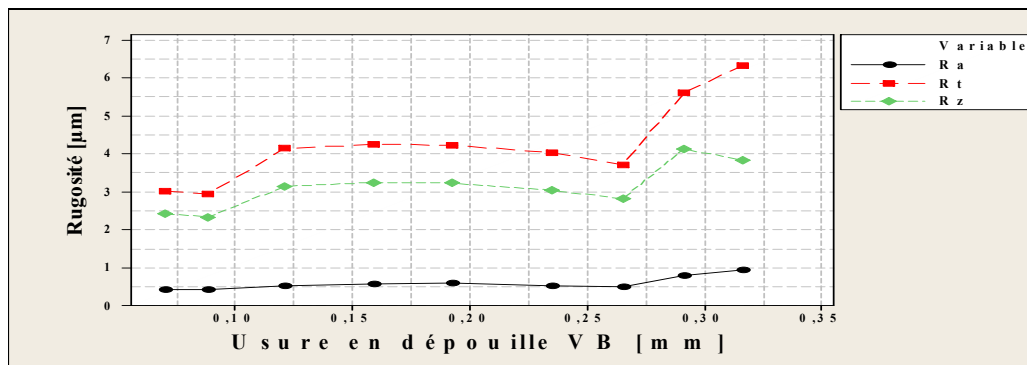
(a) Régime N°1 : $V_c = 105 \text{ m/min}$, $f = 0,08 \text{ mm/tr}$, $a_p = 1,5 \text{ mm}$.



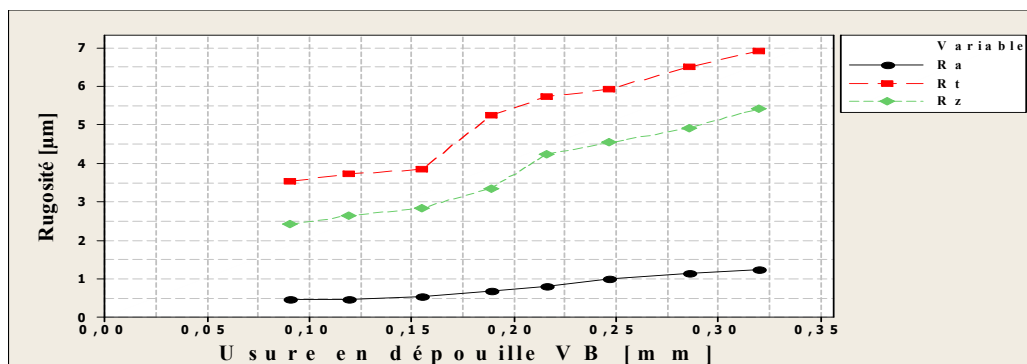
(b) Régime N°2 : $V_c = 105 \text{ m/min}$, $f = 0,08 \text{ mm/tr}$, $a_p = 1,5 \text{ mm}$.



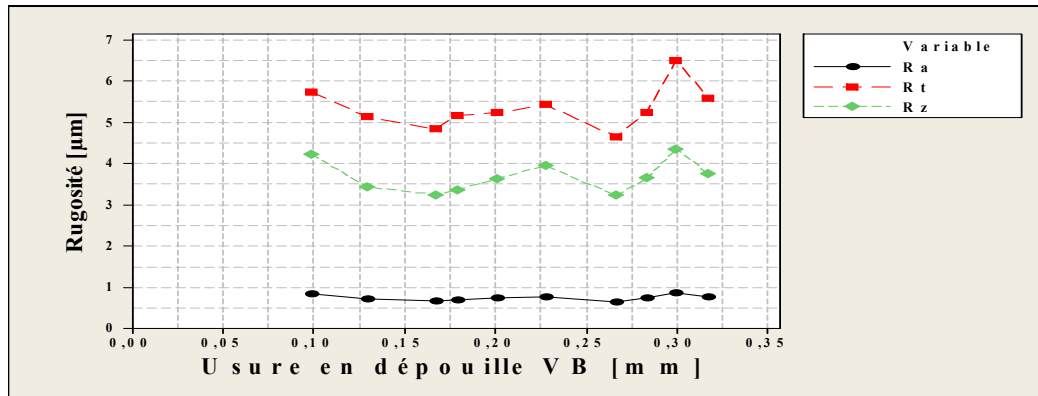
(c) Régime N°3 : $V_c = 105$ m/min, $f = 0,15$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm.



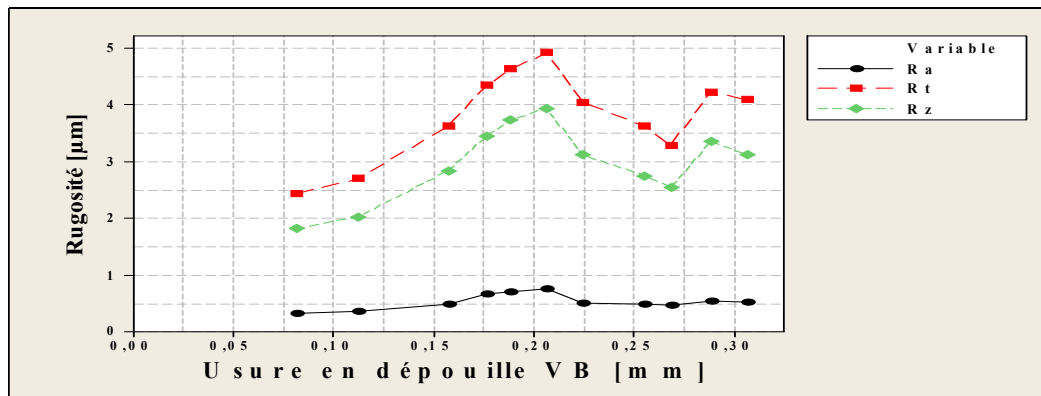
(d) Régime N°4 : $V_c = 145$ m/min, $f = 0,08$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm.



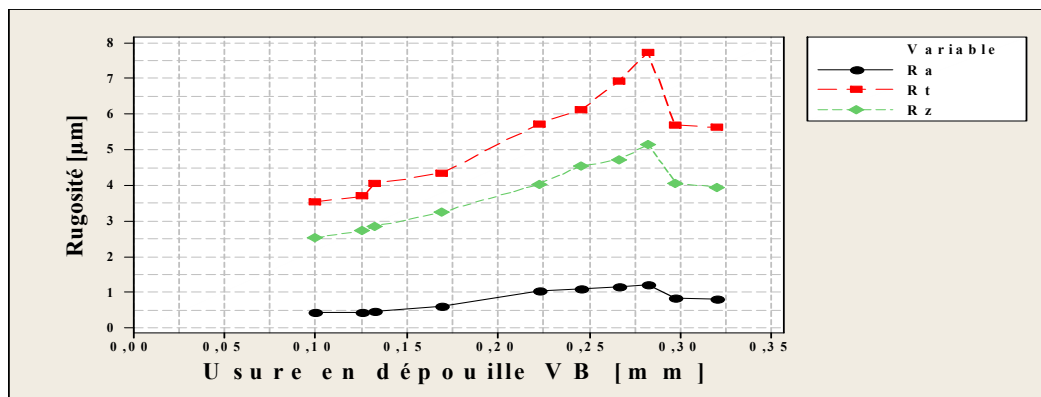
(e) Régime N°5 : $V_c = 145$ m/min, $f = 0,12$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm.



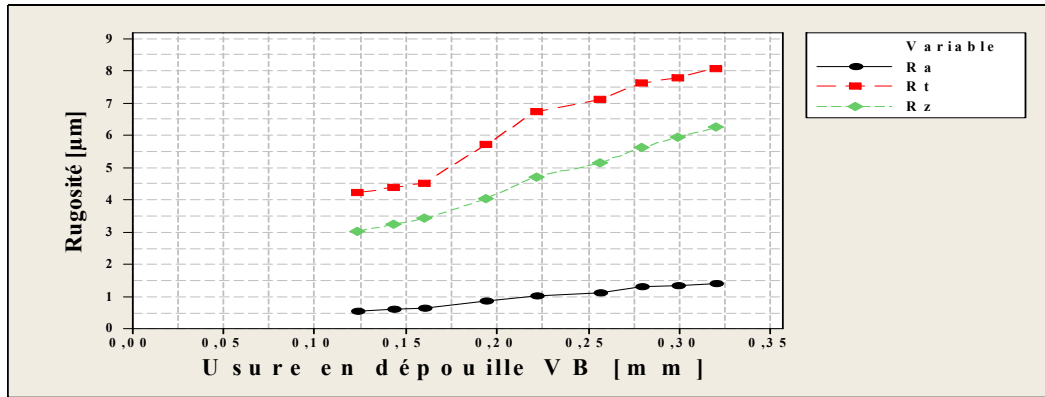
(f) Régime N°6 : $V_c = 145$ m/min, $f = 0,15$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm.



(g) Régime N°7 : $V_c = 175$ m/min, $f = 0,08$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm.



(h) Régime N°8 : $V_c = 175$ m/min, $f = 0,12$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm.

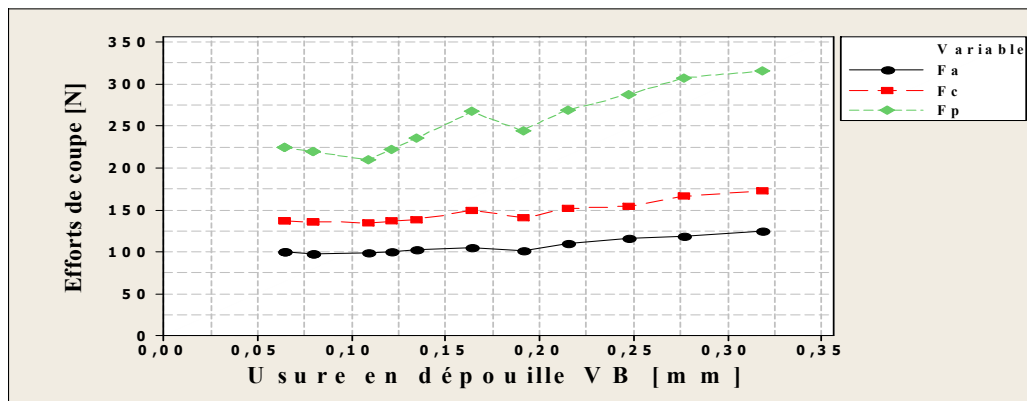


(i) Régime N°9 : $V_c = 175 \text{ m/min}$, $f = 0,15 \text{ mm/tr}$, $a_p = 1,5 \text{ mm}$.

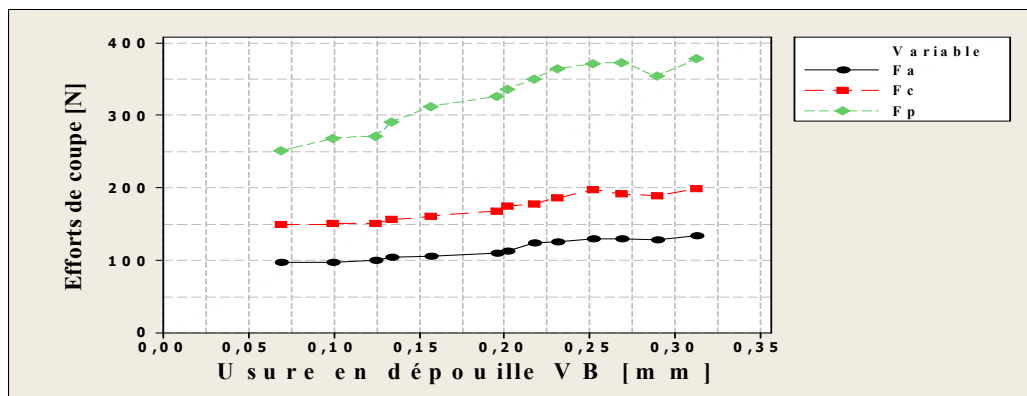
Figure VI.2 : Evolution des critères de la rugosité (Ra, Rt et Rz) en fonction de l'usure en dépouille VB pour différents régimes de coupe.

VI.2.3 Influence de l'usure sur les efforts de coupe

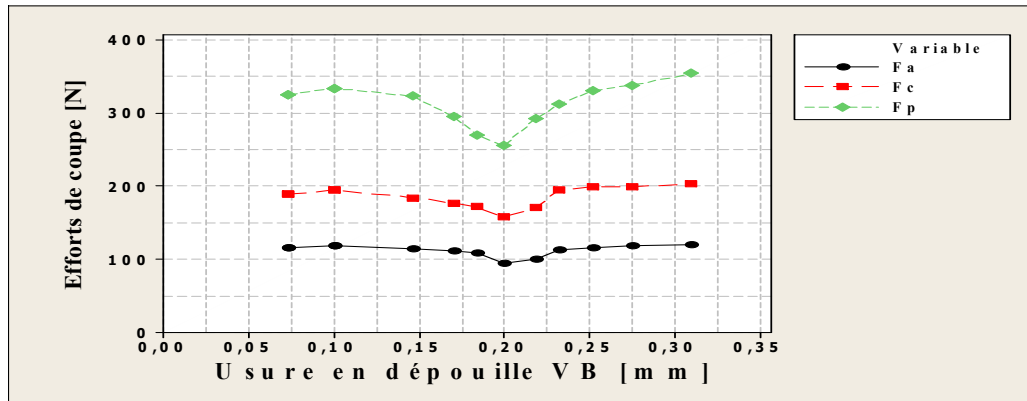
Les résultats de l'influence de l'usure en dépouille VB sur les efforts de coupe à différents régimes de coupe sont présentés sur les figures VI.3.



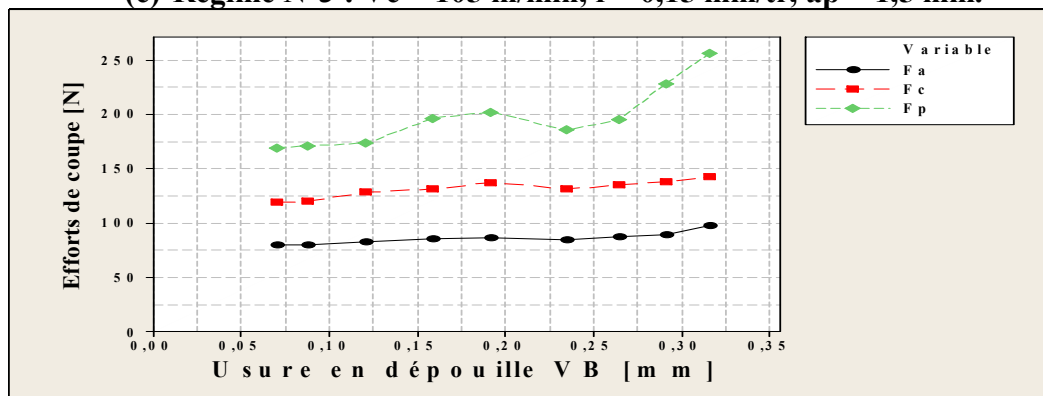
(a) Régime N°1 : $V_c = 105 \text{ m/min}$, $f = 0,08 \text{ mm/tr}$, $a_p = 1,5 \text{ mm}$.



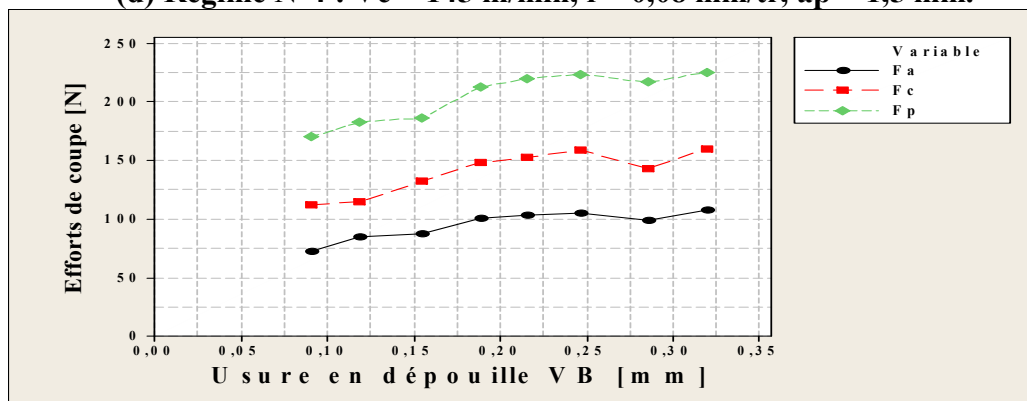
(b) Régime N°2 : $V_c = 105 \text{ m/min}$, $f = 0,08 \text{ mm/tr}$, $a_p = 1,5 \text{ mm}$.



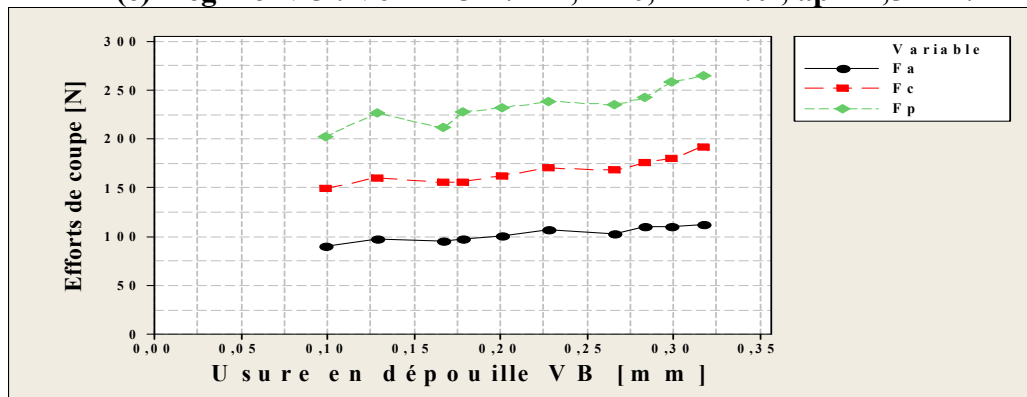
(c) Régime N°3 : $V_c = 105 \text{ m/min}$, $f = 0,15 \text{ mm/tr}$, $ap = 1,5 \text{ mm}$.



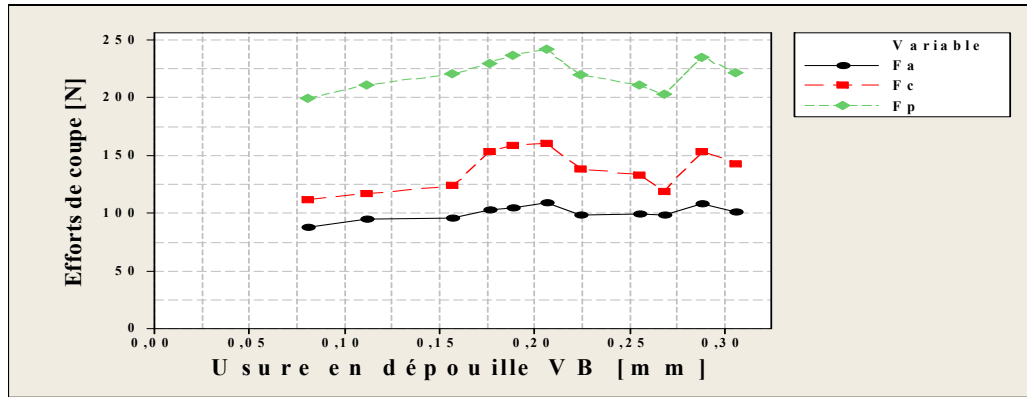
(d) Régime N°4 : $V_c = 145 \text{ m/min}$, $f = 0,08 \text{ mm/tr}$, $ap = 1,5 \text{ mm}$.



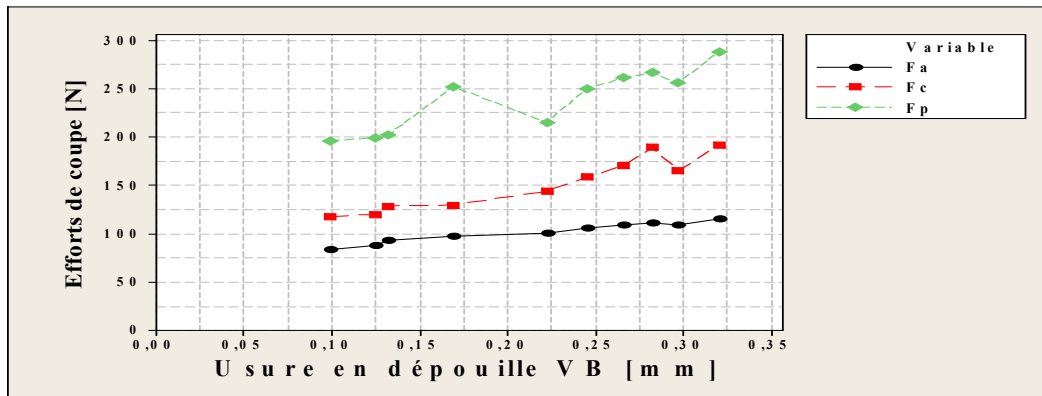
(e) Régime N°5 : $V_c = 145 \text{ m/min}$, $f = 0,12 \text{ mm/tr}$, $ap = 1,5 \text{ mm}$.



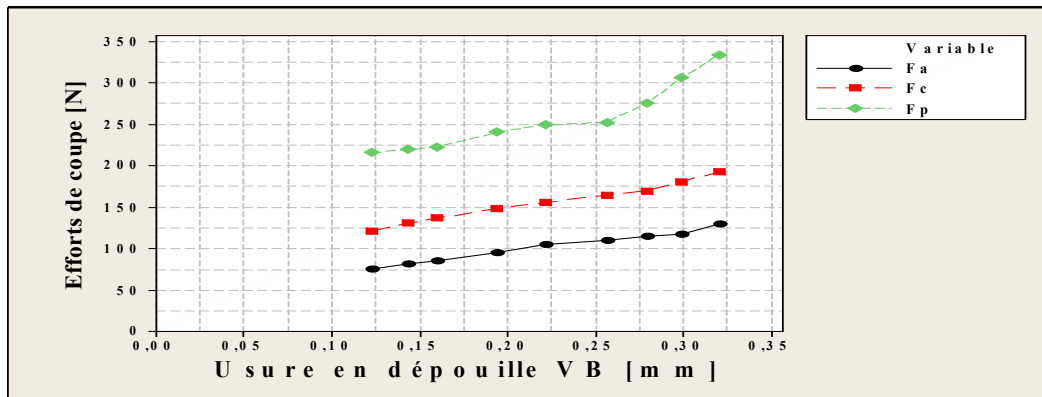
(f) Régime N°6 : $V_c = 145 \text{ m/min}$, $f = 0,15 \text{ mm/tr}$, $ap = 1,5 \text{ mm}$.



(g) Régime N°7 : $V_c = 175$ m/min, $f = 0,08$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm.



(h) Régime N°8 : $V_c = 175$ m/min, $f = 0,12$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm.



(i) Régime N°9 : $V_c = 175$ m/min, $f = 0,15$ mm/tr, $a_p = 1,5$ mm.

Figure VI.3 : Evolution des efforts de coupe en fonction de l'usure en dépouille VB pour différents régimes de coupe.

VI.3 Modélisation de l'usure

En utilisant le tableau orthogonal standard de Taguchi L27, les résultats expérimentaux des essais de chariotage de l'acier Fk 20 Mn Cr5 avec un outil en carbure métallique sont illustrés dans le tableau VI-2. Ce plan a été développé pour établir les modèles descriptifs de l'usure des outils de coupe utilisés.

Tableau VI-2 : Résultats de l'usure en dépouille VB en fonction des paramètres du régime de coupe (Le tableau orthogonal standard de Taguchi L27 ; N= 3³).

Vc [m/min]	f [mm/tr]	ap[mm]	VB [mm]
105	0,08	1,5	0,080
105	0,08	2	0,109
105	0,08	2,5	0,121
105	0,12	1,5	0,099
105	0,12	2	0,124
105	0,12	2,5	0,134
105	0,15	1,5	0,101
105	0,15	2	0,147
105	0,15	2,5	0,171
145	0,08	1,5	0,088
145	0,08	2	0,121
145	0,08	2,5	0,159
145	0,12	1,5	0,119
145	0,12	2	0,155
145	0,12	2,5	0,189
145	0,15	1,5	0,129
145	0,15	2	0,167
145	0,15	2,5	0,193
175	0,08	1,5	0,112
175	0,08	2	0,157
175	0,08	2,5	0,188
175	0,12	1,5	0,132
175	0,12	2	0,169
175	0,12	2,5	0,266
175	0,15	1,5	0,160
175	0,15	2	0,221
175	0,15	2,5	0,320

VI.4 Analyse de l'usure en dépouille VB par la méthode de surface de réponse

Le concept de surface de réponse modélise une variable dépendante Y, dite variable de réponse, en fonction d'un certain nombre de variables indépendantes (facteurs), X₁, X₂, ..., X_k, permettant d'analyser l'influence et l'interaction de ces dernières sur la réponse. On peut ainsi écrire le modèle pour une réponse donnée (Y) sous la forme suivante :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^3 a_i X_i + \sum_{i=1}^3 a_{ii} X_i^2 + \sum_{i<j}^3 a_{ij} X_i X_j \dots\dots\dots(VI.1)$$

Où Y est la réponse observée (usure en dépouille VB), a₀, a_i, a_{ij}, a_{ii} représentent respectivement le terme constant, les coefficients des termes linéaires, des termes représentant les

interactions entre variables et des termes quadratique. Les X_i représentent les variables indépendantes, ou bien paramètres de coupe étudiés.

Afin de tester la validité du modèle, l'analyse des variances (ANOVA) est utilisée pour examiner la signification et l'adéquation du modèle. Ce dernier permet de tracer les surface de réponse, d'estimer l'influence et l'interaction simultanés des paramètres de coupe sur l'usure en dépouille, ou Y est la réponse observée (usure en dépouille VB), a_0 , a_i , a_{ij} , a_{ii} représentent respectivement le terme constant, les coefficients des termes linéaires, des termes représentant les interactions entre variables et des termes quadratique. Les X_i représentent les variables indépendantes, ou bien paramètres de coupe étudiés.

Afin de tester la validité du modèle, l'analyse des variances (ANOVA) est utilisée pour examiner la signification et l'adéquation du modèle. Ce dernier permet de tracer les surface de réponse, d'estimer l'influence et l'interaction simultanés des paramètres de coupe sur l'usure en dépouille VB. Comme les facteurs sont général exprimés dans des unités différentes, leurs effets ne sont comparables que s'ils sont codés.

La méthodologie des surfaces de réponse (MSR) pourra être résumée en trois étapes essentielles :

- **Etape 1:** Durant laquelle le nombre et les niveaux des paramètres à tester sont choisis, des modèles seront proposés et leur validité discutée;
- **Etape 2:** Basé sur l'utilisation des graphes des effets des facteurs, permettra d'évaluer les effets des différents paramètres sur les performances du procédé;
- **Etape 3:** Une identification des interactions qui seront réalisées grâce à l'optimisation de réponses multiples.

VI.4.1 Testes de normalité

VI.4.1.1 Droite de Henry

L'utilisation de la droite de Henry permet de vérifier que les données ne s'écartent pas sensiblement des résultats attendus lorsque l'échantillonnage est réalisé à partir d'une loi normale.

- Si les données proviennent d'une loi normale, les points doivent suivre plus ou moins la droite d'ajustement;
- Si les données ne proviennent pas d'une loi normale, les points ne suivent pas la droite.

VI.4.1.2 Test de normalité d'Anderson-Darling

Le test d'Anderson-Darling est utilisé pour tester si un échantillon de données est issu d'une population ayant une distribution spécifique. Ce test est une alternative au test de Chi carré ou de

Kolmogorov-Smirnov. Il est basé sur ce dernier, mais il est plus puissant. Le test Anderson-Darling est défini comme suit :

- L'hypothèse nulle H0: Les données proviennent d'une population distribuée normalement;
- L'hypothèse alternative H1: Les données ne proviennent pas d'une population distribuée normalement.

La statistique du test d'Anderson-Darling est donnée par :

$$A^2 = -N - S \dots\dots\dots(VI.2)$$

Où: N est la taille de l'échantillon.

$$S = \sum_{i=1}^N \frac{(2i-1)}{N} [\log F(Y_i) + \log(1 - F(Y_{N+1-i}))] \dots\dots\dots(VI.3)$$

Où: F est la fonction de répartition de la distribution spécifique.

Les valeurs critique dépendent des distributions (normale, log-normale, exponentielle...).

Les valeurs des P sont souvent utilisées dans les tests d'hypothèses dans lesquels on peut ou non rejeter une hypothèse nulle. La valeur de P représente la probabilité de faire une erreur de type 1, ou de rejeter l'hypothèse nulle si elle est vraie. Plus la valeur de P est petite, plus la probabilité de faire une erreur en rejetant l'hypothèse nulle est faible. Une valeur limite de 0,05 est utilisée. Autrement dit, rejeter l'hypothèse nulle si la valeur de P est inférieure à 0,05.

Pour prendre une décision, on choisit le niveau de signification, α (alpha), avant le test :

- Si P est inférieur ou égale à α , on rejette H0;
- Si P est supérieur à α , on ne rejette pas H0.

La valeur de P issue du test d'Anderson-Darling (0,033) évalue la probabilité que les données proviennent d'une population distribuée normalement (Figure VI.4). Avec un niveau de α de 0,05, il n'existe pas de preuve suffisante permettant de supposer que les données ne proviennent pas d'une population normalement distribuée.

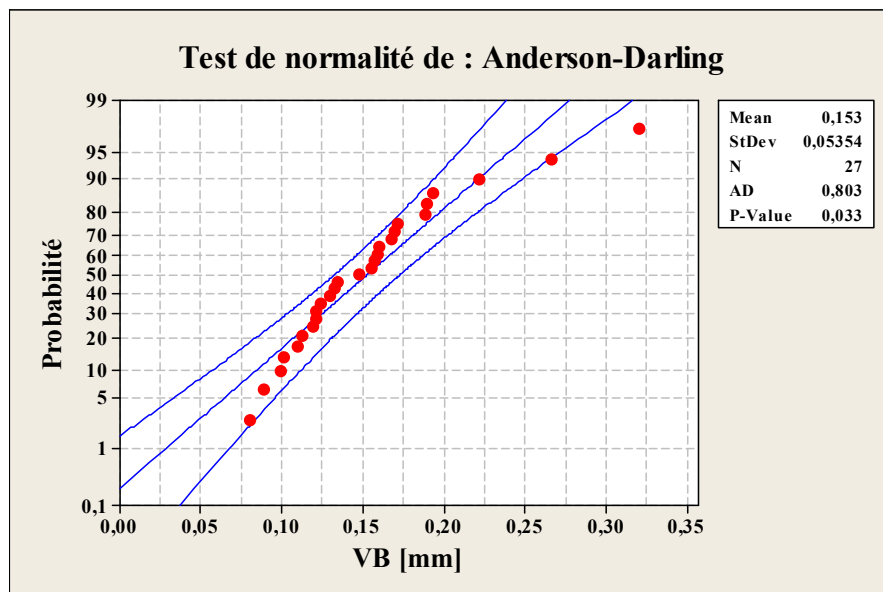


Figure VI.4: Graphique de la courbe ou droite de Henry de l'usure en dépouille VB.

VI.4.2 Analyse des variances (ANOVA) pour l'usure en dépouille VB

VI.4.2.1 Modèles quadratiques complets

Le tableau VI-3 présente l'analyse des variance pour l'usure en dépouille VB en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau VI-3: Régression de la surface de réponse pour l'usure en dépouille VB en fonction de paramètres de coupe V_c , f et a_p , en utilisant les valeurs non codées (modèle quadratique complet).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	0,58287	0,17958	3,246	0,0050
V_c	-0,00547	0,00153	-3,580	0,0020
f	-1,88309	1,33406	-1,412	0,1760
a_p	-0,14365	0,10556	-1,361	0,1910
$V_c * V_c$	0,00001	0,00000	2,430	0,0260
$f * f$	1,74603	4,99763	0,349	0,7310
$a_p * a_p$	0,00467	0,02391	0,195	0,8480
$V_c * f$	0,00870	0,00343	2,540	0,0210
$V_c * a_p$	0,00104	0,00024	4,303	<0,0001
$f * a_p$	0,50045	0,24068	2,079	0,0530
$R^2 = 95,1\%$		R^2 ajusté = 92,5%		

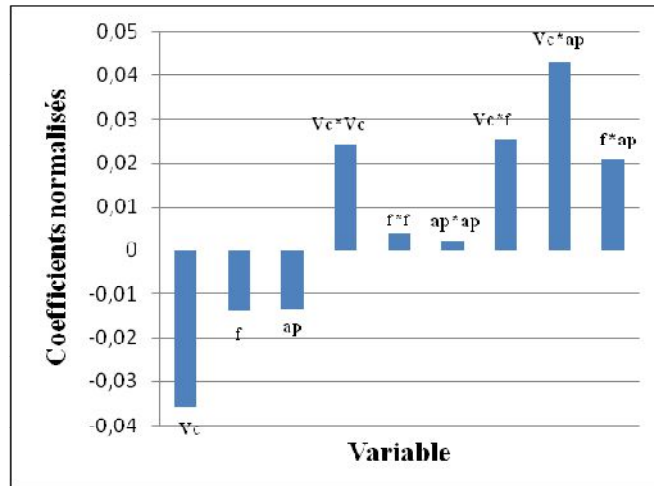


Figure IV.5: Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB (modèle quadratique complet).

Le tableau ci-dessous résume l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau VI-4: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB (modèle quadratique complet).

Analyse des variances pour VB						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	0,070890	0,070890	0,007877	36,75	0,000
Linéaire	3	0,063313	0,003173	0,001058	4,93	0,012
Carré	3	0,001300	0,001300	0,000433	2,02	0,149
Interaction	3	0,006277	0,006277	0,002092	9,76	0,001
Erreur résiduelle	17	0,003644	0,003644	0,000214		
Total	26	0,074534				

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau VI-4. Le test de Fischer (F) est calculé pour le modèle et sa valeurs est : $F = 36,75$. Cela signifie que la part de la variance de l'usure en dépouille VB est 36,75 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexpliquée.

VI.4.2.2 Modèle quadratique réduit

Le tableau VI-5 présente l'analyse des variances pour l'usure en dépouille VB en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. Les termes qui n'ont pas un effet significatif sont éliminés.

Tableau VI-5: Régression de la surface de réponse pour l'usure en dépouille VB en fonction des paramètres de coupe Vc, f et ap, en utilisant les valeurs non codées (modèle quadratique réduit).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	0,54366	0,134821	4,032	0,0010
Vc	-0,00547	0,001453	-3,767	0,0010
f	-1,48434	0,656385	-2,261	0,0360

ap	-0,12498	0,042487	-2,942	0,0080
Vc*Vc	0,00001	0,000005	2,557	0,0190
Vc*f	0,00870	0,003257	2,673	0,015
Vc*ap	0,00104	0,000229	4,527	<0,0001
f*ap	0,50045	0,228735	2,188	0,0410
R² = 95,1%		R² ajusté = 93,2%		

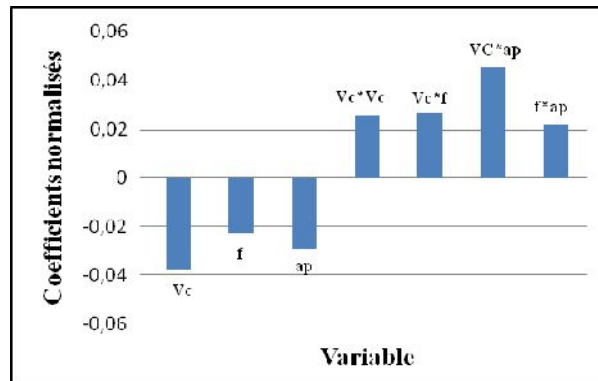


Figure IV.6: Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB (modèle quadratique réduit).

Le tableau ci-dessous résume l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau VI-6: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB (modèle quadratique réduit).

Analyse des variances pour VB						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	7	0,070856	0,070856	0,010122	52,29	0,000
Linéaire	3	0,063313	0,003724	0,001241	6,41	0,003
Carré	1	0,001265	0,001265	0,001265	6,54	0,019
Interaction	3	0,006277	0,006277	0,002092	10,81	0,000
Erreur résiduelle	19	0,003678	0,003678	0,000194		
Total	26	0,074534				

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau VI-6. Le test de Fisher (F) est calculé pour le modèle et sa valeur est : $F = 52,29$. Cela signifie que la part de la variance de l'usure en dépouille VB est 52,29 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexplicée.

VI.4.2.3 Modèle linéaire

Le tableau VI-7 présente l'analyse des variances pour l'usure en dépouille VB en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau VI-7: Régression de la surface de réponse pour l'usure en dépouille VB en fonction des paramètres de coupe V_c , f et a_p , en utilisant les valeurs non codées (modèle linéaire).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	-0,235571	0,034524	-6,823	<0,0001
V_c	0,000995	0,000148	6,709	<0,0001
f	0,749550	0,148242	5,056	<0,0001
a_p	0,080111	0,010412	7,694	<0,0001
$R^2 = 84,9\%$		R^2 ajusté = 83,0%		

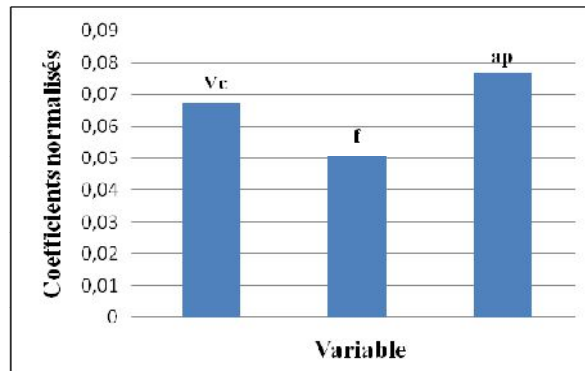


Figure IV.7: Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB (modèle linéaire).

Le tableau ci-dessous résume l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau VI-8: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB (modèle linéaire).

Analyse des variances pour VB						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	7	0,070856	0,070856	0,010122	52,29	0,000
Linéaire	3	0,063313	0,003724	0,001241	6,41	0,003
Carré	1	0,001265	0,001265	0,001265	6,54	0,019
Interaction	3	0,006277	0,006277	0,002092	10,81	0,000
Erreur résiduelle	19	0,003678	0,003678	0,000194		
Total	26	0,074534				

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau VI-8. Le test de Fisher (F) est calculé pour le modèle et sa valeur est : $F = 52,29$. Cela signifie que la part de la variance de l'usure en dépouille VB est 52,29 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexplicée.

VI.4.2.4 Modèle exponentiel complet

Le tableau VI-9 présente l'analyse des variances pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau VI-9: Régression de la surface pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique en fonction des paramètres de coupe: Ln(Vc), Ln(f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèle exponentiel complet).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	27,8261	11,7256	2,373	0,0300
ln (Vc)	-12,6064	4,6450	-2,714	0,0150
ln (f)	-0,0900	1,8552	-0,049	0,962
ln (ap)	-2,4935	1,6844	-1,480	0,1570
ln (Vc)*ln (Vc)	1,3900	0,4705	2,954	0,0090
ln (f)*ln (f)	0,2311	0,3164	0,731	0,4750
ln (ap)*ln (ap)	-0,1061	0,4410	-0,241	0,8130
ln (Vc)*ln (f)	0,3236	0,2425	1,335	0,2000
ln (Vc)*ln (ap)	0,7689	0,3017	2,548	0,0210
ln (f)*ln (ap)	0,0712	0,2446	0,291	0,7740
R² = 97,0%		R² ajusté = 95,4%		

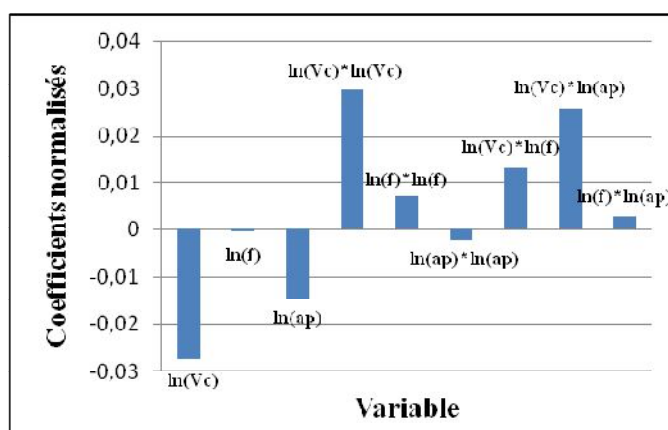


Figure IV.8: Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB (modèle exponentiel complet).

Le tableau ci-dessous résume l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau VI-10: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique (modèle exponentiel complet).

Analyse des variances pour ln(VB)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	9	2,59550	2,595502	0,288389	60,30	0,000
Linéaire	3	2,51095	0,044672	0,014891	3,11	0,054
Carré	3	0,04457	0,044573	0,014858	3,11	0,054
Interaction	3	0,03998	0,039981	0,013327	2,79	0,072
Erreur résiduelle	17	0,08130	0,081299	0,004782		
Total	26	2,67680				

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau VI-10. Le test de Fisher (F) est calculé pour le modèle et sa

valeur est : $F = 60,30$. Cela signifie que la part de la variance de l'usure en dépouille VB est 60,30 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexpliquée.

VI.4.2.5 Modèle exponentiel réduit

Le tableau VI-11 présente l'analyse des variances pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées. Les termes qui n'ont pas un effet significatif sont éliminés.

Tableau VI-11: Régression de la surface pour l'usure en dépouille à l'échelle logarithmique: en fonction des paramètres de coupe: $\ln(V_c)$, $\ln(f)$ et $\ln(ap)$, en utilisant les valeurs non codées (modèle exponentiel réduit).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	26,8432	10,9211	2,458	0,0230
$\ln(V_c)$	-12,6064	4,3669	-2,887	0,0090
$\ln(f)$	-1,0707	1,1252	-0,952	0,3530
$\ln(ap)$	-2,7879	1,4002	-1,991	0,0600
$\ln(V_c) * \ln(V_c)$	1,3900	0,4423	3,143	0,0050
$\ln(V_c) * \ln(f)$	0,3236	0,2279	1,420	0,171
$\ln(V_c) * \ln(ap)$	0,7689	0,2837	2,711	0,0130
$R^2 = 96,8\%$		R^2 ajusté = 95,9%		

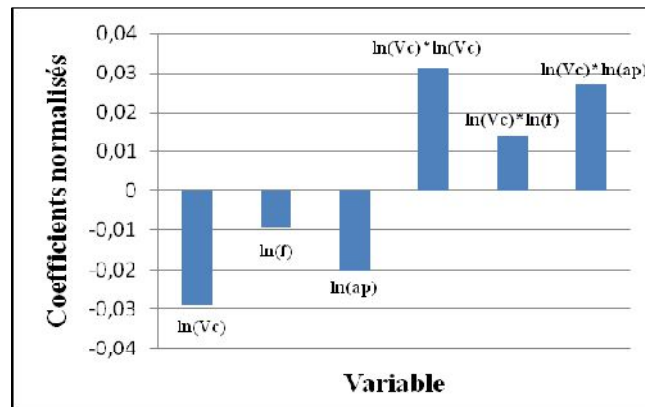


Figure IV.9: Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB (modèle exponentiel réduit).

Le tableau ci-dessous résume l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau VI-12: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique (modèle exponentiel complet).

Analyse des variances pour ln(VB)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	6	2,59227	2,592267	0,432045	102,22	0,000
Linéaire	3	2,51095	0,056870	0,018957	4,49	0,015
Carré	1	0,04174	0,041744	0,041744	9,88	0,005
Interaction	2	0,03958	0,039576	0,019788	4,68	0,021
Erreur résiduelle	20	0,08453	0,084534	0,004227		
Total	26	2,67680				

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau VI-12. Le test de Fisher (F) est calculé pour le modèle et sa valeur est : $F = 102,22$. Cela signifie que la part de la variance de l'usure en dépouille VB est 102,22 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexplicquée.

VI.4.2.6 Modèle de Gilbert

Le tableau VI-13 présente l'analyse des variances pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique en utilisant la SC ajustée pour les tests ainsi que les coefficients de régression estimés. L'analyse a été effectuée en utilisant des données non codées.

Tableau VI-13: Régression de la surface pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique en fonction des paramètres de coupe: Ln (Vc), Ln (f) et Ln (ap), en utilisant les valeurs non codées (modèle de Gilbert).

Terme	Coefficient	Ecart-type	t	P
Constant	-5,5225	0,40960	-13,483	<0,0001
ln (Vc)	0,8241	0,07747	10,638	<0,0001
ln (f)	0,5252	0,06281	8,363	<0,0001
ln (ap)	1,0043	0,07816	12,849	<0,0001
R² = 93,8%		R² ajusté = 93,0%		

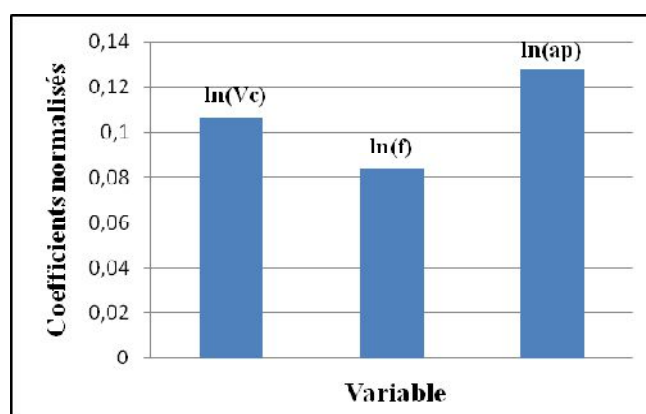


Figure IV.10: Coefficients normalisés de l'usure en dépouille VB (modèle de Gilbert).

Le tableau ci-dessous résume l'analyse des variations des termes linéaires, les termes quadratiques et les interactions.

Tableau VI-14: Analyse ANOVA globale pour l'usure en dépouille VB à l'échelle logarithmique (modèle de Gilbert).

Analyse des variances pour ln(VB)						
Source	DL	SC séq	SC ajust	CM ajust	F	P
Régression	3	2,51095	2,51095	0,836982	116,07	0,000
Linéaire	3	2,51095	2,51095	0,836982	116,07	0,000
Erreur résiduelle	23	0,16585	0,16585	0,007211		
Total	26	2,67680				

L'analyse de la variance ANOVA a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% ($\alpha = 5\%$) est donnée par le tableau VI-14. Le test de Fischer (F) est calculé pour le modèle et sa valeur est : $F = 116,07$. Cela signifie que la part de la variance de l'usure en dépouille VB est 116,07 fois plus importante que la part de la variance qui reste inexplicée.

Le graphique des effets principaux ainsi que le diagramme des interactions sont présentées sur les figures VI.11 et VI.12. Le graphique des effets principaux affiche les moyennes de l'usure en dépouille pour chaque niveau de chaque facteur, triées par valeur. Une ligne horizontale représente la moyenne générale.

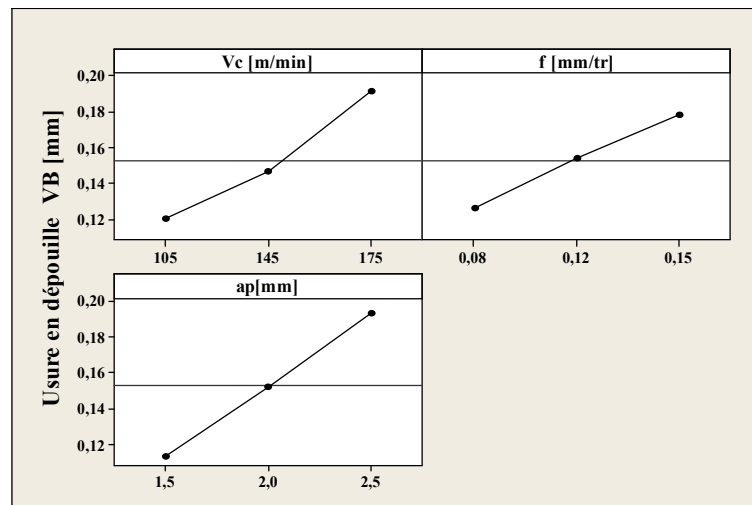


Figure VI.11: Graphique des effets principaux de l'usure en dépouille VB.

Le diagramme des interactions à trois facteurs affichent des diagrammes d'interactions à deux facteurs combinés pour toutes les combinaisons de deux facteurs. Sur la figure VI. 12 le diagramme au milieu de la ligne supérieure représente la variation de l'usure en dépouille en fonction de l'avance pour les trois niveaux de la vitesse de coupe, dont la moyenne est calculée en fonction de tous les niveaux de profondeur de passe.

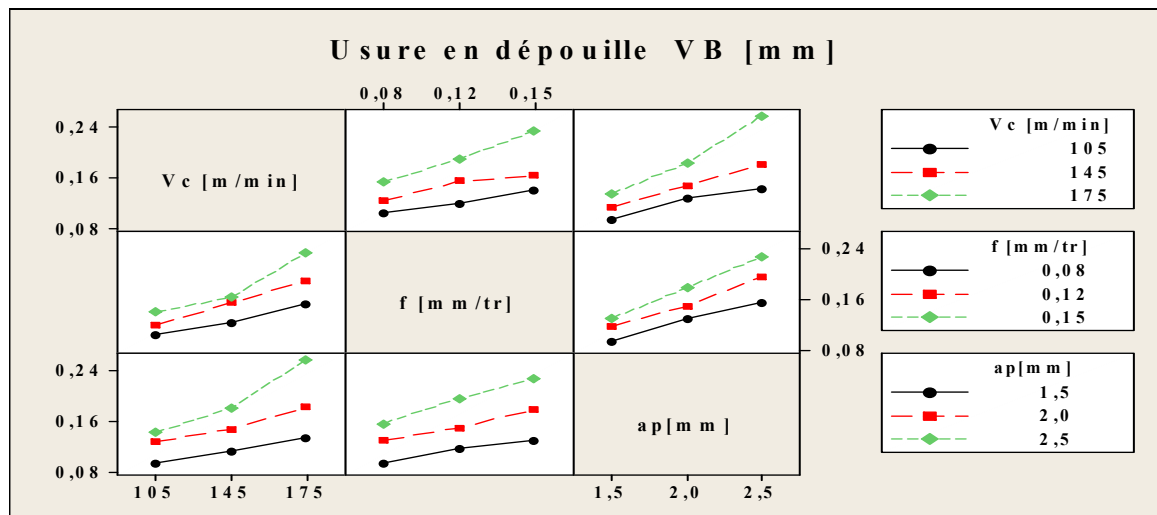


Figure VI.12 : Diagramme des interactions de l'usure en dépouille VB.

VI.5 Modélisation de l'usure en dépouille VB par la méthode de surface de réponse (MSR)

La démarche de modélisation consiste à rechercher l'expression d'un modèle décrivant les variations de la fonction réponse relativement aux valeurs des k facteurs. Lors des expériences réelles, le vecteur Y de réponse est connu puisqu'il contient les réponses expérimentales. Le vecteur des coefficients des variables est indéterminé et doit être estimé. Il peut exister des erreurs de mesure pour chaque valeur de la réponse. Cependant, avec la condition liée aux degrés de liberté $N \geq p$ (avec N le nombre d'expériences et p le nombre de coefficients du modèle), et pour les situations les plus courantes $N > p$ ($N = p$ n'est pas qu'un cas particulier, celui du plan saturé), les modèles utilisés ne passent plus exactement par les points d'expériences. L'analyse est étroitement liée à la future qualité du modèle expérimental. En effet, si un facteur ou une interaction est oublié au cours de la formalisation du problème expérimental, son influence tend à faire augmenter la valeur de la variance résiduelle. Ainsi, des facteurs d'influence significative deviennent d'influence non significative.

Le coefficient de détermination R^2 est l'indice de la qualité de la régression. Il peut s'interpréter comme le quotient des variances expliquées par la variance des réponses mesurées, d'où R^2 varie entre 0 et 1. Une valeur de R^2 proche de 1 correspond à un modèle avec un très bon pouvoir prédictif.

VI.5.1 Modèle quadratique réduit (MQR)

L'analyse initiale des réponses obtenues à partir de MSR inclut tous les paramètres et leurs interactions. Les modèles sont réduits en éliminant les termes qui n'ont aucun effet significatif sur les réponses. Cela permet de déduire les facteurs principaux et les interactions correspondants, et d'éliminer ceux ayant le moins d'influence sur la qualité du modèle initial. Ceux-ci peuvent être

considérés comme peu influents vis-à-vis de la réponse puisque leur absence n'affecte que de manière limitée la qualité et l'aspect prédictif de la modélisation.

Par le processus d'élimination en arrière les modèles quadratiques finaux de l'équation de réponse en termes de facteurs réels sont présentés comme suit :

$$VB = 0,543 - 0,006V_c - 1,484f - 0,125ap + 0,009V_c \cdot f + 0,001V_c \cdot f + 0,501f \cdot ap \dots\dots\dots(VI.4)$$

La valeur du coefficient de détermination pour l'usure en dépouille VB est $R^2 = 95,1\%$. La valeur du coefficient de détermination ajusté de ce modèle d'usure en dépouille VB est R^2 ajusté = $93,2\%$. Il représente une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. La valeur du coefficient de détermination est acceptable, ce qui prouve que le modèle est significatif et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

VI.5.2 Modèle linéaire (ML)

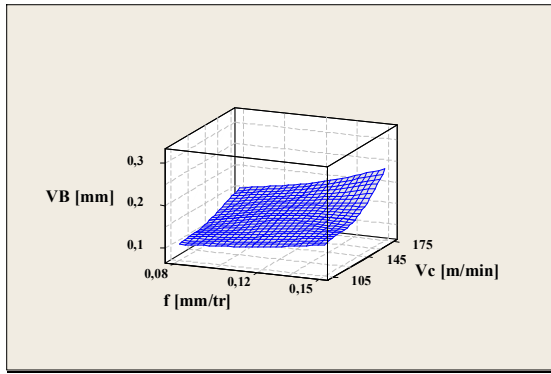
L'analyse des réponses obtenues à partir de MSR inclut que les termes linéaires. Les modèles linéaires finals de l'équation de réponse en termes de facteurs réels sont présentés comme suit :

$$VB = -0,236 + 0,001V_c + 0,750f + 0,080ap \dots\dots\dots(VI.5)$$

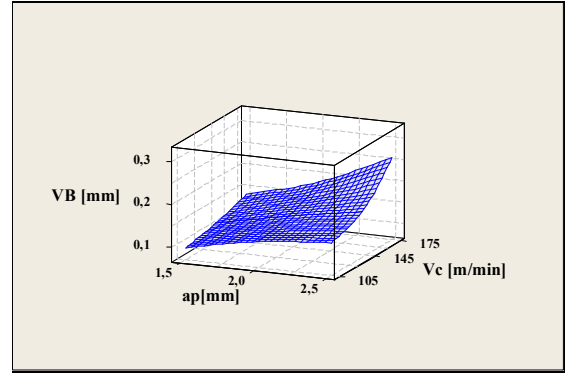
La valeur du coefficient de détermination pour l'usure en dépouille VB est $R^2 = 84,9\%$. La valeur du coefficient de détermination ajusté de ce modèle d'usure en dépouille VB est R^2 ajusté = $83,0\%$. Il représente une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. La valeur du coefficient de détermination est acceptable, ce qui prouve que le modèle est relativement significatif et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

VI.5.3 Courbe 3D de la surface de réponse

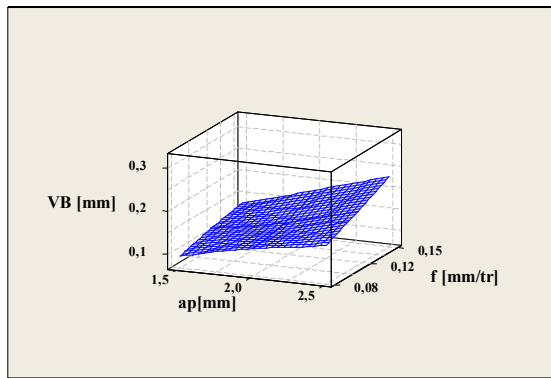
La figure VI.13 présente les surfaces de réponse estimées pour l'usure en dépouille VB en fonction de la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe. Pour chaque surface de réponse, les variables non représentées sont maintenues constantes (au niveau médian). La figure VI.13a, met en évidence l'impact de la vitesse de coupe V_c et de l'avance f sur l'usure en dépouille, alors que la profondeur de passe ap est maintenue au niveau moyenne. L'influence de la vitesse de coupe V_c et la profondeur de passe ap sur l'usure en dépouille est présentée sur la figure VI.13b, cependant l'avance f est maintenue au niveau médian. La figure VI.13c présente la surface de réponse estimée de l'usure en dépouille par rapport à l'avance f et la profondeur de passe ap , tandis que la vitesse de coupe V_c est maintenue au niveau médian. Les courbes en 3D confirment les résultats de l'analyse de graphique des effets principaux et de diagramme des interactions (figure VI.11, figure VI.12). En effet, les courbe 3D de la surface de réponse montrent que la vitesse de coupe V_c influe énormément sur l'usure en dépouille VB.



(a)



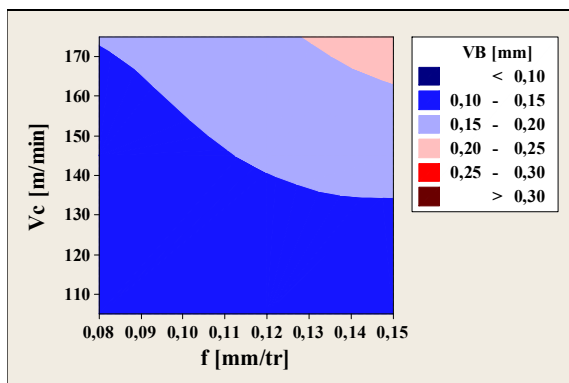
(b)



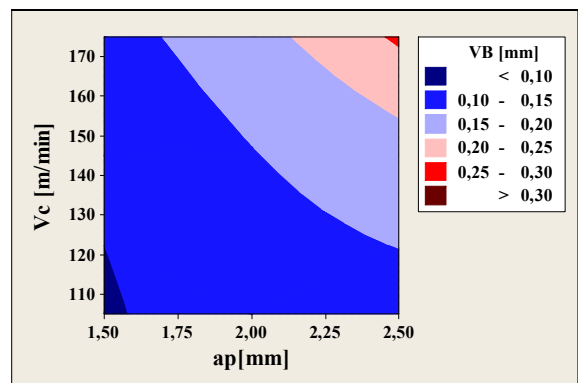
(c)

Figure VI.13 : Surfaces de réponse estimées pour l'usure en dépouille VB en fonction des paramètres de coupe (V_c , f et a_p).

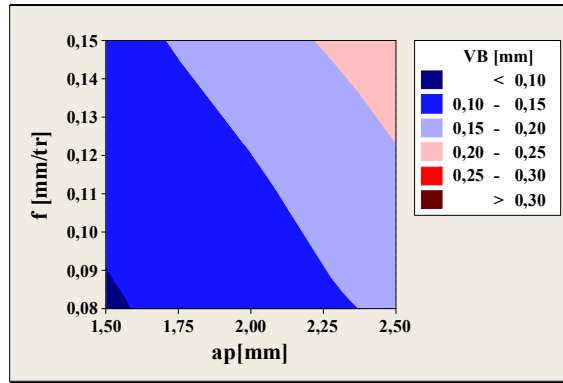
Les courbes iso-valeurs à plusieurs niveaux qui correspondent aux équations des modèles des critères de la rugosité sont représentées sur la figure VI.14. Chaque courbe représente une infinité de combinaisons entre les deux variables : (a) V_c et f , (b) V_c et a_p et (c) f et a_p .



(a)



(b)



(c)

Figure V.14 : Courbes iso-valeurs des modèles de l'usure en dépouille VB.

VI.5.4 Modèle exponentiel réduit (MER)

$$VB = e^{26,843} \cdot Vc^{-12,606} \cdot f^{-1,071} \cdot ap^{-2,788} \cdot Vc^{Ln(Vc^{1,390})} \cdot Vc^{Ln(f^{0,324})} \cdot Vc^{Ln(ap^{0,769})} \dots\dots\dots(VI.6)$$

La valeur du coefficient de détermination pour l'usure en dépouille VB est $R^2 = 96,8\%$. La valeur du coefficient de détermination ajusté de ce modèle d'usure en dépouille VB est R^2 ajusté = $95,9\%$. Il représente une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. La valeur du coefficient de détermination est acceptable, ce qui prouve que le modèle est hautement significatif et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

VI.5.5 Modèles de Gilbert (MG)

$$VB = e^{-5,523} \cdot Vc^{0,824} \cdot f^{0,525} \cdot ap^{1,004} \dots\dots\dots(VI.7)$$

La valeur du coefficient de détermination pour l'usure en dépouille VB est $R^2 = 93,8\%$. La valeur du coefficient de détermination ajusté de ce modèle d'usure en dépouille VB est R^2 ajusté = $93,0\%$. Il représente une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. La valeur du coefficient de détermination est acceptable, ce qui prouve que le modèle est significatif et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

VI.6 Modélisation de l'usure en dépouille par l'Algorithmes génétiques (AIG)

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la section naturelle et de la génétique. Leur fonctionnement est extrêmement simple. On part d'une population de chromosomes initiale arbitrairement choisis et on évalue la performance (fitness) relative de chaque chromosome. Un algorithme génétique est un algorithme itératif de recherche d'optimum, il manipule une population de taille constante. La taille constante de la population entraîne un phénomène de compétition entre les chromosomes. Chaque chromosome représentée le codage d'une solution potentielle au problème à résoudre, il est

constitué d'un ensemble d'éléments appelés gènes, pouvant prendre plusieurs appartenant à un alphabet non forcément numérique. A chaque itération, appelé génération, est crée une nouvelle population avec le même nombre de chromosomes. Cette génération est constituée des chromosomes les mieux adaptés à leur environnement. Au fur et à mesure des générations, les chromosomes vont tendre vers l'optimum de la fonction d'évolution. La création d'une nouvelle population à partir de la précédente se fait par application des opérateurs génétiques à savoir : la sélection, le croisement et la mutation. Néanmoins, il est quand même important qu'une partie de la population survive à la nouvelle génération. C'est pour cela que le modèle élitiste a été également adopté. Une hybridation avec une méthode de recherche locale a été envisagée en fin d'exécution de l'algorithme afin de faire un entraînement plus subtil.

Nous allons nous intéresser principalement à l'application d'un algorithme génétique simple pour déterminer les coefficients des modèles issue de l'analyse par la méthodologie de surface de réponse. L'architecture des modèles choisis est typiquement celle des modèles jugés les plus adaptés pour l'estimation de l'usure en dépouille. Ce jugement est lié aux valeurs des coefficients de détermination. Par conséquent, les modèles retenus sont ceux de type exponentiel (associés aux coefficients de détermination les plus élevés). L'approche génétique utilisée est basée sur la minimisation d'une fonction d'évaluation (fitness fonction). Cette dernière est choisie parmi les fonctions erreur largement répandues à savoir : l'erreur quadratique moyenne (MSE).

VI.6.1 Principaux paramètres

Les opérations de l'algorithme génétique sont guidées par un certain nombre de paramètres structurels donnés. Le type et la valeur de ces paramètres influence la réussite ou non et la rapidité d'un algorithme génétique.

Les algorithmes génétiques sont alors basés sur les phases suivantes :

- **Initialisation:** Une population initiale de N chromosomes est tirée aléatoirement;
- **Evaluation:** Chaque chromosomes est décodé, puis évalué;
- **Sélection:** Création d'une nouvelle population de N chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée;
- **Reproduction:** Possibilité de croisement et mutation au sein de la nouvelle population;
- **Retour** à la phase d'évaluation jusqu'à l'arrêt de l'algorithme.

VI.6.2 Récapitulative des opérateurs de l'algorithme génétique

Type de population : Vecteur Double ; Taille de la population : 2000 individus ; Fonction de création : Uniforme ; Fonction de sélection : Roulette (La roue de loterie biaisée) ; Nombre

d'élitisme est de 2 ; Mutation : Gaussien ; Fonction de croisement : Heuristique, probabilité $p = 0,80$; Direction des migrations : Vers l'avant ; Fonction d'hybridation : fminsearch ; Critère d'arrêt : 300 générations, tolérance : 1E-006.

$$VB = e^{31,453} \cdot Vc^{-13,312} \cdot f^{1,554} \cdot ap^{-2,788} \cdot Vc^{Ln(Vc^{1,390})} \cdot f^{Ln(f^{0,231})} \cdot Vc^{Ln(ap^{0,769})} \dots\dots\dots(VI.8)$$

La valeur du coefficient de détermination pour l'usure en dépouille VB est $R^2 = 96,6\%$. La valeur du coefficient de détermination ajusté de ce modèle d'usure en dépouille VB est R^2 ajusté = 95,6%. Il représente une correction du R^2 qui permet de prendre en compte le nombre de variables utilisées dans le modèle. La valeur du coefficient de détermination est acceptable, ce qui prouve que le modèle est significatif et en bonne adéquation avec les résultats expérimentaux.

V.7 Tests et validation

Le tableau VI-15 présente les essais pour tester et valider les modèles obtenus. Les 9 premiers sont réservés aux tests et ceux des 18 essais restant sont alloués à la validation.

Tableau VI-15: Résultats des tests et aux validations de l'usure en dépouille.

Vc [m/min]	f [mm/tr]	ap[mm]	VB [mm]
110	0,09	1	0,061
110	0,09	2	0,109
110	0,09	3	0,151
110	0,11	1	0,069
110	0,11	2	0,124
110	0,11	3	0,164
110	0,14	1	0,081
110	0,14	2	0,136
110	0,14	3	0,191
125	0,09	1	0,068
125	0,09	2	0,114
125	0,09	3	0,169
125	0,11	1	0,07
125	0,11	2	0,126
125	0,11	3	0,189
125	0,14	1	0,079
125	0,14	2	0,147
125	0,14	3	0,213
155	0,09	1	0,071
155	0,09	2	0,142
155	0,09	3	0,218
155	0,11	1	0,082
155	0,11	2	0,159

155	0,11	3	0,236
155	0,14	1	0,085
155	0,14	2	0,179
155	0,14	3	0,276

Les résultats des tests et des validations sont présentés dans le tableau VI-16.

Tableau VI-16: Résultats des tests et des validations des modèles obtenus.

	Valeurs expérimentales de VB [mm]	Valeurs estimées de VB [mm]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
Tests	0,061	0,101	0,022	0,062	0,054	0,060
	0,109	0,131	0,102	0,109	0,109	0,107
	0,151	0,161	0,182	0,153	0,163	0,149
	0,069	0,101	0,037	0,067	0,060	0,066
	0,124	0,141	0,117	0,119	0,121	0,118
	0,164	0,181	0,197	0,167	0,182	0,164
	0,081	0,101	0,059	0,075	0,068	0,076
	0,136	0,156	0,139	0,133	0,137	0,135
	0,191	0,211	0,219	0,186	0,206	0,189
	R²	92,6	94,2	90,5	96,5	93,1
MSE	0,0008	2.25 10⁻⁴	1.14 10⁻⁴	4.29 10⁻⁴	1.81 10⁻⁴	
Validations	0,068	0,088	0,037	0,060	0,060	0,060
	0,114	0,133	0,117	0,115	0,121	0,113
	0,169	0,178	0,197	0,167	0,182	0,165
	0,07	0,091	0,052	0,067	0,067	0,066
	0,126	0,146	0,132	0,127	0,134	0,125
	0,189	0,201	0,212	0,184	0,202	0,182
	0,079	0,095	0,074	0,075	0,076	0,076
	0,147	0,165	0,154	0,143	0,152	0,144
	0,213	0,235	0,234	0,208	0,229	0,209
	0,071	0,076	0,067	0,065	0,072	0,065
	0,142	0,151	0,147	0,138	0,144	0,139
	0,218	0,226	0,227	0,215	0,217	0,216
	0,082	0,084	0,082	0,073	0,080	0,072
	0,159	0,169	0,162	0,155	0,160	0,153
	0,236	0,254	0,242	0,241	0,241	0,238
	0,085	0,097	0,104	0,083	0,091	0,083
	0,179	0,197	0,184	0,177	0,182	0,176
	0,276	0,297	0,264	0,276	0,274	0,274
	R²	89,5	92,7	87,0	83,3	92,3
MSE	0,0007	7.35 10⁻⁴	8.48 10⁻⁴	0,0010	5.34 10⁻⁴	

VI.8 Comparaison entre l'usure en dépouille expérimentale et estimées

La comparaison entre la valeur expérimentale de l'usure en dépouille et celles estimées par les différents modèles obtenus par la méthodologie de surface de réponse et algorithme génétique, est présentée numériquement dans le tableau VI-17 et graphiquement sur la figure VI.15. Bien que les modèles ou les termes des interactions donnent de très bons résultats, il s'est avéré clairement que le modèle issu d'algorithme génétique donne des résultats excellents.

Tableau VI-17: Comparaison entre l'usure en dépouille expérimentale et estimées.

Essais	Valeurs expérimentales de VB [mm]	Valeurs estimées deVB [mm]				
		Modèle quadratique réduit	Modèle linéaire	Modèle exponentiel réduit	Modèle Gilbert	Algorithme génétique
1	0,080	0,116	0,049	0,082	0,074	0,080
2	0,109	0,126	0,089	0,103	0,098	0,100
3	0,121	0,136	0,129	0,123	0,123	0,120
4	0,099	0,125	0,079	0,098	0,091	0,097
5	0,124	0,145	0,119	0,123	0,122	0,122
6	0,134	0,165	0,159	0,147	0,152	0,146
7	0,101	0,131	0,102	0,108	0,103	0,112
8	0,147	0,158	0,142	0,135	0,137	0,140
9	0,171	0,186	0,182	0,162	0,171	0,167
10	0,088	0,105	0,089	0,090	0,096	0,091
11	0,121	0,135	0,129	0,121	0,128	0,122
12	0,159	0,165	0,169	0,152	0,161	0,154
13	0,119	0,128	0,119	0,112	0,119	0,110
14	0,155	0,168	0,159	0,150	0,159	0,149
15	0,189	0,208	0,199	0,190	0,199	0,187
16	0,129	0,145	0,142	0,126	0,134	0,127
17	0,167	0,192	0,182	0,170	0,179	0,171
18	0,193	0,240	0,222	0,214	0,224	0,215
19	0,112	0,118	0,119	0,108	0,112	0,111
20	0,157	0,163	0,159	0,152	0,150	0,157
21	0,188	0,208	0,199	0,197	0,188	0,204
22	0,132	0,151	0,149	0,138	0,139	0,135
23	0,169	0,206	0,189	0,193	0,186	0,190
24	0,266	0,261	0,229	0,252	0,232	0,248
25	0,160	0,176	0,172	0,157	0,156	0,156
26	0,221	0,239	0,212	0,221	0,209	0,219
27	0,320	0,301	0,252	0,288	0,261	0,285

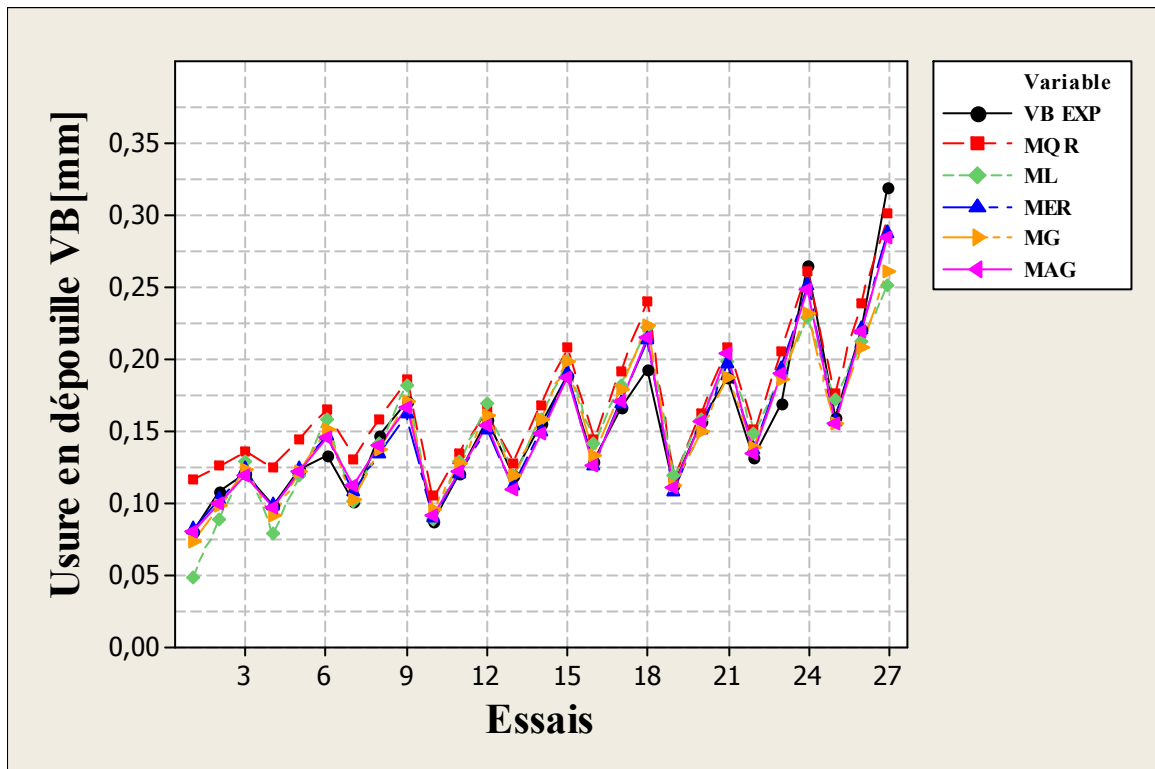


Figure VI.15: Courbes de l'usure en dépouille VB expérimentaux et estimés.

VI.9 Optimisation de l'usure en dépouille

L'optimisation d'une réponse consiste à définir un réglage des facteurs permettant de satisfaire au mieux les exigences énoncées en termes de réponse. Pour cela, chaque paramètre dans la conception RSM a été étudié à trois niveaux différents. Le choix de ces derniers pour chaque variable est exigé par cette conception afin d'exposer la région de la surface de réponse à proximité de l'optimum. L'optimisation de réponses multiples est une méthode permettant un compromis entre diverses réponses. La désirabilité globale (D) indique dans quelle mesure vous avez satisfait aux objectifs combinés pour toutes les réponses. Elle est comprise entre 0 et 1.

- 1 : Représente le cas idéal ;
- 0 : Indique qu'une ou plusieurs réponses se situent en dehors des limites acceptables.

Le tableau VI-18 montre les résultats d'optimisation par MSR de l'usure en dépouille VB. Les paramètres de coupe optimaux obtenus s'avèrent : la vitesse de coupe de 105 m/min, l'avance de 0,08 mm/tr et la profondeur de passe de 1,5 mm. L'usure optimale est : $VB = 0,0854$ [mm].

Tableau VI-18 : Optimisation de l'usure en dépouille VB

Réponses	Objectifs	Solution globale			Valeur inférieure	Valeur supérieure	Réponse prévus	Désirabilité individuelle
		Vc (m/min)	f (mm/tr)	ap(mm)				
VB [mm]	Minimum	175	0,08	1,5	0,080	0,320	0,0854	0,97759
Désirabilité composite =0,97759								

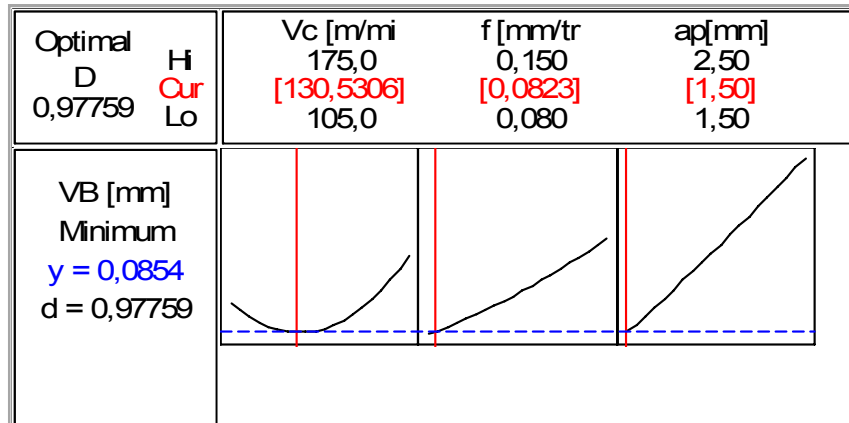


Figure VI.16 : Diagramme d'optimisation de réponse de l'usure en dépouille VB.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le but de ces travaux de thèse est de caractériser la réponse d'un matériau à des sollicitations d'usinage et de choisir les conditions de coupe optimales pour ce matériau, en utilisant des moyens de mesure et de surveillance adaptés. Il s'agit notamment de mettre en place des méthodologies de détection de toute dérive de la qualité d'usinage ayant un impact direct sur l'intégrité de surface de la pièce usinée et/ou l'usure des outils coupants. Actuellement, les méthodes les plus utilisées pour faire ce choix sont des méthodes empiriques basées sur l'expérience des fabricants et des utilisateurs des outils coupants. Ces expériences, souvent très coûteuses, donnent une large plage de choix des paramètres en fonction de leurs besoins. Ainsi, l'objectif est de fournir à ces utilisateurs un nouvel outil permettant de choisir les conditions de coupe de façon intelligente, à partir d'un minimum d'expériences en optimisant les intérêts.

Un bon choix de conditions de coupe permet d'optimiser l'état de surface des pièces usinées, d'augmenter la durée de vie des outils de coupe et de diminuer le coût et le temps de production. Les critères pouvant permettre d'évaluer une opération d'usinage sont nombreux et dépendent non seulement du type d'opération, mais aussi de l'objectif lié à cette opération. La production à moindre coût reste toutefois liée aux conditions d'intégrité de surface aux quelles la pièce usinée doit répondre. Les principales sorties prises en compte lors de la caractérisation sont :

- Les efforts de coupe;
- L'état de surface obtenu sur la pièce (la rugosité de surface);
- L'usure de l'outil de coupe.

Pour modéliser ces sorties, nous avons opté pour une méthode empirique, celle des plans d'expérience.

L'objectif exposé dans ces travaux réside dans l'optimisation et le choix des paramètres de coupe lors de l'usinage du matériau Fk 20 Mn Cr5 avec un outil en carbure métallique revêtu de marque Sandvik (référence : TNMG 16 04 08-PM).

L'étude, réalisée dans cette thèse, semble être satisfaisant vis-à-vis les objectifs visés. Elle a permis d'aboutir aux conclusions ci-dessous :

- Concernant les efforts de coupe : Plus l'avance et la profondeur de passe sont élevées, plus les efforts de coupe augmentent, tandis qu'ils amoindrissent avec l'augmentation de la vitesse de coupe. La profondeur de passe influe plus que l'avance et la vitesse de coupe sur les efforts de coupe. Et finalement, les paramètres de coupe optimaux obtenus s'avèrent : la vitesse de coupe de 175 m/min, l'avance de 0,08 mm/tr et la profondeur de passe de 1,5 mm. Les efforts de coupe optimisés sont : $F_a = 82,4558 \text{ N}$, $F_c = 105,9632 \text{ N}$ et $F_p = 200,5347 \text{ N}$.

- Concernant la rugosité de la surface étudiée : Elle est fortement affectée par l'avance, tandis que la vitesse de coupe a un effet antagoniste en enfin, la profondeur de passe a une influence négligeable. Les paramètres de coupe optimaux obtenus s'avèrent : la vitesse de coupe de 175 m/min, l'avance de 0,08 mm/tr et la profondeur de passe de 1,5 mm. Les critères de la rugosité optimisés sont : $R_a = 0,2663 \mu\text{m}$, $R_t = 1,8837 \mu\text{m}$ et $R_z = 1,5870 \mu\text{m}$;
- Concernant l'usure des outils de coupe : A noter que l'usure en dépouille VB semble être celle le plus dominante que l'usure en cratère KT, pour cela, elle sera la seule usure à analyser par la suite. Les essais ont montré que le type d'usure dépend fortement de la vitesse de coupe, au fur et à mesure que la vitesse de coupe augmente, l'usure de l'outil devient plus intense. Les paramètres de coupe optimaux obtenus s'avèrent : la vitesse de coupe de 175 m/min, l'avance de 0,08 mm/tr et la profondeur de passe de 1,5 mm. L'usure optimale est : $VB = 0,0854 \text{ [mm]}$,
- La modélisation du processus de coupe (efforts de coupe, rugosité et usure en dépouille) par la méthode de surface de réponse a montré une ultime efficacité compte tenu des indicateurs d'adéquation (le coefficient de détermination, le niveau de signification ou la probabilité d'obtenir ce résultat par hasard P) ;
- Les résultats fournis par l'analyse ANOVA ont montré que les modèles issus de MSR permettent de prévoir les valeurs des efforts de coupe, des critères de la rugosité et l'usure en dépouille avec un intervalle de confiance de 95% et un coefficient de détermination élevé (supérieur à 96%). Le rapport entre les paramètres de coupe et les fonctions de réponse (efforts de coupe, rugosité et usure en dépouille) est exprimé par différents modèles mathématiques. Cette méthode s'avère être limitée par le type de modèle construit, on abordant ce problème nous nous trouvons devant le fait de requérir d'autre type de modèles capables d'aller au delà de cette limite, les algorithmes génétiques ont été utilisés.
- L'algorithme génétique est reconnu pour être très robuste à l'utilisation. Cette robustesse se traduit principalement par deux caractéristiques : il ne nécessite pas de fournir un point de départ pour démarrer l'optimisation et il améliore les solutions en cours d'optimisation. Plus en lui donne le temps, plus il s'approche de l'optimum. Mais si on a besoin d'une réponse, il est possible de l'arrêter à tout moment, il est capable de nous fournir une solution valide, même si elle n'est pas optimale, ce qui vaut toujours mieux que ne pas avoir de réponse du tout.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [Alau, 2000] : M. Alauddin, M.A. El-Baradie. Tool Life model for end milling steel (190BHN). Journal of Materials Processing Technology, 1997, p 50-59.
- [Amri, 1987] : B. Amri. Contribution à l'étude du comportement des matériaux modernes pour outils coupants. These de doctorat, INSA de Lyon, 1987, p 137.
- [Andr, 2000]: C.J.E. Andrewes, H.-Y. Feng, W.M. Lau, Machining of an aluminium/SiC composite using diamond inserts, Journal of Materials Processing Technology Vol.102, 2000, p 25-29.
- [Asta, 1997] : V.P. Astakhnov, M.O.M. Osman, et M. Al-Ata. Statistical Design of Experiments in Metal Cutting- Part One: Methodology. Journal of Testing and Evaluation, Vol. 25(3), 1997, p 322-327.
- [Ayku, 2007]: S. AYKUT, E. BAGCI, A. KENTLI et O. Yazicioglu: Experimental observation of tool wear, cutting forces and chip morphology in face milling of cobalt based super-alloy with physical vapor deposition coated and uncoated tool. Materials & Design, Vol. 28(6), 2007, p 1880-1888.
- [Bedr, 1971]: C. Bedrin. Généralités sur la coupe des métaux, Conférences CAST, Lyon, INSA de Lyon, 1971, p 5-71.
- [Bent, 2007]: F. Bentaleb, Impact du phénomène de coupe sur la géométrie des outils de coupe, Thèse de Magister, Université Mentouri Constantine, 2007.
- [Betz, 1971]: F. Betz, La formation des surfaces métallurgiques par coupe, Bulletin du cercle d'études des métaux, n° 10-11, 1971, p 45-58.
- [Boua, 2011] : K. Bouacha, Comportement du couple outil-matière lors de l'usinage des matériaux durs, Thèse de doctorat, Université de 08 Mai 1945 Guelma, soutenue le 11 Janvier 2011.
- [Box, 1978]: G.E.P. BOX, W.G. Hunter, et J. S. Hunter, Statistics for experimenters an introduction to design data analysis and model building, New York : J. Wiley and Sons, ISBN : 0-471-09315-7, 1978.
- [Bran, 1997]: G. Brandt, Développement des outils de coupe en céramique, Matériaux et Technologique, N° 9-10, 1997, p 3-12.
- [Cald, 1998]: J. Calderon, Caractérisation dynamique du système pièce outil machine : Usinage de pièces minces, Thèse de doctorat, INSA de Lyon, 1998, p 221.
- [Carr, 2002]: M.S. Carrilero, R. Bienvenido, J. M. Sanchez, M. Alvarez, A. Gonzalez, J. M. Marcos. A SEM and EDS insight into the BUL and BUE differences in the turning processes of

AA2024 Al-Cu alloy, International Journal of machine Tools and Manufacture, Vol 42, N°2, 2002, p 215-220.

[Cast, 1999]: S. Lo Casto, E. Lo Valvo, E. Lucchini, S. Maschio, M. Piacentini, V.F. Ruisi, Ceramic materials wear mechanisms when cutting nickel-based alloys, Wear Vol. 1999, p 225–229.

[Chib, 2013]: H. Chibane, Contribution à l'optimisation multi- objectif des paramètres de coupe en usinage et apport de l'analyse vibratoire Application aux matériaux métalliques et composites, Thèse de doctorat, Avril 2013.

[Chil, 1973]: T.H.C Childs, G.W Rowe, Physics in Metal Cutting, Report on Progress in Physics Vol. 36, 1973, p 223-288.

[Chou, 1999] : I.A. Choudhury et M.A. El-Baradie, Machinability assessment of inconel 718 by factorial design of experiment coupled with response surface methodology, Journal of Materials Processing Technology, 1999, p 30 -39.

[Chua, 1991] : M.S. Chua, M. Rahman, Y.S. Wong, et H.T. Loh, Determination of optimal Cutting design of Experiments and Optimization Techniques. Int. J. Mach, Tools Manufact, Vol. 33(2), 1991, p 297-305.

[Coel, 2007] : R. T. Coelho, N. Eu-Gene et M.A. Elbestawi, Tool wear when turning hardened AISI 4340 with coated PCBN tools using finishing cutting conditions, International Journal of Machine Tools and Manufacture, Vol. 47(2), 2007, p 263–272.

[Comp, 1949]: A. Compa, Technologie pour mécaniciens, Tomme II, Édition 1949.

[Corre, 2006] : C. Corre, Optimisation par algorithme génétique, Application au design en mécanique, Cours de l'école doctorat de l'ENSAM Paris, Février 2006.

[Darw, 1997] : S.M. Darwish et A.M. El-Tamimi, Formulation of Surface Roughness Models for Machining Nickel Super Alloy With Different Tools, Materials and Manufacturing Processes, Vol. 12(3), 1997, p 395-408.

[Davi, 2001] : J.P. Davim, A note on the determination of optimal cutting conditions for surface finish obtained in turning using design of experiments, Journal of Materials Processing Technology, Vol. 116, 2001, p 305-308.

[Deb, 1999] : K. Deb, An introduction to Genetic Algorithms, Kanpur Genetic Algorithms Laboratory, Department of Mechanical Engineering, Indian Institute of Technology Kanpur, Kanpur, PIN 208 0161, India, 1999.

[Droe, 1997] : J.J Dreesbeke, J. FINE, et G. Saporta, Plans d'expériences : Applications en entreprise, l'Association pour la statistique et ses utilisations et la société statistique de France, Paris : Éd. Technip, ISBN : 2-7108-0733-5, 1997.

- [Enac, 1972]:** S. Enache, La qualité des surfaces usinées, Dunod, Paris, 1972.
- [Gaut, 2004]:** L. Gautier, Etude des mécanismes d'endommagement des outils carbure WC-CO par la caractérisation de l'interface outil copeau application à l'usinage à sec de l'alliage d'aluminium aéronautique AA2024 T351, Thèse de doctorat soutenu le 13/12/2004 à l'Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers Centre de Bordeaux.
- [Gaza, 1991]:** L. Gazal, R Recordier, Erreurs de forme et de position, Article R1220, Technique de l'ingénieur, 1991.
- [Geko, 2002]:** H.O. Gekonde, S.V. Subramanian, Tribology of tool–chip interface and tool wear mechanisms, Surface and Coatings Technology Vol. 149, 2002, p 151-160.
- [Goup, 1999] :** J. Goupy, Plans d'expériences pour surfaces de réponse, Dunod, ISBN : 2-10-003993-8, Paris, 1999.
- [Goup, 2005] :** J. Goupy, Pratiquer les plan d'expériences, Dunod, Paris, 2005.
- [Grah, 1989]:** S. Graham, Advanced machining, The handbook of cutting technology, Kempston, (UK): IFS Publications, 1989, p 265.
- [Grze, 2003] :** W. Grzesik, Friction behaviour of heat isolating coating in machining; Mechanical thermal and energy-based considerations, International Journal Of Machine Tools and Manufacture, 2003, p 145-150.
- [Holl, 1975]:** J.H. Holland, Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan, re-issued by MIT Press, 1975.
- [Hovs, 2006]:** P.E. Hovsepian, Q. Luo, G. Robinson, M. Pittman, M. Howarth, D. Doerwald, R. Tietema, W.M. Sim, A. Deeming et T. Zeus, TiAlN/VN superlattice structured PVD coatings: A new alternative in machining of aluminium alloys for aerospace and automotive components, Surface and Coatings Technology, Vol. 201(1-2), September 2006, p 265–272.
- [Jite, 2002]:** JITEC, Outil de coupe développements récents et nouvelles performances, Journal Technologique, 2002.
- [Khur, 1987]:** A.I Khuri, J.A. Cornel, Response Surface: Design and Analysis, Mercel Dekker (éditeur), New York, NY, USA, 1987.
- [Kist, 2005]:** Kistler instrumente AG, Kistler measure, analyza, innovate, mesure des efforts de coupe, Suisse, 2005, pp 1-33.
- [Klin, 1982] :** W.A. Kline, R.E. Devor, et I.A. Shareef, The Prediction of Surface Accuracy in End Milling, Transactions of the ASME, Vol. 104, 1982, p 272-278.
- [Kuan, 1997] :** F. Kuang-Hua, et C. Hung-Yen, An accuracy model for the peripheral milling of aluminum alloys using response surface design. Journal of Materials Processing Technology, Vol. 72, 1997, p 42-47.

- [Lahe, 2002]** : R. Laheurte, O. Cahue, P. Darnis, A. Gérard, Evaluation de l'énergie mise en jeu et du comportement des outils de coupe dans l'usinage, mise en France de métaux / CM-09-015, Université Bordeaux 1, France, 2002.
- [Lahe, 2004] : R. Laheurte, Application de la théorie de seconde gradient à la coupe des métaux, Thèses de doctorat, Université Bordeaux 1, France, 2004.
- [Lerm, 1995]**: I. C. Lerman, R. F Ngouenet, Algorithmes génétiques séquentiels et parallèles pour une représentation affine des proximités, Institut de Recherche en Informatique et systèmes Aléatoires, Publication interne N° 901, 1995.
- [Leve, 1976]** : R. Leveque, F. Loroy, Nouveaux matériaux pour outils de coupe: modes de détérioration et méthodes d'essais, Sciences techniques, vol. 37, Décembre 1976, p 53-58.
- [Limi, 2008]** : J. Limido, Etude de l'effet de l'usinage grande vitesse sur la tenue en fatigue de pièces aéronautiques, Thèse de Doctorat, Université Toulouse III – Paul Sabatier, 2008.
- [Louv, 2005]** : F. Louvet et L. Delpanque, Témoignage de l'association Expérimentique « Design of experiments : Une approche pragmatique et illustrée : The French touch », Orléans, DL 2005 ISBN :2-9525126-0-4. 2005.
- [Maga, 2007]** : Magazine, <http://www.magazinemeci.com/supmetal/articles/2007/06/tournag>, 2007.
- [Merc1, 1945]**: E. Merchant, Mechanics of metal cutting process. Plasticity conditions in orthogonal cutting, Journal of applied physics, Vol. 16 N° 5, Juin1945, p 318-324.
- [Merc2, 1945]**: E. Merchant. Mechanics of the metal cutting process, Orthogonal cutting and type 2 chip, Journal of applied physics, Mai 1945, vol 16, N° 5, p 267-275.
- [Moli, 2002]**: A. Molinari, M. Nouari, Modeling of tool wear by diffusion in metal cutting, Wear Vol. 252, 2002, p 135-149.
- [Myer, 2002]**: R. H. Myers, D. C. Montgomery, Response Surface Methodology, 2nd Ed, New York, NY, USA, 2002.
- [Nahe, 1977]**: Y. Naherheim, E.M. Trent, Diffusion wear of cemented carbide tools when cutting steel at high speeds, Metal Technology, 1977, p 548-555.
- [Norm1, 1999]**: Norme Internationale ISO 3534-1, Statistics Vocabulary and symbols Part 1: General statistical terms and terms used in probability, 1999.
- [Norm3, 1999]** : Norme Internationale ISO 3534-3, Statistics Vocabulary and symbols Part 3: Design of experiments, 1999.
- [Norm2, 1999]**: Norme Internationale ISO 3534-2, Statistics Vocabulary and symbols Part 2 : Applied statistics, 1999.
- [Norm, 2002]**: Norme Internationale ISO 3002. Notion de base sur l'usinage.

- [Opit, 1967]:** H. Opitz, W. Koning, On the wear of cutting tools, 8th M.T.D.R Conference, Montreal, 1967, p 173-189.
- [Pagé, 2003] :** C. Pagès, Comportement de revêtement céramique sur outil en tournage à sec de finition, Thèse de doctorat, Novembre 2003.
- [Pass, 1997]:** A. Passeron, Tournage, Techniques de l'Ingénieur, traité Génie Mécanique BM7086. Edition 1997.
- [Pill, 1992] :** M. PILLET, Introduction aux plans d'expériences par la méthode Taguchi, Paris: Editions d'Organisation, c1992 ISBN : 2-7081-1442-5, 1992.
- [Poul, 1995]:** G. Poulachon, Etude du tournage superfinition d'un acier inoxydable, Mémoire de DEA, laboratoire CASM - INSA de Lyon, 1995, p 65.
- [Qi, 1996]:** H.S. Qi, B. Mills, On the formation mechanism of adherent layers on cutting tool, Wear Vol. 198, 1996, p 192-196.
- [Rami, 2011]:** M. Rami, Etude de l'évolution des caractéristiques des plaquettes de coupe en tournage à sec. Mise en place de critère d'aide à la décision du changement de plaquette. Application cas de l'ébauche de turbines de pompage, Thèse de doctorat soutenu le 11/02/2011 à l'université de Toulouse- France.
- [Rayn, 2004] :** L. Raynald, Application de la théorie du second gradient à la coupe des matériaux, Thèse de doctorat, Décembre 2004.
- [Rech, 2005]:** J. RECH, Cutting Edge Preparation And Surface Issues, Thèse de doctorat, Février 2005.
- [Rema, 2001]:** M. Remadna, Le comportement du système usinant en tournage dur. Application au cas d'un acier trempé usiné avec des plaquettes CBN, Thèse de doctorat soutenue le 13/06/2001 à L'INSA de Lyon.
- [Roum, 1975]:** B. Roumesy, Détermination des lois d'usure des outils de coupe, Machines outils, N° 301, Mai 1975, p 34-36.
- [Sand, 2000]:** Outils de tournage, Sandvik Cormant, 2000, p 248-249.
- [Soul, 1994] :** B. Soulier, Sur la modélisation expérimentale en mécanique : Précision, optimisation et applications industrielles, Thèse doctorat E.N.S. de Cachan, 1994.
- [Song, 1998] :** V. Songmene, M. Stefan, T.F. Stephenson, et A.E.M. Wamer, Turning and Honing of GrA-Ni MMC Cylinder Liners : Experimental Investigation on Surface Texture, CSME Forum SCGM 1998, p 186-193.
- [Tagu, 1987]:** G. Taguchi, S. Konishi, Taguchi methods, orthogonal arrays and linear graphs, tools for quality engineering, American Supplier Institute, 1987, p 35-38.

[Tons, 2001] : H. K. Tonshoff, A. Mohfeld et C. Spengler, The coating in manufacturing engineering, 2001.

[Tren, 2000]: E.M. Trent, P.K. Wright, Metal Cutting, Butter worth-Heinemann, 4th Edition, 2000.

[Vall, 2001] : T. Vallee, M. Yildizoglu, Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie, Université de Nantes et Université de bordeaux, 7 Septembre 2001.

[Wass, 2004] : L. Wasserman, All of Statistics : A Concise Course in Statistical Inference, New York, Springer-Verlag, ISBN 978-0387402727, 2004.

[Wu, 1964] : S. M. Wu, Tool-Life Testing by Response Surface Methodology-Part 1, Journal of Engineering for Industry, 1964, p 105-116.