

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées

Département de Génie Mécanique



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Génie Mécanique

Spécialité : Fabrication Mécanique et Productique

Présenté par: Ben MESSAOUD Mohammed Abdelghani

Thème :

**Modélisation Mathématique et Optimisation
Paramétrique des Paramètres du Procédé de l'Usinage
par Electroérosion**

Soutenue publiquement le 14/06/2022 devant le jury :

REZGUI Imane	M.C.A	Université Kasdi Marbah Ouargla	Président
BELLOUFI Abderrahim	Professeur	Université Kasdi Marbah Ouargla	Rapporteur
MEZOUDJ Mourad	M.A.B	Université Kasdi Marbah Ouargla	Examineur

Année universitaire : 2021/2022

Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail À ceux qui m'ont éclairé le chemin de la sagesse
et donne-moi tout ce qui est cher dans la vie avec une
immense générosité et une tendre affection.*

À toi ma très chère mère

Et à toi mon très cher père.

À ma famille.

À toutes mes amies et nos collègues.

À tous ceux qui m'ont apporté leur aide.

Remerciements

*Je remercie Dieu pour m'avoir donné la santé la patience et le courage
tout au long du travail.*

*Je tiens à remercier chaleureusement mon directeur de mémoire, Professeur.
BELLOUFI Abderrahim. Merci pour votre écoute, vos conseils et vos
encouragements qui m'ont été précieux pour mener ce travail à son terme.*

*Je tiens à remercier avec plus grande gratitude Dr. REZGUI Imane
Pour l'intérêt pour ce travail*

Ainsi que pour l'honneur qu'elle m'a accordé en présidant le jury.

Mes remerciements vont également aux: Dr. MEZOUDJ Mourad

*Pour avoir accepté d'évaluer ce
travail et d'en faire partie du jury de soutenance.*

*Enfin, merci à tous les enseignants de l'université KASDI MERBAH
OUARGLA.*

Et à tous mes collègues.

BEN MESSAOUD Mohammed Abdelghani

Table des Matières

Introduction Générale.....	1
-----------------------------------	----------

Chapitre I

Etude Bibliographique

I.1 Introduction.....	3
I.2 Définition du procédé d'usinage par électroérosion	3
I.3 Principe du procédé	4
I.4 Mécanisme d'enlèvement de la matière.....	5
I.4.1 Phase 1: la construction d'une étincelle	6
I.4.2 Phase 2: la décharge	7
I.4.3 Phase 3: la rupture	8
I.4.4 Influence de la polarité sur l'enlèvement de la matière	9
I.5 Les type d'usinage par électroérosion.....	9
I.5.1 Electroérosion par enfonçage ou à plonger.....	10
I.5.2 Electroérosion à fil.....	10
I.5.3 Perçage par électroérosion	11
I.5.4 Fraisage par électroérosion	12
I.6 Application de l'usinage par électroérosion.....	12
I.7 Paramètres affectant le procédé de l'usinage par électroérosion.....	13
I.7.1 Paramètres électriques.....	14
I.7.2 Paramètres non électriques.....	17
I.8 Revue de littérature.....	18
I.9 Conclusion	23

Chapitre II

Méthodes de Modélisation

II.1 Introduction	24
-------------------------	----

II.2 Méthode de surface de réponse (MSR).....	24
II.2.1 Définitions et principes.....	24
II.2.2 Etapes de la méthodologie de surface de réponse.....	25
II.2.3 Système du premier ordre	26
II.2.4 Système de deuxième ordre.....	26
II.3. La régression linéaire	26
II.3.1 Signification des paramètres de la droite de régression.....	27
II.3.2 Mesure de la qualité de la prédiction d'une régression linéaire.....	29
II.3.3 Analyse des résidus d'une régression linéaire	30
II.3.4 Régression linéaire polynomiale multiple.....	31
II.4 Régression non linéaire	31
II.4.1 Démarche générale.....	31
II.4.2 Modèles de régression non linéaire.....	32
II.4.3 Exemple de régression non linéaire	34
II.5 Analyse de la variance ANOVA.....	36
II.5.1 Types des d'analyse statistique ANOVA.....	36
II.5.2 Un exemple d'ANOVA univariée	36
II.6 Conclusion.....	38

Chapitre III

Résultats et Discussion

III.1 Introduction	39
III.2 Données Expérimentales	39
III.3 Présentation du système de prédiction.....	40
III.3.1 Valeurs limites des paramètres et des performances d'usinage	40
III.4 Modélisation par la méthode de la régression linéaire multiple	40
III.4.1 Analyse de variance ANOVA.....	42
III.4.2 Présentation des modèles.....	42

III.4.3 Analyse des résultats.....	43
III.4.4 Validation des résultats.....	47
III.4.5 Intervalle de confiance.....	49
III.4.6 Tests de confirmation du modèle.....	50
III.5 Modélisation par la méthode des surfaces réponse RSM.....	53
III.5.1 Analyse de variance ANOVA.....	55
III.5.2 Présentation des modèles.....	56
III.5.3 Analyse des résultats.....	57
III.5.4 Validation des résultats.....	59
III.5.5 Test de confirmation des résultats obtenus par la méthode de surfaces de réponse.....	60
III.6 Modélisation par la régression non linéaire.....	63
III.6.1 Analyse de variance ANOVA.....	64
III.6.2 Présentation des modèles.....	65
III.6.3 Analyse des résultats	65
III.6.4 Validation des résultats.....	70
III.6.5 Intervalle de confiance.....	71
III.6.6 Tests de confirmation du modèle.....	72
III.7 Etude comparative entre les trois méthodes de modélisation.....	75
III.7.1 Taux d'enlèvement de la matière MRR.....	75
III.7.2 Taux d'usure de l'outil TWR	77
III.8 Effets des paramètres d'usinage sur les performances d'usinage.....	78
III.8.1 Effets des paramètres d'usinage sur le taux d'enlèvement de la matière MRR.....	78
III.8.2 Effets des paramètres d'usinage sur le taux d'usure de l'outil TWR	81
III.9 Conclusion	85
Conclusion Générale	86
Références Bibliographiques	87

Liste des Figures

Chapitre I

Étude Bibliographique

Figure I.1	Processus EDM montrant la décharge et l'enlèvement de matière.....	4
Figure I.2	Mise en place de l'usinage par électroérosion	4
Figure I.3	Principe de fonctionnement du procédé d'électroérosion	5
Figure I.4	Décomposition de la décharge	6
Figure I.5	Phase de construction d'une étincelle.....	7
Figure I.6	Phase de décharge.	8
Figure I.7	Phase de rupture	8
Figure I.8	Électroérosion par enfonçage... ..	10
Figure I.9	Électroérosion à fil.....	11
Figure I.10	perçage par électroérosion	11
Figure I.11	Fraisage par électroérosion.....	12
Figure I.12	Domaines d'utilisations de l'EE.....	13
Figure I.13	paramètres de processus d'EDM	14
Figure I.14	exemple de la polarité de la pièce et l'électrode.....	16
Figure I.15	Eclateur latéral et Eclateur frontal	17

Chapitre II

Méthodes de Modélisation

Figure II.1	Schéma d'une fonction de transfert	24
Figure II.2	Exemple de régression linéaire simple	27
Figure II.3	Résidus d'une régression linéaire.....	30
Figure II.4	Courbe de la fonction de réponse exponentielle	33
Figure II.5	Courbe de la fonction de réponse logistique.	34
Figure II.6	Diagramme de dispersion et fonction de régression non linéaire ajustée Patients gravement blessés exemple.....	35

Chapitre III

Résultats et Discussion

Figure III.1	Système de prédiction.....	40
Figure III.2	Organigramme représentant l’algorithme de la régression linéaire multiple.....	41
Figure III.3	Graphique d'influence de levé des données et du modèle.....	43
Figure III.4	Points avec une grande distance de Cook	44
Figure III.5	Histogramme des résidus.....	44
Figure III.6	Graphe de probabilité normale des résidus	45
Figure III.7	Graphique d'influence de levé des données et du modèle.....	45
Figure III.8	Points avec une grande distance de Cook	46
Figure III.9	Histogramme des résidus.....	46
Figure III.10	Graphe de probabilité normale des résidus	47
Figure III.11	Validation du taux d’enlèvement de la matière prévu par régression linéaire multiple.....	48
Figure III.12	Validation du taux d’usure de l’outil prévu par régression linéaire multiple.....	48
Figure III.13	Intervalle de confiance du taux d’enlèvement de matière.....	49
Figure III.14	Intervalle de confiance du taux d’usure de l’outil	50
Figure III.15	Comparaison du taux d'enlèvement de matière (MRR) prévu et expérimental	52
Figure III.16	Comparaison du taux d'usure de l’outil (TWR) prévu et expérimental.	53
Figure III.17	Diagramme de probabilité normale pour MRR.....	57
Figure III.18	Graphique de la réponse réelle par rapport à la réponse prévue du MRR	57
Figure III.19	Diagramme de probabilité normale pour TWR	58
Figure III.20	Graphique de la réponse réelle par rapport à la réponse prévue du TWR	58
Figure III.21	Validation du taux d’enlèvement de la matière prévu par RSM	59
Figure III.22	Validation du taux d’usure de l’outil prévu par RSM	60
Figure III.23	Comparaison du taux d'enlèvement de matière (MRR) prévu et expérimental	61
Figure III.24	Comparaison du taux d'usure de l’outil (TWR) prévu et expérimental.....	62
Figure III.25	Organigramme représentant l’algorithme de la régression non linéaire	63

Figure III.26	Graphique d'influence de levé des données et du modèle	66
Figure III.27	Points avec une grande distance de Cook	66
Figure III.28	Histogramme des résidus	67
Figure III.29	Graphe de probabilité normale des résidus	67
Figure III.30	Graphique d'influence de levé des données et du modèle	68
Figure III.31	Points avec une grande distance de Cook	68
Figure III.32	Histogramme des résidus	69
Figure III.33	Graphe de probabilité normale des résidus	69
Figure III.34	Validation du taux d'enlèvement de la matière prévu par régression non linéaire.....	70
Figure III.35	Validation du taux d'usure de l'outil prévu par régression non linéaire.....	71
Figure III.36	Intervalle de confiance du taux d'enlèvement de matière.....	71
Figure III.37	Intervalle de confiance du taux d'usure de l'outil.....	72
Figure III.38	Comparaison du taux d'enlèvement de la matière (MRR) prévu et expérimental.....	73
Figure III.39	Comparaison du taux d'usure de l'outil (TWR) prévu et expérimental.....	75
Figure III.40	Comparaison de la précision de prédiction du MRR par les trois méthodes.....	76
Figure III.41	Comparaison de la précision de prédiction du MRR par les trois méthodes.....	78
Figure III.42	Variation du taux d'enlèvement de matière en fonction du courant de décharge lors que $T_{on}=400\mu s$ et $V=40$ volt.....	78
Figure III.43	Variation du taux d'enlèvement de matière en fonction du temps d'impulsion lors que $I_p = 4$ A et $V=40$ volt.....	79
Figure III.44	Variation du taux d'enlèvement de la matière en fonction du voltage lors que $I_p=10A$ et $T_{on}=500\mu s$	79
Figure III.45	Variation du taux d'enlèvement de matière prévu en fonction du courant de décharge et du temps d'impulsion lorsque $V=40$ volt.....	80
Figure III.46	Variation du taux d'enlèvement de matière prévu en fonction du courant de décharge et du voltage lorsque $T_{on}=500\mu s$	80
Figure III.47	Variation du taux d'enlèvement de matière prévu en fonction du temps d'impulsion et du voltage lorsque $I_p=10A$	81
Figure III.48	Variation du taux d'usure de l'outil en fonction du courant de décharge à $T_{on}=400\mu s$ et $V=40$ volt.....	82
Figure III.49	Variation du taux d'usure de l'outil en fonction du temps d'impulsion lors que $I_p = 4$ A et $V=40$ volt.....	82
Figure III.50	Variation du taux d'usure de l'outil en fonction du voltage lors que $I_p=10A$ et $T_{on}=500\mu s$	83

Figure III.51	Variation du taux d'usure de l'outil prévu en fonction du courant de décharge et le temps d'impulsion lorsque $V=40$ volt.....	83
Figure III.52	Variation du taux d'usure de l'outil prévu en fonction du courant de décharge et le voltage lorsque $T_{on}=500\mu s$	84
Figure III.53	Variation du taux d'usure de l'outil prévu en fonction de temps d'impulsion et le voltage lorsque $I_p=10A$	84

Liste des Tableaux

Chapitre II

Méthodes de Modélisation

Tableau II.1	Les données récapitulant les sommes des valeurs observées	28
Tableau II.2	Calcul du coefficient de détermination R^2	29
Tableau II.3	Exemple de données sur les patients gravement blessés.....	35
Tableau II.4	Mesures de couple moyen issues des tests de cinq lots d'adhésif.....	36
Tableau II.5	Tableau ANOVA avec les résultats des mesures.....	37

Chapitre III

Résultats et Discussion

Tableau III.1	Résultats expérimentaux	39
Tableau III.2	Valeurs limites pour les entrées et les sorties	40
Tableau III.3	Analyse de variance ANOVA du MRR	42
Tableau III.4	Analyse de variance ANOVA du TWR.....	42
Tableau III.5	Les tests de confirmation	50
Tableau III.6	Erreurs et précision du modèle basé sur la méthode de la régression linéaire multiple pour la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR).....	51
Tableau III.7	Erreurs et précision du modèle basé sur la méthode de la régression linéaire multiple pour la prédiction du taux d'usure de l'outil (TWR).....	52
Tableau III.8	Modèles adéquates pour la modélisation du taux d'enlèvement de la matière.....	54
Tableau III.9	Modèles adéquates pour la modélisation du taux d'usure de l'outil.....	54
Tableau III.10	Analyse ANOVA pour le taux d'enlèvement de matière MRR.....	55
Tableau III.11	statistiques d'ajustement du MRR.....	55
Tableau III.12	Analyse ANOVA pour le taux d'usure de l'outil TWR.....	56
Tableau III.13	statistiques d'ajustement du TWR.....	56
Tableau III.14	Erreurs et précision du modèle basé sur la méthode de surfaces de réponse pour la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR).....	60
Tableau III.15	Erreurs et précision du modèle basé sur la méthode de surfaces de réponse pour la prédiction du taux d'usure d'outil (TWR).....	62
Tableau III.16	Analyse de variance ANOVA du MRR.....	64
Tableau III.17	Analyse de variance ANOVA du TWR.....	65
Tableau III.18	Erreurs et précision du modèle de la régression non linéaire pour la	

	prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR).....	73
Tableau III.19	Erreurs et précision du modèle de la régression non linéaire pour la prédiction du d'usure de l'outil (TWR).....	74
Tableau III.20	Erreurs et précisions de prédiction du taux d'enlèvement de la matière (MRR) par les trois méthodes.....	76
Tableau III.21	Erreurs et précisions de prédiction du taux d'usure de l'outil (TWR) par les trois méthodes.....	77

Nomenclature

Symbole	Unité	Désignation
Ra	nm	Rugosité
EDM		Usinage par électroérosion
I_p	A	Courant de décharge
T_{on}	μs	Temps d'impulsion
T_{off}	μs	Temps d'arrêt
V	volt	Voltage
MRR	mm^3 / min	Taux d'enlèvement de matière
TWR	mm^3 / min	Taux d'usure de l'outil
DC		Cycle de service
RSM		Méthodologie de surface de réponse
R^2		Le coefficient de détermination statistique
Y, Y'		Les sorties
\hat{y}, y_{pred}		Valeur prédite
$ANOVA$		Analyse de la variance
$RMSE$		Erreur quadratique moyenne
SEP		Erreur quadratique de prédiction
Ln		Logarithme népérien
Log		Logarithme décimal
X		La matrice de terme de modèle évalué aux points de conception
x_i		Variables de prédiction centrée réduite (codée)
\bar{y}		Est la moyenne des réponses
Tan		Tangent
ε		Erreur totale qui est la différence entre les valeurs observées et les valeurs estimées de la réponse

1. **Introduction Générale**
2. Chapitre I : Etude Bibliographique
3. Chapitre II : Méthodes de Modélisation
4. Chapitre III : Résultats et Discussions
5. Conclusion Générale
6. Références Bibliographiques



Introduction Générale

Introduction Générale

La fabrication par enlèvement de matière fait l'objet de nombreuses études car c'est l'un des procédés les plus utilisés dans les industries mécaniques. De ce fait, les technologies de fabrication évoluent sans cesse afin de maintenir leurs hauts niveaux de performance et leur capacité à répondre aux nouvelles exigences industrielles en termes de qualité et de productivité.

Avec la croissance industrielle et technologique, l'utilisation de matériaux durs augmente dans divers secteurs, de sorte que l'extraction de ces matériaux devient très difficile et coûteuse. Ainsi, il est nécessaire de remplacer les machines traditionnelles par des machines modernes.

Récemment, les industries mécaniques ont placé une forte demande sur les processus de fabrication non conventionnels qui peuvent être utilisés pour produire des matériaux à haute résistance et durables. L'électroérosion (EDM) est une technologie non traditionnelle qui enlève les matériaux d'une pièce par une série d'étincelles électriques qui se forment entre la pièce et l'outil de coupe en présence d'un liquide diélectrique.

L'EDM est l'un des procédés de fabrication les plus importants pour utiliser des matériaux solides difficiles à utiliser avec les méthodes traditionnelles. Actuellement, l'EDM est la méthode la plus appropriée pour traiter ces matériaux.

La formation d'étincelles EDM est une procédure de traitement courante, dans laquelle l'étincelle entre l'électrode et la pièce à usiner fait fondre le matériau localement pendant le processus EDM. Le fluide isolant expulse alors le matériau partiellement fondu [1].

Les mécanismes complexes du processus de traitement EDM rendent difficile (expérimentalement) la détermination de la formule qui relie les paramètres d'entrée du processus aux performances d'usinage. Il est possible de résoudre par la modélisation du processus. Résolvant ainsi les problèmes de sélection des paramètres et réduisant le coût du processus.

Il existe un besoin important de développement de méthodes plus précises pour déterminer les performances de la fabrication par décharge électrique (EDM) ainsi que les erreurs.

Dans ce mémoire, sur la base de tests expérimentales de mesure des performances d'usinage par électroérosion, les effets des paramètres d'usinage sur ces performances et ces erreurs sont prédits avec différentes méthodes de modélisation.

Le mémoire s'articule autour de trois chapitres :

Le premier chapitre est un aperçu bibliographique sur le procédé d'électroérosion et des variables qui l'influencent.

Le deuxième chapitre présente les différentes méthodes de modélisation : la régression linéaire multiple, la régression non linéaire et la méthode des surfaces de réponse. Ces méthodes seront utilisées par la suite dans le troisième chapitre pour modéliser les performances d'usinage.

Le troisième chapitre traite la présentation, la discussion et la comparaison des différents résultats obtenus à partir des trois systèmes de modélisation. Les résultats trouvés seront confirmés et validés par des tests de confirmation.

1. Introduction Générale
2. **Chapitre I : Etude Bibliographique**
3. Chapitre II : Méthodes de Modélisation
4. Chapitre III : Résultats et Discussions
5. Conclusion Générale
6. Références Bibliographiques



Chapitre I : Etude Bibliographique

I.1 Introduction

L'usinage par électroérosion (EDM : Electric Discharge Machining) est l'une des techniques d'enlèvement de matière non conventionnelles les plus utilisées pour usiner des formes complexes dans des matériaux conducteurs ou semi-conducteurs. Son avantage distinctif dans la fabrication de moules, de matrices, d'automobiles, de composants aérospatiaux et chirurgicaux a été sa capacité à utiliser l'énergie thermique pour usiner des matériaux électriquement conducteurs, quelle que soit leur durabilité. De plus, l'EDM élimine les contraintes mécaniques, les vibrations et les problèmes de vibrations lors de l'utilisation en évitant le contact direct entre l'électrode et la pièce [1].

Dans ce chapitre, nous apporterons quelques définitions sur l'électroérosion (EDM). Pour en savoir plus sur l'importance de ce procédé dans le domaine de fabrication mécanique.

I.2 Définition du procédé d'usinage par électroérosion

L'électroérosion est un type d'usinage basé sur des décharges électriques contrôlées (étincelles). Le matériau est libéré sans aucune interaction mécanique entre l'électrode (outil) et l'objet à usiner. Chaque étincelle chauffe et évapore une petite quantité de matière (ainsi que l'électrode). Un diélectrique liquide refroidit et désinfecte la zone de travail. Lorsque l'énergie des étincelles diminue, la quantité de matière éjectée diminue ; en conséquence, l'état de surface et la géométrie s'améliorent.

Si l'influence des paramètres d'étincelle (tension, durée, polarité ...) est prépondérante sur la qualité de l'usinage, les conditions de lavage ont un impact important sur la stabilité du procédé, donc sa précision et sa rugosité. Le lavage consiste à éliminer les débris solides et vaporisés de la zone située entre l'électrode et la pièce utilisable. Le gap est le nom donné à cette zone.

L'entrefer doit correspondre à la distance de claquage afin de réaliser une rupture diélectrique et par conséquent, l'étincelage. Cette distance est déterminée par la tension d'amorçage, ainsi que la rigidité du diélectrique, qui est inversement proportionnelle à la contamination du conducteur par des particules corrodées. En effet, le maintien d'un écart constant nécessite de retirer périodiquement le diélectrique usé entre la pièce et l'électrode et de le remplacer par un nouveau diélectrique pour les charges ultérieures [2].

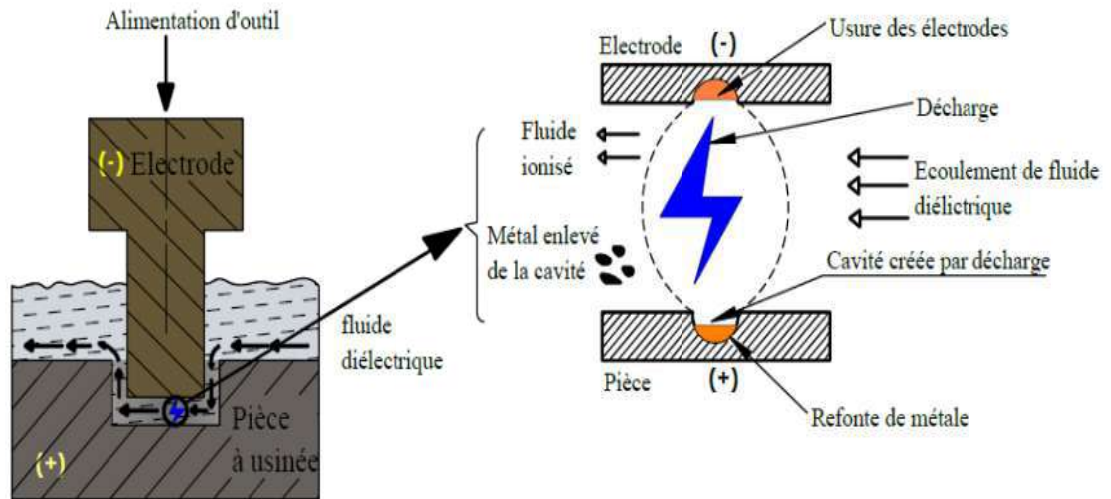


Figure I.1. Processus EDM montrant la décharge et l'enlèvement de matière [1].

I.3 Principe du procédé

Dans ce processus, le métal est retiré du travail pièce due à l'érosion causée par étincelle se reproduisant rapidement décharge se produisant entre l'outil et la pièce à usiner. Montrer la configuration mécanique et la configuration électrique et circuit électrique pour l'usinage par électroérosion. Un mince un espace est maintenu entre l'outil et pièce à usiner par un système d'asservissement illustré à la (figure I.3 A). Tous les deux l'outil et la pièce sont immergés dans un fluide diélectrique. Le kérosène / l'huile EDM / l'eau d'ionisée est un type très courant de diélectrique liquide bien que les diélectriques gazeux soient également utilisés dans certains cas [3].

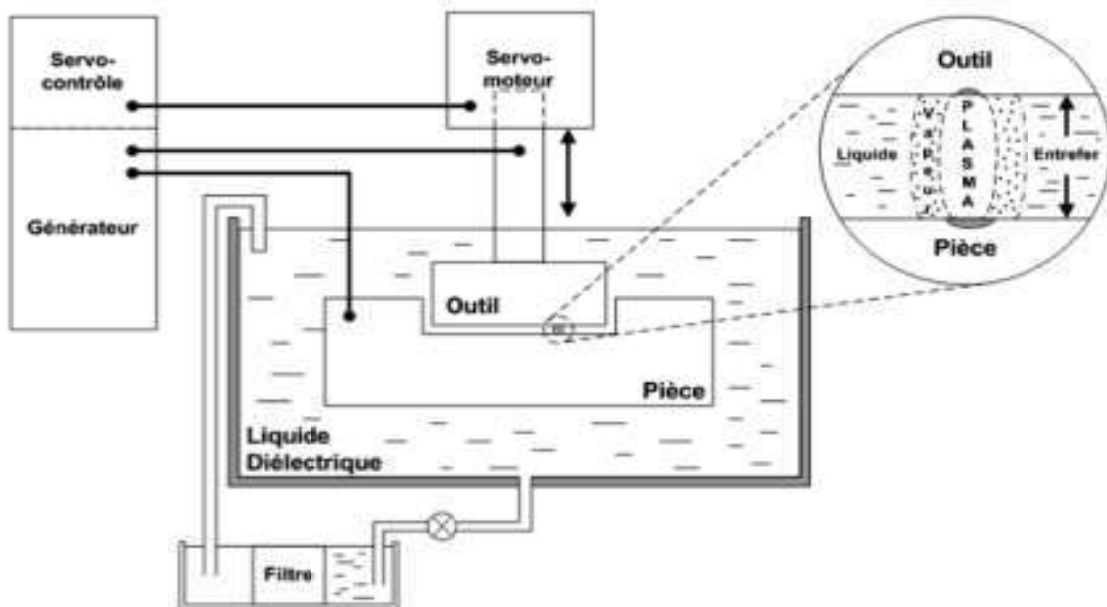


Figure I.2 Mise en place de l'usinage par électroérosion [4].

La figure I.2 montre la configuration électrique de la machine à décharge électrostatique. Lorsque la tension aux bornes de l'entrefer devient suffisamment élevée, elle

se décharge à travers l'entrefer sous la forme d'une étincelle en une période de 10 microsecondes. Les ions positifs et les électrons sont accélérés, produisant un canal de décharge qui devient conducteur. Juste à ce moment, l'étincelle saute provoquant une collision entre les ions et les électrons et créant un canal de plasma (figure I.3 B).

Une chute brutale de la résistance électrique du précédent canal permet que la densité de courant atteigne une valeur très élevée valeurs produisant une augmentation de l'ionisation et la création d'un puissant champ magnétique. Le moment où l'étincelle se produit une pression suffisamment développée entre le travail et l'outil résultat duquel une température très élevée est atteinte et à une pression et une température si élevées que du métal est fondu et érodé. Une telle augmentation extrême localisée de la température entraîne un enlèvement de matière. Enlèvement de matière se produit en raison de la vaporisation instantanée du matériau ainsi que en raison de la fonte (figure I.3 C) [3].

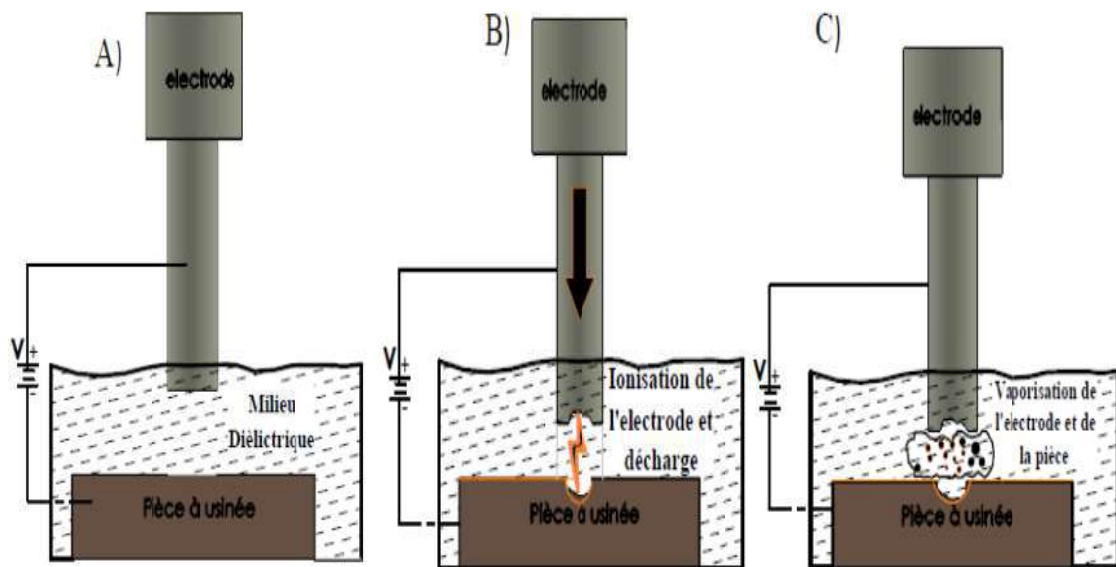


Figure I.3 Principe de fonctionnement du procédé d'électroérosion. [1]

I.4 Mécanisme d'enlèvement de la matière

La conversion de l'énergie électrique en énergie thermique est le principe le plus largement accepté dans le mécanisme d'enlèvement de matière EDM. Entre la pièce et l'outil, des étincelles se forment tout au long du processus de fabrication. L'oxydation étant provoquée par des décharges électriques, l'électrode et la pièce doivent être électriquement conductrices. En conséquence, le processus d'usinage implique de libérer successivement de petits volumes de matière de la pièce, qui est soit fondue, soit vaporisée lors d'une décharge.

Il est à noter que la nature physique de l'enlèvement de matière au moyen de décharges électriques est un phénomène complexe [1]. Dans cette section, nous allons passer en revue

les trois étapes d'une étincelle corrosive, ainsi que l'effet de la polarité sur la polarité de l'électrode-pièce.

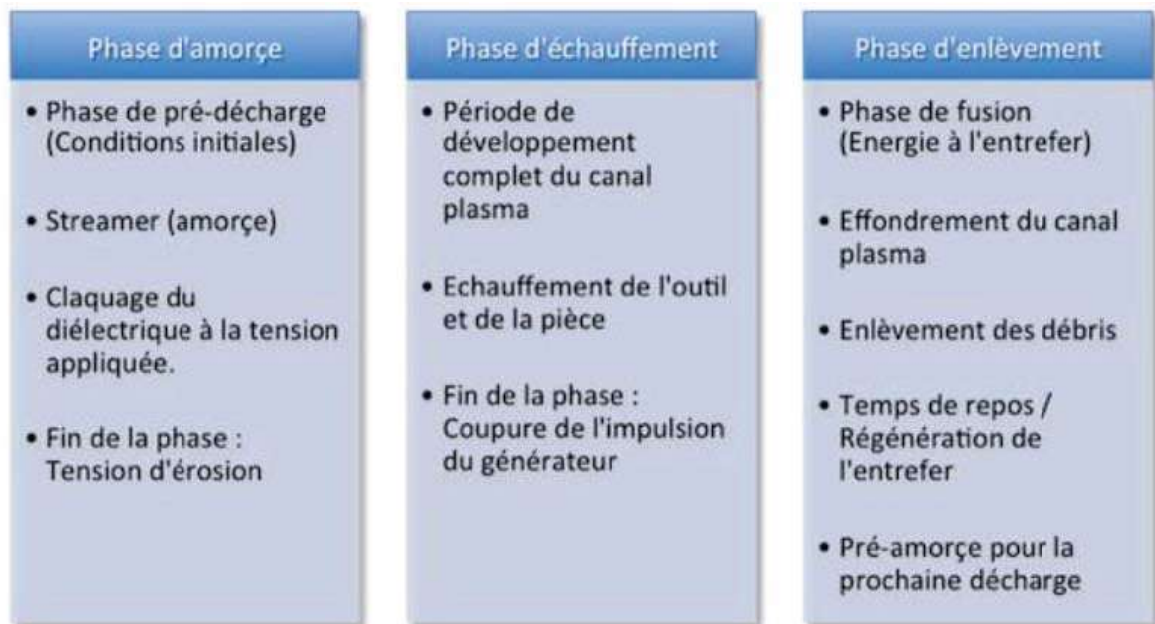


Figure I.4 Décomposition de la décharge [4].

I.4.1 Phase 1: la construction d'une étincelle (amorçe)

Cette phase préparatoire entraîne une augmentation progressive de l'ionisation diélectrique, qui était initialement très faible, voire inexistante, en raison du caractère isolant de l'environnement. Il est largement admis que le phénomène se produit lorsque le champ électrique généré par l'application de contraintes entre les électrodes atteint son intensité maximale. De petites irrégularités de surface suffisent souvent à déclencher la formation d'une étincelle entre les endroits les plus proches de l'électrode et la pièce.

Au cours de la première phase, qui comprend toutes les réactions conduisant au développement du canal de décharge, il existe une variation importante du courant et de la tension. Après perforation du diélectrique, cette caractéristique provoque un passage de courant presque exclusivement à la surface du canal de décharge qui s'est formé (effet pelliculaire) [2].

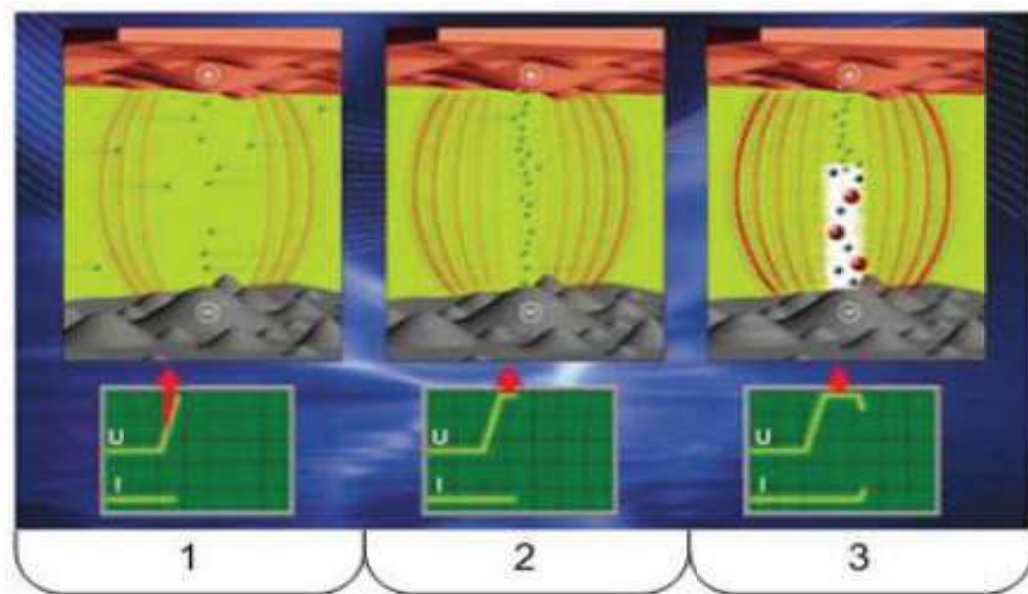


Figure I.5 Phase de construction d'une étincelle [4].

- 1-Application de la tension.
- 2- Création de l'amorce.
- 3- Claquage du diélectrique.

I.4.2 Phase 2: la décharge (échauffement)

Du fait de l'ionisation du diélectrique, un courant circule entre les électrodes à travers l'entrefer. Le flux est fortement concentré dans une toute petite partie du chenal. Les particules chargées négativement sont attirées vers l'électrode positive et bombardent la surface, tandis que les particules chargées positivement sont attirées vers l'électrode négative et bombardent la surface.

L' échauffement de ces dernières est provoqué par la collision de ces différentes particules avec la surface des électrodes correspondantes , qui possède une énergie cinétique élevée .La température de la décharge ou canal plasma est comprise entre 8000 et 12000 K, et la densité de courant est extrêmement élevée : plusieurs dizaines de milliers d'ampères par centimètre carré .Cela signifie que le nombre de particules chargées en mouvement est important dans un petit volume et que la vitesse à laquelle elles se déplacent est assez élevée. La fusion et la vaporisation des matériaux qui composent ces deux derniers sont provoqués par les températures générées à la surface de la pièce et de l'électrode .Ces circonstances, combinées à la dégradation diélectrique, entraînent la génération de gaz et de résidus nocifs.

Une bulle de gaz se forme autour du canal du plasma, où la pression est extrêmement élevée ; le volume de cette bulle croît au fur et à mesure que le courant la traverse, ainsi que la section du canal plasmatique [2].

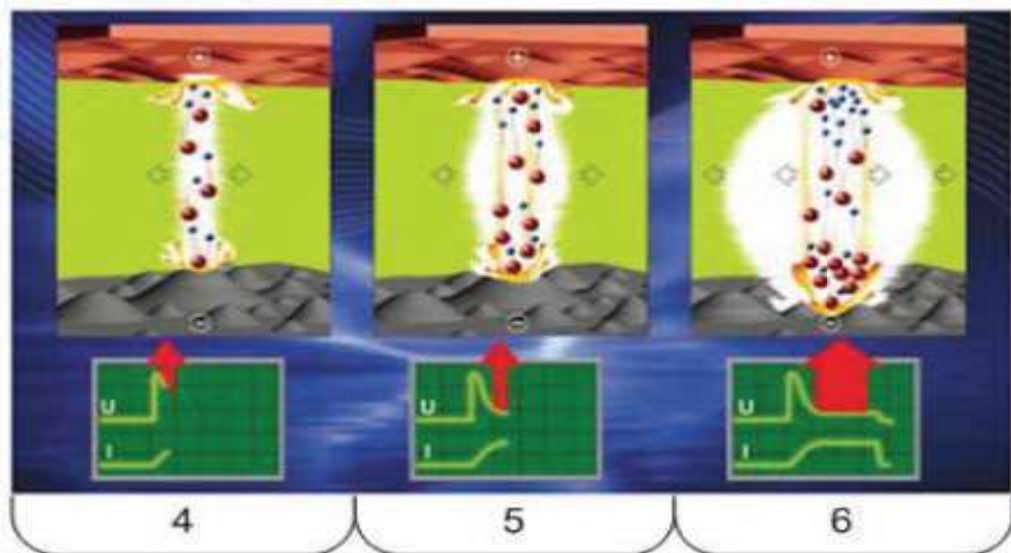


Figure I.6 Phase de décharge [4].

- 4- Développement du plasma.
- 5- Echauffement de la pièce.
- 6- Désactivation de la tension.

I.4.3 Phase 3: la rupture (enlèvement)

Lorsque le courant est coupé en fin de décharge, la pression chute à l'intérieur de la bulle et le canal plasma s'effondre. Les spectateurs pourraient voir une vaporisation explosive du matériau fondu à la surface de la pièce et de l'électrode. Les débris qui explosent sont éjectés à grande vitesse dans le diélectrique, formant de petites particules sphériques en refroidissant [2].

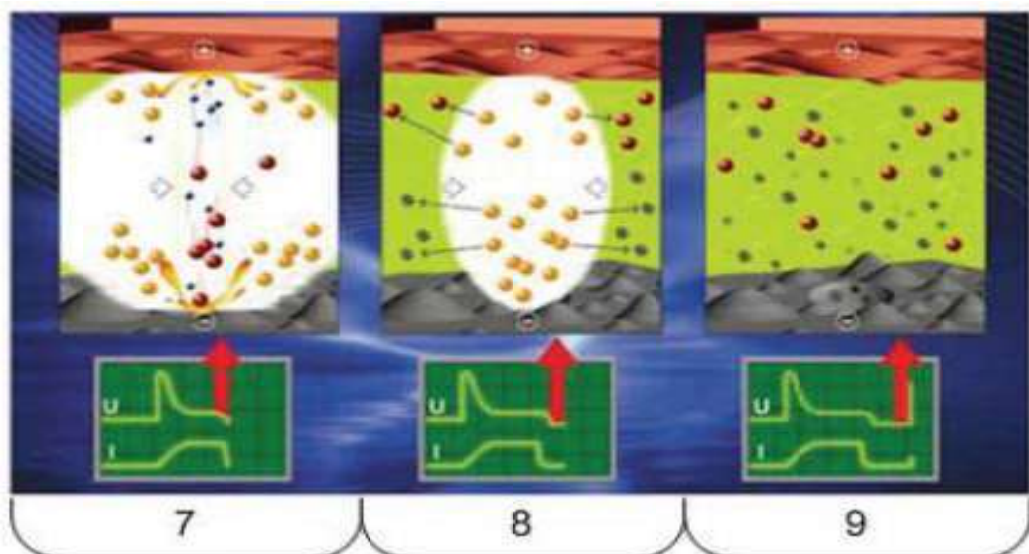


Figure I.7 Phase de rupture [4].

- 7- Effondrement du plasma.
- 8- Ejection des débris, Temps de repos.
- 9- Retour aux conditions initiales avant l'application d'un nouveau signal de décharge.

I.4.4 Influence de la polarité sur l'enlèvement de la matière

De manière générale, les matériaux constitutifs d'une pièce d'électrode utilisable et d'un outil d'électrode sont de natures différentes. L'enlèvement de matière inégale sur l'électrode (usure) et la pièce (usinage) recherché par électroérosion est provoqué par les propriétés différentes des matériaux qui composent la pièce et l'électrode, ainsi que la polarité à laquelle ils sont poussés. Si le même matériau est utilisé pour la pièce et l'électrode (ce qui est peu courant), la polarité et la durée des impulsions font que la matière fuit plus sur la pièce que sur l'électrode.

L'influence de la polarité peut être expliquée qualitativement en se concentrant sur le mécanisme d'initiation de la décharge et le mode d'activité de l'étincelle. L'enlèvement est provoqué en partie par la fusion et l'évaporation des matières sous l'effet de la chaleur apportée par l'étincelle ; cet échauffement est provoqué par le bombardement de la surface de l'électrode et de la pièce par des particules dont l'énergie cinétique, qui dépend de leur masse et de leur vitesse, est convertie en chaleur. Cette quantité de chaleur est également déterminée par le nombre de particules à l'origine.

Ces derniers sont constitués de particules négatives, ou électrons, qui se déplacent à très grande vitesse vers l'électrode positive ; et les particules positives, qui proviennent de l'ionisation d'atomes diélectriques et ont une masse supérieure à un facteur mille et donc ont une mobilité moindre.

Il y a un avantage à ce que des particules négatives bombardent la surface de l'électrode positive au début de la décharge ou lorsque la décharge est très courte (quelques microsecondes au plus) ; la mobilité des particules positives est inférieure à celle des électrons. Sur l'électrode positive, l'augmentation de température et, par conséquent, l'enlèvement de matière est plus important. Pour les décharges de plus longue durée, non seulement le nombre relatif de charges positives augmente, mais comme leur masse est supérieure à celle des atomes, ces particules s'éjectent plus rapidement, libérant plus d'énergie sur l'électrode négative. De ce fait, l'enlèvement de matière est plus important sur l'électrode négative [2].

I.5 Les types d'usinage par électroérosion

Dans l'industrie, il existe quatre variantes majeures d'électroérosion (EE), dont nous discuterons ci-dessous :

I.5.1 Electroérosion par enfonçage ou à plonger (« Die Sinking EDM »)

Le principe consiste à usiner l'électrode-outil (souvent une forme complexe 3D représentative d'un élément de moule) par fraisage par enlèvement de copeaux dans une matière « facile » à usiner (cuivre ou graphite) et à créer le négatif de l'outil dans la pièce par EE avec un mouvement vertical progressif dit à « plongée ». Il est possible ainsi d'usiner une pièce dans un matériau dur. [4]

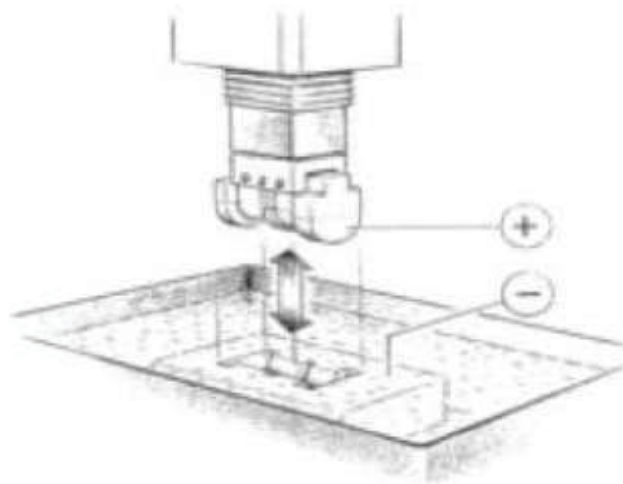


Figure I.8 Electroérosion par enfonçage. [4]

Les principales caractéristiques du procédé sont :

- ✓ l'usinage de pièces de grandes dimensions, de cavités borgnes (10 mm à 2 000 mm),
- ✓ un état de surface de très bonne qualité ($R_a \approx 50$ à 100 nm),
- ✓ des électrodes 3D facile à usiner (utilisation du graphite et du cuivre),
- ✓ diélectrique : hydrocarbures, eau dé-ionisée.

Le procédé est appliqué pour l'usinage des: moules, outils d'extrusion, matrices de frappe...

I.5.2 Electroérosion à fil (« Wire EDM »)

Une autre méthode largement utilisée est l'électroérosion à fil. Elle consiste à utiliser un fil métallique à circulation continue comme électrode-outil. Un jet de liquide diélectrique (eau dé-ionisée) peut être utilisé pour éliminer les débris entre le fil et le matériau à usiner. Une modification de l'angle d'attaque et des formes résultantes peut être obtenue en déplaçant le fil par rapport à la pièce. La manipulation du fil se fait à l'aide d'un système complexe multi-axes qui permet d'orienter le fil pour créer des pièces 3D complexes. Cette technologie est couramment utilisée dans la production de micro pièces de haute précision ainsi que dans le développement de micro outils vus sur les machines EE de fraisage ou de perçage [4].

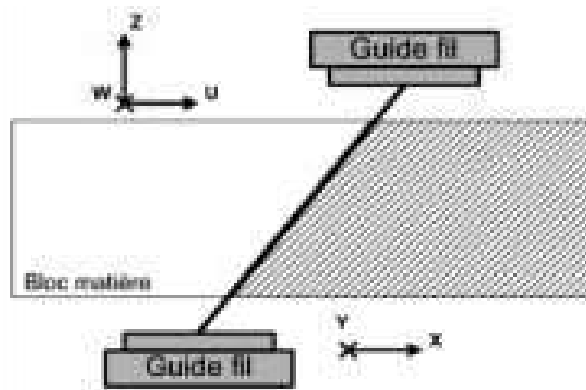


Figure I.9 Électroérosion à fil [4].

Les principales caractéristiques du procédé WEDM sont :

- ✓ l'usinage de flancs abrupts et d'angles droits.
- ✓ la pièce doit être débouchant pour être traversée par le fil.
- ✓ le diamètre minimum des fils est de l'ordre de 20 μm .
- ✓ diélectrique : eau dé-ionisée.

Applications principales: poinçons de découpe, pièces d'horlogerie, électrodes pour l'EE par enfonçage...

I.5.3 Perçage par électroérosion (« Drilling EDM »)

C'est une méthode basique efficace pour perçage les trous profonds à l'aide d'électrodes cylindriques à déplacement vertical .Ils sont constitués de carbureur tungstène et sont percés de 1 à 4 trous pour laisser passer un liquide diélectrique sous pression. Parmi les exemples de perçage, citons les perçages de trous dans les aubes de turbines en aéronautique, des vias dans les circuits électroniques multicouches, de têtes d'imprimante à jet d'encre, de trous de lubrifications dans les pignons de boîte de vitesse [4].

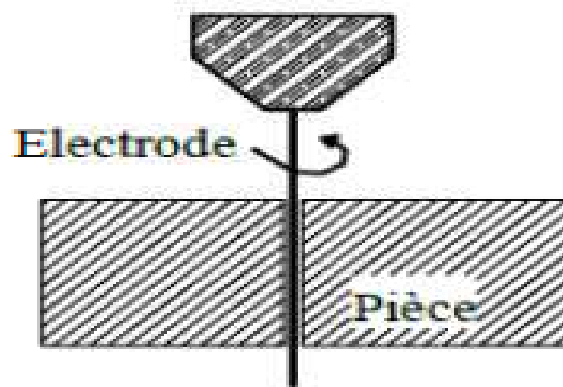


Figure I.10 perçage par électroérosion. [1]

I.5.4 Fraisage par électroérosion

Le principe de l'usinage mécanique est le suivant : une électrode-outil cylindrique suit un parcours 3D prédéterminé pour fabriquer une pièce combinant mouvement et enfoncement .En conséquence , il est possible de créer des formulaires compliqués directement à partir de données numériques obtenues à l' aide du logiciel CAO .Pour la réalisation de parois abruptes , l'utilisation d'électrodes cylindriques à facteur de forme élevé est requise .L'utilisation d' une cavité ,telle qu'un moule ,se fait par passages successifs pour atteindre la profondeur souhaitée.

Dans la pratique, cette variante est peu utilisée à l'échelle conventionnelle car elle est sans doute peu performante par rapport au fraisage par enlèvement de copeaux. La situation pourrait être inversée à l'échelle microscopique. En effet, les micro fraises deviennent fragiles et peuvent casser au contact de la pièce à usiner [4].

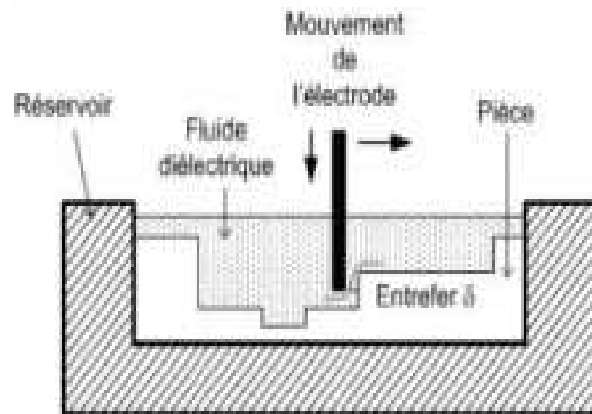


Figure I.11 Fraisage par électroérosion. [4]

Les principales caractéristiques du procédé sont :

- ✓ flexibilité grâce à l'interface numérique directe avec la CAO.
- ✓ usinage de flancs abrupts et d'angles droits.
- ✓ usinage de formes 3D.
- ✓ diélectrique : eau dé-ionisée.

Applications principales : poinçons de découpe, micro pièces, électrodes pour l'EE par enfonçage.

I.6 Application de l'usinage par électroérosion

- ✚ La technique EDM est le plus souvent utilisée dans les industries de la fabrication de moules, de l'outillage et des matrices, mais elle devient également un moyen populaire de produire des prototypes et des pièces de production, en particulier dans les

industries aérospatiale, automobile et électronique, où les volumes de production sont faibles.

- ✚ Il est utilisé pour usiner des matériaux extrêmement durs qui sont difficile à usiner comme les alliages, les aciers à outils, le tungstène, carbures etc...
- ✚ Il est utilisé pour le forgeage, l'extrusion, le tréfilage, le filetage coupe.
- ✚ Il est utilisé pour le perçage de trous courbes.
- ✚ Il est utilisé pour le filetage interne et les engrenages hélicoïdaux coupe.
- ✚ Il est utilisé pour l'usinage d'arêtes vives et d'angles qui ne peut pas être usiné efficacement par d'autres usinages processus.
- ✚ Des limites de tolérance plus élevées peuvent être obtenues dans l'EDM usinage. Par conséquent, les zones qui nécessitent une surface plus élevée précision utiliser le processus d'usinage EDM.
- ✚ Les matériaux céramiques difficiles à usiner peuvent être usinés par le procédé d'usinage EDM.
- ✚ L'électroérosion a également fait son présence ressentie dans les nouveaux domaines tels que le sport, la médecine et chirurgie, instruments, optique, y compris R&D automobile domaines.
- ✚ C'est une technique prometteuse pour répondre aux demandes croissantes pour des composants plus petits généralement très compliqués, des pièces multifonctionnelles utilisées dans le domaine de la micro-électronique [3].

Automobile	Aérospatial	Médical	Horlogerie	Énergie	Électronique
Roulement, buses d'injections	Pièces moulées, Joints compresseur	Implants, prothèse	Micropièces, poinçons	Turbines	Moules de plasturgie, masques
					
					

Figure I.12 Domaines d'utilisations de l'électroérosion [4].

I.7 Paramètres affectant le procédé de l'usinage par électroérosion

De nombreuses tentatives ont été faites par les chercheurs pour optimiser les paramètres du procédé tels que le courant de décharge (I_p), le temps d'activation d'impulsion

(Ton), le temps d'arrêt d'impulsion (Toff), et la tension en circuit ouvert (V) afin pour améliorer MRR et Ra. En règle générale, les paramètres d'usinage sont sélectionnés sur la base de l'expérience de l'opérateur ou des données fournies par les fabricants de machines EDM. Lorsque de telles informations sont utilisées lors de l'usinage par décharge électrique, les performances d'usinage ne sont pas cohérentes. Les informations fournies par les constructeurs sur le paramétrage ne sont utiles que pour les aciers les plus fréquemment utilisés. En raison du nombre accru de facteurs d'usinage, l'optimisation des paramètres du processus EDM est devenue difficile, et même des modifications mineures d'un seul paramètre peuvent avoir un impact significatif sur le processus. Les paramètres importants affectant le procédé d'usinage peuvent être divisés en deux catégories, à savoir les paramètres électriques et non électrique [1].

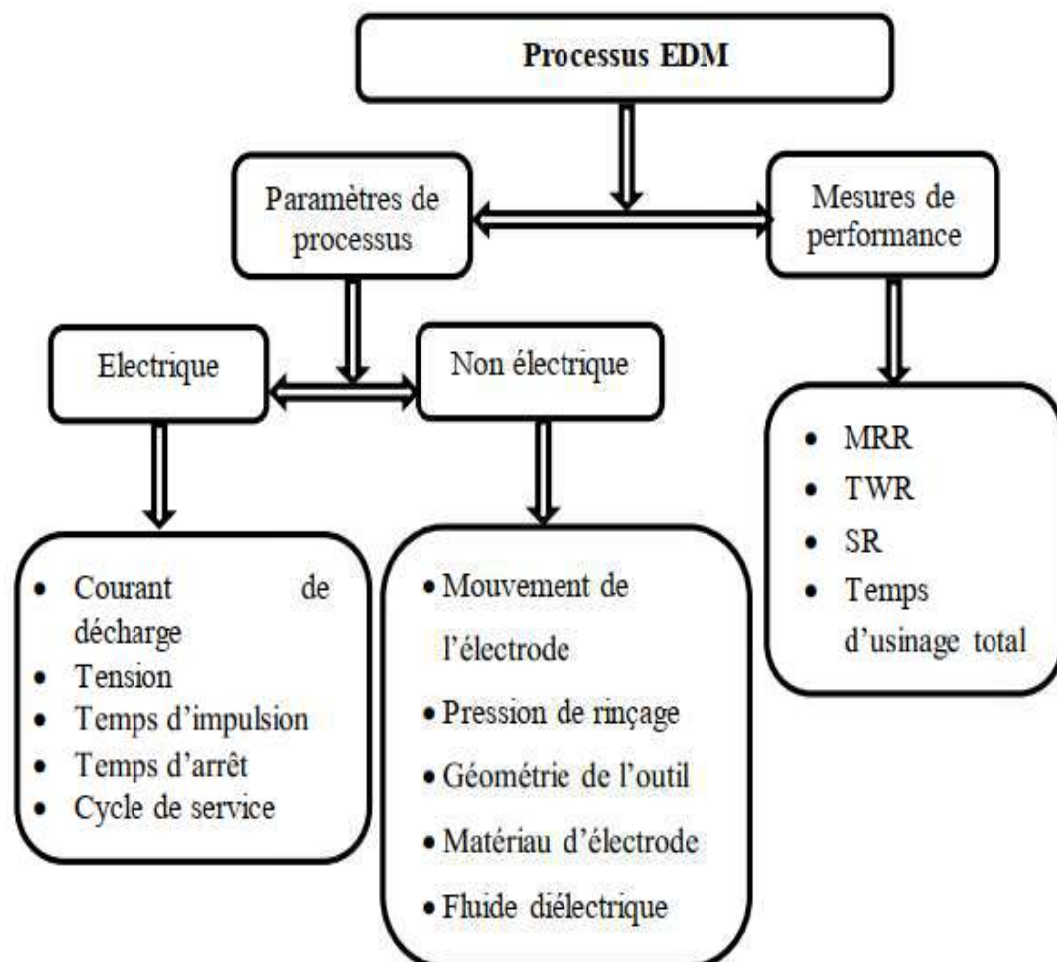


Figure I.13 paramètres de processus d'EDM [1].

I.7.1 Paramètres électriques

Les principaux paramètres électriques sont la tension de décharge, le courant de décharge, la durée et l'intervalle de décharge, la polarité et la durée et l'intervalle de décharge. La tension de décharge est liée à un éclateur et à la force de claquage du fluide diélectrique.

a. Tension de décharge

Avant que le courant puisse circuler, la tension de l'espace ouvert augmente jusqu'à ce qu'elle ait créé une voie d'ionisation à travers le diélectrique. Lorsque le courant commence à circuler, la tension chute et s'installe à l'intervalle de travail. La taille de l'explosion entre le bord d'attaque de l'électrode et la pièce est déterminée par la tension prédéterminée. Des réglages de tension plus élevés augmentent l'écart, ce qui améliore les conditions de rinçage et aide à maintenir la stabilité du coupé. Le MRR, le taux d'usure de l'outil (TWR) et la rugosité de surface augmentent tous lorsque la tension du circuit ouvert augmente en raison de l'augmentation de la contrainte du champ électrique [1].

b. Courant de décharge

Le courant est mesuré en ampère Autorisé à par cycle. Le courant de décharge est directement proportionnel au taux d'enlèvement de matière [3]. Dans l'EDM, le paramètre d'usinage le plus essentiel est le courant de décharge. Il s'agit de la quantité d'énergie utilisée dans l'EDM. A chaque impulsion, le courant augmente jusqu'à atteindre un certain niveau, qui s'exprime par le courant de crête. La quantité maximale d'ampérage est déterminée par la surface de la coupe en électroérosion par enfonçage et en électroérosion par fil. Des courants plus élevés amélioreront le MRR, mais au prix de la rugosité de la surface et du taux d'usure de l'outil. Tous ces facteurs sont plus importants dans l'EDM car la cavité usinée est une image miroir de l'électrode de l'outil et une usure excessive nuira à la précision de l'usinage [1].

c. Temps d'impulsion (T_{on})

La durée de temps (μs) pendant lequel le courant est autorisé à circuler par cycle. Matériel l'élimination est directement proportionnelle à la quantité d'énergie appliquée pendant ce temps de marche. [3] Le taux d'enlèvement de matière ne peut pas être augmenté seul en augmentant, mais une sélection appropriée du courant de crête (I_p) est également requise pour une élimination efficace de la matière de la pièce. À courant et facteur de T_{on} marche constants, le MRR s'est avéré être diminué avec une T_{on} plus élevée, L'enlèvement des métaux est directement proportionnel à la quantité d'énergie appliquée pendant la durée de l'impulsion [1].

d. Temps d'arrêt (T_{off})

La durée de temps (μs) entre les étincelles (c'est-à-dire à T_{on}). Ce le temps permet au matériau en fusion de se solidifier et de se laver hors de l'espace de l'arc. Ce paramètre est

d'affecter la vitesse et la stabilité de la coupe. Ainsi, si le temps libre est trop court, il rendra les étincelles instables [3].

e. Cycle de service

Le cycle de service est un pourcentage du temps passé à marcher par rapport au temps total passé à faire du vélo pendant l'utilisation. Ce paramètre peut être défini comme le rapport entre le temps d'impulsion et le temps de cycle global (temps d'impulsion plus temps d'arrêt). Il indique le niveau d'efficacité de l'opération. Le temps nécessaire aux impulsions pour fonctionner augmente à mesure que le facteur d'utilisation augmente, augmentant le MRR [1].

$$DC = \frac{T_{on}}{T_{on} + T_{off}} \quad (I.1)$$

f. Polarité

La polarité de l'électrode peut être positive ou négative (exemple Figure I.12). Cependant, l'excès de matière a été mis de côté, ce qui est une bonne chose. Lorsqu'une décharge en série commence dans la zone de l'électrode et se poursuit dans l'espace, une température élevée est créée, provoquant l'évaporation de la matière des faces des deux électrodes. En général, la polarité est déterminée par des expériences et dépend du matériau de l'outil, du matériau de travail, de la densité de courant et des combinaisons de longueur d'impulsion. Les alimentations électriques modernes insèrent une «impulsion de swing» de polarité opposée à intervalles fixes pour éviter les arcs électriques [1].

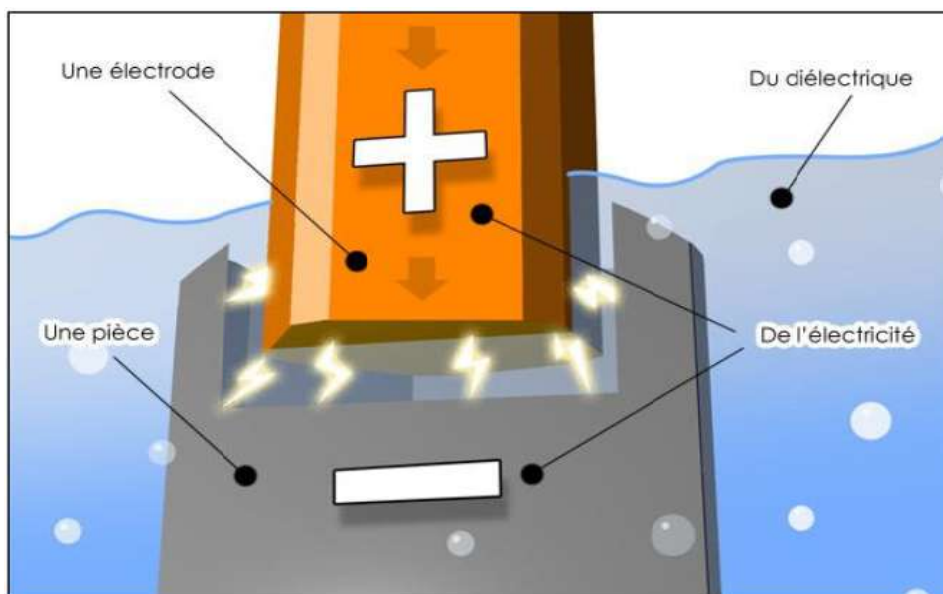


Figure I.14 exemple de la polarité de la pièce et l'électrode [5].

g. Eclateur (gap)

L'éclateur sépare la pièce de l'électrode de l'outil. Même à une petite profondeur de coupe une distinction doit être faite entre l'écart frontal et latéral. L'écart frontal est déterminé par le système de contrôle, tandis que l'espace latéral dépend de la durée et de la hauteur des impulsions de décharge, la combinaison de matériaux, la tension à vide et d'autres valeurs prédéterminées [5].

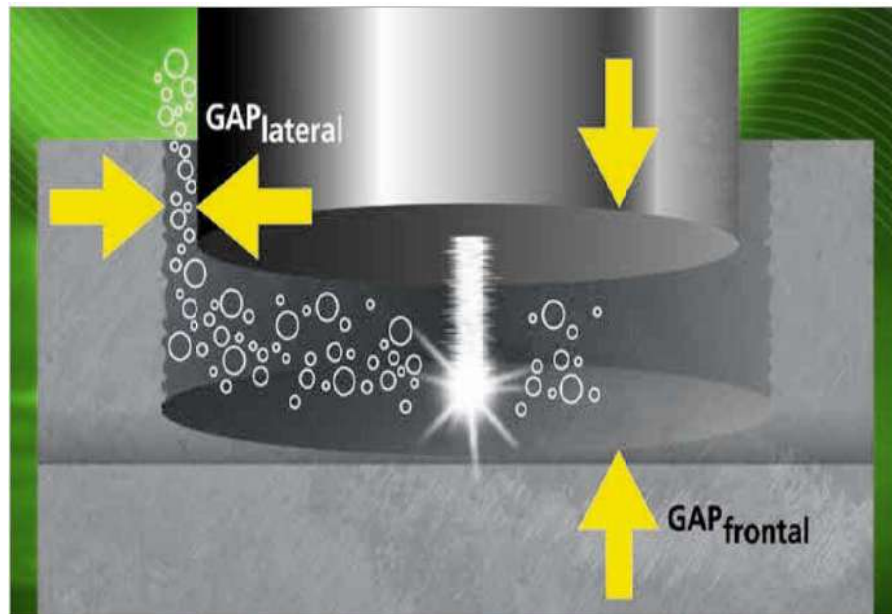


Figure I.15 Eclateur latéral et Eclateur frontal [5].

I.7.2 Paramètres non électriques

a. Rotation de l'électrode de l'outil

Il s'agit de la vitesse de rotation des électrodes d'outils cylindriques ou en forme de disque, mesurée en tours / minute. Généralement, l'axe de rotation de l'électrode d'outil est normal à la surface de la pièce et dépend de la forme de l'électrode d'outil. L'augmentation de la vitesse de l'électrode de l'outil génère une force centrifuge plus élevée qui entraîne une élimination plus rapide des débris de l'espace d'usinage, ce qui améliore la stabilité et les performances d'usinage [1].

b. Rinçage par injection

Le rinçage du diélectrique pendant le processus d'étincelle a un effet négatif sur les mesures de performance de l'EDM. Lonardo et Bruzzone ont révélé que le rinçage pendant l'opération d'ébauche affectait le MRR et le TWR, tandis que dans l'opération de finition, il influençait le SR. Le taux de rinçage influence également la densité des fissures et la couche de refonte, qui peuvent être minimisées en obtenant un taux de rinçage optimal. De plus, les diverses propriétés du fluide diélectrique jouent un rôle important dans l'élimination des

débris de l'espace d'usinage .La possibilité d'utiliser de l'eau à la place du kérosène comme fluide de travail pour la micro-EDM a été étudiée [1].

c. Géométrie de l'outil

La géométrie de l'outil est liée à la forme des électrodes de l'outil, à savoir carré, rectangle, cylindrique, circulaire, etc. Le rapport longueur / diamètre de tout matériau façonné. En cas d'électrode à disque rotatif, le rapport devient épaisseur / diamètre. L'outil ayant moins de rapport d'aspect a donné une valeur plus élevée d'EWR. Ainsi, avec l'augmentation de la taille de l'électrode de l'outil, des performances plus élevées d'EDM peuvent être obtenues [1].

d. Matériau d'outil (électrode)

Des matériaux d'ingénierie avec une conductivité thermique et un point de fusion plus élevés peuvent être utilisés comme outillage dans le processus EDM .Le cuivre, le graphite, le cuivre-tungstène, le tungstène argenté, le graphite et le laiton sont des exemples de matériaux d'électrode d'outil (électrode) utilisés en EDM [1].

I.8 Revue de littérature

Une étude approfondie de la littérature a été réalisée pour étudier l'optimisation paramétrique de l'EDM. Certains articles de recherche sélectionnés ont été évoqués concernant l'usinage par décharge électrique. Les études adaptées dans ces articles portent principalement sur les paramètres EDM tels que le courant, la tension, le temps d'impulsion, le rapport cyclique, etc.

S. H. Yeo et al. (1999) [6] Ce papier présente une méthodologie d'analyse multi-objective de l'électricité processus d'usinage par décharge (EDM). Une fonction d'utilité a été utilisée pour déterminer les niveaux d'utilité de divers diélectriques en intégrant les facteurs temps, énergie, qualité et masse pondérée. A l'aide de la fonction utilitaire, le processus ou matériau avec la note la plus élevée représente la condition avec la meilleure correspondance de tous les facteurs clés. Cela donnera donc un résultat plus équilibré, entraînant des économies de ressources, ce qui contribue à la protection de l'environnement.

S. F. Yu et al. (2001) [7] Cette étude utilise la transformée en ondelettes pour traiter la forme d'onde d'EDM. Les données de la forme d'onde sont obtenues à partir de la tension et courant entre la pièce et l'électrode de la machine à décharge électrique, et sont ensuite calculés par la transformée en ondelettes. Le résultat montre qu'après la transformation, les données d'origine peuvent facilement identifier les différentes conditions d'usinage, fournissant ainsi des informations claires et utiles pour le contrôle en ligne de l'EDM.

Ali Ozgedik et al. (2006) [8] Dans cette étude, les variations d'usure géométrique de l'outil caractéristiques - à savoir, l'usure des bords et de l'avant - et les résultats de performance d'usinage - à savoir, le taux d'enlèvement de la pièce, l'outil le taux d'usure, l'usure relative et la rugosité de la surface de la pièce – étaient étudié avec des paramètres d'usinage variables. Expériences ont été réalisées à l'aide de pièces en acier et d'outils ronds en cuivre avec un diélectrique kérosène sous différentes conditions de rinçage diélectrique (injection, aspiration et statique), courants de décharge et durées d'impulsions. Les expériences ont montré que les paramètres d'usinage et les conditions de rinçage diélectrique avaient un effet important sur caractéristiques géométriques d'usure de l'outil et performances d'usinage les sorties.

Pushpendrai Singh Bharti et al. (2011) [9] Le but de cet article est de présenter l'application du réseau de neurones pour modéliser le processus d'usinage par décharge électrique. Des données expérimentales ont été utilisées pour entraîner le réseau de neurones par rétropropagation. La capacité de prédiction du modèle formé a été vérifiée expérimentalement et les résultats rapportés indiquent que le modèle de réseau neuronal proposé peut prédire avec succès la sortie pour un ensemble donné d'entrées.

Yasin Sarikavak et al. (2012) [10] Dans cette étude, un modèle thermoélectrique à décharge unique d'enlèvement de matière dans l'usinage par décharge électrique (EDM) a été développé. Le modèle développé trouve la distribution de température dans le matériau de la pièce à l'aide du logiciel de résolution par éléments finis ANSYS Workbench (v.11). On suppose que le matériau de la pièce atteint le point de fusion du matériau de la pièce a été retiré de la surface. Le processus de décharge électrique a été simulé en utilisant des Analyse. Le modèle développé a également été validé en comparant les valeurs d'enlèvement de matière obtenues théoriquement avec les valeurs expérimentales.

Yang Shen et al. (2014) [11] Dans ce travail, la distribution d'énergie pendant l'EDM de Ti-6Al-4V a été étudié par une nouvelle méthode, à différents paramètres EDM y compris la distance entre les électrodes, la durée d'impulsion, la polarité, et la forme des électrodes. Les résultats de ce travail montrent que les caractéristiques de distribution d'énergie sont fortement affectées par la densité de puissance appliquée sur les électrodes et plus d'énergie est distribué dans l'anode que dans la cathode, qui sont en bon accord avec les résultats obtenus par d'autres auteurs. Les résultats de ce travail seront utiles pour la suite améliorer les performances technologiques de ce procédé.

O. Yu. Erenkov et al. (2016) [12] Le but de cet article est de fournir une explication scientifique pour le développement d'un système de gestion adaptative du processus de charge électrique basé sur les principes de l'intelligence artificielle afin d'atteindre la qualité

de surface requise. Il est décrit un réseau neuronal à trois couches pour contrôler le processus de charge électrique et une banque synoptique de schéma de recherche pour évaluer l'efficacité de charge avec l'utilisation du système de contrôle adaptatif développé.

Krishnakant Dhakar et al. (2016) [13] Le présent article rapporte l'effet de différents milieux diélectriques sur les réponses de l'EDM quasi-sec. Les milieux diélectriques utilisés pour l'expérimentation étaient eau-air, EDM huile-air et mélanges glycérine-air. Les paramètres de processus sélectionnés pour l'expérimentation étaient le courant, le facteur de service, la pression de rinçage et la portance. Les résultats révèlent que le taux d'enlèvement de matière (MRR) avec de la glycérine-air le milieu diélectrique est environ trois fois plus élevé que les autres milieux diélectriques utilisés avec une couche de refonte négligeable. Le taux d'usure de l'outil est négligeable en EDM quasi-sec par rapport à tous les supports diélectriques.

T. R. Ablyaz et al. (2017) [14] étudie l'influence de la rugosité de surface de l'outil d'électrode sur la productivité dans l'usinage par décharge électrique de l'acier 38X2H2MA. Dans la finition de l'acier 38X2H2MA, il n'est pas nécessaire d'utiliser des outils d'électrodes avec des micro-projections de surface inférieures à $1,1 \mu\text{m}$ afin de s'assurer que la rugosité de la surface usinée correspond à des micro-projections de hauteur $1,1-1,6 \mu\text{m}$. Parce que dans la pratique, la fabrication des outils d'électrode avec des micro-projections inférieures à $1,1 \mu\text{m}$ n'est pas économique.

O. Yu. Erenkov et al. (2017) [15] Étude la nature des changements de rugosité de surface après EDM des alliages AK34 et VT20 et la dimension fractale. Ont été étudiés expérimentalement en fonction des principaux paramètres du procédé (taux d'impulsion et porosité). La dimension fractale et la rugosité de surface après EDM étaient étroitement corrélées, ce qui a permis la rugosité de la surface usinée à contrôler en temps réel.

Nadeem Faisal et al. (2018) [16] Dans cet article, une tentative a été conçue pour effectuer une optimisation multi-objectifs du taux d'enlèvement de matière (MRR) et paramètre de rugosité (R_a) pour le processus EDM de EN31 sur une machine CNC EDM utilisant du cuivre électrode grâce à des techniques d'optimisation évolutives telles que l'optimisation par essaim de particules (PSO) technique et technique d'optimisation basée sur la biogéographie (BBO). Les techniques PSO et BBO ont été utilisées pour obtenir un MRR maximal et minimiser le R_a . Cela a été trouvé que MRR et SR augmentaient de manière linéaire lorsque le courant de décharge était dans le milieu de gamme mais non linéaire l'augmentation de MRR et R_a a été trouvée lorsque le courant était trop petit ou trop grand électrode à balayage. Les images au microscope (SEM) ont également indiqué une diminution de R_a . De plus, obtenu des valeurs

optimisées ont été validés pour tester la signification de la technique PSO et BBO et une très petite erreur valeur de MRR et Ra a été trouvée. BBO a surpassé PSO dans tous les aspects comme le temps de calcul, moins d'erreur en pourcentage et de meilleures valeurs optimisées.

Shao-Hsien Chen et al. (2018) [17] Cette étude adopte le WEDM comme équipement de laboratoire pour concevoir et améliorer le circuit de décharge, utilise le DC-DC et la technologie de régulation de tension électronique pour convertir l'énergie d'origine saignée par le résistance directement dans l'énergie requise dans l'usinage, puis applique la conception du circuit d'étincelle sans résistance pour réaliser le effet d'économie d'énergie. L'expérience testant les différences de consommation d'énergie de WEDM montre que l'énergie peut être économisée de 10 à 15% de performances.

T. R. Ablyaz et al. (2018) [18] La formation d'un cratère unique lors de l'usinage de l'acier 38X2H2MA est envisagée. Au moyen de Logiciel Comsol Multyphysics 4.4 software, un modèle mathématique de ce processus est dérivé. Pour vérifier le modèle, les expériences sont conduites sur la base de la planification factorielle. Les résultats théoriques et expérimentaux concordent. Les expériences indiquent que le facteur ayant l'influence la plus significative sur la taille du cratère est le courant. Dans la gamme $I = 3-8$ A, le désaccord des résultats expérimentaux et de modélisation pour les dimensions du cratère est de 22 %. Cela permet de prédire la qualité de l'usinage par décharge électrique de l'acier 38X2H2MA.

Shengfang Zhang et al. (2019) [19] dans cet article, un modèle d'enlèvement de matière d'EDM à impulsion unique avec des outils composites a été établi en utilisant la méthode des éléments finis. La distribution de la température de surface de l'outil composite a été obtenue en prenant l'outil en acier à matrice de cuivre comme objet d'analyse. Et la forme du cratère de décharge ainsi que le volume d'élimination ont été obtenus par l'élément naissance et mort méthode. Les influences des paramètres de décharge et des matériaux d'outillage sur le volume d'enlèvement ont été analysées respectivement. Des expériences EDM ont été réalisées en utilisant de l'acier à matrice de cuivre comme outil composite pour vérifier les résultats de la simulation. Il montre que les erreurs entre les résultats d'usinage réels et les résultats de simulation sont inférieures à 10%, ce qui prouve la précision du modèle de simulation.

T. R. Ablyaz et al. (2019) [20] L'usinage par décharge électrique (EDM) du composite VKU-29 est étudié expérimentalement. L'influence des conditions d'usinage sur l'entrefer latéral des électrodes (différence entre la largeur fente dans le composite polymère produit par EDM et la largeur de l'électrode d'outil) est déterminée. L'écartement des électrodes observé lors de l'usinage du composite VKU-29 est analogue à celui observé lors de l'usinage de pièces en

acier. Cela dépend de l'énergie de l'impulsion. La comparaison des électrodes d'outils en graphite, en cuivre et en composite montre que la meilleure qualité de surface est obtenue dans ce dernier cas.

Rahul Davis et al. (2020) [21] Dans cet article, il a été analysé que le fonctionnement des composants usinés pour obtenir des réglages optimaux des différents niveaux du contrôle d'entrée variables dans l'usinage de l'Inconel-718 par électroérosion (EDM), pour obtenir une rugosité minimale de la surface usinée (SR).

Abderrahim Belloufi et al. (2020) [22] Dans ce travail, une approche expérimentale pour déterminer l'influence des paramètres d'usinage sur les performances d'usinage et erreurs géométriques associées. On montre que le modèle flou est capable de donner des résultats fournissant une bonne corrélation entre les valeurs réelles et prédites. L'erreur moyenne du modèle était d'environ 1,51 % pour le taux d'enlèvement de matière, 3,386 % pour l'outil taux d'usure, 2,924 % pour le taux d'usure, 5,285 % pour la rugosité de surface, 4,004 % pour la surcoupe radiale, 4,381 % pour la circularité et 2,937 % pour cylindricité.

Md Nadeem Alam et al. (2021) [23] Ce travail est destiné à aider à la sélection de DF (diélectrique fluide) pour le processus EDM. L'écart type (ET) basé La méthode PIV est utilisée pour sélectionner un FD durable approprié parmi les fluides. Parmi les propriétés considérées, il a été constaté que la propriété la plus importante du DF est le point d'éclair et la propriété la moins importante est la densité. Cependant, c'était ont également observé que la variation des poids des propriétés n'est pas grande, ce qui montre que chacune des propriétés considérées a une influence significative sur les performances du procédé EDM. Parmi les fluides considérés comme durables, l'huile de tournesol est classé premier. Cela montre que pour de meilleures performances dans le processus EDM.

Earnest Beni et al. (2021) [24] Dans ce travail, un essai a été mené pour usiner l'alliage NAB en utilisant la technique WEDM. La tension d'usinage, le temps d'activation, le temps d'arrêt et l'alimentation en fil ont été varié pour les expériences. Les échantillons de forme carrée de 10×10 mm ont été découpés sur Alliage NAB avec électrode en fil de laiton de 0,25 mm de diamètre. Sur la base de l'analyse, il se trouve que le temps d'impulsion, la tension d'usinage et la tension du fil sont les principaux paramètres qui affectent la largeur de saignée, le taux d'enlèvement de matière et la rugosité de surface. La microscopie électronique à balayage (MEB) est utilisée pour identifier la microstructure et la morphologie de surface de la pièce usinée. Un réglage de temps d'impulsion plus élevé conduit à une couche de refonte plus épaisse.

P. Gavisiddesha et al. (2022) [25] Cet article présente l'étude et l'optimisation de la caractérisation de l'usinage de l'aluminium hybride 6061 renforcé de graphite et de 4% de poids pourcentage de SiC. Les expériences étaient réalisées sur la base du réseau orthogonal Taguchi L9 (3^4). Les résultats obtenus à partir cette enquête présumée applicable pour choisir l'électroérosion à fil appropriée paramètres de processus pour usiner l'hybride Al6061 renforcé de graphite et de silicium particules de carbure à 4% (pourcentage en poids).

I. V. Manoj et al. (2022) [26] Dans la présente étude, des profils de base ont été usinés avec EDM à l'aide d'un nouveau montage de type oblique pour obtenir une surface inclinée (à savoir 0° et 30°) sur Hastelloy X. Cet article vise à étudier les effets du paramètre de correction de la vitesse de coupe et de la géométrie du profil sur le profilage vitesse des profils usinés. Les formes de base des côtés de 1, 3 et 5 mm ont été usinées. Le paramètre de dépassement de la vitesse de coupe a le plus affecté la vitesse de profilage dans les angles quels que soient les profils. La géométrie du profil affecte également la vitesse de profilage bien que les paramètres d'usinage aient été maintenus constants.

I.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les bases du processus d'électroérosion et nous nous sommes concentrés sur les paramètres de ce processus. Nous avons également présenté une synthèse bibliographie des recherches sur le problème de la détermination et l'optimisation des paramètres d'usinage par électroérosion.

1. Introduction Générale
2. Chapitre I : Etude Bibliographique
3. **Chapitre II : Méthodes de Modélisation**
4. Chapitre III : Résultats et Discussions
5. Conclusion Générale
6. Références Bibliographiques



Chapitre II : Méthodes de Modélisation

II.1 Introduction

La modélisation empirique utilise fréquemment des outils pour prédire les paramètres de fabrication .Cependant, ces procédures peuvent être extrêmement difficiles, longues et fastidieuses. De plus, il existe certaines méthodes où fonction de transfert basées sur l'intelligence mathématique, telles que la régression linéaire, non linéaire et la méthode de surface réponse, etc. Ils peuvent être utilisés pour modéliser le travail dans cette mémoire (taux d'utilisation pour les outils MRR et TWR).



Figure II.1. Schéma d'une fonction de transfert [27].

II.2. Méthode de surface de réponse (RSM)

II.2.1 Définitions et principes

D'une manière générale, la représentation géométrique de la réponse d'un processus physique spatio-temporelle aléatoire à des stimuli est appelée surface de réponse .La propriété étudiée, ou réponse Y , est le résultat d'une fonction explicite de réponse, ou de transfert, appliquée aux variables d'entrée du système, les changements dans les valeurs de ces variables provoquant un changement dans la valeur de la fonction de réponse. Les modèles expérimentaux des surfaces de réponse prennent en compte le choix des stimuli, la définition des périodes d'observation et le calcul des erreurs .Les variables d'entrée, ou stimuli qui représentent le phénomène, sont désignées par les lettres X_i ($i = 1, \dots, n$), et sont également appelées variables de base du phénomène. Ils se distinguent par un ensemble de données statistiques notées j ($j = 1, \dots, p$) (fonctions de distribution indépendantes ou corrélatives, moments normalisés, etc.).Lorsque les indices de temps et d'espace sont fixes, les variables X_i sont des processus stochastiques qui sont ramenés à des vecteurs aléatoires.

Dans la plupart des cas, la forme précise de cette fonction de transfert en termes de variables de base est inconnue, nécessitant la recherche d'une approximation, appelée fonction de réponse .Elle appartient le plus souvent à une famille de fonctions linéaires ou non linéaires avec des paramètres ' k ' ($k = 1, \dots, L$), aléatoires, ou déterministes .L'ajustement de la réponse, basé sur un ensemble de données expérimentales (physiques ou numériques) et une formule de calcul d'erreur , permet de déterminer les paramètres ' k ' .La surface de réponse est

la représentation géométrique de la fonction de réponse sous la forme d'une courbe, d'une surface ou d'une hyper surface. En termes de fiabilité, l'introduction d'outils géométriques tels que les lignes de niveau relatives à cette surface est extrêmement utile et traduit la frontière entre les domaines de la surveillance et de la sécurité [27].

La fonction de réponse peut donc s'écrire formellement comme indiquée.

$$\psi(X/\theta) = Y(x, X/\theta) \quad (\text{II.1})$$

x : Paramètre à ajuster.

X/θ : Variables à sélectionner et à ordonner.

Pour construire une surface de réponse, il faut donc fournir :

- $X = \{X_1, \dots, X_n\}$, ensemble représentatif et ordonné des variables de base.
- $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_p\}$, ensemble d'informations statistiques sur le vecteur X (fonctions de distributions indépendantes ou corrélées, moments normalisés, ...).
- $\Psi(X = \theta)$, approximation de la réponse Y , formulée explicitement en fonction de X sachant les données statistiques θ , et obtenue soit par ajustement des paramètres (surface de réponse analytique), soit par modèles physiques successifs (surface de réponse physique) [27].

II.2.2 Etapes de la méthodologie de surface de réponse

La méthodologie de surface de réponse (RSM) s'est avérée être un outil puissant pour déterminer les effets de chaque facteur et leurs interactions, permettant une optimisation efficace des processus. Les procédures de réponse de surface combinent stratégie expérimentale, méthodes mathématiques et inférence statistique pour permettre aux utilisateurs de mener une enquête empirique efficace sur le système qui les intéresse. La stratégie expérimentale permet à l'analyste d'examiner la surface de réponse avec la même précision dans n'importe quelle direction. La conception expérimentale limite d'abord la zone étudiée. Suite à l'investigation initiale, la conception expérimentale permet à l'analyste d'examiner systématiquement la surface de réponse dans la direction qui offre le plus de promesses d'amélioration.

MSR peut être appliqué à tout système qui a les composants clés suivants : (i) un critère d'efficacité qui peut être mesuré sur une échelle continue, et (ii) des variables quantifiables indépendantes qui affectent les performances du système (le processus de séchage). Compte tenu de ces conditions, RSM propose des moyens de déterminer efficacement la réponse optimale du système. Le principal avantage de RSM est que la quantité de données requises

pour l'évaluation, l'analyse et l'optimisation réduit considérablement le nombre d'expériences requises. RSM est une méthode plus rapide et plus économique pour collecter les résultats de la recherche que la variable traditionnelle en une seule fois ou l'expérimentation complète du facteur [28].

Le logiciel DESIGN-EXPERT (VERSION 13) a été utilisé à cette fin. RSM a généré la table expérimentale de conception. Cette stratégie expérimentale a été largement utilisée dans le développement processus.

La présente étude a porté sur la modélisation de l'effet du courant de décharge de (I_p), étincelle à l'heure (Ton) et le voltage (V) (comme variables) dans un processus d'enlèvement de matière (MRR) et dans Taux d'usure de l'outil (TWR).

II.2.3 Système du premier ordre

Un système est dit du 1er ordre si la relation entre son entrée et sa sortie est une équation différentielle du 1er ordre [29].

Les systèmes des premiers ordres sont largement utilisés, essentiellement du fait de leur simplicité. Ils permettent de modéliser, avec réalisme, un grand nombre de systèmes dont la sortie l'entrée, avec un certain temps de réponse. Dans ce cas, le système est caractérisé, par le temps de réponse et l'amplification de l'entrée sur la sortie.

Exemple d'équation du premier ordre :

$$T \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = Kx(t) \quad (\text{II.2})$$

En notant $x(t)$ l'entrée, et $y(t)$ la sortie du système.

T et K : constantes

II.2.4 Système de deuxième ordre

Un système est dit du second ordre si la relation entre son entrée et sa sortie est une équation différentielle du 2^{ème} ordre [29].

Exemple d'équation de deuxième ordre :

$$\frac{d^2 y(t)}{dt^2} + 2mw \cdot \frac{dy(t)}{dt} + w^2 \cdot y(t) = Kw^2 \cdot \mu(t) \quad (\text{II.3})$$

II.3. La régression linéaire

Sir Francis Galton, un statisticien anglais de l'ère victorienne, a inventé le terme "régression" pour décrire la taille des enfants et de leurs parents pour la première fois. Les parents de grande taille ont tendance à avoir des enfants plus petits, tandis que les parents de

petite taille ont tendance à avoir des enfants plus grands. Cet effet est connu sous le nom de « régression vers la médiocrité » : les tailles régressent vers la moyenne. Depuis sa découverte, l'analyse de régression a été utilisée pour identifier et analyser les relations entre les variables. La méthode des plus petits carrés, en particulier, permet de déterminer la droite la mieux ajustée pour un ensemble de données à deux variables [30].

La régression linéaire est un modèle qui permet de réaliser des prédictions ou des estimations sur la base de valeurs existantes. À partir d'un algorithme d'apprentissage supervisé, une relation linéaire est établie entre une variable expliquée et une variable explicative.

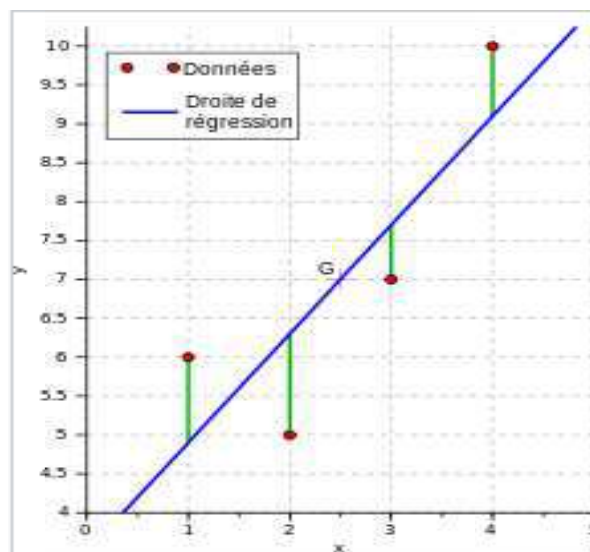


Figure II.2. Exemple de régression linéaire simple [31].

II.3.1 Signification des paramètres de la droite de régression

Supposons que nous ayons collecté n mesures pour deux variables quantitatives, X et Y , pour former un ensemble de données à deux variables. C'est-à-dire que nous avons n paires de données, $(x_i; y_i)$, pour $i=1, \dots, n$. Supposons aussi que le nuage de points et le coefficient de corrélation de nos données indiquent que les variables X et Y sont liés linéairement. En d'autres termes, à mesure que l'un augmente, l'autre augmente linéairement ou décroît linéairement par rapport au premier.

L'analyse de ces données est une tentative de modéliser cette relation avec la ligne la plus appropriée. Cela signifie que nous recherchons l'équation de la ligne qui définit le chemin de données qui passe le plus près possible de chacun des points de données. On peut essayer de construire cette ligne visuellement ; Cependant, il existe une technique qui peut nous permettre de calculer l'équation exacte.

a. Trouver l'équation de la droite de régression

Rappelons qu'en général, l'équation d'un droit est $y = a + bx$ où a est l'ordonnée y à l'origine et b est le coefficient directeur de la droite. Il est peu probable qu'un ensemble de données à deux variables se situe exactement sur une droite, alors pour trouver l'équation de la droite qui correspond le mieux à nos données, nous trouvons la droite avec laquelle la distance moyenne globale de tous nos points de données est minimisée [30].

b. Exemple de calcul de la droite de régression

Utilisez les informations du tableau pour déterminer l'équation de la droite de régression des moindres carrés de y en x . Écrivez l'équation sous la forme suivante $y = a + bx$, où a et b sont précisés au millièmes près.

Table II.1. Les données récapitulant les sommes des valeurs observées.

	X	Y	x.y	x ²	y ²
1	0,5	0,80	0,4	0,25	0,6400
2	2,0	0,97	1,94	4,00	0,9409
3	2,0	0,96	1,92	4,00	0,9216
4	3,0	1,74	5,22	9,00	3,0276
5	3,2	1,72	5,504	10,24	2,9584
6	4,0	2,07	8,28	16,0	4,2849
7	4,0	1,60	6,4	16,0	2,5600
8	12	2,25	27	144	5,0625
9	6,0	1,72	10,32	36,0	2,9584
10	12	3,34	40,08	144	11,156
Somme	48,7	17,17	107,064	383,49	34,5103

x : représente temps impulsion (Ton).

y : représente la rugosité (Ra).

Pour déterminer la droite de régression des moindres carrés $y = a + bx$, on doit trouver le coefficient directeur, b et l'ordonnée y à l'origine, a . Pour ce faire, on utilise les formules :

$$b = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \quad (\text{II.4})$$

Où $\bar{x} = \frac{\sum x}{n}$ est la moyenne des 'x' et $\bar{y} = \frac{\sum y}{n}$ est la moyenne des y.

Le nombre de paires de données dans notre ensemble de données est $n=10$ et dans la dernière ligne du tableau, on nous donne les sommes dont nous avons besoin. Ce sont :

$\sum xy=107.064$, $\sum x=48.7$, $\sum y=17.17$, $\sum x^2 =383.49$ et $(\sum x)^2 =2371.69$. Comme nous aurons besoin du coefficient directeur, b , pour calculer a , utilisons d'abord les valeurs données pour trouver b :

$$b = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{n \sum x^2 - (\sum x)^2}$$

$$b = \frac{10 * 107.064 - 48.7 * 17.17}{10 * 383.49 - 2371.69}$$

$$b = \frac{234.461}{1463.21}$$

$$b = 0.1602$$

Pour calculer la valeur de l'ordonnée y à l'origine, a , on a besoin des moyennes des valeurs

de x et des valeurs de y . Ce sont : $\bar{x} = \frac{\sum x}{n} = \frac{48.7}{10} = 4.87$; $\bar{y} = \frac{\sum y}{n} = \frac{17.17}{10} = 1.717$

Nous pouvons maintenant utiliser ces valeurs, sous forme de fraction pour plus de précision, ainsi que la valeur du coefficient directeur $b=0.1602$, pour trouver a :

$$a = \bar{y} - b\bar{x} \tag{II.5}$$

$$a = 1.717 - 0.1602 * 4.87$$

$$a = 0.937$$

Par conséquent, en plaçant le terme en x en premier, la droite de régression des moindres carrés a pour équation :

$$y_i = 0.937 + 0.1602 * x_i$$

II.3.2 Mesure de la qualité de la prédiction d'une régression linéaire

La qualité de la prédiction d'une régression linéaire en statistique est le **coefficient de détermination linéaire**, noté R^2 ou r^2 :

On peut calculer la qualité de la prédiction avec les mêmes valeurs que l'exemple précédent (II.3.1.b)

Tableau II.2. Calcul du coefficient de détermination R^2 .

	X	Y	Y_i	$Y_i - \bar{Y}$	$Y - \bar{Y}$	$(Y_i - \bar{Y})^2$	$(Y - \bar{Y})^2$
1	0,5	0,8	1,0171	-0.6999	-0,917	0.4899	0,8409
2	2	0,97	1,2574	-0.4596	-0,747	0.2112	0,5580
3	2	0,96	1,2574	-0.4596	-0,757	0.2112	0,5730
4	3	1,74	1,4176	-0.2994	0,023	0.0896	0,0005
5	3,2	1,72	1,4496	-0.2674	0,003	0.0715	0

6	4	2,07	1,5778	-0.1392	0,353	0.0194	0,1246
7	4	1,6	1,5778	-0.1392	-0,117	0.0194	0,0137
8	12	2,25	2,8594	1.1424	0,533	1.3051	0,2841
9	6	1,72	1,8982	0.1812	0,003	0.0328	0
10	12	3,34	2,8594	1.1424	1,623	1.3051	2,6341
Σ	48,7	17,17	17,1717	0.0017	0	3.7552	5,0289

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2} \quad (\text{II.6})$$

$$R^2 = \frac{3.7552}{5.0289}$$

$$R^2 = 0.7467 \approx 75\%$$

II.3.3 Analyse des résidus d'une régression linéaire

La distance $y - \hat{y}$, pour chaque point $(x; y)$, est appelée erreur ou résidu. C'est la différence entre la vraie valeur de y pour un point de données et la valeur prédite \hat{y} , sur la droite, pour une même valeur x .

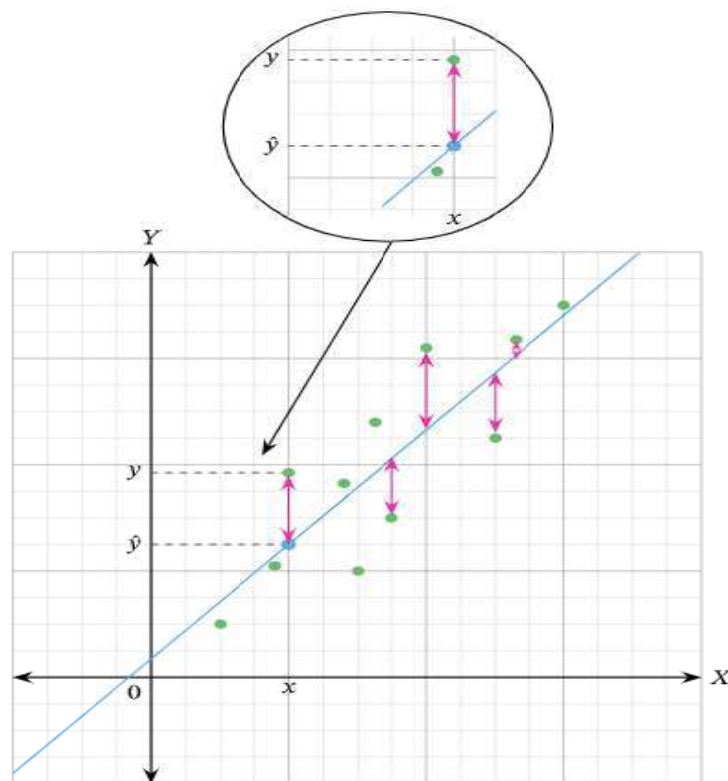


Figure II.3. Résidus d'une régression linéaire.

La droite de régression des moindres carrés, $\hat{y} = a + bx$ minimise la somme des carrés des différences des points par rapport à la droite, d'où l'expression « moindres carrés ». Nous n'étudierons pas la manière d'obtenir les formules relatives à la droite qui s'ajuste le mieux ici. Cependant, nous montrerons comment utiliser ces formules pour trouver les coefficients a et b de la droite [30].

II.3.4 Régression linéaire polynomiale multiple

Le modèle de régression linéaire multiple est l'outil statistique le plus habituellement mis en œuvre pour l'étude de données multidimensionnelles. Cas particulier de modèle linéaire, il constitue la généralisation naturelle de la régression simple.

On cherche à modéliser la relation entre plus de 2 variables quantitatives. Un modèle de régression linéaire multiple est de la forme suivante :

$$y = B_0 + \sum_{j=1}^p B_j x_j + \epsilon \quad (\text{II.7})$$

Où :

- y est la variable à expliquer (à valeurs dans \mathbb{R}).
- x_1, \dots, x_p sont les variables explicatives (à valeurs dans \mathbb{R}).
- ϵ est le terme d'erreur aléatoire du modèle.
- B_0, B_1, \dots, B_p sont les paramètres à estimer.

Elle peut être exprimée de manière vectorielle :

$$Y = X.B + \epsilon \quad (\text{II.8})$$

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ Y_n \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} X_{1,1} & \dots & X_{1,p} \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ X_{n,1} & \dots & X_{n,p} \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} B_0 \\ \cdot \\ \cdot \\ B_p \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \epsilon = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \epsilon_n \end{pmatrix}$$

La matrice X est appelée matrice du plan d'expérience [32].

II.4 Régression non linéaire

II.4.1 Démarche générale

En régression non linéaire, nous utilisons des fonctions h qui ne sont pas linéaires dans les paramètres. Souvent, une telle fonction est dérivée de la théorie. Dans principe, il existe des possibilités illimitées pour décrire la partie déterministe de la maquette. Comme nous le

verrons, cette flexibilité signifie souvent un plus grand effort pour faire des statistiques déclarations.

Les modèles de régression non linéaire ont la même forme de base que celle de la régression linéaire des modèles:

$$Y_i = f(X_i, \gamma) + \epsilon_i \quad (\text{II.9})$$

Où :

$$X_i = \begin{bmatrix} X_{i1} \\ X_{i2} \\ \cdot \\ \cdot \\ X_{iq} \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ y_{p-1} \end{bmatrix}$$

Une observation Y_i est la somme d'une réponse moyenne $f(X_i, \gamma)$ donnée par la fonction de réponse $f(X, \gamma)$ et le terme d'erreur ϵ_i . Les termes d'erreur sont généralement supposés avoir une espérance nulle, une variance constante et être non corrélé, tout comme pour la régression linéaire des modèles. Souvent, un modèle d'erreur normale est utilisé qui suppose que les termes d'erreur sont variables aléatoires normales indépendantes à variance constante.

Le vecteur de paramètre dans la fonction de réponse $f(X, \gamma)$ est maintenant noté γ plutôt que β pour rappeler que la fonction de réponse est ici non linéaire dans les paramètres [33].

II.4.2 Modèles de régression non linéaire

a. Modèles de régression exponentielle

Un modèle de régression non linéaire largement utilisé est le modèle de régression exponentielle. Lorsqu'il n'y a qu'une seule variable prédictive, une forme de ce modèle de régression avec des termes d'erreur normaux est :

$$Y_i = y_0 \cdot \exp(\gamma_1 X_i) + \hat{I}_i \quad (\text{II.10})$$

- γ_0 et γ_1 sont des paramètres.
- X_i sont des constantes connues.
- ϵ_i terme d'erreur.

La fonction de réponse pour ce modèle est :

$$f(X, \gamma) = y_0 \exp(\gamma_1 X) \quad (\text{II.11})$$

A noter que ce modèle n'est pas linéaire dans les paramètres γ_0 et γ_1 .

Un modèle de régression exponentielle non linéaire plus général dans une variable prédictive avec les termes d'erreur normaux sont :

$$Y_i = y_0 + y_1 \exp(y_2 X_i) + \epsilon_i \quad (\text{II.12})$$

La réponse fonction pour ce modèle de régression est :

$$f(X, y) = y_0 + y_1 \exp(y_2 X) \quad (\text{II.13})$$

Le modèle de régression exponentielle (II.12) est couramment utilisé dans les études de croissance où le taux de croissance à un instant X est proportionnel à la quantité de croissance restante dans le temps augmente, y_0 représentant la valeur de croissance maximale.

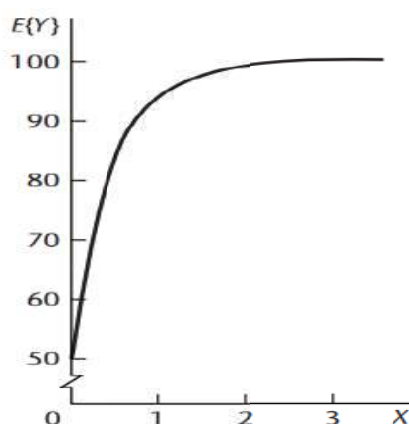


Figure II.4. Courbe de la fonction de réponse exponentielle.

Le modèle exponentiel $E\{Y\} = 100 - 50 \exp(-2X)$

la montre la fonction de réponse (II.13) pour les valeurs de paramètres $y_0 = 100$, $y_1 = -50$ et $y_2 = -2$. Nous discuterons des modèles de régression exponentielle (II.10) et (II.12) [33].

b. Modèles de régression logistique

Un autre modèle de régression non linéaire important est le modèle de régression logistique. Ce modèle avec une variable prédictive et des termes d'erreur normaux est :

$$Y_i = \frac{y_0}{1 + y_1 \exp(y_2 X_i)} + \epsilon_i \quad (\text{II.14})$$

Où les termes d'erreur ϵ_i sont normaux indépendants avec une variance constante σ^2 .

La réponse fonction ici est:

$$f(X, y) = \frac{y_0}{1 + y_1 \exp(y_2 X)} \quad (\text{II.15})$$

Notez à nouveau que cette fonction de réponse n'est pas linéaire dans les paramètres γ_0 , γ_1 et γ_2 .

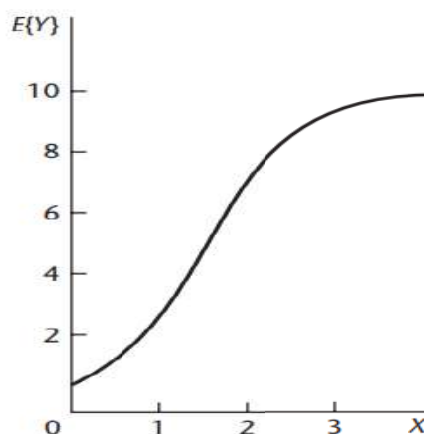


Figure II.5. Courbe de la fonction de réponse logistique [33].

Le modèle logistique $E\{Y\} = 10[1+20 \exp(-2X)]$.

Comment la fonction de réponse logistique (II.15) pour les valeurs de paramètre $\gamma_0 = 10$, $\gamma_1 = 20$ et $\gamma_2 = -2$.

c. Modèles de régression carrée

$$Q = \sum_{i=1}^n [Y_i - f(X_i, \gamma)]^2 \quad (\text{II.16})$$

Où $f(X_i, \gamma)$ est la réponse moyenne pour le $i^{\text{ème}}$ cas selon la réponse non linéaire fonction $f(X, \gamma)$. Le critère des moindres carrés Q dans (II.16) doit être minimisé par rapport à aux paramètres de régression non linéaire $\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_{p-1}$ pour obtenir les estimations des moindres carrés.

II.4.3 Exemple de régression non linéaire

Pour illustrer l'ajustement et l'analyse des modèles de régression non linéaire d'une manière simple, Nous utiliserons un exemple où le modèle n'a que deux paramètres et la taille de l'échantillon raisonnablement petit. Ce faisant, nous serons en mesure d'expliquer les concepts et les procédures sans entrer dans les détails.

Un administrateur d'hôpital souhaitait développer un modèle de régression pour prédire le degré de récupération à long terme après la sortie de l'hôpital pour les patients gravement blessés. La variable prédictive à utiliser est le nombre de jours d'hospitalisation (X), et le variable de réponse est un indice pronostique pour la récupération à long terme (Y), avec de grandes valeurs de l'indice reflétant un bon pronostic. Les données de 15 patients ont été étudiées et sont présentées dans le tableau (II.3). Un diagramme de dispersion des données est présenté à la figure (II.4). Études antérieures connexes rapportés dans la littérature ont trouvé que la relation entre la variable prédictive et la variable de réponse était exponentielle. Il a

donc été décidé d'étudier l'opportunité du modèle de régression exponentielle non linéaire à deux paramètres (II.17):

$$Y_i = Y_0 \exp(\gamma_1 X_i) + \epsilon_i \tag{II.17}$$

Table II.3. Exemple de données sur les patients gravement blessés.

Patient (i)	jours d'hospitalisation(Xi)	indice pronostique(Yi)
1	2	54
2	5	50
3	7	45
4	10	37
5	14	35
6	19	25
7	26	20
8	31	16
9	34	18
10	38	13
11	45	8
12	52	11
13	53	8
14	60	4
15	65	6

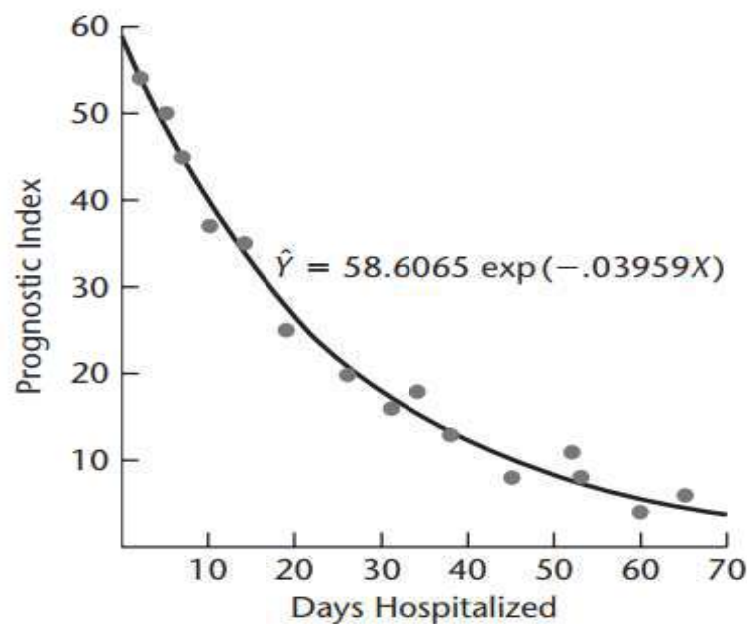
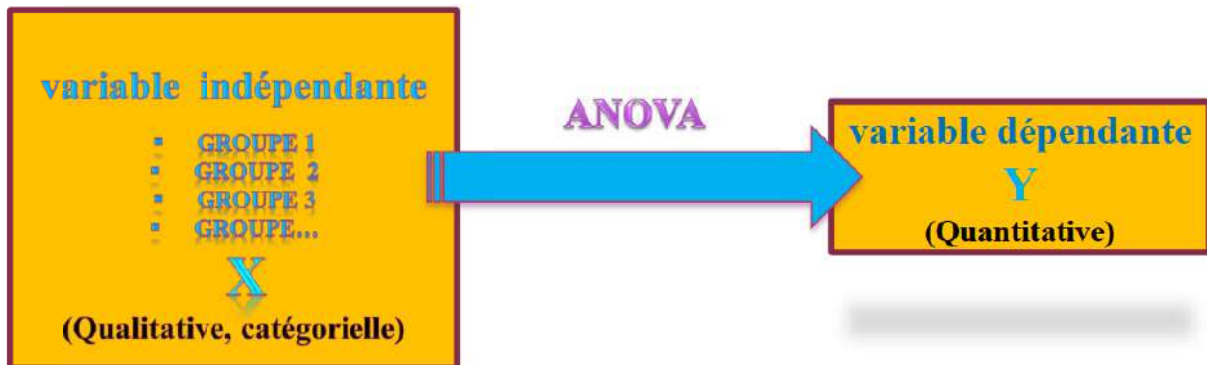


Figure II.6. Diagramme de dispersion et fonction de régression non linéaire ajustée Patients gravement blessés Exemple.

Où les ϵ_i sont des normales indépendantes à variance constante. Si ce modèle convient, on souhaite estimer les paramètres de régression γ_0 et γ_1 [33].

II.5 Analyse de la variance ANOVA

ANOVA est l'abréviation d'**AN**alysis **Of** **VA**rianc. **ANOVA** est une méthode d'analyse bi variée. C'est-à-dire le croisement de 2 variables de nature différente. L'analyse de variance, à un facteur (One way ANOVA), appelée ANOVA est une techniques permettant de savoir si une variable dépendante Y (variable à expliquer) est en relation avec une seule variable indépendante X (variable explicative). En d'autres termes, inférer une relation ente X et Y.



II.5.1 Types des d'analyse statistique ANOVA

On peut généralement distinguer deux types d'analyses statistiques : les analyses uni-variables (souvent nommées analyses uni-variées) et les analyses multi-variables (à tort parfois nommées analyses multi-variées).

Les analyses uni-variables et multi-variables permettent des comparaisons statistiques (obtention d'une p-value), et seules les analyses multi-variables permettent de prendre en compte les facteurs de confusion [34].

II.5.2 Un exemple d'ANOVA univariée

Analysons plus en détail l'exemple d'une ANOVA univariée pour améliorer la viscosité d'un produit donné.

Table II.4. Mesures de couple moyen issues des tests de cinq lots d'adhésif.

N° de lot	Nombre d'observation	Moyenne
1	5	29,65
2	5	30,43
3	5	26,77
4	5	30,42
5	5	29,37

a. Tableau ANOVA

Un tableau ANOVA inclut :

- **Source** : les sources de variation incluant le facteur à l'étude (dans notre cas, le lot), l'erreur et le total.
- **DF (degrees of freedom)** : degrés de liberté pour chaque source de variation.
- **Sum of Squares (SS)** : la somme des carrés de chaque source de variation ainsi que le total de toutes les sources.
- **Mean Square (carré moyen)** : somme des carrés divisée par son degré de liberté.
- **F Ratio (rapport F)** : le carré moyen du facteur (lot) divisé par le carré moyen de l'erreur.
- **Prob > F** : la valeur p.

Table II.5. Tableau ANOVA avec les résultats des mesures [34].

Source	Degrés de liberté	Somme des carrés	Carré moyen	Rapport F	prob.≥F
lot	4	45,25	11,31	6,9	0,0012
erreur	20	32,8	1,64		
total	24	78,05			

Afin d'explorer les calculs à l'origine du tableau ANOVA ci-dessus (Tableau II.5), commençons par établir les définitions suivantes :

n_i : Nombre d'observations à traiter i (dans notre exemple, Lot i).

N : Nombre total d'observations.

Y_{ij} : La $j^{\text{ème}}$ observation sur le $i^{\text{ème}}$ traitement.

\bar{Y}_i : La moyenne de l'échantillon pour le $i^{\text{ème}}$ traitement.

\bar{Y} : La moyenne de toutes les observations (moyenne globale).

- **Degrés de liberté (DF)** : A chaque nombre de carrés est attribué un nombre de degrés de liberté (DF). Le nombre de sources d'information indépendantes utilisées pour calculer chaque somme au carré est indiqué par les degrés de liberté. Pour un plan à un facteur avec un facteur de niveau k (cinq lots dans notre exemple) et un total de N observations (cinq pots par lot pour un total de 25). Formule des degrés de liberté (DF) de facteur est $(K-1)$, DF de Erreur est $(N-K)$ et DF Total est $(N-1)$.
- **Somme des carrés** : À l'aide de ces définitions, occupons-nous de la colonne Somme des carrés du tableau ANOVA. La somme des carrés nous permet de quantifier la variabilité dans un ensemble de données en ciblant la différence entre chaque point de

données et la moyenne de tous les points des données dans cet ensemble de données. La formule ci-dessous sépare la variabilité globale en deux parties : la variabilité due au modèle ou aux niveaux de facteur, et la variabilité due à l'erreur aléatoire.

$$\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^a n_i (\bar{Y}_i - \bar{Y})^2 + \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_i)^2 \quad (\text{II.18})$$

$$SS(\text{Total}) = SS(\text{Facteur}) + SS(\text{Erreur}) \quad (\text{II.19})$$

- **Carrés moyens (MS) et rapport F :** Pour obtenir des carrés moyens, divisez chaque somme de carrés par les degrés de liberté correspondants. Lorsque l'hypothèse nulle est vraie (les moyennes sont égales), le MS (Facteur) et le MS (Erreur) sont deux estimations de variance d'erreur qui doivent être dans le même ordre. Leur rapport, le rapport F, devrait être proche de 1. Lorsque l'hypothèse nulle est fausse, le MS (facteur) est supérieur au MS (erreur) et leur rapport est supérieur à 1. Dans notre exemple d'adhésifs, le rapport F calculé 6,90, fournit une preuve significative contre l'hypothèse nulle selon laquelle les moyennes sont égales [34].
- **P value :** Cette valeur est utilisée pour tester statistiquement l'hypothèse. C'est la probabilité d'obtenir des résultats au moins proches des extrêmes des vrais résultats observés au cours de l'expérience, en supposant que l'hypothèse nulle est vraie. Dans un langage plus simple, une valeur p aide à distinguer les résultats aléatoires d'un échantillon de l'ensemble global et les résultats qui sont statistiquement significatifs. L'utilisation d'une valeur statistique dans un test statistique d'hypothèses est courante dans de nombreux domaines de recherche.

II.6 Conclusion

À la fin de ce chapitre, nous avons identifié trois systèmes de modélisation, à savoir la méthode de surface réponse, la régression linéaire multiple et la régression non linéaire. Nous avons aussi connu comment modéliser les données expérimentales en équations empiriques.

1. Introduction Générale
2. Chapitre I : Etude Bibliographique
3. Chapitre II : Méthodes de Modélisation
4. **Chapitre III : Résultats et Discussions**
5. Conclusion Générale
6. Références Bibliographiques



Chapitre III : Résultats et Discussions

III.1 Introduction

Dans ce chapitre. Nous allons appliquer les trois méthodes présentées dans le chapitre précédent (méthode de surface réponse RSM, régression linéaire multiple et régression non linéaire) pour modéliser les performances d'usinage par électroérosion : le taux d'enlèvement de la matière (MRR) et le taux d'usure de l'outil (TWR).

III.2 Données Expérimentales

Le tableau III.1 regroupe les résultats obtenus lors des essais d'électroérosion obtenus par Sahu et al. [35]. Ce travail est réalisé dans le but d'étudier l'influence des paramètres du processus d'usinage par électroérosion (courant de décharge (I_p), temps d'impulsion(T_{on}), Voltage(V)) sur le taux d'enlèvement de matière (MRR) et le taux d'usure de l'outil (TWR).

Tableau III.1 Résultats expérimentaux [35].

N°	I_p (A)	Ton (μs)	V (volt)	MRR (mm^3/min)	TWR (mm^3/min)
01	13	100	40	40,92	0,98
02	16	500	60	39,36	-0,11
03	16	300	60	47,96	0,17
04	4	400	40	4,74	0,02
05	16	300	60	40,9	0,08
06	10	300	60	24,9	0,06
07	10	400	40	29,07	0,01
08	16	500	60	31,13	0,01
09	10	100	60	26,66	0,65
10	7	300	60	9,08	0,04
11	7	400	60	8,79	0,03
12	16	400	40	57,68	0,09
13	7	200	40	13,57	0,08
14	10	500	40	28,27	-0,02
15	13	200	40	49,05	0,42
16	7	400	40	13,7	0,01
17	7	300	60	12,75	0,03
18	10	500	60	19,92	0,001
19	4	500	40	2,01	0,001
20	4	400	40	4,43	0,01
21	16	200	60	32,91	0,55
22	16	200	60	48,29	0,49
23	10	300	60	22,16	0,07
24	16	200	60	41,26	0,52
25	10	200	60	22,74	0,19

III.3 Présentation du système de prédiction

Trois méthodes ont été utilisées (régression linéaire multiple, régression non linéaire et méthode des surfaces de réponse) pour prédire les performances d'usinage par électroérosion en fonction des trois paramètres entrées et (figure III.1). Dans le système modélisé le courant (I), la tension (Volt) et le temps d'impulsion (T_{on}) sont considérés comme entrées. Tan disque le taux d'enlèvement de la matière (MRR) et le taux d'usure de l'outil (TWR) sont considérés comme sorties.

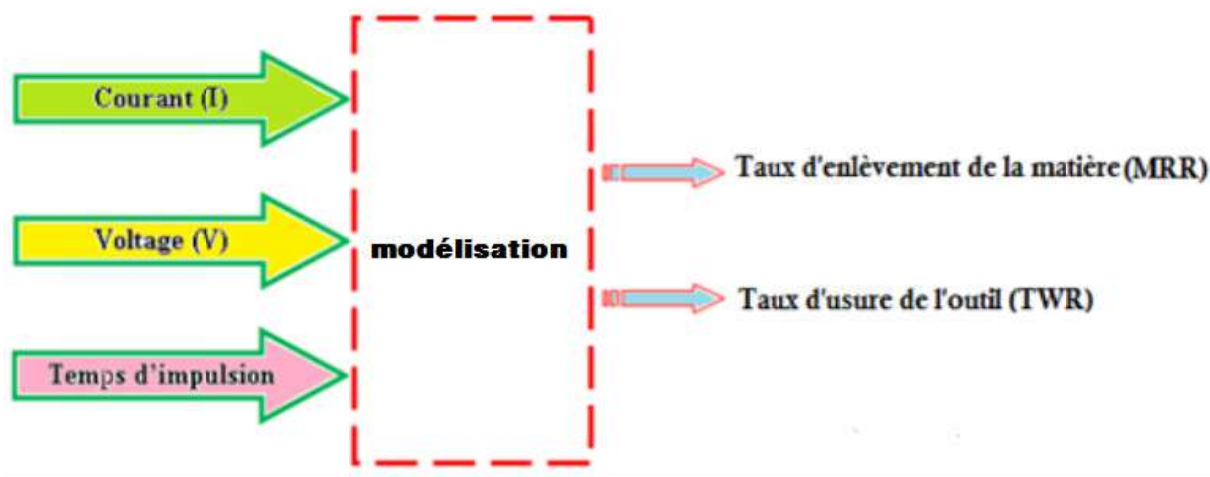


Figure III.1 Système de prédiction.

III.3.1 Valeurs limites des paramètres et des performances d'usinage

Le tableau ci-dessous regroupe les valeurs limites des paramètres d'entrée et de sortie, pour les systèmes de modélisation utilisé.

Tableau III.2 Valeurs limites pour les entrées et les sorties.

Paramètre	Valeur min	Valeur max
I_p (A)	4	16
T_{on} (μs)	100	500
V (volt)	40	60
MRR (mm^3/min)	2.01	57.68
TWR (mm^3/min)	-0.11	0.98

III.4 Modélisation par la méthode de la régression linéaire multiple

La régression linéaire est une méthode qui permet de réaliser des prédictions ou des estimations sur la base de valeurs existantes. À partir d'un algorithme d'apprentissage supervisé, une relation linéaire est établie entre les entrées, qui sont (le courant de décharge

(I_p), le temps d'impulsion (T_{on}) et le voltage (V) et les deux sorties (qui sont : le taux d'enlèvement de la matière (MRR) et le taux d'usure de l'outil (TWR)).

L'algorithme de modélisation par régression linéaire multiple est implanté sous « MATLAB »

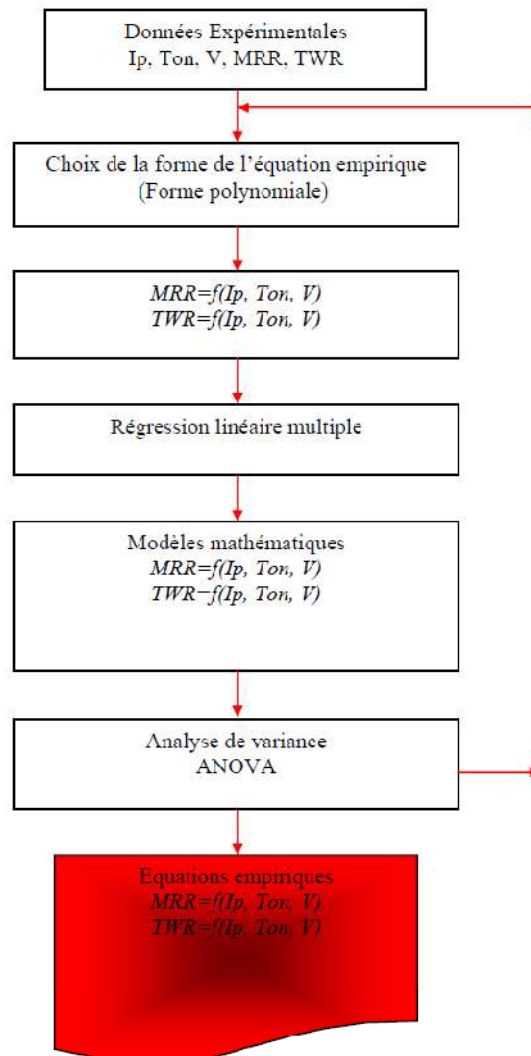


Figure III.2 Organigramme représentant l'algorithme de la régression linéaire multiple.

La forme générale de l'équation empirique utilisée pour la modélisation des deux sorties (MRR et TWR) est quadratique. Elle est donnée par :

$$Y = A_0 + A_1X_1 + A_2X_2 + A_3X_3 + A_4(X_1X_2) + A_5(X_1X_3) + A_6(X_2X_3) + A_7(X_1^2) + A_8(X_2^2) + A_9(X_3^2) \quad (\text{III.1})$$

La régression linéaire ici vise à déterminer les valeurs des coefficients (A_0, A_1, \dots, A_9) pour l'équation de taux d'enlèvement de la matière et les valeurs des coefficients (B_0, B_1, \dots, B_9) pour l'équation de taux d'usure de l'outil. Afin de définir les deux relations.

La modélisation se fait dans la logiciel MATLAB sur la base des fonctions de régression linéaire utilisées pour trouver les valeurs des coefficients.

III.4.1 Analyse de variance ANOVA

L'analyse de variance ANOVA pour les deux sorties (MRR et TWR) est donnée dans les tableaux III.3 et III.4.

a). Analyse de variance ANOVA du taux d'enlèvement de la matière (MRR)

Tableau III.3 Analyse de variance ANOVA du MRR.

	SumSq	DF	MeanSq	F	pValue
Total	6059.4	24	252.48		
Model	5760.5	8	720.06	38.537	5.0643e-9
Residual	298.96	16	18.685		

Number of observations: 25, Error degrees of freedom: 16

R-squared: 0.951, Adjusted R-Squared 0.926

F-statistic vs. Constant model: 38.5, p-value = 5.06e-09

Le pValue du modèle linéaire est égale à 5.0643e-9. C'est-à-dire il est inférieur à 0.05 (5%), donc le modèle est significatif.

b). Analyse de variance ANOVA du taux d'usure de l'outil TWR

Tableau III.4 Analyse de variance ANOVA du TWR.

	SumSq	DF	MeanSq	F	pValue
Total	1.7153	24	0.071472		
Model	1.6462	8	0.20578	47.631	1.0284e-9
Residual	0.069123	16	0.0043202		

Number of observations: 25, Error degrees of freedom: 16

R-squared: 0.96, Adjusted R-Squared 0.94

F-statistic vs. Constant model: 47.6, p-value = 1.03e-09

Le pValue du modèle linéaire est égale à 1.0284e-9. C'est-à-dire il est inférieur à 0.05 (5%), donc le modèle est significatif.

III.4.2 Présentation des modèles

L'exécution de notre algorithme nous conduit de trouver les équations empiriques (III.2) et (III.3) ci-dessous :

$$\begin{aligned}
 MRR = & 7,8009 I_p + 0,068351 T_{on} - 1,3169 V - 0,00072652 I_p T_{on} - 0,06913 I_p V \\
 & - 0,00078385 T_{on} V - 0,0083974 I_p^2 - 0,000047192 T_{on}^2 + 0,018244 V^2
 \end{aligned} \quad (III.2)$$

$$TWR = 0,092448 I_p - 0,004588 T_{on} + 0,018399 V - 0,0001901 I_p T_{on} - 0,0010811 I_p V + 1,3643 \cdot 10^{-5} T_{on} V + 0,0019397 I_p^2 + 6,9986 \cdot 10^{-6} T_{on}^2 - 0,00012724 V^2 \quad (III.3)$$

III.4.3 Analyse des résultats

Les courbes des figures de III.3 à III.10 montrent l'analyse des résultats de la régression linéaire multiple lors de la modélisation.

a). Analyse des résultats du taux d'enlèvement de la matière (MRR)

L'analyse des résultats de la modélisation du taux d'enlèvement de la matière par la méthode de la régression linéaire multiple est donnée par les figures ci-dessous :

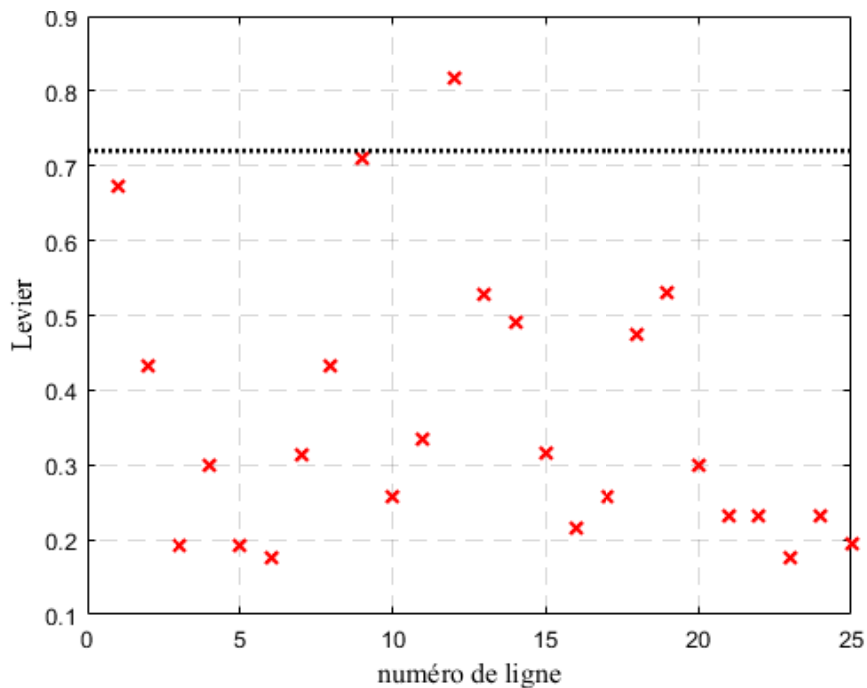


Figure III.3 Graphique d'influence de levé des données et du modèle.

D'après la figure III.3, nous remarquons qu'il existe un point d'effet de levier élevé. Mais ce graphique ne révèle pas s'il s'agit d'un point d'une valeur aberrante. Il faut donc chercher des points avec une grande distance de Cook.

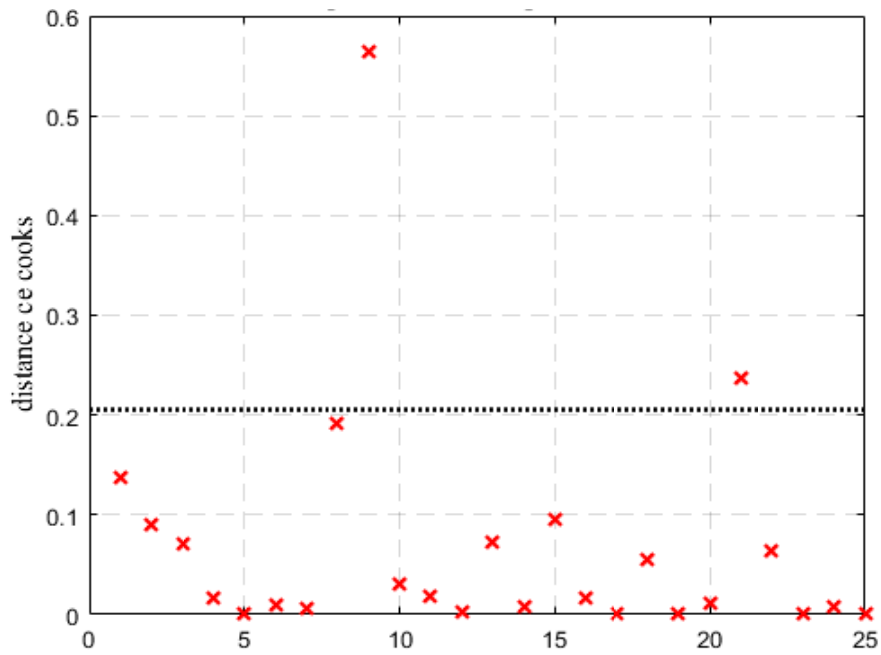


Figure III.4 Points avec une grande distance de Cook.

Il y a encore deux points avec une grande distance pour Cook, mais sans doute un il y a un seul point très éloigné qui n'affecte probablement pas notre modèle.

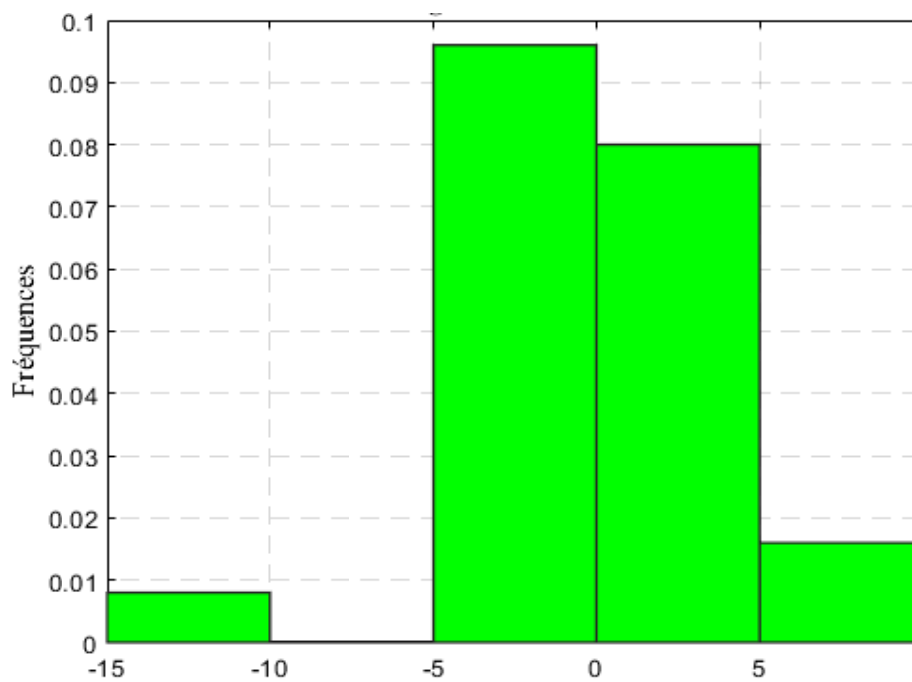


Figure III.5 Histogramme des résidus.

Nous notons que les données sont bien centrées et semblent s'adapter à la courbe de la loi normale.

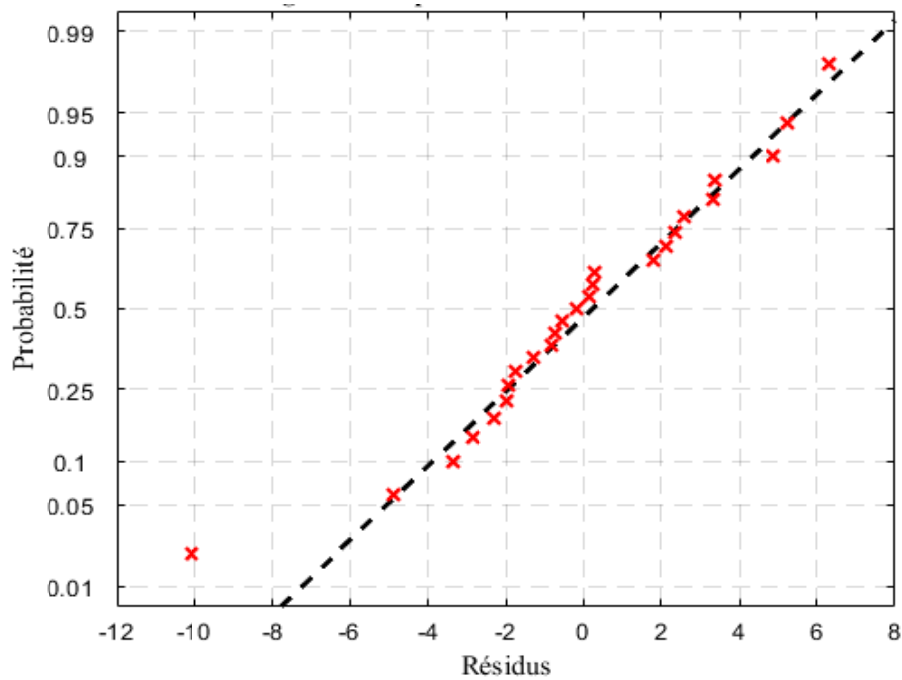


Figure III.6 Graphe de probabilité normale des résidus.

Le graphique de probabilité normal ci - dessus semble être bien : il n'y a pas de points éloignés de la ligne droite.

b). Analyse des résultats du taux d'usure de l'outil (TWR)

L'analyse des résultats de la modélisation du taux d'usure de l'outil par la méthode de la régression linéaire multiple est donnée par les figures ci-dessous :

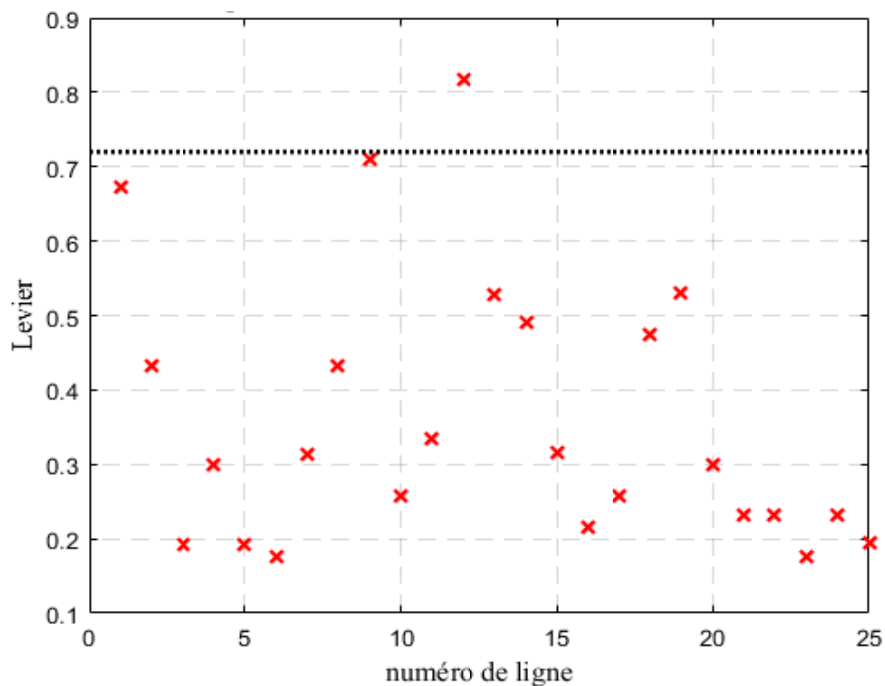


Figure III.7 Graphique d'influence de levé des données et du modèle.

On peut voir sur la figure III.3 qu'il y a un point haut d'effet de levier. Cependant, ce graphique ne révèle pas si le point de levier haut est une valeur anormale. Par conséquent, on doit rechercher des points avec une grande distance de Cook.

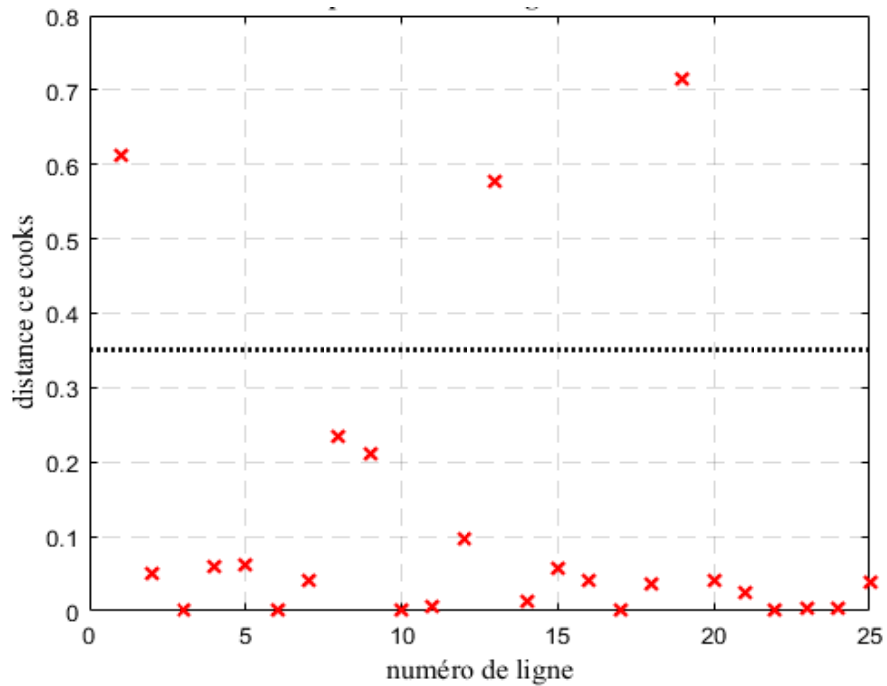


Figure III.8 Points avec une grande distance de Cook.

Il reste encore trois points (03) avec une distance significative pour Cook, mais on peut dire que ces points n'affectent probablement pas notre modèle.

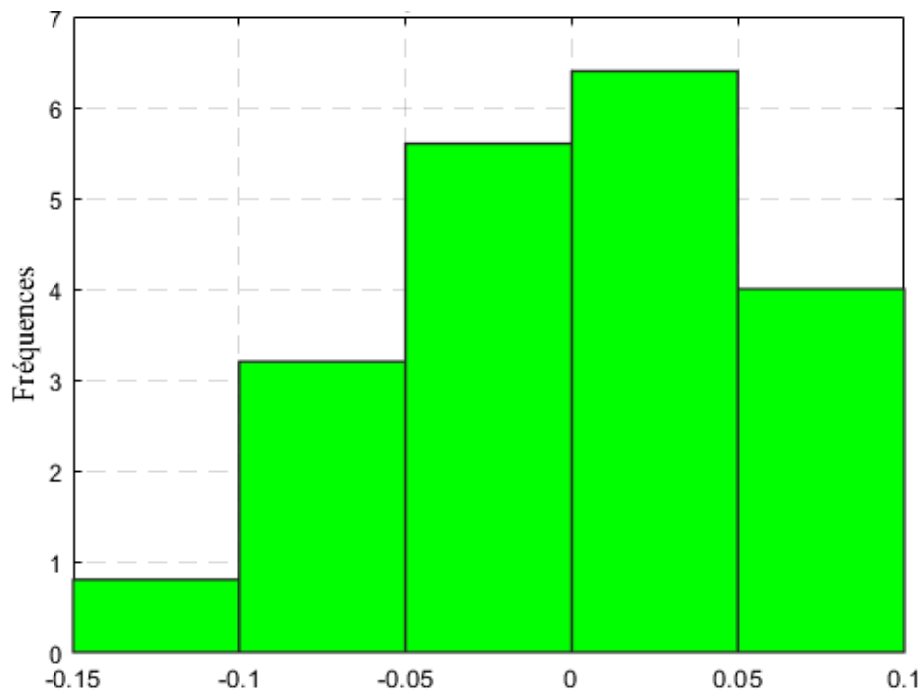


Figure III.9 Histogramme des résidus.

À l'exception de la plage de -0.15 à -0.1, l'histogramme des résidus semble être symétrique, sans défauts évidents. Cependant, il peut y avoir une corrélation statistiquement significative entre les résidus.

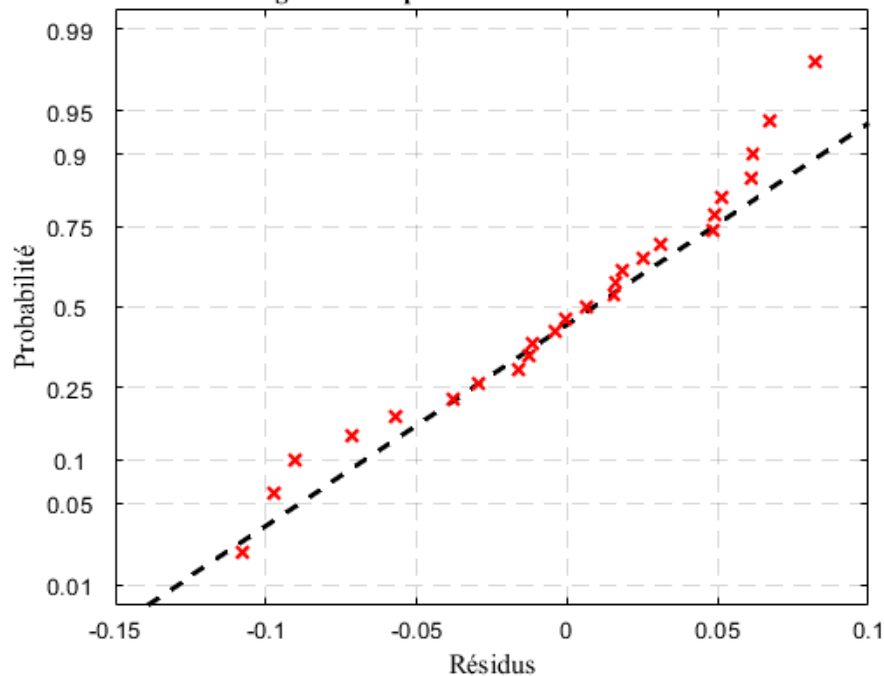


Figure III.10 Graph de probabilité normale des résidus.

Le graphique de probabilité normal ci-dessus semble être bien : il n'y a pas de points éloignés de la ligne droite.

III.4.4 Validation des résultats

Afin de prouver le bon fonctionnement du système de prédiction des courbes de comparaison ont été tracés. Les courbes superposées représentent une comparaison entre les valeurs expérimentales utilisées pour la conception du modèle et les valeurs prédites par le modèle pour les mêmes paramètres d'usinage.

a). Validation des résultats du taux d'enlèvement de la matière (MRR)

La figure III. 11 représente une comparaison entre les valeurs expérimentales du taux d'enlèvement de la matière et ces valeurs prédites par le modèle basé sur la méthode de la régression linéaire multiple.

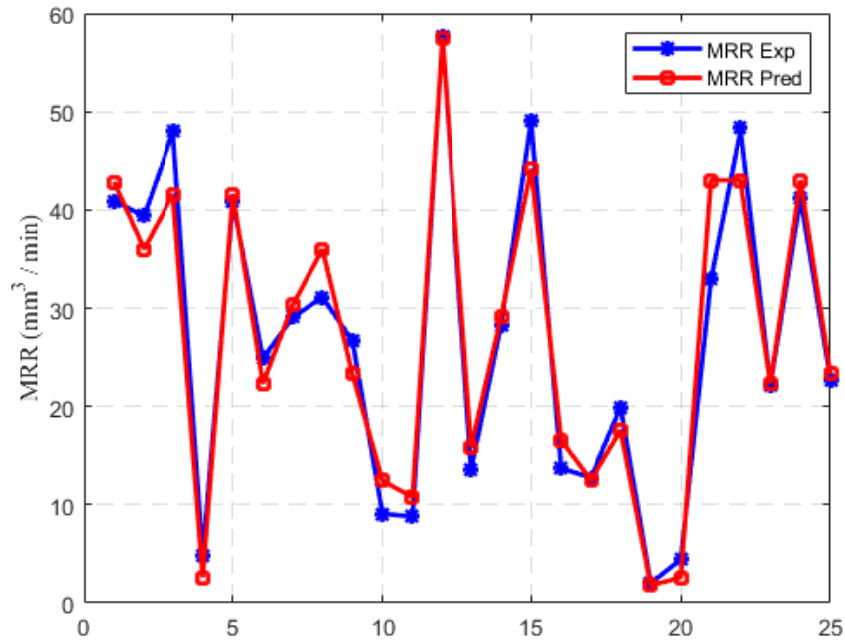


Figure III.11 Validation du taux d'enlèvement de la matière prévu par régression linéaire multiple.

Les courbes de la figure III.11 montrent un accord entre les données expérimentales et les données prédites par le modèle, ce qui prouve le bon fonctionnement du système de prédiction.

b). Validation des résultats pour le taux d'usure de l'outil (TWR)

La figure III. 12 représente une comparaison entre les valeurs expérimentales du taux d'usure de l'outil et ces valeurs prédite par le modèle basé sur la méthode de la régression linéaire multiple.

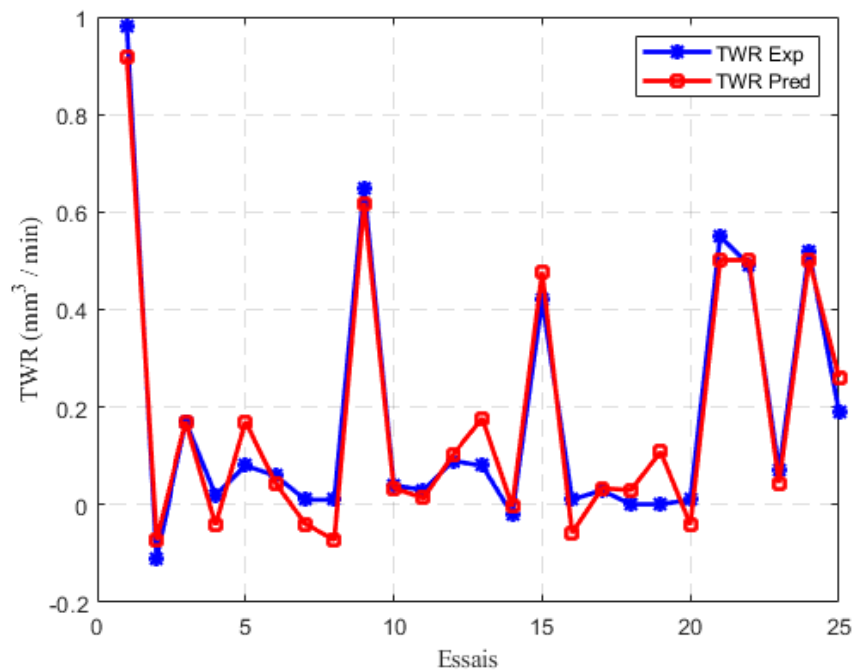


Figure III.12 Validation du taux d'usure de l'outil prévu par régression linéaire multiple.

De la figure III.12 on constate que les deux courbes sont semblables c'est-à-dire que le modèle de prédiction basé sur la régression linéaire multiple fonctionne correctement dans une plage bien spécifique de paramètres d'usinage.

III.4.5 Intervalle de confiance

L'intervalle de confiance est constitué des valeurs qui ne sont pas statistiquement significativement différentes du résultat observé. Les bornes supérieures et inférieures sont donc les valeurs les plus éloignées du résultat qui ne lui sont pas statistiquement différentes. Par contre les valeurs situées à l'extérieur de l'intervalle sont statistiquement différentes du résultat observé. Ainsi, la borne supérieure est la plus grande valeur non significativement différente de la valeur observée.

a). Intervalle de confiance du taux d'enlèvement de la matière

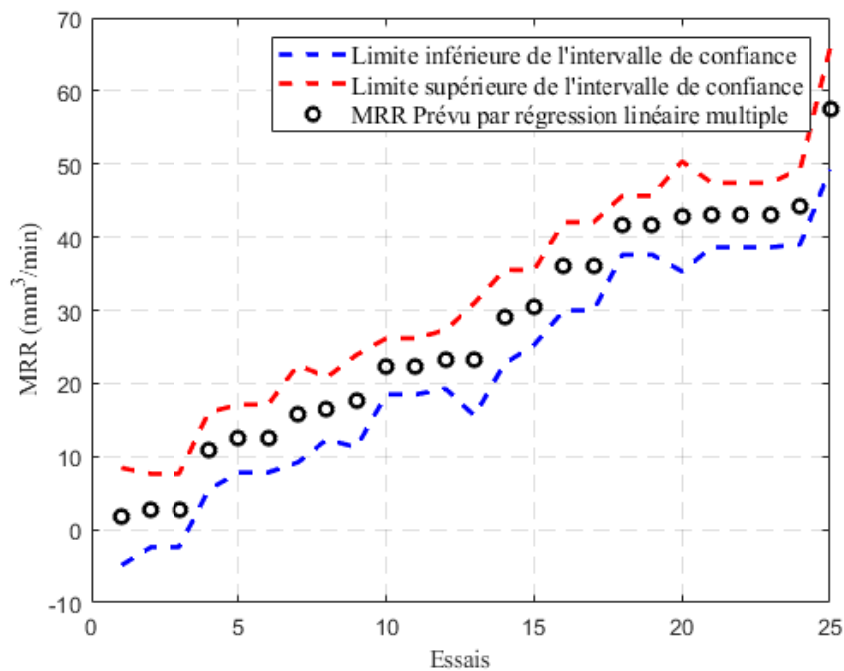


Figure III.13 Intervalle de confiance du taux d'enlèvement de matière.

Les intervalles de confiance fournissent une mesure de la précision des estimations des coefficients de régression linéaire. Dans ce cas l'intervalle de confiance supérieur à 95 %. Ce qui indique que la plage dans laquelle le coefficient de régression correspondant se situera avec une confiance de 95 %.

b). Intervalle de confiance du taux d'usure de l'outil

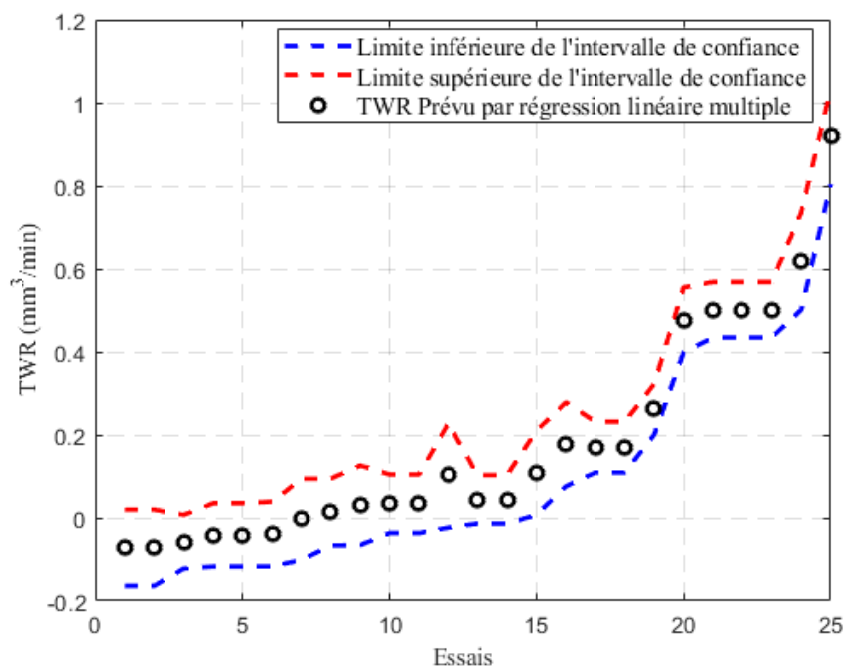


Figure III.14 Intervalle de confiance du taux d'usure de l'outil.

Malgré la présence de quelques valeurs négatives dans les données expérimentales qui affectant la prédiction l'intervalle de confiance est supérieur à 95 %. Ce qui indique que la plage dans laquelle le coefficient de régression correspondant se situera avec une confiance de 95 %.

III.4.6 Tests de confirmation du modèle

Afin de confirmer les résultats précédents, nous avons pris dix nouveaux tests qui ne sont pas entrés dans le processus de création de modèle. Ces tests ont été utilisés pour confirmer le modèle. Les dix essais ont été effectués dans les mêmes conditions que les tests précédents (Tableau III.5).

Tableau III.5 Tests de confirmation.

Essais	Ip (A)	Ton (µs)	V (volt)	MRR expérimentale	TWR expérimentale
1	4	500	40	2,12	0,01
2	7	200	60	13,08	0,08
3	7	300	60	12,31	0,06
4	10	400	60	20,36	0,02
5	4	400	40	2,83	0,01
6	7	500	60	7	0,01
7	10	100	40	28,08	0,57
8	10	100	60	23,05	0,44

9	7	400	60	9,78	0,02
10	10	300	40	31,25	0,03

Le calcul de l'erreur est nécessaire pour vérifier les résultats. Nous avons donc utilisé deux types d'erreur. Le RMSE et le SEP ont été calculés par les équations:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{exp}} - Y_{\text{pred}})^2}{n}} \quad (\text{III.4})$$

$$SEP = \frac{RMSE}{Y_{m.e}} \times 100\% \quad (\text{III.5})$$

$$\text{précision} = 100 - SEP(\%) \quad (\text{III.6})$$

Où Y_{exp} sont les données expérimentales, Y_{pred} les données prédites, $Y_{m.e}$ est la moyenne valeur des données expérimentales et n est le nombre de données expérimentales.

a). Confirmation du modèle de prédiction du taux d'enlèvement de la matière MRR

Le calcul de l'erreur et de la précision du modèle lors de la prédiction du taux d'enlèvement de la matière est donné par le tableau III.6.

Tableau III.6 Erreurs et précision du modèle basé sur la méthode de la régression linéaire multiple pour la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR).

Paramètres d'usage				Taux d'enlèvement de la matière				Précision %
Essais	I_p	Ton	V	MRR expérimentale	MRR prédite	Erreur RMSE	Erreur SEP %	
1	4	500	40	2,12	1,77030	0,34970	0,23335	99,76665
2	7	200	60	13,08	13,18381	0,10382	0,06928	99,93072
3	7	300	60	12,31	12,44765	0,13766	0,09186	99,90814
4	10	400	60	20,36	20,42686	0,06686	0,04461	99,95539
5	4	400	40	2,83	2,60849	0,22151	0,14781	99,85219
6	7	500	60	7,00	8,14381	1,14381	0,76325	99,23675
7	10	100	40	28,08	28,53292	0,45292	0,30223	99,69777
8	10	100	60	23,05	23,28922	0,23922	0,15963	99,84037
9	7	400	60	9,78	10,76765	0,98765	0,65905	99,34095
10	10	300	40	31,25	30,70392	0,54608	0,36439	99,63561
Erreurs et précision de modèle						0,42492	0,28355	99,71645

Pour rendre le résultat plus clair, nous avons tracer des courbe pour comparer les résultats expérimentaux et les prédictions du modèle de régression linéaire multiple pour les dix tests de confirmation.

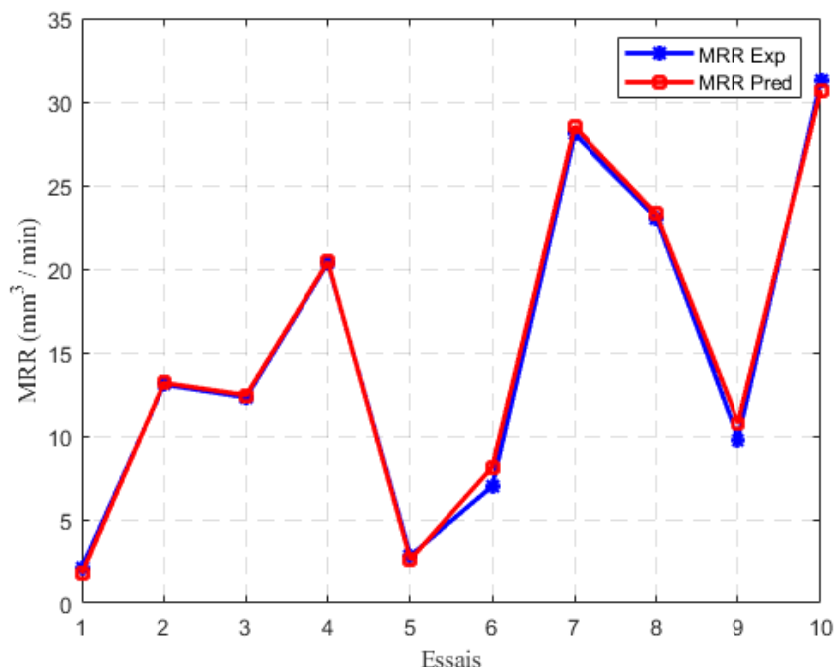


Figure III.15 Comparaison du taux d'enlèvement de matière (MRR) prévu et expérimental.

La figure III.15 montre la capacité du modèle de la régression linéaire multiple pour prédire le taux d'enlèvement de matière (MRR). La figure montre un grand accord entre les données expérimentales et les données prédites par le modèle. La précision du modèle lors de la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR) est de 99,72 %.

b). Confirmation du modèle de prédiction du taux d'usure de l'outil TWR

Le calcul de l'erreur et de la précision du modèle lors de la prédiction du taux d'usure de l'outil est donné par le tableau III.4.

Tableau III.7 Erreurs et précision du modèle basé sur la méthode de la régression linéaire multiple pour la prédiction du taux d'usure de l'outil (TWR).

Paramètres d'usinage				Taux d'usure de l'outil				Précision %
Essais	I_p	Ton	V	TWR Expérimentale	TWR prédite	Erreur RMSE	Erreur SEP %	
1	4	500	40	0,01	0,10854	0,09854	7,88298	92,11702
2	7	200	60	0,08	0,19392	0,11392	9,11322	90,88678
3	7	300	60	0,06	0,03383	0,02617	2,09334	97,90666
4	10	400	60	0,02	-0,03273	0,05273	4,21808	95,78192
5	4	400	40	0,01	-0,04107	0,05107	4,08550	95,91450

6	7	500	60	0,01	0,13359	0,12359	9,88682	90,11318	
7	10	100	40	0,57	0,69404	0,12404	9,92352	90,07648	
8	10	100	60	0,44	0,61861	0,17861	14,28880	85,71120	
9	7	400	60	0,02	0,01372	0,00628	0,50214	99,49786	
10	10	300	40	0,03	0,06528	0,03528	2,82208	97,17792	
Erreurs et précision de modèle							0,08102	6,48165	93,51835

Pour clarifier davantage la précision du modèle, nous utilisons les courbes illustrées dans la figure suivante :

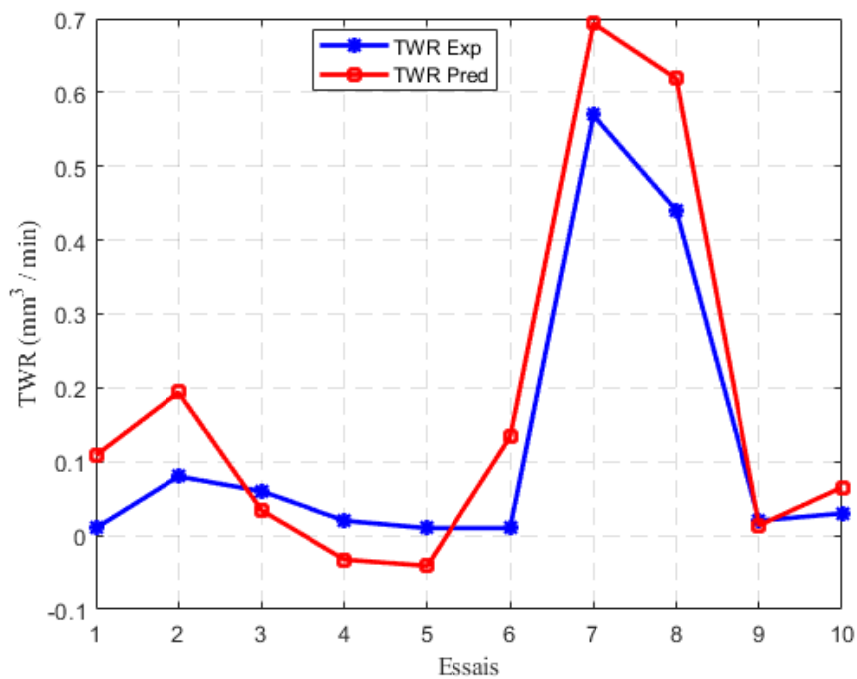


Figure III.16 Comparaison du taux d'usure de l'outil (TWR) prévu et expérimental.

La figure III.16 montre la capacité du modèle de la régression linéaire multiple pour prédire le taux d'usure de l'outil (TWR). La figure montre un grand accord entre les données expérimentales et les données prédites par le modèle. La précision du modèle lors de la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR) est de 93,52 %.

III.5 Modélisation par la méthode des surfaces réponse RSM

La modélisation avec la méthode de surfaces de réponse a été réalisée avec le logiciel « Design Expert ».

a). Les modèles adéquates pour la modélisation du taux d'enlèvement de matière

L'équation (III.7) a été utilisée pour ajuster les données expérimentales du taux d'enlèvement de matière (MRR). Comme il est indiqué dans le tableau III.8 le modèle suggéré par la méthode de surfaces de réponses est appelé 2FI (Two Factor Interaction).

$$Y = C_0 + C_1X_1 + C_2X_2 + C_3X_3 + C_4(X_1X_2) + C_5(X_1X_3) + C_6(X_2X_3) \quad (\text{III.7})$$

Tableau III.8 Modèles adéquates pour la modélisation du taux d'enlèvement de la matière.

Source	Sequential p-value	Lack of Fit p-value	Adjusted R ²	Predicted R ²	
Linear	< 0.0001	0,6715	0,9091	0,8825	
2FI	0,0427	0,9086	0,9319	0,9018	Suggested
Quadratic	0,7547	0,8623	0,9260	0,8788	Aliased

b). Les modèles adéquates pour la modélisation du taux d'usure de l'outil

L'équation (III.8) a été utilisée pour la modélisée les données du taux d'usure de l'outil (TWR). L'équation (III.8) est inspirée du modèle quadratique (modèle quadratique modifié : suppression du dernier terme $D_9(X_3^2)$). Comme montre le tableau III.9 le modèle suggéré est le modèle 2 FI, mais ses coefficients de détermination sont faible dans ce qui influencer la prédiction. Le modèle quadratique complet a un coefficient de détermination acceptable, mais le modèle n'est pas acceptable. Pour remédier a ce problème le dernier terme du modèle quadratique complet a été supprimé.

$$Y' = D_0 + D_1X_1 + D_2X_2 + D_3X_3 + D_4(X_1X_2) + D_5(X_1X_3) + D_6(X_2X_3) + D_7(X_1^2) + D_8(X_2^2) \quad (\text{III.8})$$

Tableau III.9 Modèles adéquates pour la modélisation du taux d'usure de l'outil.

Source	Sequential p-value	Lack of Fit p-value	Adjusted R ²	Predicted R ²	
Linear	< 0.0001	0,0005	0,7042	0,5933	
2FI	0,0669	0,0010	0,7658	0,4952	Suggested
Quadratic	< 0.0001	0,0650	0,9396	0,8627	Aliased

Où X_1 , X_2 et X_3 sont les valeurs des variables indépendants. Y et Y' représente les variables de réponse. C_0 et D_0 c'est des constantes. C_1 , C_2 , C_3 , D_1 , D_2 , et D_3 sont les coefficients linéaires, C_4 , C_5 , C_6 , D_4 , D_5 et D_6 sont les coefficients interactifs. D_7 , D_8 sont les coefficients quadratiques.

III.5.1 Analyse de variance ANOVA

L'analyse de variance ANOVA pour les deux sorties (MRR et TWR) est donnée dans les tableaux III.10, III.11 et III.12, III.13 respectivement.

a). Analyse ANOVA du taux d'enlèvement de la matière MRR

Tableau III.10 Analyse ANOVA pour le taux d'enlèvement de matière MRR.

Source	Sum of Squares	df	Mean Square	F-value	p-value	
Model	5749,75	6	958,29	55,70	< 0.0001	significatif
A-Ip	4184,40	1	4184,40	243,23	< 0.0001	
B-Ton	17,44	1	17,44	1,01	0,3274	
C-V	298,47	1	298,47	17,35	0,0006	
AB	1,74	1	1,74	0,1014	0,7538	
AC	159,41	1	159,41	9,27	0,0070	
BC	22,80	1	22,80	1,33	0,2647	
Residual	309,66	18	17,20			
Lack of Fit	121,77	11	11,07	0,4124	0,9086	not significatif
Pure Error	187,89	7	26,84			
Cor Total	6059,41	24				

Tableau III.11 Statistiques d'ajustement du MRR.

Std. Dev.	4,15	R²	0,9489
Mean	26,89	Adjusted R²	0,9319
C.V. %	15,42	Predicted R²	0,9018
		Adeq Precision	25,0050

Selon le résumé d'ajustement, le modèle linéaire multiple est significatif pour l'analyse du taux d'enlèvement de matière. La valeur de R^2 est de 94,89 % et la valeur de R^2 ajusté est de 93,19 %. Cela indique clairement que le modèle de régression donne une bonne relation entre les facteurs de processus et la variable de réponse. Les facteurs ayant une valeur P inférieure à 5 % (c'est-à-dire 0,05)

Les facteurs ayant une valeur P inférieure à 5 % (c'est-à-dire 0,05), sont les facteurs les plus significatifs. Le facteur A- courant de décharge et C- voltage et l'interaction AC ont un effet significatif. Parmi tous les paramètres le courant de décharge est le plus significatif pour le MRR. La valeur de manque d'ajustement « Lack of Fit » est également non significatif ceci est souhaitable. Donc la modélisation de MRR est acceptable.

b). Analyse ANOVA du taux d'usure de l'outil TWR

Comme indiqué dans le tableau ci-dessous (III.13), et selon le résumé d'ajustement, le modèle linéaire multiple est significatif pour l'analyse du taux d'usure de l'outil. La valeur de R^2 est de 95,97 % et la valeur de R^2 ajusté est de 93,96 %. Cela indique clairement que le

modèle de régression donne une bonne relation entre les facteurs de processus et la variable de réponse.

Tableau III.12 Analyse ANOVA pour le taux d'usure de l'outil TWR.

Source	Sum of Squares	df	Mean Square	F-value	p-value	
Model	1,65	8	0,2058	47,63	< 0.0001	significatif
A-Ip	0,0797	1	0,0797	18,45	0,0006	
B-Ton	0,5657	1	0,5657	130,95	< 0.0001	
C-V	0,0018	1	0,0018	0,4206	0,5259	
AB	0,1248	1	0,1248	28,89	< 0.0001	
AC	0,0212	1	0,0212	4,90	0,0417	
BC	0,0053	1	0,0053	1,23	0,2838	
A ²	0,0093	1	0,0093	2,16	0,1609	
B ²	0,2314	1	0,2314	53,57	< 0.0001	
Residual	0,0691	16	0,0043			
Lack of Fit	0,0559	9	0,0062	3,30	0,0650	not significatif
Pure Error	0,0132	7	0,0019			
Cor Total	1,72	24				

Tableau III.13 statistiques d'ajustement du TWR.

Std. Dev.	0,0657	R²	0,9597
Mean	0,1753	Adjusted R²	0,9396
C.V. %	37,50	Predicted R²	0,8627
		Adeq Precision	25,1193

Les facteurs ayant une valeur P inférieure à 5 % (c'est-à-dire 0,05) sont les facteurs les plus significatifs. Le facteur A- courant de décharge, B- temps d'impulsion A- courant de décharge et C- voltage, l'interaction AB et B² ont un effet significatif. Parmi tous les paramètres le temps d'impulsion et l'interaction AB ont les plus significatifs pour le TWR. La valeur de manque d'ajustement « Lack of Fit » est également non significatif ceci est souhaitable. Donc la modélisation de MRR est acceptable.

III.5.2 Présentation des modèles

Avec « design Expert », et avec la méthode de surfaces de réponses nous avons trouvé les équations ci-dessous :

$$MRR = -42,49319 + 7,74579 I_p + 0,042836 T_{on} + 0,587349 V - 0,000696 I_p T_{on} - 0,072348 I_p V - 0,000882 T_{on} V \quad (III.9)$$

$$TWR = 0,305382 + 0,092448 I_p - 0,004588 T_{on} + 0,005675 V - 0,00019 I_p T_{on} - 0,001081 I_p V + 0,000014 T_{on} V + 0,00194 I_p^2 + 6,99857 \cdot 10^{-6} T_{on}^2 \quad (III.10)$$

III.5.3 Analyse des résultats

Les courbes des figures de III.17 à III.20 montrent l'analyse des résultats de la régression linéaire multiple lors de la modélisation.

a). Analyse des résultats du taux d'enlèvement de la matière MRR

La figure III.17 montre que le graphe de probabilité normale pour MRR indique clairement que les résidus sont sur une ligne droite, cela signifie que l'erreur suit une distribution normale.

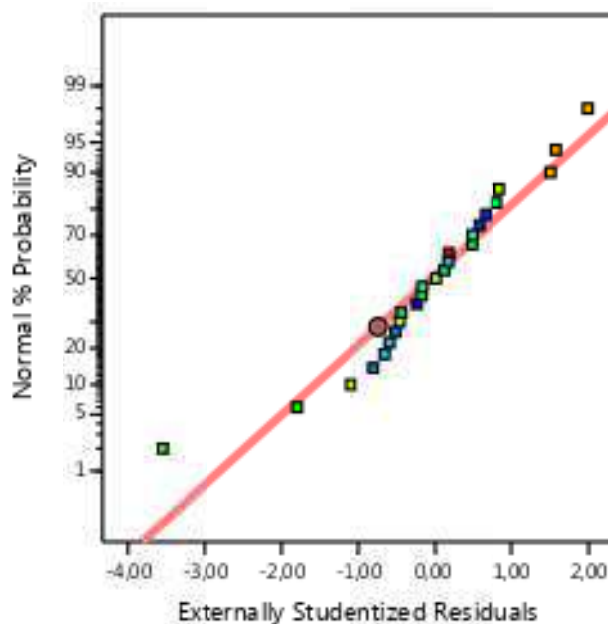


Figure III.17 Diagramme de probabilité normale pour MRR.

La figure III.8 montre le graphe des valeurs du taux d'enlèvement de la matière prédites par rapport aux valeurs expérimentales, il montre que le modèle est bien ajusté.

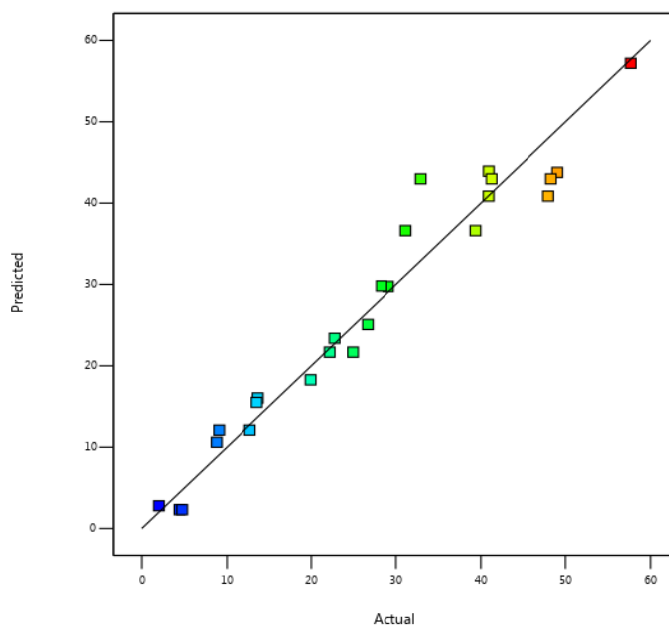


Figure III.18 Graphique de la réponse réelle par rapport à la réponse prévue du MRR.

b). Analyse des résultats du taux d'usure de l'outil TWR

La figure III.19 montre que le graphe de probabilité normale pour TWR indique clairement que les résidus sont sur une ligne droite, cela signifie que l'erreur suit une distribution normale.

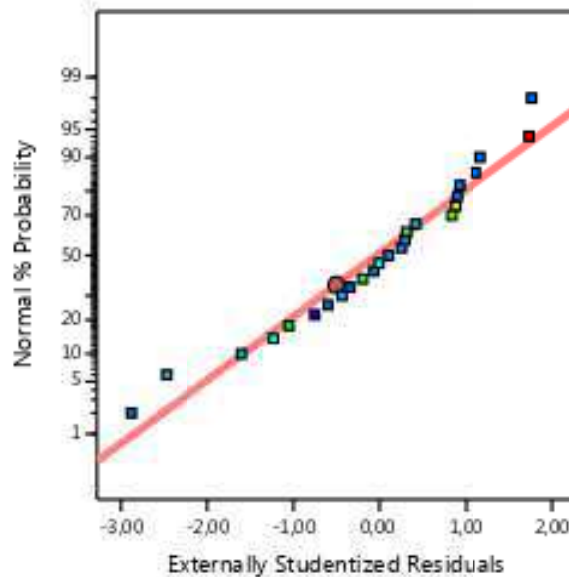


Figure III.19 Diagramme de probabilité normale pour TWR.

La figure III.20 montre le graphe des valeurs du taux d'usure de l'outil prédites par rapport aux valeurs expérimentales, il montre que le modèle est bien ajusté.

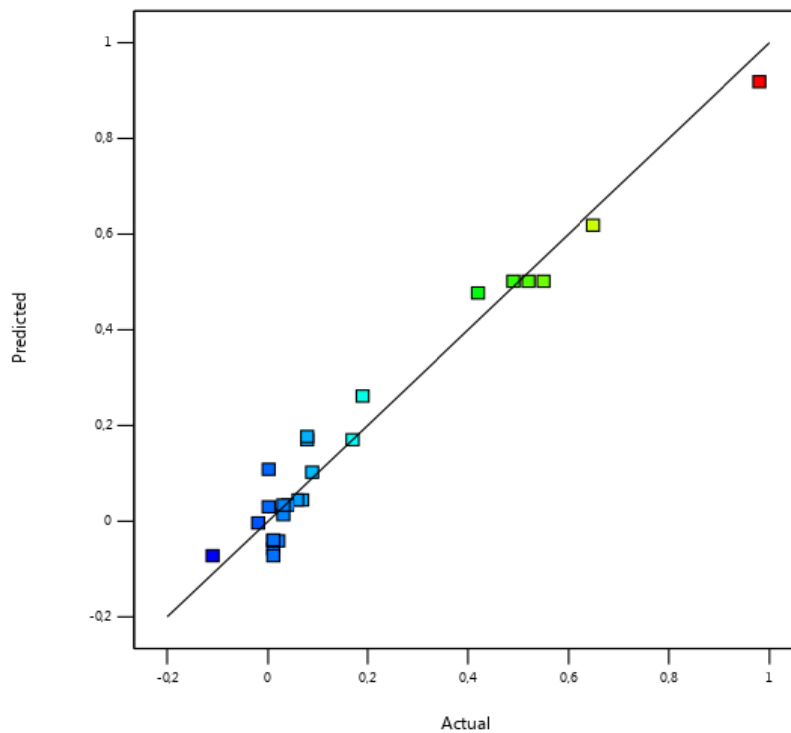


Figure III.20 Graphique de la réponse réelle par rapport à la réponse prévue du TWR.

III.5.4 Validation des résultats

Afin de prouver l'efficacité, de la méthode de surfaces de réponses, des courbes de comparaison ont été tracés. Les courbes superposées représentent une comparaison entre les valeurs expérimentales utilisées pour la conception du modèle et les valeurs prédites par le modèle pour les mêmes paramètres d'usinage.

a). Validation des résultats du taux d'enlèvement de la matière MRR

La figure III. 21 représente une comparaison entre les valeurs expérimentales du taux d'enlèvement de la matière et ces valeurs prédite par la méthode de surfaces de réponses.

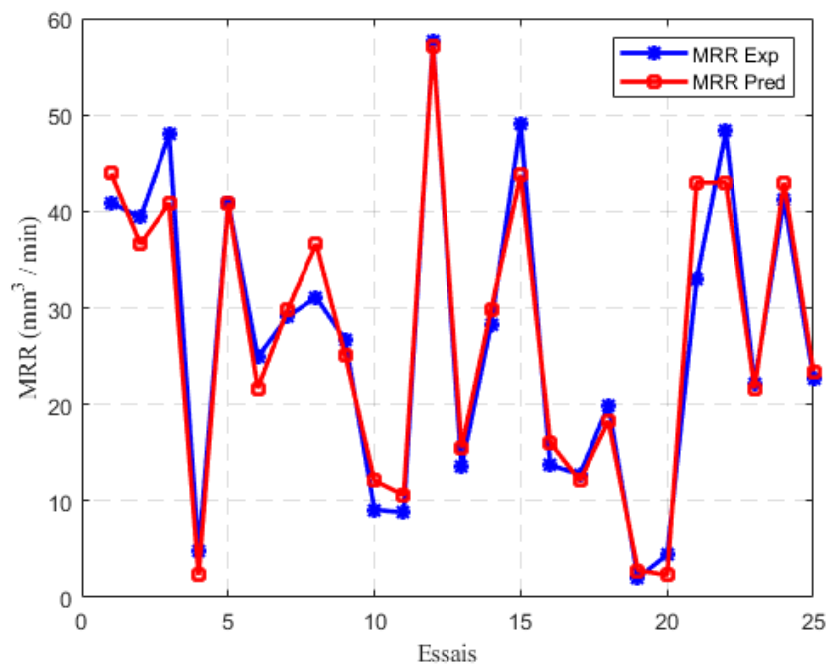


Figure III.21 Validation du taux d'enlèvement de la matière prévu par RSM

Les courbes de la figure III.21 montrent un accord entre les données expérimentales et les données prédites par la méthode de surfaces de réponses, ce qui prouve le bon fonctionnement du système de prédiction.

b). Validation des résultats du taux d'usure de l'outil TWR

La figure III. 22 représente une comparaison entre les valeurs expérimentales du taux d'usure de l'outil et ces valeurs prédite par la méthode de surfaces de réponses.

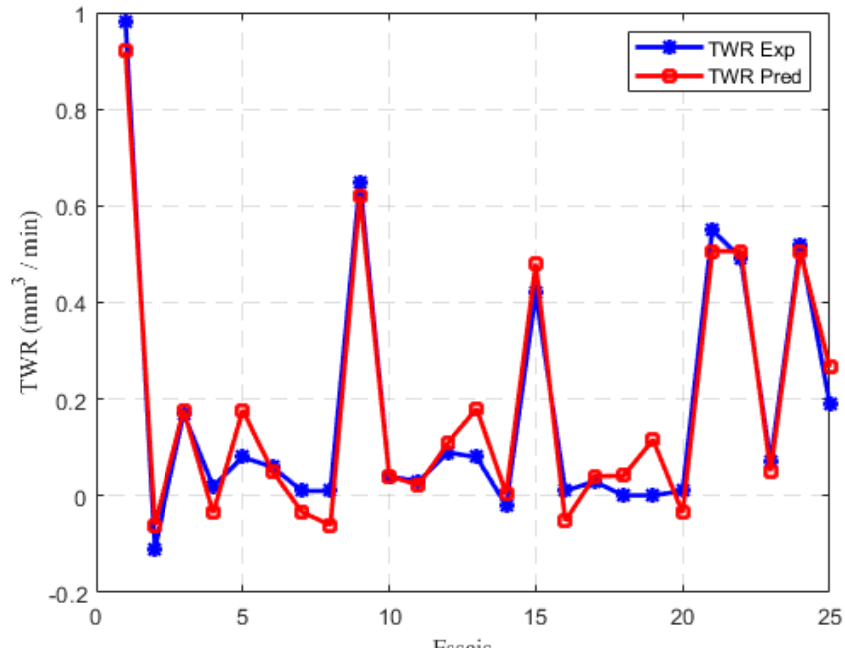


Figure III.22 Validation du taux d'usure de l'outil prévu par RSM

De la figure III.22 on constate que les deux courbes sont semblables c'est-à-dire que la méthode de surfaces de réponses peut prédire le taux d'usure de l'outil correctement dans une plage bien spécifique de paramètres d'usinage.

III.5.5 Test de confirmation des résultats obtenus par la méthode de surfaces de réponse

Afin de confirmer les résultats précédents, nous avons pris dix nouveaux tests qui ne sont pas entrés dans le processus de création de modèle (les mêmes tests utilisés pour la confirmation du modèle de la régression linéaire multiple). Ces tests ont été utilisés pour confirmer le modèle.

a). Confirmation des résultats de prédiction du taux d'enlèvement de la matière MRR

Le calcul de l'erreur et de la précision lors de la prédiction du taux d'enlèvement de la matière est donné par le tableau III.14.

Tableau III.14 Erreurs et précision du modèle basé sur la méthode de surfaces de réponse pour la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR).

Paramètres d'usinage				Taux d'enlèvement de la matière				Précision %
Essais	I_p	T_{on}	V	MRR Expérimentale	MRR prédite	Erreur RMSE	Erreur SEP %	
1	4	500	40	2,12	2,79425	0,67425	0,44992	99,55008
2	7	200	60	13,08	13,59092	0,51092	0,34093	99,65907
3	7	300	60	12,31	12,09532	0,21468	0,14325	99,85675
4	10	400	60	20,36	19,97925	0,38075	0,25407	99,74593

5	4	400	40	2,83	2,31705	0,51295	0,34229	99,65771
6	7	500	60	7,00	9,10412	2,10412	1,40406	98,59594
7	10	100	40	28,08	29,57907	1,49907	1,00031	98,99969
8	10	100	60	23,05	25,09245	2,04245	1,36291	98,63710
9	7	400	60	9,78	10,59972	0,81972	0,54699	99,45301
10	10	300	40	31,25	29,69827	1,55173	1,03545	98,96455
Erreurs et précision de modèle						1,03106	0,68802	99,31198

Pour rendre le résultat plus clair, nous avons tracer des courbe pour comparer les résultats expérimentaux et les prédictions de la méthode de surfaces de réponse pour les dix tests de confirmation.

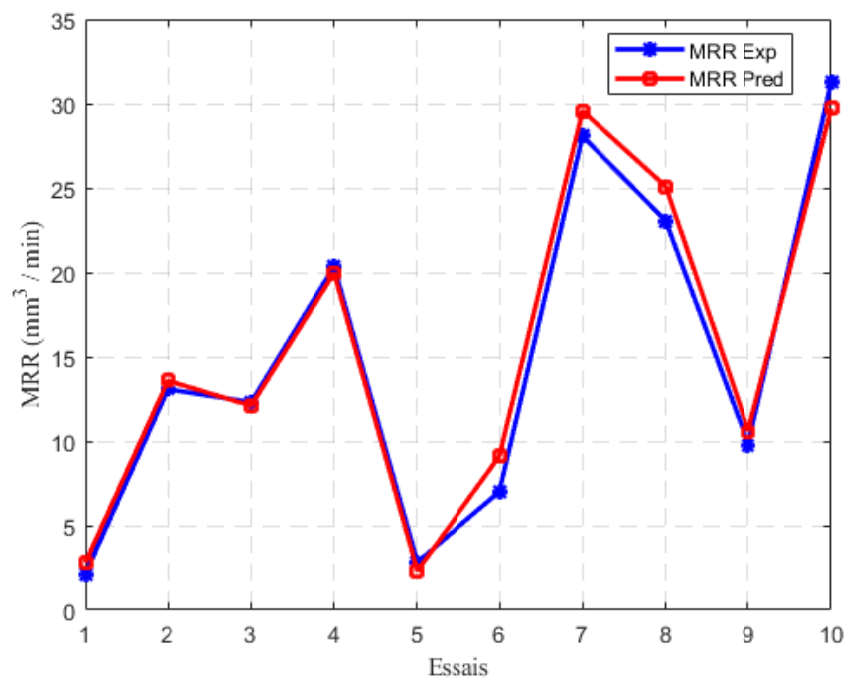


Figure III.23 Comparaison du taux d'enlèvement de matière (MRR) prévu et expérimental.

La figure III.23 montre la capacité de la méthode de surfaces de réponses pour prédire le taux d'enlèvement de matière (MRR). La figure montre un grand accord entre les données expérimentales et les données prédites par le modèle. La précision du modèle lors de la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR) est de 99,31 %.

b). Résultats de la prédiction du taux d'usure de l'outil TWR

Tableau III.15 Erreurs et précision du modèle basé sur la méthode de surfaces de réponse pour la prédiction du taux d'usure d'outil (TWR).

Paramètres d'usinage				Taux d'usure de l'outil				Précision %
Essais	I_p	Ton	V	TWR Expérimentale	TWR prédite	Erreur RMSE	Erreur SEP %	
1	4	500	40	0,01	0,115897	0,10590	8,47172	91,52828
2	7	200	60	0,08	0,198401	0,11840	9,47206	90,52794
3	7	300	60	0,06	0,040529	0,01947	1,55766	98,44234
4	10	400	60	0,02	-0,02367	0,04367	3,49334	96,50666
5	4	400	40	0,01	-0,03517	0,04518	3,61398	96,38602
6	7	500	60	0,01	0,144701	0,13470	10,77604	89,22396
7	10	100	40	0,57	0,695648	0,12565	10,05182	89,94818
8	10	100	60	0,44	0,620948	0,18095	14,47582	85,52418
9	7	400	60	0,02	0,022629	0,00263	0,21034	99,78966
10	10	300	40	0,03	0,069933	0,03993	3,19466	96,80534
Erreurs et précision de modèle						0,08165	6,53174	93,46826

Pour clarifier davantage la précision de la méthode utilisée, nous utilisons les courbes illustrées dans la figure suivante :

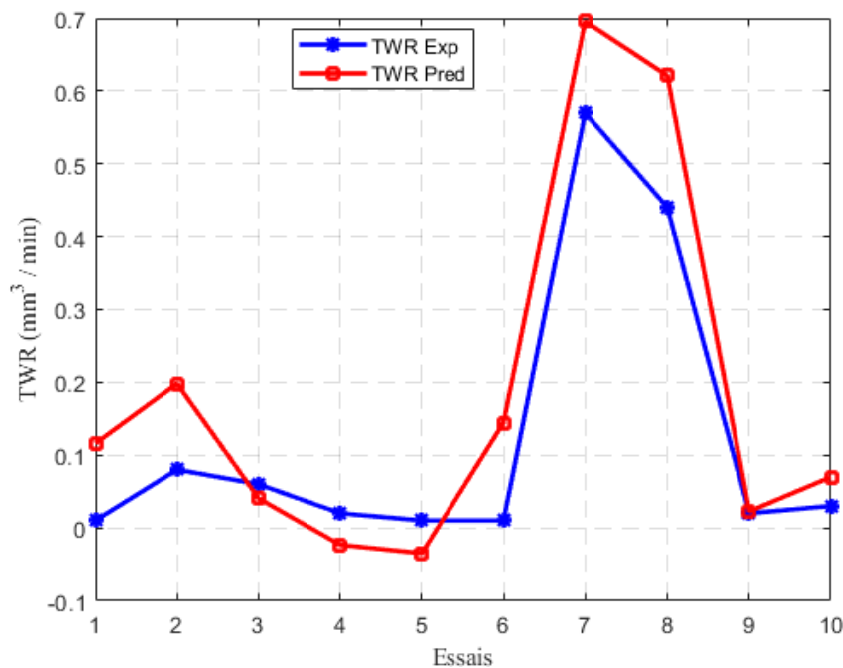


Figure III.24 Comparaison du taux d'usure de l'outil (TWR) prévu et expérimental.

La figure III.24 montre la capacité de la méthode de surfaces de réponses pour prédire le taux d'usure de l'outil (TWR). La figure montre un grand accord entre les données expérimentales et les données prédites par le modèle. La précision du modèle lors de la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR) est de 93,47 %.

III.6 Modélisation par la régression non linéaire

La régression non linéaire est une méthode qui permet de définir des estimations basées sur des valeurs existantes avec des modèles contenant des termes non linéaires par exemple : logarithme népérien (Ln) et décimal (Log), exponentiel (e^x), cosinus (Cos), sinus (Sin), tangente (Tan)....

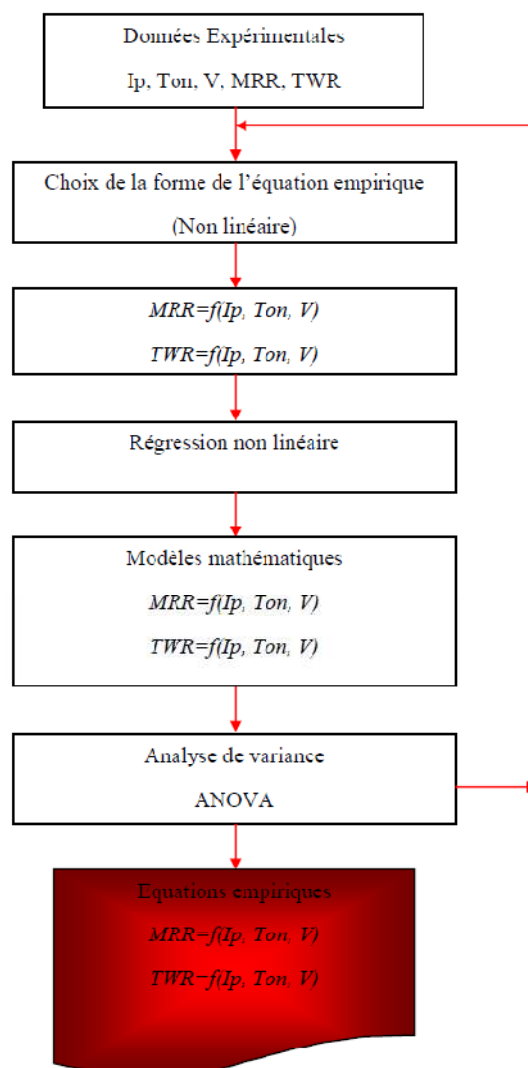


Figure III.25 Organigramme représentant l'algorithme de la régression non linéaire.

La relation non linéaire est établie entre les entrées ((courant de décharge (Ip), temps d'impulsion(Ton), Voltage(V)) et les deux sorties ((Y) qui est le taux d'enlèvement de la matière (MRR) et (Y') qui est le taux d'usure de l'outil (TWR)).

L'algorithme de la modélisation par régression non linéaire est implanté sous « **MATLAB** »

Les modèles non linéaires utilisés pour la modélisation du taux d'enlèvement de la matière et du taux d'usure de l'outil sont donnés par les équations (III.11) et (III.12) respectivement :

$$Y = E_0 + E_1 \tan(X_1) + E_2 \tan(X_2) + E_3 \ln(X_3) + E_4 \tan(X_3) + X_1^{E_5} + X_2^{E_6} + X_3^{E_7} \quad (\text{III.11})$$

$$Y' = F_0 + F_1 \ln(X_1) \ln(X_2) + F_2 \ln(X_1) + F_3 \ln(X_2) + F_4 \tan(X_2) + F_5 \ln(X_3) \quad (\text{III.12})$$

Où X_1 , X_2 et X_3 sont les valeurs des variables indépendants. Y et Y' représente les variables de réponse. E_0 et F_0 c'est des constantes. E_1 , E_2 , E_3 , E_4 , E_5 , E_6 , E_7 , F_1 , F_2 , F_3 , F_4 et F_5 sont les coefficients non linéaires.

III.6.1 Analyse de variance ANOVA

L'analyse de variance ANOVA pour les deux sorties (MRR et TWR) est donnée dans les tableaux III.16 et III.17.

a). Analyse de variance ANOVA du taux d'enlèvement de la matière (MRR)

Tableau III.16 Analyse de variance ANOVA du MRR.

	Estimate	SE	tStat	pValue
E0	13.172	4.0412	3.2593	0.0041263
E1	-45.258	22.36	-2.0241	0.057254
E2	0.076759	0.059865	1.2822	0.21519
E3	3.2847	11.446	0.28697	0.77724
E4	-11.52	16.784	-0.68635	0.50079
E5	0.94931	0.52566	1.8059	0.086796
E6	-0.19627	49.762	-0.0039441	0.99689
E7	0.69563	0.85707	0.81165	0.42705

Number of observations: 25, Error degrees of freedom: 19

Root Mean Squared Error: 4.88

R-Squared: 0.925, Adjusted R-Squared 0.906

F-statistic vs. Constant model: 47.1, p-value = 4.72e-10

Le pValue du modèle non linéaire de prédiction de MRR est égale à 4.72e-10. C'est-à-dire il est inférieur à 0.05 (5%), donc le modèle est significatif.

b). Analyse de variance ANOVA du taux d'usure de l'outil TWR**Tableau III.17** Analyse de variance ANOVA du TWR.

	Estimate	SE	tStat	pValue
F0	-5.965	1.5076	-3.9565	0.00084628
F1	-0.61135	0.10022	-6.0999	7.2675e-06
F2	3.7129	0.59078	6.2847	4.9317e-06
F3	1.0026	0.24445	4.1016	0.0006075
F4	-0.0018659	0.00077724	-2.4006	0.026771
F5	-0.029555	0.083356	-0.35456	0.72682

Number of observations: 25, Error degrees of freedom: 19.

Root Mean Squared Error: 0.0656.

R-Squared: 0.952 Adjusted R-Squared 0.94.

F-statistic vs. Constant model: 76, p-value = 6.85e-12.

Le pValue du modèle non linéaire de prédiction de TWR est égale à 6.85e-12. C'est-à-dire il est inférieur à 0.05 (5%), donc le modèle est significatif.

III.6.2 Présentation des modèles

L'exécution de notre algorithme nous conduit de trouver les équations empiriques (III.13) et (III.14) ci-dessous :

$$MRR = 8,2219 - 30,408 \tan(I_p) + 0,10221 \tan(T_{on}) + 2,0234 \ln(V) - 9,1925 \tan(V) + I_p^{1,158} + T_{on}^{-0,18318} + V^{0,59166} \quad (\text{III.13})$$

$$TWR = -5,965 - 0,61135 \ln(I_p) \ln(T_{on}) + 3,7129 \ln(I_p) + 1,0026 \ln(T_{on}) - 0,0018659 \tan(T_{on}) - 0,029555 \ln(V) \quad (\text{III.14})$$

III.6.3 Analyse des résultats

Les courbes des figures de III.26 à III.33 montrent l'analyse des résultats de la régression non linéaire lors de la modélisation.

a). Analyse des résultats du taux d'enlèvement de la matière MRR

L'analyse des résultats de la modélisation du taux d'enlèvement de la matière par la méthode de la régression non linéaire est donnée par les figures ci-dessous :

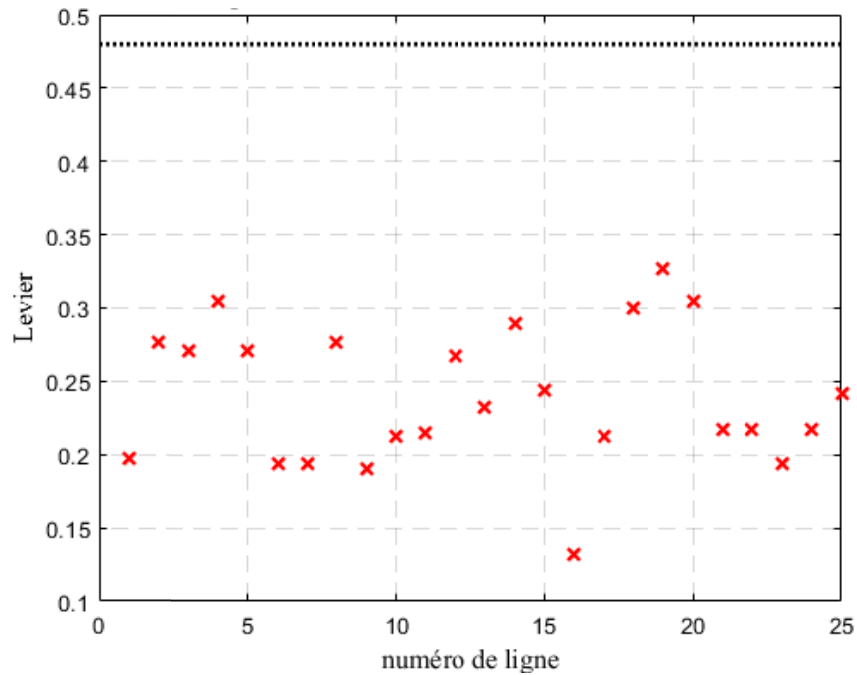


Figure III.26 Graphique d'influence de levé des données et du modèle.

De la figure III.26, on remarque qu'il n'y a pas de points de levier élevés. Mais ce graphique ne révèle pas grand-chose s'il y a des points hauts. Par conséquent, il est nécessaire de rechercher des points avec une grande distance de Cook.

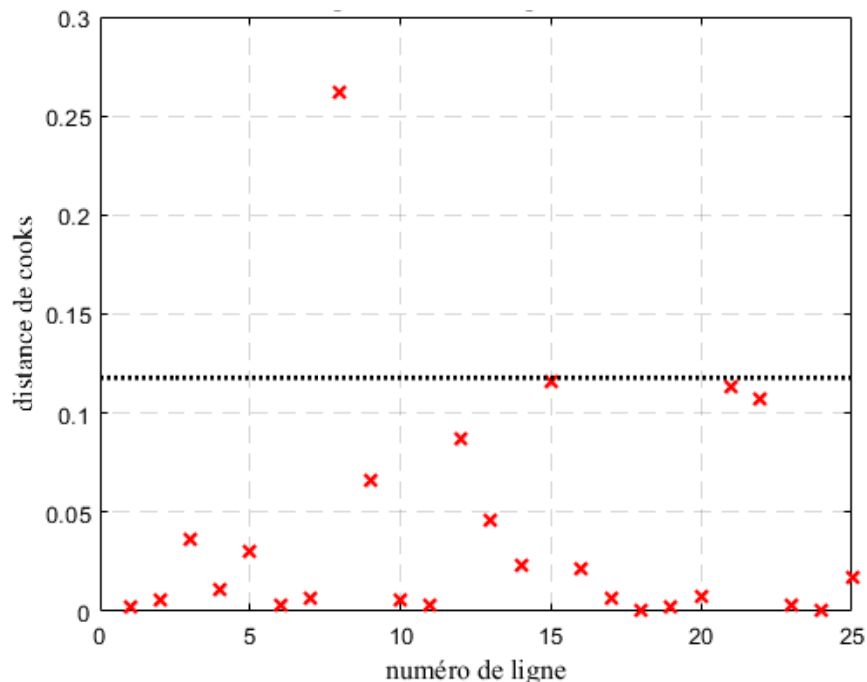


Figure III.27 Points avec une grande distance de Cook.

La figure III.27 montre qu'il n'y a qu'un seul point éloigné, qui n'affecte probablement pas notre modèle.

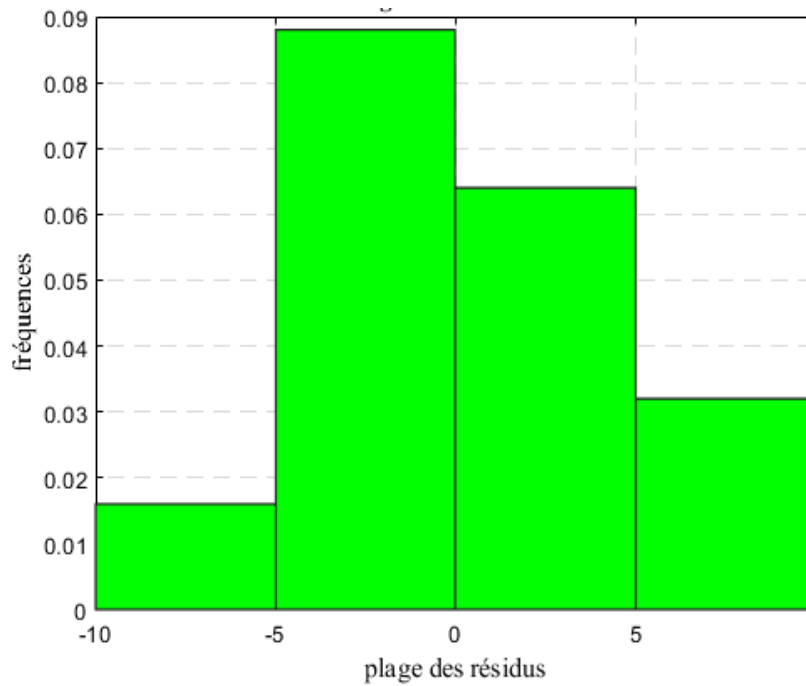


Figure III.28 Histogramme des résidus.

L’histogramme des résidus semble être symétrique, sans défauts évidents, par conséquent, il peut y avoir une corrélation statistiquement significative entre les résidus.

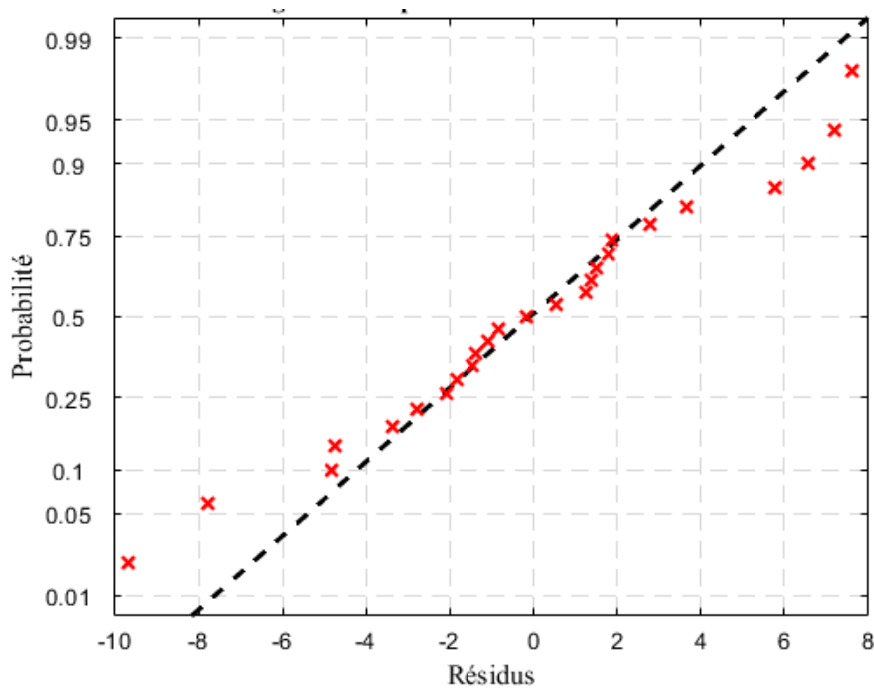


Figure III.29 Graphe de probabilité normale des résidus.

Le graphique de probabilité normal de la figure III.29 semble être bien : il n’y a pas de points éloignés de la ligne droite.

b). Analyse des résultats du taux d'usure de l'outil TWR

L'analyse des résultats de la modélisation du taux d'usure de l'outil par la méthode de la régression non linéaire est donnée par les figures ci-dessous :

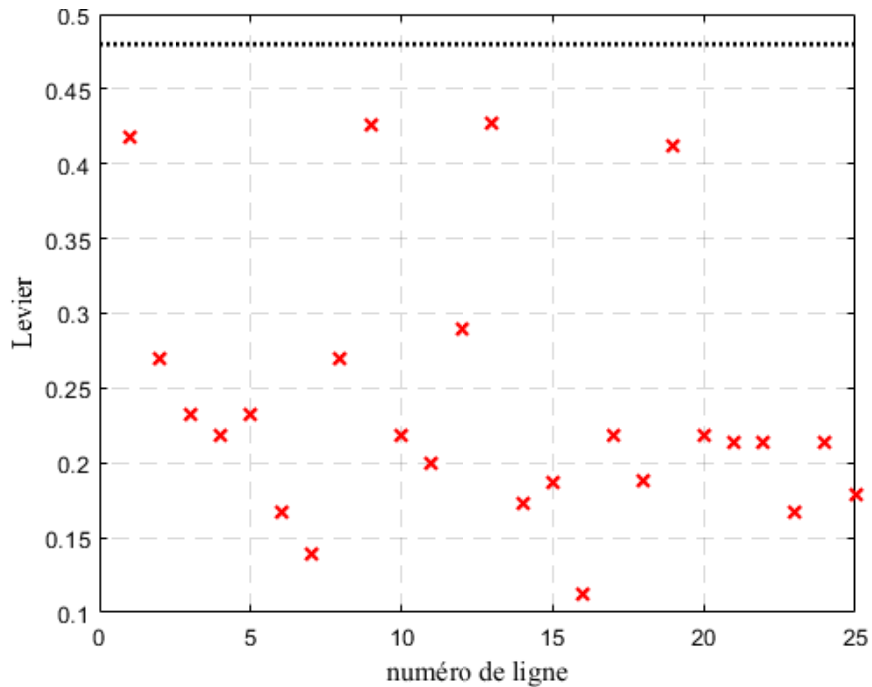


Figure III.30 Graphique d'influence de levé des données et du modèle.

De la figure III.30, on remarque qu'il n'y a pas de points de levier élevés. Mais ce graphique ne révèle pas grand-chose s'il y a des points hauts. Par conséquent, il est nécessaire de rechercher des points avec une grande distance de Cook.

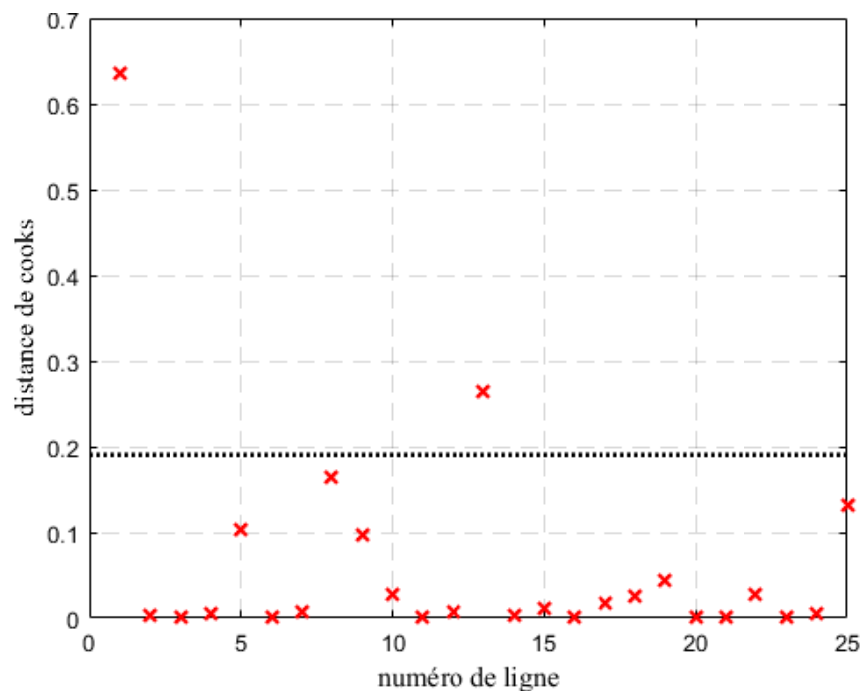


Figure III.31 Points avec une grande distance de Cook.

De la figure III.31, il y a deux points avec une grande distance pour Cook, mais sans doute un seul point très éloigné qui n'affecte probablement pas notre modèle.

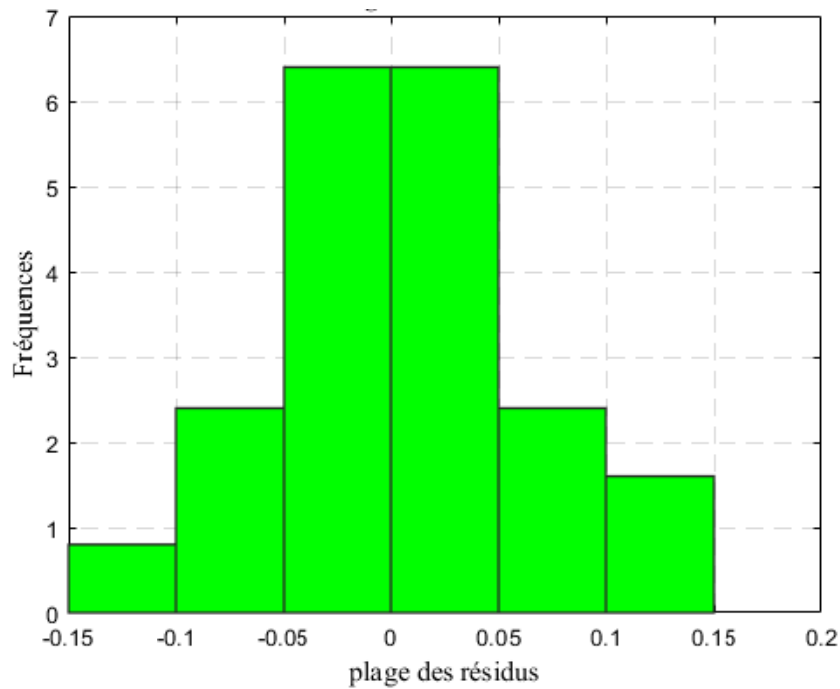


Figure III.32 Histogramme des résidus.

L'histogramme des résidus semble être très symétrique, sans défauts évidents. Ce qui indique qu'il existe une relation significative entre les valeurs résiduelles.

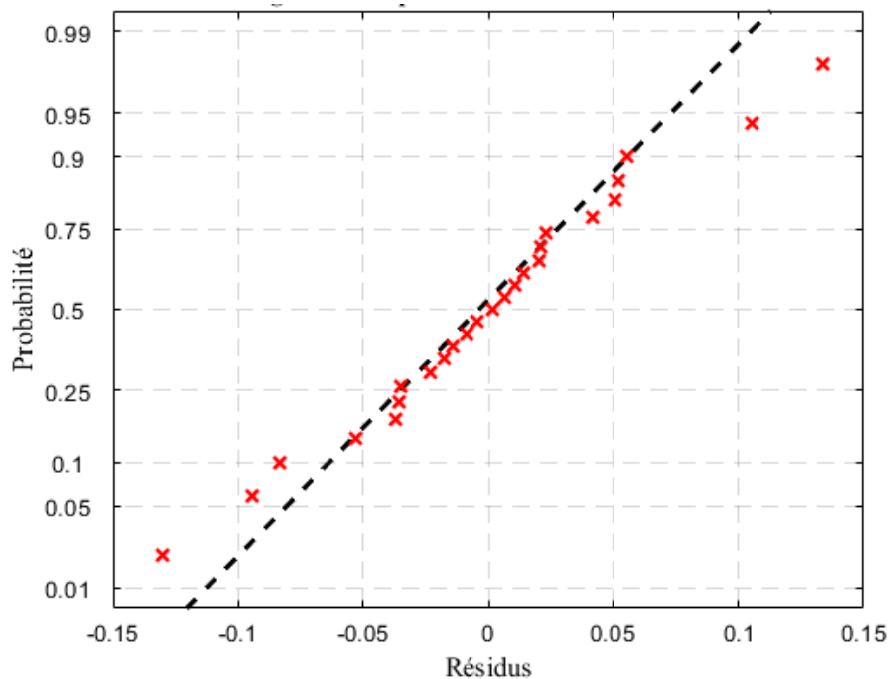


Figure III.33 Graphe de probabilité normale des résidus.

Le graphique de probabilité normale de la figure III.33 semble être bien : la plupart des points sont très proches de la ligne droite et il n'y a pas de points éloignés.

III.6.4 Validation des résultats

Afin de prouver le bon fonctionnement du système de prédiction par la méthode de régression non linéaire des courbes de comparaison ont été tracés. Les courbes superposées représentent une comparaison entre les valeurs expérimentales utilisées pour la conception du modèle et les valeurs prédites par le modèle pour les mêmes paramètres d'usinage.

a). Validation des résultats du taux d'enlèvement de la matière MRR

La figure III. 34 représente une comparaison entre les valeurs expérimentales du taux d'enlèvement de la matière et ces valeurs prédites par le modèle basé sur la méthode de la régression non linéaire.

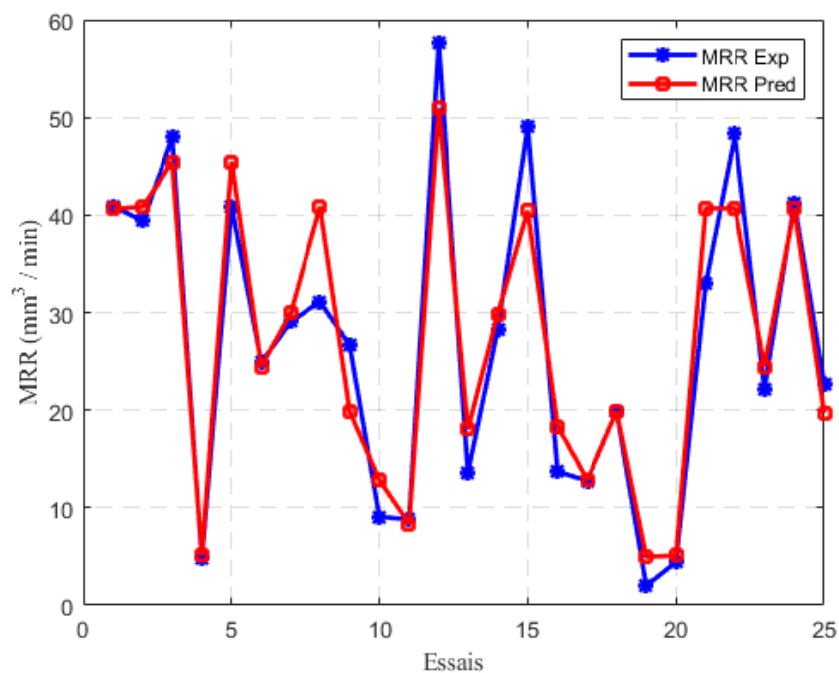


Figure III.34 Validation du taux d'enlèvement de la matière prévu par régression non linéaire.

Les courbes de la figure III.34 montrent un accord entre les données expérimentales et les données prédites par le modèle, ce qui prouve le bon fonctionnement du système de prédiction par régression non linéaire.

b). Validation des résultats du taux d'usure de l'outil TWR

La figure III. 35 représente une comparaison entre les valeurs expérimentales du taux d'usure de l'outil et ces valeurs prédites par le modèle basé sur la méthode de la régression non linéaire.

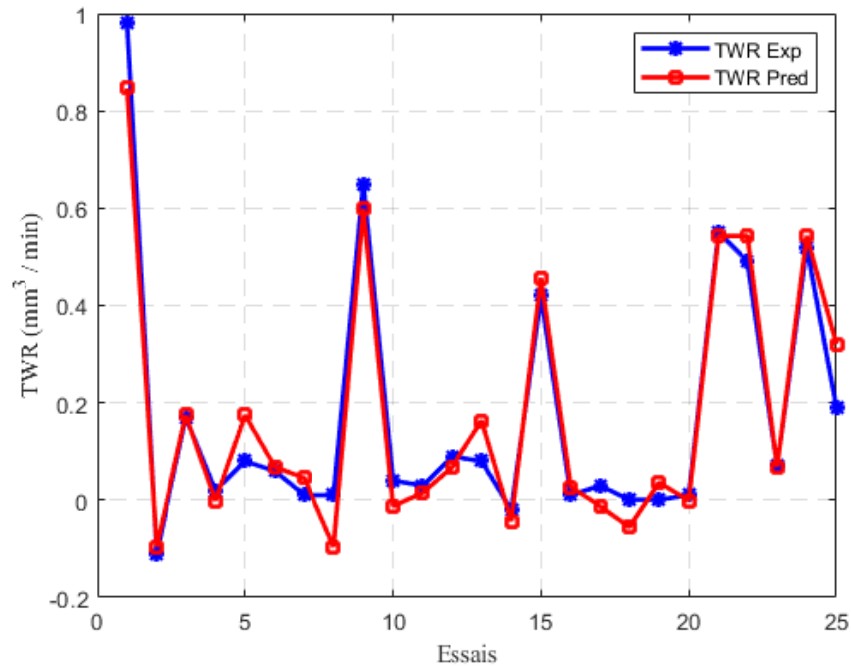


Figure III.35 Validation du taux d'usure de l'outil prévu par régression non linéaire.

De la figure III.35 on constate que les deux courbes sont semblables c'est-à-dire que le modèle de prédiction basé sur la régression linéaire multiple fonctionne correctement dans une plage bien spécifique de paramètres d'usinage.

III.6.5 Intervalle de confiance

a). Intervalle de confiance du taux d'enlèvement de la matière MRR

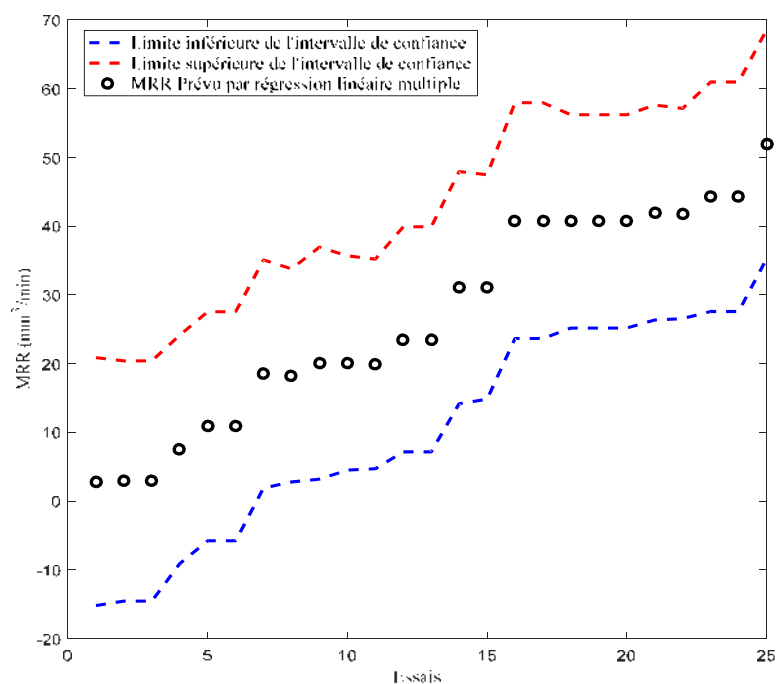


Figure III.36 Intervalle de confiance du taux d'enlèvement de matière.

Les intervalles de confiance fournissent une mesure de la précision des estimations des coefficients de régression linéaire. Dans ce cas l'intervalle de confiance supérieur à 60 %. Ce qui indique que la plage dans laquelle le coefficient de régression correspondant se situera avec une confiance de 60 %.

b). Intervalle de confiance du taux d'usure de l'outil TWR

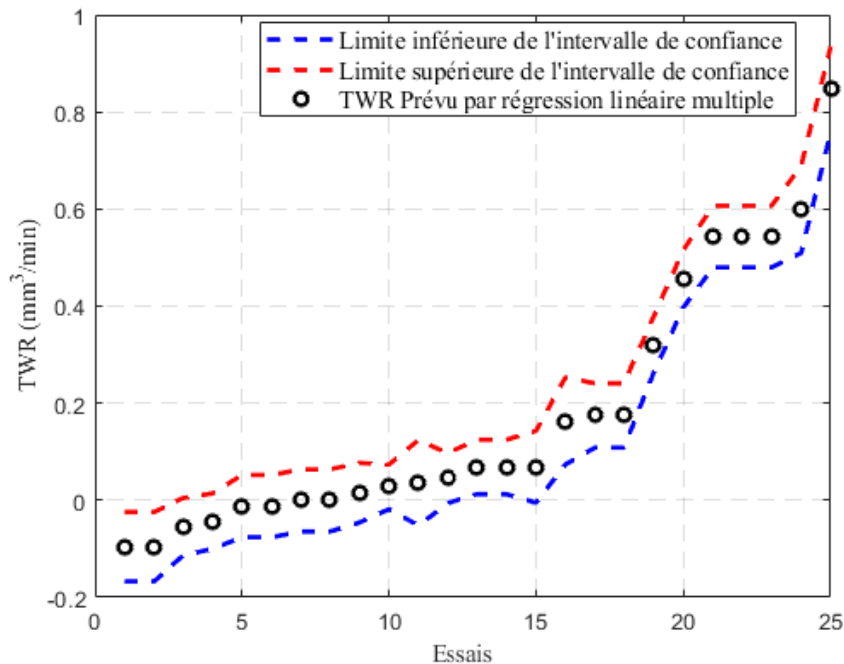


Figure III.37 Intervalle de confiance du taux d'usure de l'outil.

Malgré la présence de quelques valeurs négatives dans les données expérimentales qui affectent la prédiction l'intervalle de confiance est supérieur à 95 %. Ce qui indique que la plage dans laquelle le coefficient de régression correspondant se situera avec une confiance de 95 %.

III.6.6 Tests de confirmation du modèle

Afin de confirmer les résultats précédents, nous avons pris dix nouveaux tests qui ne sont pas entrés dans le processus de création de modèle (les mêmes tests utilisés pour la confirmation du modèle de la régression linéaire multiple et la méthode de surfaces de réponses). Ces tests ont été utilisés pour confirmer le modèle.

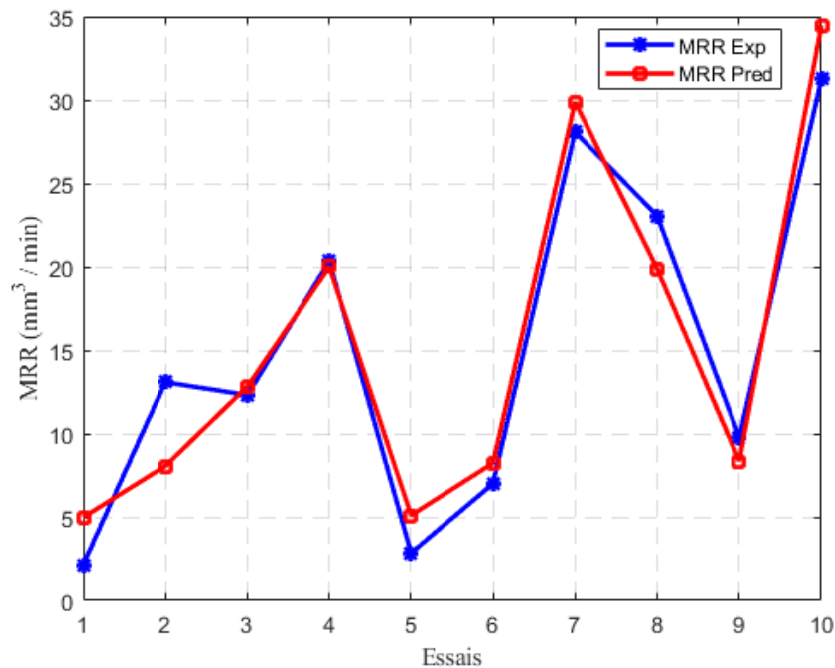
a). Confirmation des résultats de prédiction du taux d'enlèvement de la matière MRR

Le calcul de l'erreur et de la précision lors de la prédiction du taux d'enlèvement de la matière est donné par le tableau III.18.

Tableau III.18 Erreurs et précision du modèle de la régression non linéaire pour la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR).

Paramètres d'usinage				Taux d'enlèvement de la matière				Précision %
Essais	I_p	T_{on}	V	MRR expérimentale	MRR prédite	Erreur RMSE	Erreur SEP %	
1	4	500	40	2,12	4,97188	2,85188	1,90303	98,09697
2	7	200	60	13,08	8,05436	5,02564	3,35356	96,64644
3	7	300	60	12,31	12,83492	0,52492	0,35028	99,64973
4	10	400	60	20,36	20,00988	0,35012	0,23363	99,76637
5	4	400	40	2,83	5,09672	2,26672	1,51256	98,48745
6	7	500	60	7,00	8,23313	1,23313	0,82285	99,17715
7	10	100	40	28,08	29,86776	1,78776	1,19295	98,80705
8	10	100	60	23,05	19,88076	3,16924	2,11480	97,88520
9	7	400	60	9,78	8,35797	1,42204	0,94891	99,05109
10	10	300	40	31,25	34,47383	3,22383	2,15123	97,84877
Erreurs et précision de modèle						2,18553	1,45838	98,54162

Pour rendre le résultat plus clair, nous avons tracer des courbe pour comparer les résultats expérimentaux et les prédictions de la méthode de surfaces de réponse pour les dix tests de confirmation.

**Figure III.38** Comparaison du taux d'enlèvement de la matière (MRR) prévu et expérimental.

La figure III.38 montre la capacité du modèle de la régression non linéaire pour prédire le taux d'enlèvement de matière (MRR). La figure montre un grand accord entre les données expérimentales et les données prédites par le modèle. La précision du modèle lors de la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR) est de 98,54 %.

b). confirmation des résultats de la prédiction du taux d'usure de l'outil TWR

Le calcul de l'erreur et de la précision lors de la prédiction du taux d'usure de l'outil est donné par le tableau III.19.

Tableau III.19 Erreurs et précision du modèle de la régression non linéaire pour la prédiction du d'usure de l'outil (TWR).

Paramètres d'usinage				Taux d'usure de l'outil				Précision %
Essais	I_p	Ton	V	TWR Expérimentale	TWR prédite	Erreur RMSE	Erreur SEP %	
1	4	500	40	0,01	0,03598	0,02598	2,07816	97,92184
2	7	200	60	0,08	0,15135	0,07135	5,70803	94,29197
3	7	300	60	0,06	-0,01225	0,07225	5,78012	94,21988
4	10	400	60	0,02	0,03318	0,01318	1,05460	98,94540
5	4	400	40	0,01	-0,00067	0,01067	0,85321	99,14679
6	7	500	60	0,01	-0,02436	0,03436	2,74862	97,25138
7	10	100	40	0,57	0,61085	0,04085	3,26815	96,73185
8	10	100	60	0,44	0,59887	0,15887	12,70947	87,29053
9	7	400	60	0,02	0,01534	0,00466	0,37262	99,62738
10	10	300	40	0,03	0,08030	0,05030	4,02418	95,97582
Erreurs et précision de modèle						0,04825	3,85972	96,14028

Pour clarifier davantage la précision de la méthode utilisée, nous utilisons les courbes illustrées dans la figure suivante :

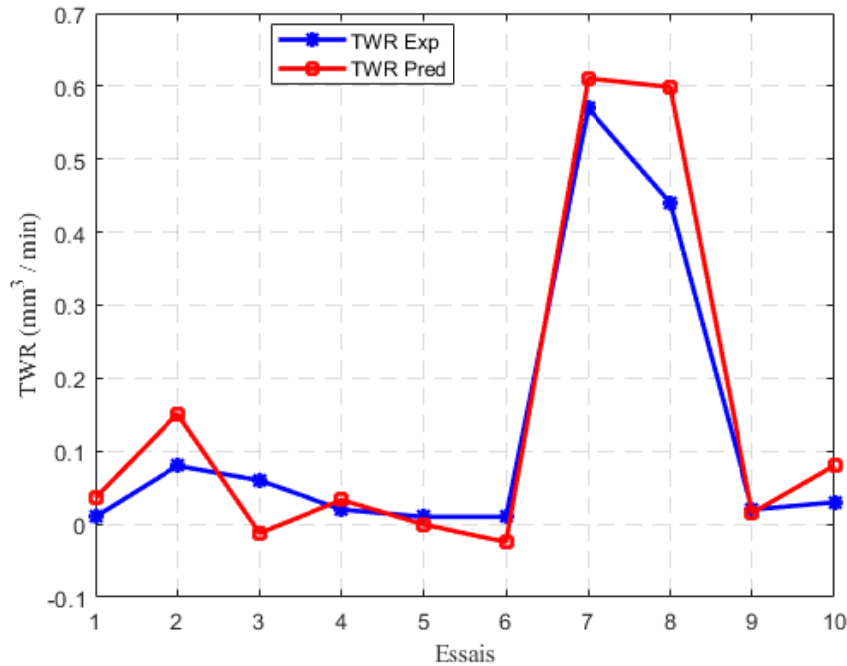


Figure III.39 Comparaison du taux d'usure de l'outil (TWR) prévu et expérimental.

La figure III.39 montre la capacité de la méthode de surfaces de réponses pour prédire le taux d'usure de l'outil (TWR). La figure montre un grand accord entre les données expérimentales et les données prédites par le modèle. La précision du modèle lors de la prédiction du taux d'enlèvement de matière (MRR) est de 96,14 %.

III.7 Etude comparative entre les trois méthodes de modélisation

Après l'étude détaillée qui a eu lieu, nous avons pu modéliser chacun des deux sorties (taux d'enlèvement de la matière et taux d'usure de l'outil) par trois méthodes. Nous allons maintenant mener une étude comparative entre les modèles obtenus pour pouvoir connaître la meilleure méthode de modéliser chaque sortie.

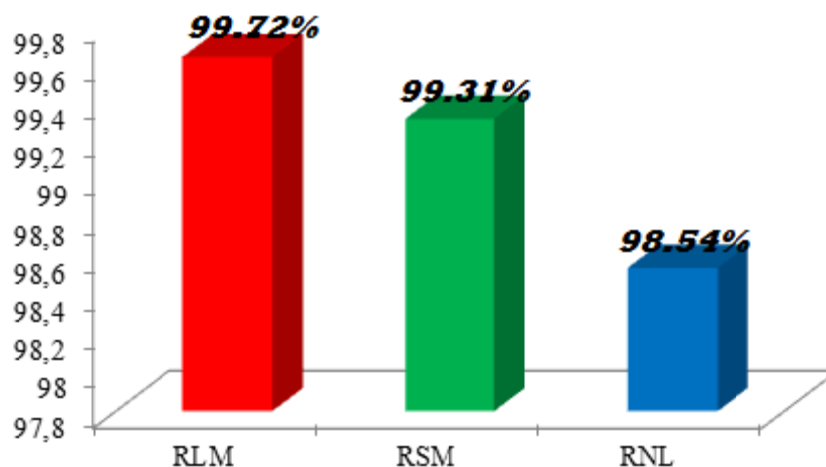
III.7.1 Taux d'enlèvement de la matière MRR

Afin de choisir la meilleure méthode de modélisation du taux d'enlèvement de la matière, nous avons utilisé les dix tests de confirmation comme base pour la comparaison que nous ferons car ces essais ne sont pas entrés dans la construction de modèles, et donc ce sera une bonne forme de comparaison. La comparaison a été faite en calculant l'erreur et la précision de la prédiction du taux d'enlèvement de la matière par chaque modèle comme indiqué dans le tableau III.20.

Tableau III.20 Erreurs et précisions de prédiction du taux d'enlèvement de la matière (MRR) par les trois méthodes.

Essais	Sortie prédite par le Modèle 1		Sortie prédite par le Modèle 2		Sortie prédite par le Modèle 3	
	Erreur (%)	Précision (%)	Erreur (%)	Précision (%)	Erreur (%)	Précision (%)
1	0,23335	99,76665	0,44992	99,55008	1,90303	98,09697
2	0,06928	99,93072	0,34093	99,65907	3,35356	96,64644
3	0,09186	99,90814	0,14325	99,85675	0,35028	99,64973
4	0,04461	99,95539	0,25407	99,74593	0,23363	99,76637
5	0,14781	99,85219	0,34229	99,65771	1,51256	98,48745
6	0,76325	99,23675	1,40406	98,59594	0,82285	99,17715
7	0,30223	99,69777	1,00031	98,99969	1,19295	98,80705
8	0,15963	99,84037	1,36291	98,63710	2,11480	97,88520
9	0,65905	99,34095	0,54699	99,45301	0,94891	99,05109
10	0,36439	99,63561	1,03545	98,96455	2,15123	97,84877
Erreurs et précisions des modèles (%)						
Total	0,28355	99,71645	0,68802	99,31198	1,45838	98,54162

Pour bien montrer la comparaison, nous avons utilisé la figure III.40.

**Figure III.40** Comparaison de la précision de prédiction du MRR par les trois méthodes.

La figure III.40 montre clairement l'avantage de la méthode de la régression linéaire multiple (RLM) pour la prédiction du taux d'enlèvement de la matière. Donc la méthode de la régression linéaire multiple est recommandée pour la prédiction du taux d'enlèvement de la matière lors de l'usinage par électroérosion.

III.7.2 Taux d'usure de l'outil TWR

Afin de choisir la meilleure méthode de modélisation du taux d'usure de l'outil, nous avons utilisé les dix tests de confirmation comme base pour la comparaison que nous ferons car ces essais ne sont pas entrés dans la construction de modèles, et donc ce sera une bonne forme de comparaison. La comparaison a été faite en calculant l'erreur et la précision de la prédiction du taux d'usure de l'outil par chaque modèle comme indiqué dans le tableau III.20.

Tableau III.21 Erreurs et précisions de prédiction du taux d'usure de l'outil (TWR) par les trois méthodes.

Essais	Sortie prédite par le Modèle 1		Sortie prédite par le Modèle 2		Sortie prédite par le Modèle 3	
	Erreur (%)	Précision (%)	Erreur (%)	Précision (%)	Erreur (%)	Précision (%)
1	7,88298	92,11702	8,47172	91,52828	2,07816	97,92184
2	9,11322	90,88678	9,47206	90,52794	5,70803	94,29197
3	2,09334	97,90666	1,55766	98,44234	5,78012	94,21988
4	4,21808	95,78192	3,49334	96,50666	1,05460	98,94540
5	4,08550	95,91450	3,61398	96,38602	0,85321	99,14679
6	9,88682	90,11318	10,77604	89,22396	2,74862	97,25138
7	9,92352	90,07648	10,05182	89,94818	3,26815	96,73185
8	14,28880	85,71120	14,47582	85,52418	12,70947	87,29053
9	0,50214	99,49786	0,21034	99,78966	0,37262	99,62738
10	2,82208	97,17792	3,19466	96,80534	4,02418	95,97582
Erreurs et précisions des modèles (%)						
Total	6,48165	93,51835	6,53174	93,46826	3,85972	96,14028

Pour bien montrer la comparaison, nous avons utilisé la figure III.41.

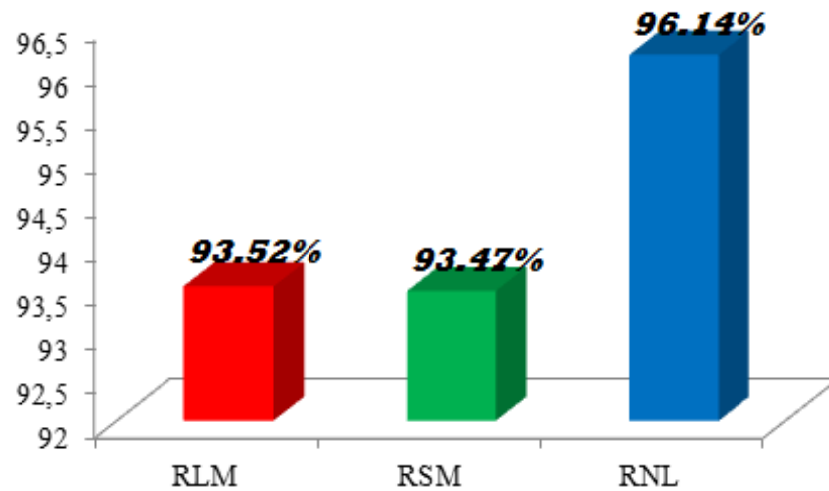


Figure III.41 Comparaison de la précision de prédiction du TWR par les trois méthodes.

La figure III.41 montre clairement l'avantage de la méthode de la régression non linéaire pour la prédiction du taux d'usure de l'outil. Donc la méthode de la régression non linéaire est recommandée pour la prédiction du taux d'enlèvement de la matière lors de l'usinage par électroérosion.

III.8 Effets des paramètres d'usinage sur les performances d'usinage

III.8.1 Effets des paramètres d'usinage sur le taux d'enlèvement de la matière MRR

a). Influence du courant de décharge

La figure III.42 montre l'effet du courant de décharge sur le taux d'enlèvement de la matière MRR.

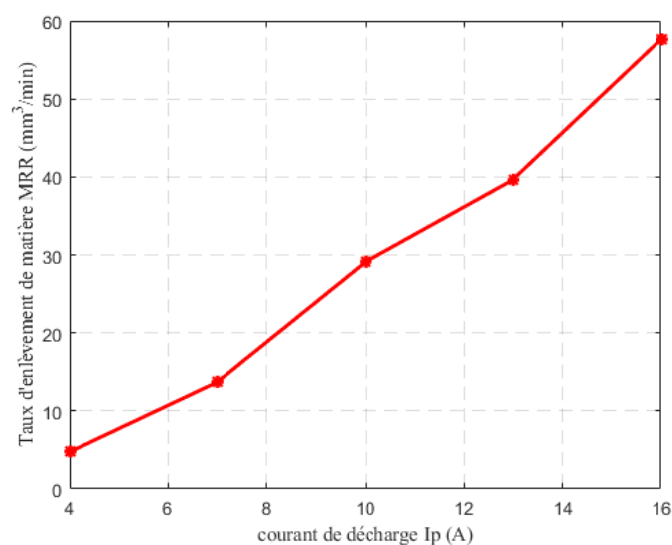


Figure III.42 Variation du taux d'enlèvement de matière en fonction du courant de décharge lorsque $T_{on}=400\mu s$ et $V=40$ volt.

La tendance de la courbe montre qu'à mesure que le courant de décharge augmente, le taux d'enlèvement de matière augmente également. Cela est dû à l'augmentation de l'énergie thermique, une plus grande quantité de matière est érodée de la pièce.

b). Influence du temps d'impulsion sur le taux d'enlèvement de la matière (MRR)

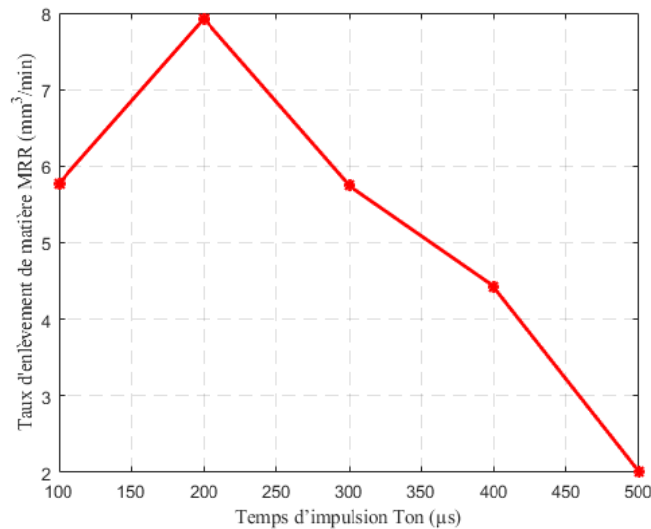


Figure III.43 Variation du taux d'enlèvement de matière en fonction du temps d'impulsion lorsque $I_p=4$ A et $V=40$ volt.

De la figure III.43 on remarque que avec l'augmentation du temps d'impulsion, la valeur du taux d'usure de l'outil TWR augmente. Jusqu'à la valeur $T_{on}=200\mu s$, Puis elle diminue en augmentant le temps d'impulsion.

c). Influence du voltage sur le taux d'enlèvement de la matière (MRR)

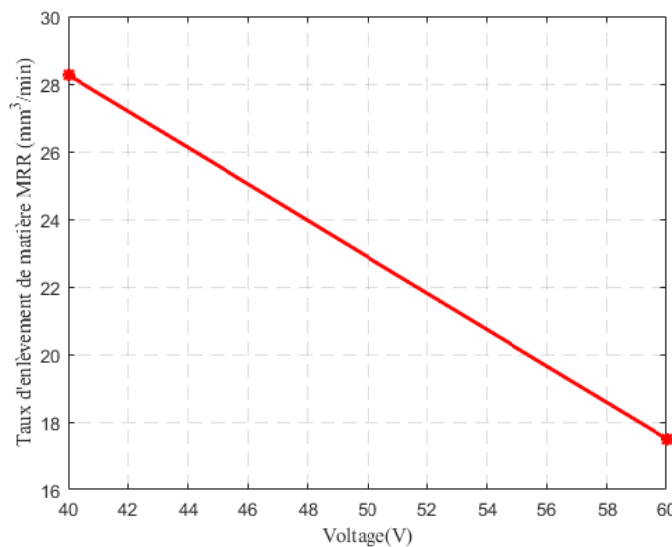


Figure III.44 Variation du taux d'enlèvement de la matière en fonction du voltage lors que $I_p=10$ A et $T_{on}=500\mu s$.

La figure III.44 montre l'effet du voltage sur le taux d'enlèvement de matière du MRR. Il est clair que le MRR diminue avec l'augmentation du voltage.

d). Effet interactif du courant de décharge et du temps d'impulsion sur MRR

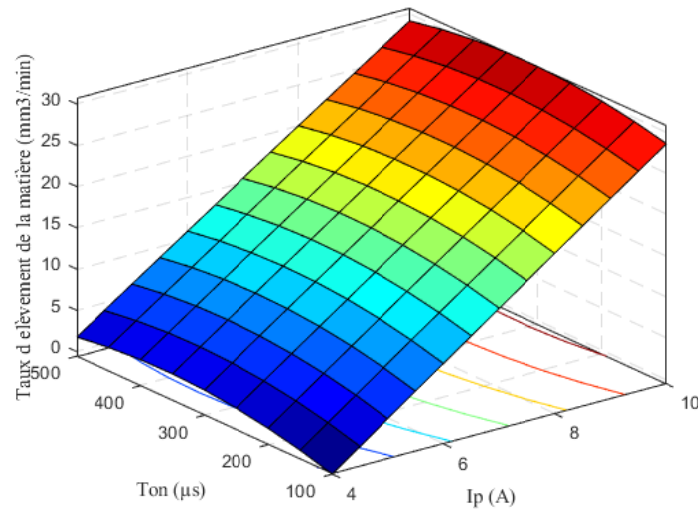


Figure III.45 Variation du taux d'enlèvement de matière prévu en fonction du courant de décharge et du temps d'impulsion lorsque $V=40$ volt.

La figure (III.45) montre que le taux d'enlèvement de la matière prend ces valeurs maximale pour des grands valeurs du courant décharge quelque soient les valeurs du temps d'impulsion.

A partir de la figure (III.45) toujours, il est clair également que le facteur affectant le taux d'enlèvement de la matière est le courant de décharge. Le temps d'impulsion joue également un rôle dans la modification du taux d'enlèvement de matière mais son influence est moins importante que le courant de décharge.

e). Effet interactif du courant de décharge et le voltage sur MRR

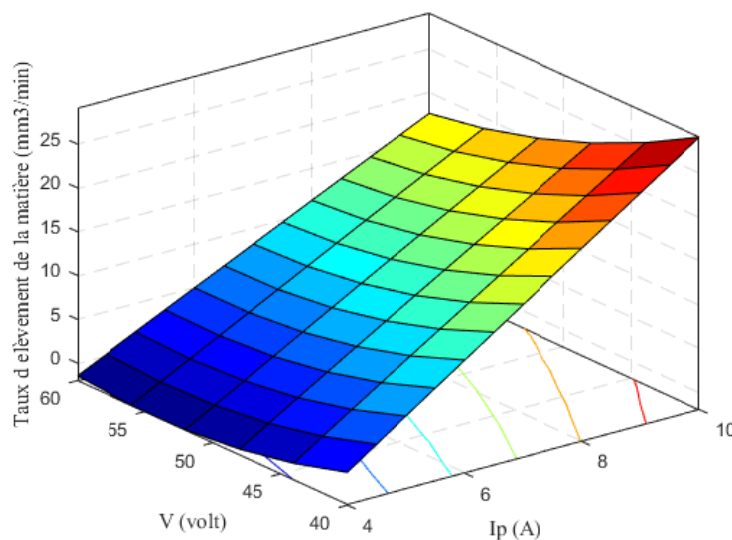


Figure III.46 Variation du taux d'enlèvement de matière prévu en fonction du courant de décharge et du voltage lorsque $T_{on}=500\mu s$.

La figure (III.46) montre que le taux d'enlèvement de la matière prend ces valeurs maximale pour des grands valeurs du courant décharge et simultanément avec de petites valeurs du voltage.

Il est également clair que les deux facteurs (le courant de décharge et le voltage) affectent le taux d'enlèvement de matière, mais l'influence du courant de décharge est plus importante.

f). Effet interactif du temps d'impulsion et le voltage sur MRR

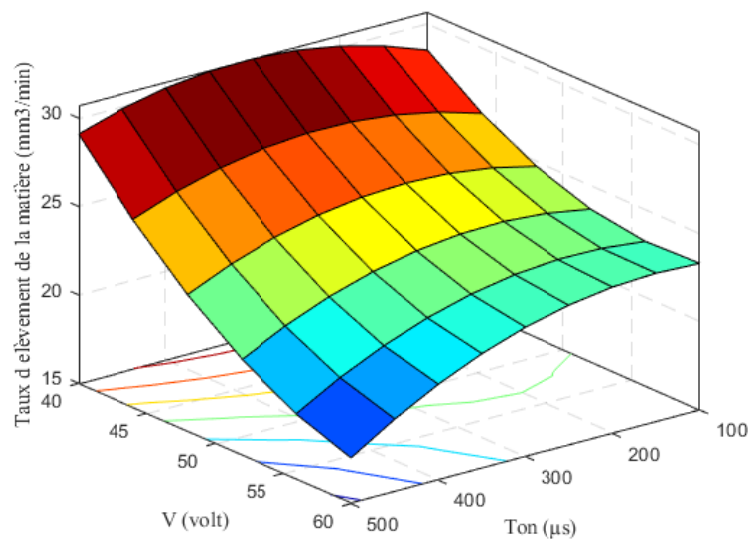


Figure III.47 Variation du taux d'enlèvement de matière prévu en fonction du temps d'impulsion et du voltage lorsque $I_p=10A$.

La figure (III.47) montre que le taux d'enlèvement de la matière de prend ces valeurs maximale pour des petites valeurs de voltage et quelque soient les valeurs du temps d'impulsion.

A partir de la figure (III.47) toujours, il est clair que le facteur le plus affectant est le voltage. Le temps d'impulsion joue également un rôle dans la modification du taux d'enlèvement de matière mais est-il est moins importante que le courant de décharge.

III.8.2 Effets des paramètres d'usinage sur le taux d'usure de l'outil TWR

a). Influence du courant de décharge sur le taux d'usure de l'outil

La figure III.48 montre l'effet du courant de décharge sur le taux d'usure de l'outil TWR.

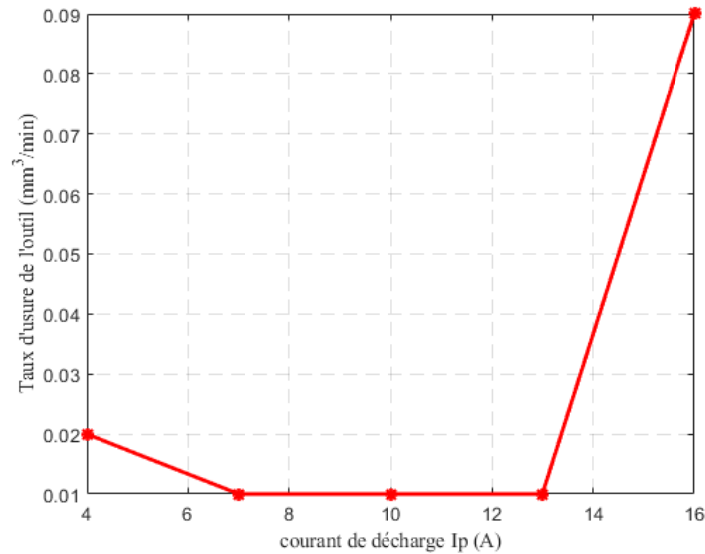


Figure III.48 Variation du taux d'usure de l'outil en fonction du courant de décharge à $T_{on}=400\mu\text{s}$ et $V=40$ volt.

La figure III 48. Montre l'effet du courant de décharge sur l'usure de l'électrode TWR. On constate qu'à partir d'une valeur de 13 au courant de décharge le taux d'usure de l'outil augmente rapidement avec l'augmentation du courant de décharge.

b). Influence du temps d'impulsion sur le taux d'usure de l'outil (TWR)

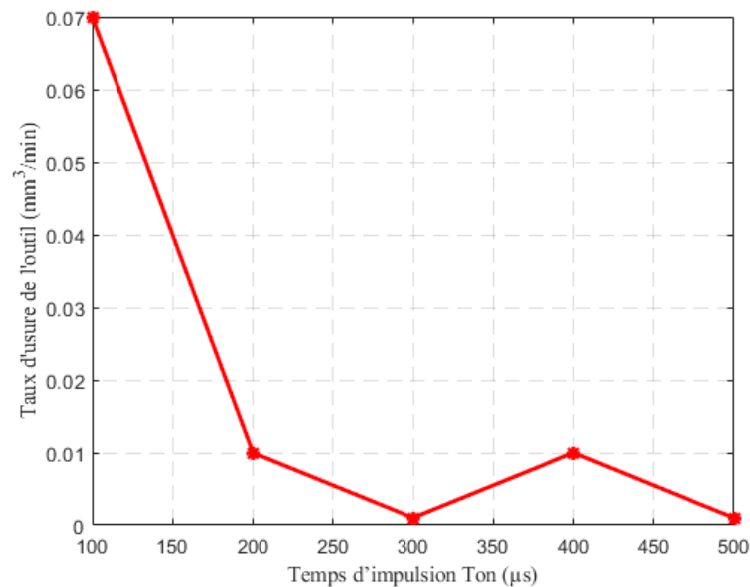


Figure III.49 Variation du taux d'usure de l'outil en fonction du temps d'impulsion lorsque $I_p = 4$ A et $V=40$ volt.

L'influence du temps d'impulsion sur le taux d'usure de l'outil est représentée sur la figure III.49. TWR diminue avec l'augmentation du temps d'impulsion jusqu'à $300\mu\text{s}$, au de la de $300 \mu\text{s}$ le taux d'usure de l'outil est faible et ne dépasse pas $0.01 \text{ mm}^3/\text{min}$.

c). Influence du voltage sur le taux d'usure de l'outil (TWR)

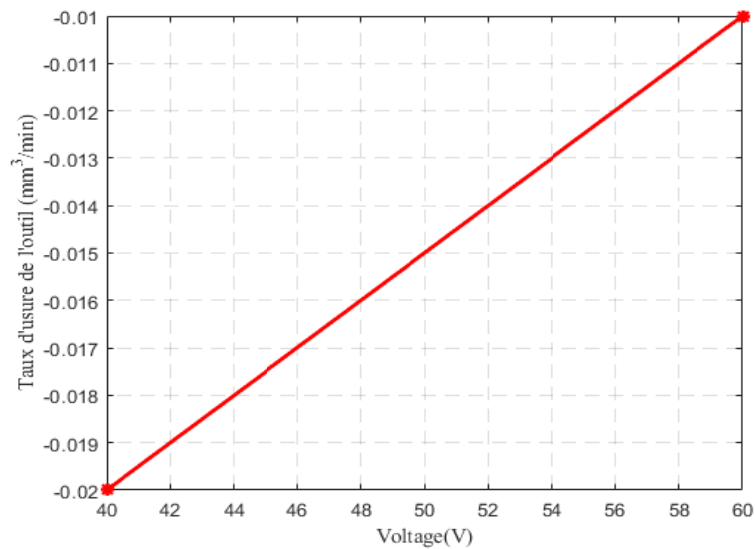


Figure III.50 Variation du taux d'usure de l'outil en fonction du voltage lorsque $I_p=10A$ et $T_{on}=500\mu s$.

La figure III.50 montre l'effet du voltage sur le taux d'usure de l'outil du TWR. La courbe indique que le TWR augmente avec l'augmentation du voltage.

d). Effet interactif du courant de décharge et le temps d'impulsion sur TWR

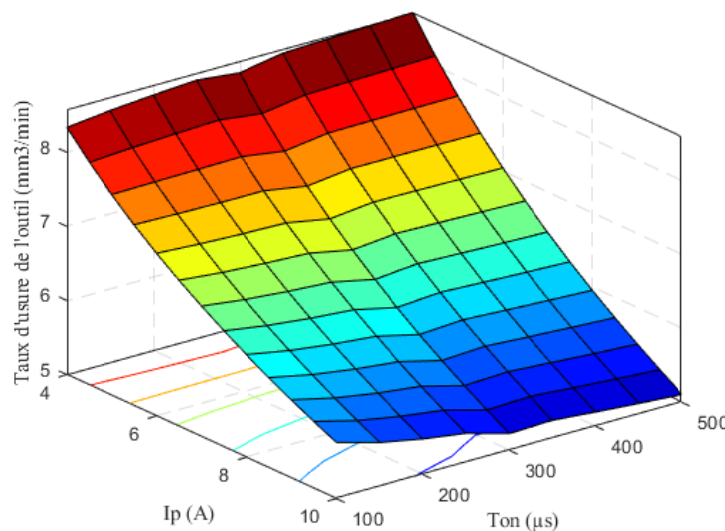


Figure III.51 Variation du taux d'usure de l'outil prévu en fonction du courant de décharge et le temps d'impulsion lorsque $V=40$ volt.

La figure (III.51) montre que le taux d'enlèvement de la matière atteint ces valeurs maximales pour de faibles valeurs de courant de décharge et quelles que soient les valeurs de temps d'impulsion. Le facteur le plus influent sur le taux d'enlèvement de matière est le courant de décharge. Le changement du taux d'enlèvement de matière est également influencé par le temps d'impulsion, mais il est moins important que le taux de décharge.

e). Effet interactif du courant de décharge et le voltage sur TWR

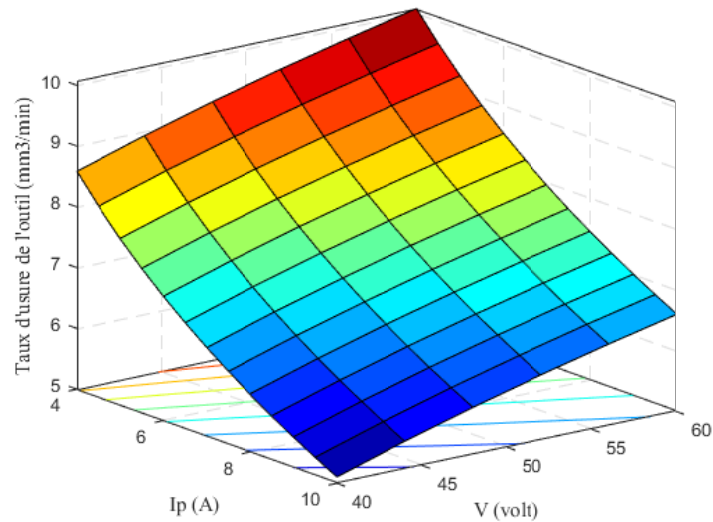


Figure III.52 Variation du taux d'usure de l'outil prévu en fonction du courant de décharge et le voltage lorsque $T_{on}=500\mu s$.

La figure (III.52) montre que le taux d'usure de l'outil augmente en diminuant le courant de décharge et en augmentant le voltage. Les valeurs maximales du taux d'usure de l'outil sont obtenues pour de faibles valeurs du courant de décharge et des valeurs élevées de voltage.

f). Effet interactif du temps d'impulsion et le voltage sur TWR

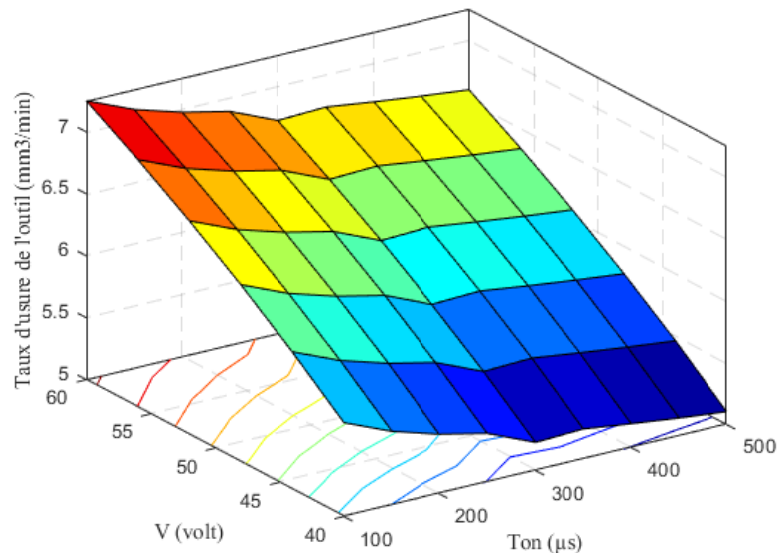


Figure III.53 Variation du taux d'usure de l'outil prévu en fonction de temps d'impulsion et le voltage lorsque $I_p=10A$.

De la figure (III.53), on remarque que le taux d'usure de l'outil prend ces valeurs maximales pour des grandes valeurs de voltage et simultanément avec de petites valeurs du temps d'impulsion.

Toujours d'après la figure (III.53), il est clair que le facteur le plus influent sur le taux de l'usure de l'outil est le voltage.

III.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de prédiction obtenus en utilisant les trois méthodes de modélisation (la régression linéaire multiple, la méthode de surface de réponse et la régression non linéaire). Les résultats obtenus nous ont permis d'analyser l'effet des conditions d'usinage par électroérosion sur le taux d'enlèvement de la matière et le taux d'usure de l'outil. Ces résultats nous ont également permis de connaître le paramètre le plus influent pour chaque caractéristique.

Il est devenu clair pour nous à travers cette étude que le modèle linéaire et le modèle de surface de réponse donnent des résultats plus précis que le modèle non linéaire pour le taux d'enlèvement de la matière. Quant au taux d'usure de l'outil, le modèle non linéaire a donné des résultats plus précis par rapport aux deux autres modèles.

1. Introduction Générale
2. Chapitre I : Etude Bibliographique
3. Chapitre II : Méthodes de Modélisation
4. Chapitre III : Résultats et Discussions
5. **Conclusion Générale**
6. Références Bibliographiques



Conclusion Générale

Conclusion Générale

Les travaux exécutés dans le cadre de ce mémoire ont permis une meilleure compréhension de l'effet de différents paramètres d'entrée sur les performances de l'usinage par électroérosion de l'acier AISI 1095. Le courant de décharge, le temps d'impulsion et le voltage ont été considérés comme des variables d'entrée. L'analyse de l'effet des paramètres de processus sur les performances de l'usinage a été effectuée par trois méthodes : la régression linéaire multiple, la méthode de surfaces de réponses et la régression non linéaire.

L'étude que nous avons entreprise nous a permis de conclure que :

- Les méthodes utilisées dans ce travail peuvent être utilisées pour prédire le taux d'enlèvement de matière et le taux d'usure de l'outil dans la pratique. Elles sont utiles comme moyen économique d'augmenter le taux d'enlèvement de matière (MRR) et de réduire le taux d'usure de l'outil (TWR) pour l'usinage par électroérosion de l'acier AISI 1095.
- La comparaison et la validation des résultats prédite avec les résultats des tests expérimentaux ont confirmé la précision des modèles élaborés. La technique de la régression linéaire multiple et la méthode de surfaces de réponses étaient meilleures et plus précises (99.72%, 99.31% respectivement) que la méthode de régression non linéaire pour prédire le taux d'enlèvement de matière. Par conséquent, ces deux méthodes peuvent être rendues économiques et efficaces pour prédire les performances des machines EDM.
- En ce qui concerne le taux d'usure de l'outil, la technique de modélisation par régression non linéaire était meilleure et plus précise que les deux autres méthodes de prédiction (96,14%).
- Tous les paramètres d'usinage affectent directement les performances d'usinage par électroérosion mais dans des proportions variables, variant selon la nature de la performance visée. Où l'on constate que le courant de décharge est la plus influent sur le taux d'enlèvement de la matière. Bien que nous trouvions que le courant de décharge et le voltage ont la plus grande influence sur le taux d'usure de l'outil.
- La maîtrise des paramètres d'usinage assure la maîtrise de la qualité des pièces usinées, et garantit également l'aspect économique du processus d'usinage par électroérosion.

1. Introduction Générale
2. Chapitre I : Etude Bibliographique
3. Chapitre II : Méthodes de Modélisation
4. Chapitre III : Résultats et Discussions
5. Conclusion Générale
6. **Références Bibliographiques**



Références Bibliographique

Références Bibliographiques

- [1]. Mezoudj, M. (2020). *Prédiction des Paramètres du Processus d'Usinage par Electroérosion*, Thèse de Doctorat, Université Kasdi Merbah Ouargla.
- [2]. Joseph, C. (2005), *Contribution à l'accroissement des performances du processus de μ EDM par l'utilisation d'un robot à dynamique élevée et de haute précision*, Thèse de l'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- [3]. Ho, K., & Newman, S. (2003b). State of the art electrical discharge machining (EDM). *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43(13), 1287–1300. [https://doi.org/10.1016/s0890-6955\(03\)00162-7](https://doi.org/10.1016/s0890-6955(03)00162-7)
- [4]. Guillaume, G. (2012). *Développement d'un Procède d'Usinage par Micro Electroérosion* Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard Lyon 1.
- [5]. P., & Storr, M. (2019). Important facts about spark erosion. *Human Technology*.
- [6]. Yeo, S. H., & New, A. K. (1999). A Method for Green Process Planning in Electric Discharge Machining. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 15(4), 287–291. <https://doi.org/10.1007/s001700050068>
- [7]. Yu, S. F., Lee, B. Y., & Lin, W. S. (2001). Waveform Monitoring of Electric Discharge Machining by Wavelet Transform. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 17(5), 339–343. <https://doi.org/10.1007/s001700170168>
- [8]. Ozgedik, A., & Cogun, C. (2005). An experimental investigation of tool wear in electric discharge machining. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 27(5–6), 488–500. <https://doi.org/10.1007/s00170-004-2220-6>
- [9]. Bharti, P. S. (2020). Two-step optimization of electric discharge machining using neural network based approach and TOPSIS. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, 23(1), 81–96. <https://doi.org/10.1080/09720502.2020.1741222>
- [10]. Sarikavak, Y., & Cogun, C. (2012). Single discharge thermo-electrical modeling of micromachining mechanism in electric discharge machining. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 26(5), 1591–1597. <https://doi.org/10.1007/s12206-012-0305-y>
- [11]. Shen, Y., Liu, Y., Zhang, Y., Tan, B., Ji, R., Cai, B., & Zheng, C. (2013). Determining the energy distribution during electric discharge machining of Ti–6Al–4V. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 70(1–4), 11–17. <https://doi.org/10.1007/s00170-013-5194-4>
- [12]. Erenkov, O. Y., & Sarilov, M. Y. (2016). Adaptive Control System of the Electric Discharge Machining Process. *Chemical and Petroleum Engineering*, 52(3–4), 182–186. <https://doi.org/10.1007/s10556-016-0172-y>
- [13]. Dhakar, K., Dvivedi, A., & Dhiman, A. (2016). Experimental investigation on effects of dielectric mediums in near-dry electric discharge machining. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 30(5), 2179–2185. <https://doi.org/10.1007/s12206-016-0425->

- [14]. Ablyaz, T. R., & Borisov, D. A. (2017). Influence of the surface roughness of the electrode tool on the productivity in electric discharge machining of steel. *Russian Engineering Research*, 37(8), 730–732. <https://doi.org/10.3103/s1068798x17080032>
- [15]. Erenkov, O. Y., & Laptev, D. V. (2017). Surface-Roughness Control of a Detail Treated by Electric Discharge Machining. *Chemical and Petroleum Engineering*, 53(5–6), 402–405. <https://doi.org/10.1007/s10556-017-0354-2>
- [16]. Faisal, N., & Kumar, K. (2018). Optimization of Machine Process Parameters in EDM for EN 31 Using Evolutionary Optimization Techniques. *Technologies*, 6(2), 54. <https://doi.org/10.3390/technologies6020054>
- [17]. Chen, S. H., & Wang, C. P. (2017). The application of gray theory on wire cut electric discharge machine non-resistance sparkle circuit prediction. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 95(5–8), 2811–2820. <https://doi.org/10.1007/s00170-017-1317-7>
- [18]. Ablyaz, T. R., Borisov, D. A., & Shlykov, E. S. (2018). Individual Crater Formation in Electric Discharge Machining. *Russian Engineering Research*, 38(8), 638–641. <https://doi.org/10.3103/s1068798x18080038>
- [19]. Zhang, S., Zhang, W., Wang, P., Liu, Y., Ma, F., Yang, D., & Sha, Z. (2019b). Simulation of Material Removal Process in EDM with Composite Tools. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2019, 1–11. <https://doi.org/10.1155/2019/1321780>
- [20]. Ablyaz, T. R., Muratov, K. R., Shlykov, E. S., Shipunov, G. S., & Shakirzyanov, T. V. (2019). Electric-Discharge Machining of Polymer Composites. *Russian Engineering Research*, 39(10), 898–900. <https://doi.org/10.3103/s1068798x19100058>
- [21]. Davis, R., Singh, A., & Kachhap, S. (2019). Experimental Investigation of the Effect of Input Control Variables in Near Dry Electric Discharge Drilling Process. *Materials Today: Proceedings*, 18, 3027–3033. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2019.07.174>
- [22]. Belloufi, A., Mezoudj, M., Abdelkrim, M., Rezgui, I., & Chiba, E. (2020b). Experimental and predictive study by multi-output fuzzy model of electrical discharge machining performances. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 109(7–8), 2065–2093. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-05718-8>
- [23]. Alam, M. N., Khan, Z. A., & Siddiquee, A. N. (2021). A Hybrid Multi-criteria Decision-Making Approach for Selection of Sustainable Dielectric Fluid for Electric Discharge Machining Process. *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, 519–527. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8542-5_45
- [24]. Beni, E., Lakshmanan, P., & Amith, S. C. (2020). Wire-Cut Electric Discharge Machining on Nickel–Aluminium–Bronze Using Brass Wire Electrode. *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, 67–74. https://doi.org/10.1007/978-981-15-4745-4_7
- [25]. Gavisiddesha, P., Thotappa, C., Algur, V., & Suresh Reddy, B. (2021). Optimization of Wire Cut Electric Discharge Machining Characteristics of Hybrid Aluminium Composites (Al6061/Gr/SiCp) Using Taguchi Method. *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, 49–60. https://doi.org/10.1007/978-981-16-2278-6_5
- [26]. Manoj, I. V., & Narendranath, S. (2022). Effect of Profile Geometry and Cutting Speed Override Parameter on Profiling Speed During Tapering Using Wire Electric Discharge Machining. *Lecture Notes in Mechanical Engineering, Sustainable Machining Strategies for Better Performance*. https://doi.org/10.1007/978-981-16-2278-6_10

- [27]. Rguig, M. (2005). *Méthodologie des surfaces de réponse pour l'analyse en fiabilité des plates-formes pétrolières offshore fissurées*. Thèse de Doctorat. Université de Nantes Faculté des sciences et des techniques.
- [28]. Benseddik, A., allaf, A., azzi, A., & zidoune, M. (2016). Optimisation des conditions opératoires du séchage de la citrouille par sécheur à air chaud en utilisant la Méthode des Surfaces de Réponse (MSR). *The 4nd International Seminar on New and Renewable Energies*, 1–7.
http://uraer.cder.dz/sienr/sienr2016/st/16_Article_A_BENSEDDIK_B16.pdf
- [29]. Dutertre. J.M. Automatique Linéaire 1. (2016). In *Automatique Linéaire 1* (pp. 1–84).
https://www.emse.fr/~dutertre/documents/cours_automatique_1A_jmd_2016.pdf.
- [30]. Fiche explicative de la leçon : Droite de régression des moindres carrés. (2022). Nagwa. <https://www.nagwa.com/fr/explainers/246195683207/>
- [31]. Régression linéaire. (2016, December 1). In wikipédia.
https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9gression_lin%C3%A9aire
- [32]. Modèles de régression linéaire (Mention Statistique pour l'Entreprise ed., Vol. 127). Magalie Fromont Renoir. <https://docplayer.fr/59704539-Modeles-de-regression-lineaire.html>
- [33]. Introduction to Nonlinear Regression and Neural Networks. In *Applied Linear Statistical Models* Michael (pp. 510–554). H. Kutner, Christopher J. Nachtsheim, John Nete. <https://www.numerade.com/books/chapter/introduction-to-nonlinear-regression-and-neural-networks/>
- [34]. Anova univariée. (2013). Introduction aux statistiques JMP
https://www.jmp.com/fr_fr/statistics-knowledge-portal/one-way-anova.html.
- [35]. Shiba narayan sahu. (2012). *Optimization of EDM Process.*, Mémoire de Master National Institute of Technology, Rourkela, Oriss.

Résumé

Ce travail vise à étudier l'effet des paramètres d'usinage par électroérosion sur le taux d'enlèvement de la matière MRR et le taux d'usure de l'outil TWR lors de l'usinage de l'acier AISI 1095. Les paramètres d'usinage pris en compte pour cette étude sont : le courant de décharge, le temps d'impulsion et le voltage. Dans ce travail, trois modèles sont développés pour étudier l'effet de ces paramètres sur les performances d'usinage. Le premier modèle est développé avec la technique de la régression linéaire multiple, le deuxième modèle est basé sur la méthode de surfaces de réponses. Alors que le troisième modèle repose sur la technique de la régression non linéaire. Les résultats obtenus, lors de cette étude, montrent que les modèles développés ont une grande précision de prédiction qui dépasse 96% dans tous les cas. L'étude a conclu que le meilleur modèle pour prédire le taux d'enlèvement de la matière est le modèle basé sur la technique de régression linéaire multiple, avec une précision de plus de 99%. Alors que l'étude a également conclu que le modèle basé sur la régression non linéaire est le meilleur pour prédire l'usure de l'outil avec une précision qui dépasse 96%. L'analyse des résultats a conduit au fait que les deux facteurs les plus influents sur les performances d'usinage sont le courant de décharge et le voltage.

Mots clefs : EDM, Paramètres d'usinage, Régression linéaire multiple, Surfaces de réponses, Régression non linéaire.

Abstract

This work aims to study the effect of EDM machining parameters on the material removal rate (MRR) and the tool wear rate (TWR) when machining AISI 1095 steel. The machining parameters taken into account for this study are: the discharge current, the pulse time and the voltage. In this work, three models are developed to study the effect of these parameters on the machining performance. The first model is developed with the multiple linear regression technique; the second model is based on the response surface method. While the third model is based on the technique of nonlinear regression. The results obtained during this study show that the developed models have a high prediction accuracy that exceeds 96% in all cases. The study concluded that the best model to predict the material removal rate is the model based on the multiple linear regression technique, with an accuracy of more than 99%. While the study also concluded that the model based on nonlinear regression is the best in predicting tool wear rate with an accuracy that exceeds 96%. The analysis of the results led to the fact that the two most influential factors on the machining performance are the discharge current and the voltage.

Key words: EDM, Machining Parameters, Multiple Linear Regression, Response Surfaces, Nonlinear Regression.

ملخص

يهدف هذا العمل إلى دراسة تأثير عوامل التصنيع عن طريق التفريغ الكهربائي على معدل إزالة المادة و معدل تآكل الأداة أثناء تصنيع الفولاذ AISI 1095. عوامل التصنيع التي اعتمدت في هذه الدراسة هي: تيار التفريغ، زمن النبض إضافة إلى الجهد. في هذه الدراسة تم تطوير ثلاثة نماذج لدراسة تأثير هذه العوامل على أداء التصنيع. تم تطوير النموذج الأول باستعمال تقنية الانحدار الخطي المتعدد، فيما تم تطوير النموذج الثاني باستعمال طريقة أسطح الاستجابة. في حين تم الاعتماد على تقنية الانحدار اللاخطي لتطوير النموذج الثالث. أظهرت النتائج المتحصل عليها خلال هذه الدراسة أن النماذج المطورة لديها دقة تنبؤ عالية تجاوزت 96% في جميع الحالات. وخلصت الدراسة إلى أن أفضل نموذج للتنبؤ بمعدل إزالة المادة هو النموذج المطور باستعمال تقنية الانحدار الخطي المتعدد بدقة تزيد عن 99%. بينما خلصت الدراسة أيضاً إلى أن النموذج المطور باستعمال الانحدار غير الخطي هو الأفضل للتنبؤ بمعدل تآكل الأداة حيث تجاوزت دقته 96%. تحليل النتائج أظهر أن العاملين الأكثر تأثيراً على أداء عملية التصنيع هما تيار التفريغ والجهد. الكلمات المفتاحية: التصنيع عن طريق التفريغ الكهربائي، عوامل التصنيع، الانحدار الخطي المتعدد، طريقة أسطح الاستجابة، الانحدار اللاخطي.