

**Université 8 mai 1945 – Guelma Faculté des
Sciences et de la Technologie Département de
Génie Mécanique**



**Mémoire de Fin d'Études
Pour l'obtention du diplôme de Master
Option : Construction Mécanique
Présenté par : FRIANE Mohammed El Hadi**

=====
**Etude et analyse de l'effet des techniques de normalisation
sur les résultats de l'optimisation par les techniques MCDM**
=====

Sous la Direction de :

Dr BOUCHERIT Septi

Année universitaire : 2023/2024

Dédicace

J'ai l'honneur de consacrer cet humble travail à :

Mes parents, ma famille,

Tous ceux qui me sont chers et proches de moi,

L'ensemble du groupe G.M ainsi que les étudiants de Guelma,

Et tous ceux qui m'ont encouragé ou aidé tout au long de mes études, notamment mes enseignants et mes amis proches qui ont été une source constante de soutien et de motivation.

Remerciements

Tout d'abord, je rends grâce à DIEU, tout puissant, pour m'avoir donné la force et la persévérance nécessaires pour mener à bien ce travail.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon encadreur, **Dr. BOUCHERIT Septi**, pour sa confiance, ses encouragements, ses précieux conseils et son soutien constant tout au long de cette période. Je remercie également chaleureusement tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation.

Enfin, je souhaite exprimer ma reconnaissance à l'ensemble du personnel technique et administratif du département de Génie Mécanique de l'université de Guelma. Un grand merci à tous ceux qui m'ont aidé, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

Résumé

Le choix des paramètres de coupe est crucial en usinage pour garantir la qualité et la productivité. Cette étude vise à déterminer les paramètres de coupe optimaux pour l'acier inoxydable AISI 304. En combinant des méthodes statistiques, analytiques et expérimentales, des modèles empiriques ont été développés pour prédire les résultats en fonction des paramètres de coupe. Les techniques de normalisation et les méthodes de décision multicritères (MCDM) telles que MARCOS, VIKOR, TOPSIS, COPRAS et MOORA ont été utilisées pour évaluer et optimiser ces paramètres.

Les expériences ont été planifiées, et les résultats ont été analysés pour comprendre l'impact de chaque paramètre de coupe sur la rugosité de surface, l'effort de coupe et le taux d'enlèvement de matière (MRR). Les données expérimentales ont permis de développer des modèles mathématiques précis et d'effectuer une analyse de variance (ANOVA) pour évaluer l'influence relative de chaque paramètre.

Cette étude propose des recommandations pratiques pour l'optimisation des conditions d'usinage de l'acier inoxydable AISI 304, contribuant ainsi à améliorer la qualité des pièces usinées et à réduire les coûts de production.

Mots clés: Optimisation, MCDM, AISI 304, normalisation, ANOVA, usinage.

Liste des figures

Figure II.1 Tour parallèle model SN40C	15
Figure II.2 Éprouvette utilisée	16
Figure II.3 Plaquettes de coupe	17
Figure II.4 Porte plaquette avec plaquette montée	18
Figure II.5 Mesure de la rugosité	19
Figure II.6 Montage du dynamomètre et chaîne de mesure de l'effort de coupe	20
Figure II.7 Exemple d'acquisition du logiciel « DYNOWARE »	21
Figure III.1 Diagramme des effets principaux sur Ra	28
Figure III.2 Diagrammes de surface 3D de Ra en fonction de (V_c) et (f)	29
Figure III.4 Diagramme des effets principaux sur (F_z)	31
Figure III.4 Diagrammes de surface 3D de (F_z) en fonction de (f) et (V_c)	32
Figure IV.1 représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation	50
Figure IV.2 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation	52
Figure IV.3 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation	54
Figure IV.4 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation	56
Figure IV.5 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation	58
Figure IV.6 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation	60
Figure IV.7 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation	62
Figure IV.8 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation	64
Figure IV.9 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation	66

Liste des tableaux

Tableau II.1 : la composition chimique de l'éprouvette en acier 304	16
Tableau II-2 :le plan d'expériences	22
Tableau III.1 : Résultats expérimentaux de Ra, Fz et MRR	26
Tableau III.2 Analyse de l'ANOVA pour le critère de rugosité (Ra)	27
Tableau III.3 : Analyse de la variance (ANOVA) pour l'effort tangentiel (Fz)	30
Tableau VI.1: Résumé les méthodes MCDM	44
Tableau VI.2: Les méthodes de normalisation	45
Tableau VI.3: Données de l'expérience	48
Tableau VI.4: Résultats de la méthode MARCOS en utilisant les 11 méthodes de normalisation	49
Tableau VI.5: Résultats de la méthode COPRAS en utilisant les 11 méthodes de normalisation (critères de maximisation)	51
Tableau IV.6: Résultats de la méthode COPRAS en utilisant les 11 méthodes de normalisation (critères minimisation)	53
Tableau IV.7: Résultats de la méthode TOPSIS en utilisant les 11 méthodes de normalisation (critères maximisation)	55
Tableau IV.8: Résultats de la méthode TOPSIS en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères minimisation	57
Tableau IV.9: Résultats de la méthode Vikor en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères maximisation	59
Tableau IV.10: Résultats de la méthode Vikor en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères de minimisation	61
Tableau IV.11: Résultats de la méthode MOORA en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères de maximisation	63
Tableau IV.12: Résultats de la méthode MOORA en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères de minimisation	65
Tableau IV.13: Méthodes de normalisation appropriées à combiner avec les méthodes étudiées	67

Sommaire

Dédicace	I
Remerciements	II
Résumé	III
Introduction Générale	1
Chapitre I : Généralité sur L'acier inoxydable AISI 304	4
I.1 Introduction	5
I.2 Présentation de l'AISI 304	5
I.3 Importance de l'AISI 304 dans diverses industries	5
I.4 Définition AISI 304	6
I.4.1 Composition chimique typique de l'acier inoxydable AISI 304	6
I.4.2 Impact de chaque composant sur les propriétés de l'acier	6
I.4.3 Propriétés mécaniques de l'acier inoxydable AISI 304	7
I.4.3.1 Résistance à la traction	7
I.4.3.2 Limite de flexibilité (ou limite d'élasticité)	7
I.4.3.3 Ductilité et Malléabilité	8
I.4.4 Propriétés physiques de l'acier inoxydable AISI 304	8
I.4.4.1 Résistance à la corrosion	8
I.4.4.2 Conductivité thermique	8
I.5 Techniques de fabrication de l'AISI 304	8
I.5.1 Processus de fabrication de l'acier inoxydable	9
I.6 Perspectives futures et innovations	9
I.6.1 Recherche en cours sur l'amélioration des propriétés de l'AISI 304	9

I.6.2 Nouvelles applications émergentes dans divers secteurs industriels	10
I.7 Revue de la littérature sur les méthodes MCDM	10
Chapitre II : Partie expérimentale	13
II.1 Introduction	14
II.2 Matériels utilisés	14
II.2.1 Machine-outil	14
II.2.2 Matériau utilisé	15
II.2.3 Système de refroidissement	16
II.2.4 Porte-plaquette	18
II.2.5 Appareillages de mesure utilisés	18
II.2.5.1 Rugosimètre pour la mesure de la rugosité	19
II.2.5.2 Dynamomètre pour la mesure de l'effort de coupe	19
II.2.5.3 Autres outils de mesure	21
II.3 Planification des expériences	21
II.4 Conclusion	22
Chapitre III : Analyses statistiques des résultats expérimentale	24
III.1 Introduction	25
III.2 Résultats expérimentaux	25
III.3 Analyse ANOVA	26
III.3.1 Analyse de la Variance	26
III.3.2 Analyse de la rugosité Ra	27
III.3.2.1 Modèle mathématique de (Ra)	28
III.3.2.2 Représentation 3D de Ra	29
III.3.3 Analyse de l'effort tangentiel (Fz)	29
III.3.3.1 Équation de régression pour l'effort de coupe (Fz)	31
III.3.3.2 Diagrammes de surfaces 3D et graphique de Contour	31

III.4 Conclusion	32
Chapitre IV : Optimisation	33
IV.1 Introduction	34
IV.2 Techniques d'optimisation	34
IV.2.1 MARCOS	34
IV.2.2 COPRAS	36
IV.2.3 TOPSIS	38
IV.2.4 VIKOR	40
IV.2.5 MOORA	42
VI.3 Les méthodes de normalisation	45
VI. 4 Comparaison des méthodes MCDM	47
VI. 4.1 Application de la méthode MARCOS	48
VI. 4.2 Application de la méthode COPRAS	50
VI. 4.3 Application de la méthode TOPSIS	54
VI. 4.4 Application de la méthode VIKOR	58
VI. 4.5 Application de la méthode MOORA	62
VI.5 Conclusion	67
Conclusion Générale	68
Références bibliographique	70

INTRODUCTION GENERALE

Les méthodes de prise de décision multicritères (MCDM) jouent un rôle crucial dans les techniques d'usinage des métaux en optimisant les processus de fabrication en prenant en compte plusieurs critères simultanément. L'usinage des métaux, qui implique des paramètres variés tels que la vitesse de coupe, l'avance, et la profondeur de coupe, bénéficie grandement de l'application des méthodes MCDM pour déterminer la combinaison optimale de ces paramètres. Cela permet non seulement d'améliorer la qualité du produit fini, mais aussi de maximiser l'efficacité du processus.

Les techniques d'usinage doivent souvent équilibrer divers critères de performance comme la rugosité de surface, le taux d'enlèvement de matière, la durée de vie de l'outil, et les coûts de production. Les méthodes MCDM offrent une approche systématique pour pondérer ces critères selon leur importance relative et sélectionner les meilleures solutions possibles. En conséquence, la qualité de la pièce usinée, cruciale pour de nombreuses applications industrielles, est considérablement améliorée en minimisant les défauts de surface, en assurant des tolérances précises, et en maintenant une haute qualité générale du produit fini.

L'optimisation des processus d'usinage vise également à réduire les coûts de production et à minimiser le temps de cycle. Les méthodes MCDM permettent de comparer différentes approches pour identifier celles qui offrent le meilleur compromis entre coût, temps et qualité. En outre, l'évaluation de l'impact environnemental des processus d'usinage, y compris la consommation d'énergie, l'utilisation de fluides de coupe, et la production de déchets, est facilitée par ces méthodes, permettant aux entreprises d'adopter des pratiques d'usinage plus durables.

Les objectifs d'usinage étant souvent conflictuels, comme l'augmentation de la vitesse de coupe qui peut améliorer le taux de production mais réduire la durée de vie de l'outil, les méthodes MCDM aident à gérer ces compromis en fournissant des outils pour évaluer et équilibrer les différents objectifs. De plus, avec l'introduction de nouveaux matériaux et technologies d'usinage, les méthodes MCDM sont essentielles pour évaluer et intégrer efficacement ces innovations dans les processus existants, incluant l'adoption de machines CNC avancées, de nouveaux outils de coupe, ou de matériaux difficilement usinables.

Les techniques de normalisation jouent un rôle essentiel dans la résolution des problèmes de prise de décision multicritères (MCDM). Les processus de normalisation utilisés dans la grande majorité des méthodes MCDM permettent de rendre les critères de différentes structures dimensionnels afin qu'ils puissent être comparés directement. Cependant, toutes les techniques de normalisation ne sont pas adaptées à tous les problèmes de décision. Par exemple, certaines techniques ne fournissent pas une normalisation admissible pour les critères ayant des valeurs négatives ou nulles. En outre, la plage attendue des valeurs normalisées et le problème de l'inversion des rangs susceptibles de se produire sont parmi les autres facteurs déterminants dans le choix de la technique de normalisation. D'autre part, il n'est pas possible d'évaluer les méthodes MCDM indépendamment des techniques de normalisation qu'elles contiennent. Changer le processus de normalisation inclus dans une méthode MCDM entraîne la création d'une nouvelle extension ou dérivée de la méthode. Il existe de nombreuses techniques de normalisation et méthodes MCDM dans la littérature. La structure des problèmes et les hypothèses des méthodes MCDM sont des facteurs déterminants pour choisir la technique de normalisation. Dans ce contexte, bien que cela soit encore insuffisant, les études sur la comparaison des techniques de normalisation se sont multipliées récemment. Ces études, cependant, incluent généralement un petit nombre de techniques et en excluent la plupart. De même, celles qui considèrent le choix de la technique de normalisation et les critères à utiliser dans ce processus de sélection sont limitées.

C'est dans ce contexte que s'inscrit ce travail dont l'objectif est de comparer la majorité des techniques de normalisation appliquées dans certaines méthodes MCDM qui ne sont pas encore exploitées. Notre travail est divisé en quatre chapitres qui sont les suivants :

Chapitre I : Généralité sur l'acier inoxydable AISI 304

Chapitre II : Partie expérimentale

Chapitre III : Analyses statistiques des résultats expérimentaux

Chapitre VI : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

En conclusion, cette recherche vise à enrichir la compréhension des pratiques optimales en matière de méthodes MCDM dans le contexte de l'usinage des métaux,

contribuant ainsi à l'amélioration continue des processus industriels et à la promotion de pratiques durables.

CHAPITRE I :

GENERALITE SUR L'ACIER INOXYDABLE AISI 304

CHAPITRE I :GENERALITE SUR L'ACIER INOXYDABLE AISI 304

I. 1 Introduction

L'acier inoxydable AISI 304 est l'un des alliages les plus courants dans l'industrie de la métallurgie. Connu pour sa résistance à la corrosion, sa durabilité et sa polyvalence, l'AISI 304 est largement utilisé dans une gamme variée d'industries.

I.2 Présentation de l'AISI 304

L'AISI 304 est un acier inoxydable austénitique, caractérisé par sa composition chimique comprenant du chrome (environ 18 %) et du nickel (environ 8 %). Il contient également du carbone, du manganèse et du silicium, entre autres éléments. Cette combinaison confère à l'AISI 304 ses propriétés remarquables, notamment sa résistance à la corrosion, sa facilité de formage et sa capacité à être soudé.

I.3 Importance de l'AISI 304 dans diverses industries

Industrie alimentaire : L'AISI 304 est largement utilisé dans la fabrication d'équipements de transformation alimentaire tels que les cuves de stockage, les tuyaux et les réservoirs, en raison de sa résistance à la corrosion et de sa non-réactivité avec les aliments.

Industrie pharmaceutique : Dans la production pharmaceutique, où la stérilité et la résistance chimique sont essentielles, l'AISI 304 est utilisé pour les équipements de fabrication et de stockage des médicaments.

Industrie chimique : Les environnements chimiques agressifs trouvés dans l'industrie chimique exigent des matériaux résistants à la corrosion. L'AISI 304 est choisi pour la fabrication d'échangeurs de chaleur, de réservoirs de stockage et d'autres équipements chimiques.

Industrie pétrolière et gazière : Les installations offshore et les raffineries nécessitent des matériaux robustes qui peuvent résister aux conditions environnementales sévères. L'AISI 304 est utilisé dans la construction de pipelines, de plates-formes et d'autres équipements liés au pétrole et au gaz.

Industrie de la construction : Dans l'architecture et la construction, l'AISI 304 est apprécié pour son aspect esthétique, sa résistance à la corrosion et sa durabilité. Il est utilisé dans les applications extérieures telles que les garde-corps, les façades et les éléments de décoration.

CHAPITRE I :GENERALITE SUR L'ACIER INOXYDABLE AISI 304

Industrie automobile : Dans les véhicules, l'AISI 304 est utilisé pour les composants exposés à des conditions corrosives telles que les pots d'échappement, les pare-chocs et les grilles.

I.4 Définition AISI 304

L'AISI 304 est un acier inoxydable austénitique largement utilisé dans diverses applications industrielles et domestiques. Il se caractérise par sa résistance à la corrosion, sa ductilité et sa polyvalence.

L'AISI (American Iron and Steel Institute) 304 est défini selon les normes établies par cet institut et est largement reconnu comme l'un des alliages les plus courants de la famille des aciers inoxydables austénitiques[1].

I.4.1 La composition chimique typique de l'acier inoxydable AISI 304 est la suivante

- Fer (Fe) : Environ 66%
- Chrome (Cr) : Entre 18% et 20%
- Nickel (Ni) : Entre 8% et 10.5%
- Carbone (C) : Maximum 0.08%
- Manganèse (Mn) : Maximum 2%
- Silicium (Si) : Maximum 1%
- Phosphore (P) : Maximum 0.045%
- Soufre (S) : Maximum 0.03%

I.4.2 L'impact de chaque composant sur les propriétés de l'acier est le suivant

Fer (Fe) : Constitue la base de l'acier, fournissant sa structure et sa résistance mécanique.

Chrome (Cr) : Favorise la formation d'une couche passive d'oxyde de chrome à la surface de l'acier, offrant une excellente résistance à la corrosion, en particulier contre la corrosion atmosphérique et la corrosion intergranulaire.

CHAPITRE I :GENERALITE SUR L'ACIER INOXYDABLE AISI 304

Nickel (Ni) : Améliore la résistance à la corrosion, particulièrement dans des environnements agressifs tels que ceux contenant des acides. De plus, le nickel contribue à maintenir la structure austénitique de l'acier, ce qui lui confère sa ductilité et sa ténacité à des températures cryogéniques et élevées.

Carbone (C) : À des niveaux contrôlés, le carbone améliore la résistance mécanique de l'acier, mais à des concentrations plus élevées, il peut conduire à la fragilité.

Manganèse (Mn) : Améliore la résistance à la corrosion et la résistance mécanique de l'acier. Il agit également comme un désulfurant et un désoxydant lors de la production d'acier.

Silicium (Si) : Aide à désoxyder l'acier et améliore sa résistance à la corrosion.

Phosphore (P) et Soufre (S) : Présents en quantités limitées pour éviter les effets indésirables sur la soudabilité et la résistance à la corrosion[2].

I.4.3 Les propriétés mécaniques de l'acier inoxydable AISI 304

I.4.3.1 Résistance à la traction

La résistance à la traction de l'AISI 304 est généralement élevée, avec des valeurs typiques se situant entre 515 et 690 MPa (74 800 et 100 000 psi) selon les conditions de traitement thermique et les spécifications du matériau[3].

I.4.3.2 Limite de flexibilité (ou limite d'élasticité)

La limite de flexibilité de l'AISI 304 varie entre 205 et 275 MPa (29 700 et 39 800 psi) en fonction des conditions de traitement thermique et de la microstructure de l'acier. Cette propriété représente le point au-delà duquel l'acier commence à se déformer de manière permanente[4].

CHAPITRE I :GENERALITE SUR L'ACIER INOXYDABLE AISI 304

I.4.3.3 Ductilité et Malléabilité

L'AISI 304 présente une bonne ductilité et malléabilité, ce qui signifie qu'il peut être déformé de manière significative sans se fracturer. Cela le rend adapté à divers processus de fabrication, tels que le formage à froid, le laminage et la soudure.

La ductilité est souvent mesurée par le pourcentage d'allongement et de réduction de la zone lors d'un test de traction, et elle est généralement supérieure à 40%.

La malléabilité permet à l'acier d'être façonné en différentes formes sans se fissurer[5].

I.4.4 Les propriétés physiques de l'acier inoxydable AISI 304

I.4.4.1 Résistance à la corrosion

L'AISI 304 est largement connu pour sa résistance à la corrosion, en particulier dans des environnements contenant des agents corrosifs tels que l'eau, les acides faibles et les solutions alcalines.

Cette résistance est attribuée à la formation d'une couche passive d'oxyde de chrome à la surface de l'acier, qui protège le matériau contre la corrosion[6].

I.4.4.2 Conductivité thermique

La conductivité thermique de l'AISI 304 varie généralement entre 14 et 16 W/(m·K) à température ambiante. Cela signifie qu'il conduit bien la chaleur, ce qui le rend utile dans des applications nécessitant un transfert thermique efficace[7].

I.5 Techniques de fabrication de l'AISI 304

L'AISI 304 est fabriqué à partir d'acier inoxydable, un alliage de fer contenant généralement du chrome, du nickel et parfois d'autres éléments tels que le molybdène. Le processus de fabrication de l'AISI 304 implique plusieurs étapes, notamment la fusion, la coulée, le laminage et le traitement thermique pour obtenir les propriétés mécaniques et la microstructure désirées. Voici une description générale des techniques de fabrication de l'AISI 304, ainsi que des techniques de formage et de soudage couramment utilisées, avec des références pour approfondir chaque sujet.

CHAPITRE I :GENERALITE SUR L'ACIER INOXYDABLE AISI 304

I.5.1 Processus de fabrication de l'acier inoxydable

- Fusion : Les matières premières, y compris le minerai de fer, le chrome, le nickel et d'autres éléments d'alliage, sont fondus dans un four électrique ou un four à arc.
- Coulée : Le métal fondu est coulé dans des lingots ou des billettes pour former des formes semi-finie[8].
- Laminage à chaud et à froid : Les lingots ou les billettes sont laminés à chaud pour former des plaques ou des barres, puis laminés à froid pour obtenir les dimensions finales et améliorer les propriétés mécaniques.
- Traitement thermique : L'acier inoxydable est soumis à des traitements thermiques tels que le recuit, le revenu et le durcissement pour ajuster sa microstructure et ses propriétés mécaniques[9].

I.6 Perspectives futures et innovations

Les perspectives futures de l'AISI 304 incluent la recherche continue sur l'amélioration de ses propriétés ainsi que l'exploration de nouvelles applications émergentes dans divers secteurs industriels. Voici un aperçu des tendances de recherche et des nouvelles applications avec des références pour approfondir chaque aspect :

I.6.1 Recherche en cours sur l'amélioration des propriétés de l'AISI 304

- Optimisation de la résistance à la corrosion : La recherche vise à développer des techniques de traitement de surface et des formulations d'alliages qui améliorent encore la résistance à la corrosion de l'AISI 304, en particulier dans des environnements corrosifs sévères.
- Renforcement mécanique : Des études sont menées pour améliorer la résistance mécanique de l'AISI 304, en particulier sa résistance à la traction et sa résistance à la fatigue, par le biais de techniques de traitement thermique, de déformation contrôlée et de modification de la composition chimique.
- Adaptation aux environnements extrêmes : La recherche se concentre sur l'adaptation de l'AISI 304 à des conditions extrêmes telles que des températures élevées, des environnements cryogéniques et des environnements hautement

CHAPITRE I :GENERALITE SUR L'ACIER INOXYDABLE AISI 304

corrosifs, en utilisant des techniques de modification de la microstructure et de développement d'alliages spécifiques.

I.6.2 Nouvelles applications émergentes dans divers secteurs industriels

- Énergie renouvelable : L'AISI 304 pourrait trouver de nouvelles applications dans le domaine de l'énergie renouvelable, notamment dans la fabrication de composants pour les systèmes solaires thermiques, les éoliennes offshore et les équipements de stockage d'énergie.
- Technologies médicales avancées : Avec des progrès dans les technologies médicales, l'AISI 304 pourrait être utilisé dans la fabrication de dispositifs médicaux plus avancés, tels que des implants orthopédiques, des instruments chirurgicaux de précision et des composants pour la robotique médicale.
- Industrie aérospatiale et automobile : L'AISI 304 pourrait être exploré pour des applications plus avancées dans l'industrie aérospatiale et automobile, y compris la fabrication de pièces légères mais résistantes pour les avions, les satellites et les véhicules spatiaux, ainsi que pour les composants de moteurs et de structures automobiles[10].

I.7 Revue de la littérature sur les méthodes MCDM et la normalisation des données

Les méthodes de prise de décision multicritères ont évolué à partir de la théorie de la recherche opérationnelle en résolvant des problèmes tels que le développement d'outils informatiques et mathématiques pour soutenir l'évaluation subjective des critères de performance par les décideurs. MADM, en tant que discipline, a une histoire relativement courte d'environ 30 ans. Son rôle a considérablement augmenté dans différents domaines d'application avec le développement de nouvelles méthodes et l'amélioration des anciennes méthodes en particulier.

Un travail de Hwang et Yoon a présenté une multitude de méthodes pour résoudre les problèmes MADM: Méthodes pour la Préférence Cardinal de l'Attribut sur la méthode d'Affectation Linéaire, Méthode de Pondération Additive Simple (SAW), Méthode de Pondération Additive Hiérarchique, méthode ELECTRE et Technique pour l'Ordre de Préférence par Similarité à la Solution Idéale (TOPSIS). La

CHAPITRE I : GENERALITE SUR L'ACIER INOXYDABLE AISI 304

méthode la plus familière et couramment utilisée est la méthode SAW qui reflète l'idée des méthodes multicritères - fusionner les valeurs des critères et leurs poids en une seule valeur.

Peng et Wang ont proposé le concept de nombres Z linguistiques incertains hésitants (HULZNS) et ont présenté la méthode de prise de décision en groupe multicritère (MCGDM) en intégrant des opérateurs de puissance en utilisant le modèle VlseKriterijumskaOptimizacija I KompromisnoResenje (VIKOR). Peng et Wang ont fusionné l'Optimisation multi-objectif par analyse de ratio plus la forme multiplicatrice complète (MULTIMOORA) et les opérateurs d'agrégation de puissance afin de créer un modèle décisionnel complet pour les problèmes MCGDM avec des nombres Z. Les méthodes ELECTRE et PROMETHEE ont été décrites dans la publication sur l'analyse de décision multicritère par Belton et Stewart en 2001.

Opricovic et Tzeng ont mené une analyse comparative des méthodes VIKOR et TOPSIS en 2004.

De nouvelles méthodes sont récemment apparues et sont activement utilisées dans différents domaines de la science : l'Évaluation pondérée de la somme de produits agrégés (WASPAS), la Méthode d'évaluation proportionnelle complexe (COPRAS), l'Optimisation multi-objectif par analyse de ratio (MOORA), le COPRAS gris (COPRAS-G), l'évaluation de ratio additive floue (ARAS-F), l'ARAS gris (ARAS-G) et le MULTIMOORA (MOORA plus la forme multiplicatrice complète), l'Indicateur KEmenyMedianRanks Accordance (KEMIRA), l'ARAS, et les extensions les plus récentes des méthodes ELECTRE et PROMETHEE. Les exemples de méthodes d'agrégation partielle incluent l'Analyse de Ratio d'Évaluation Pondérée Étape par Étape (SWARA) et la relation de facteur (FARE).

La normalisation est une étape essentielle dans l'analyse de données et pour les méthodes MCDM. L'étude de Ahmet Aytekin [11] décrit les caractéristiques positives et négatives des techniques de normalisation pouvant être utilisées dans les problèmes MCDM. Quatorze ensembles représentant différents scénarios de problèmes de décision ont été utilisés. Selon les résultats, si le décideur choisit de prendre l'alternative avec la valeur la plus élevée dans les critères et d'éviter celle avec la valeur la plus basse, ou vice versa, les techniques de normalisation basées sur l'optimisation devraient être privilégiées, tandis que les techniques de normalisation basées sur des références sont considérées comme appropriées pour les situations où il

CHAPITRE I :GENERALITE SUR L'ACIER INOXYDABLE AISI 304

y a des valeurs idéales déterminées par le décideur pour chaque critère. Cependant, si le décideur estime que les valeurs des critères ne représentent pas un bénéfice/coût monotonique croissant ou décroissant, alors des techniques de normalisation non linéaires devraient être utilisées. De plus, certaines structures de données, comme la présence de valeurs nulles et négatives dans la matrice de décision, peuvent empêcher l'utilisation de certaines techniques de normalisation. Le choix de la technique de normalisation peut également être influencé par le problème de l'inversion des rangs, la plage des valeurs normalisées, l'obtention du même aspect d'optimisation pour tous les critères et la validité des résultats.

Dans l'étude de Tien et al [12], cinq méthodes de décision multicritères ont été comparées : MABAC, COCOSO, MAIRCA, VIKOR et ROV. Toutes ces méthodes utilisent la même méthode de normalisation des données. Les poids des critères ont été déterminés en utilisant quatre méthodes : Égal, ROC, RS et Entropie. Dans deux exemples différents, la combinaison de méthodes de décision multicritères avec des méthodes de pondération pour le classement des alternatives est démontrée. Dans chaque exemple, le nombre d'options et le nombre de critères sont également différents. Les résultats dans les deux exemples montrent que, quelle que soit la méthode de pondération, les méthodes de décision multicritères déterminent toujours la même meilleure solution.

Duc Trung et al [13] ont étudié la possibilité d'élargir le champ d'application de la méthode PSI en identifiant les méthodes de normalisations appropriés à combiner avec la méthode PSI. Douze méthodes de normalisations ont été utilisés en combinaison avec la méthode PSI. Ces douze combinaisons ont été utilisées successivement pour résoudre plusieurs problèmes dans différents domaines. Les résultats classés des solutions par ces combinaisons ont tous été comparés aux résultats des études publiées. Une analyse de sensibilité des résultats classés des solutions dans chaque cas a également été réalisée. Dans cette étude, quatre des douze méthodes se sont révélés appropriés en combinaison avec la méthode PSI.

CHAPITRE II :

**PARTIE
EXPERIMENTALE**

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE

II.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous nous concentrons sur la description détaillée de la méthodologie expérimentale employée pour évaluer le comportement des matériaux soumis à différentes conditions de fabrication. Cette étude a pour objectif principal d'analyser l'impact des paramètres de coupe, tels que la rugosité de surface et la force de coupe, sur les performances des matériaux. Pour ce faire, nous présenterons les équipements et les matériaux utilisés, ainsi que les techniques de mesure et les conditions expérimentales adoptées. En outre, nous expliquerons la démarche de planification expérimentale et le protocole suivi pour l'exécution des essais. Cette approche systématique permet d'assurer la fiabilité et la reproductibilité des résultats obtenus, offrant ainsi une base solide pour l'interprétation des données et l'optimisation des processus de fabrication.

II.2 Matériels utilisés

Les essais ont été effectués au laboratoire de mécanique et de structures (LMS) du département de génie mécanique de l'Université 8 Mai 1945 à Guelma.

II.2.1 Machine-outil

La machine-outil utilisée pour cette étude est un tour parallèle de la marque tchèque "TOS TRENCIN", modèle SN40C (voir figure II-1). Ce type de tour est largement employé dans les ateliers de mécanique pour sa robustesse et sa polyvalence. Le modèle SN40C est particulièrement apprécié pour ses capacités techniques :

- Puissance : 6.6 kW
- Vitesses de rotation : de 22.5 à 2000 tr/min
- Avances : de 0.08 à 0.8 mm/tr

Ces caractéristiques permettent de réaliser des opérations de tournage variées, allant de l'ébauche à la finition, sur divers matériaux. Le tour parallèle SN40C est équipé de commandes manuelles précises et d'une stabilité accrue, ce qui assure des conditions de coupe optimales et des résultats de haute précision[14].

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE



Figure II.1 Tour parallèle model SN40C

II.2.2 Matériau utilisé

Pour cette étude expérimentale, le matériau sélectionné est l'acier inoxydable AISI 304. Cet acier inoxydable austénitique est largement utilisé dans de nombreuses applications industrielles en raison de ses excellentes propriétés mécaniques et de sa résistance à la corrosion. Sa composition chimique typique inclut environ 18% de chrome et 8% de nickel (Voir tableau II-1), ce qui lui confère une résistance notable à la corrosion et une bonne stabilité structurelle dans diverses conditions environnementales.

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE

Tableau II.1 : la composition chimique de l'éprouvette en acier 304

Élément	Pourcentage (%)
Fer (Fe)	66%
Chrome (Cr)	18% et 20%
Nickel (Ni)	8% et 10.5%
Carbone (C)	Maximum 0.08%
Manganèse (Mn)	Maximum 2%
Silicium (Si)	Maximum 1%
Phosphore (P)	Maximum 0.045%
Soufre (S)	Maximum 0.03%

L'acier AISI 304 est particulièrement apprécié pour sa bonne soudabilité et sa capacité à être formé à froid, ce qui en fait un matériau de choix pour des applications variées telles que les équipements de cuisine, les équipements chimiques et pharmaceutiques, ainsi que les structures architecturales[15].

L'éprouvette destinée à la réalisation des essais de tournage à sec est une éprouvette en AISI 304 de dimension 200 mm de longueur et 75 mm de diamètre (voir figure II-2)



Figure II.2 Éprouvette utilisée

II.2.3 Outils de coupe utilisés

Pour les essais de coupe, des plaquettes amovibles de type GC2015 (SNMG 12-0404-MF) de la marque Sandvik ont été utilisées(voir figure II-3). Ces plaquettes sont spécialement conçues pour le tournage de l'acier inoxydable, offrant une combinaison optimale de résistance à l'usure et de performance de coupe.

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE

Les principales caractéristiques de ces plaquettes comprennent :

- Matériau : Carbure de tungstène avec un revêtement CVD (Chemical Vapor Deposition)
- Forme : Carrée (SNMG) avec quatre arêtes de coupe
- Dimensions : 12 mm de côté, 4 mm d'épaisseur
- Nuance : GC2015, une nuance polyvalente adaptée à la fois aux opérations de semi-finition et de finition

Le revêtement CVD améliore la durabilité de la plaquette en augmentant sa résistance à l'usure et à la chaleur, ce qui est crucial lors du tournage de matériaux difficiles comme l'acier inoxydable. La géométrie MF (Medium Finishing) assure une coupe douce et réduit les forces de coupe, améliorant ainsi la qualité de surface de la pièce usinée[16].



Figure II.3 Plaquettes de coupe

Ces plaquettes sont montées sur un porte-plaquette PSBNR2525 M12, qui assure une fixation solide et stable, essentielle pour des opérations de coupe précises et répétibles.

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE

II.2.4 Porte-plaquette

Le porte-plaquette utilisé dans cette étude est le modèle PSBNR2525 M12. Ce porte-plaquette est conçu pour accueillir des plaquettes de tournage amovibles et assure une fixation stable et précise de l'outil de coupe (voir figure II.4).

Les principales caractéristiques de ce porte-plaquette sont les suivantes :

- Désignation : PSBNR2525 M12
- Type : Porte-plaquette pour plaquettes de tournage de forme carrée (SNMG)
- Dimensions : Section carrée de 25 mm x 25 mm, longueur totale de 150 mm
- Fixation : Système de fixation mécanique par vis, assurant une installation rapide et sécurisée des plaquettes
- Angle de coupe : Angle de positionnement de 75°, adapté aux opérations de tournage général



Figure II.4 Porte plaquette avec plaquette montée.

Le modèle PSBNR2525 M12 est compatible avec des plaquettes de type SNMG, qui offrent quatre arêtes de coupe utilisables, optimisant ainsi la durée de vie de l'outil. Ce porte-plaquette est fabriqué à partir d'un acier de haute qualité, garantissant une rigidité élevée et une bonne résistance aux vibrations, ce qui est crucial pour obtenir une qualité de surface optimale et des tolérances dimensionnelles précises [17].

II.2.5 Appareillages de mesure utilisés

Pour garantir la précision et la fiabilité des résultats expérimentaux, plusieurs appareillages de mesure ont été utilisés, chacun spécifiquement adapté à la mesure des différents paramètres étudiés.

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE

II.2.5.1 Rugosimètre pour la mesure de la rugosité

Pour mesurer la rugosité de surface, nous avons utilisé le rugosimètre Surf-test SJ-201 de la marque Mitutoyo. Cet appareil portable est reconnu pour sa précision et sa facilité d'utilisation, capable de mesurer plusieurs paramètres de rugosité, notamment Ra (rugosité arithmétique moyenne), Rt (hauteur totale du profil) et Rz (hauteur moyenne des aspérités les plus importantes). La plage de mesure de Ra s'étend de 0,025 à 160 μm , ce qui permet d'évaluer la qualité de surface dans une large gamme d'applications (voir fig II.5)[18].

Caractéristiques principales du Surf-test SJ-201 :

- Plage de mesure Ra : 0,025 à 160 μm
- Précision : \pm (5 % de la valeur mesurée + 1 chiffre)
- Écran : LCD pour une lecture facile des résultats
- Unité de mesure : μm ou μinch , sélectionnable

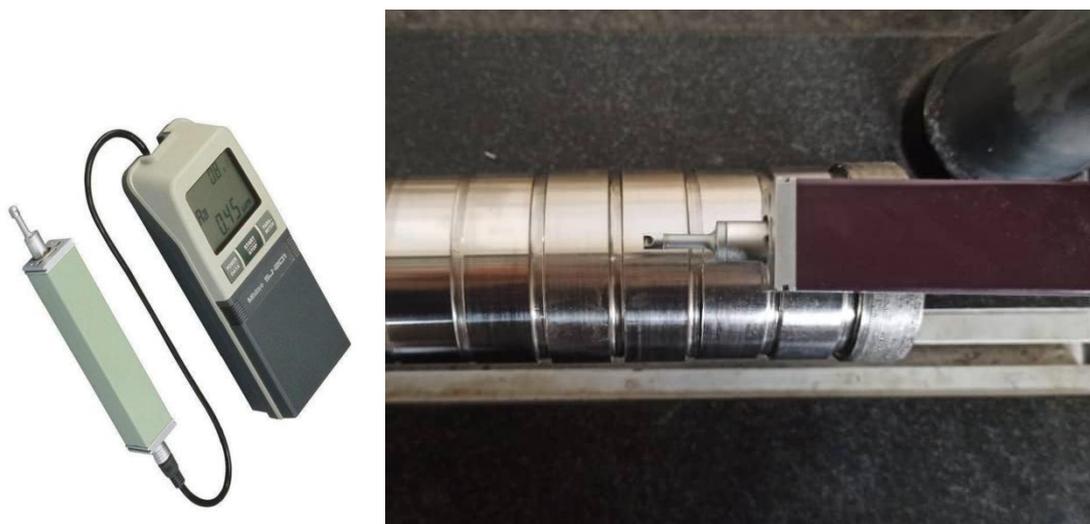


Figure II.5 Mesure de la rugosité.

II.2.5.2 Dynamomètre pour la mesure de l'effort de coupe

Pour mesurer les forces de coupe, nous avons utilisé le dynamomètre KISTLER 9257 B (voir fig. II.6). Ce dynamomètre est un appareil multi-composants capable de mesurer simultanément les trois composantes de l'effort de coupe (F_x , F_y , F_z) grâce à des capteurs piézo-électriques. Il offre une grande précision et une excellente linéarité sur une large plage de mesure (voir fig II.7)[19].

Caractéristiques principales du KISTLER 9257 B :

- Plage de mesure : jusqu'à \pm 5 kN pour chaque composante
- Sensibilité : élevée grâce aux capteurs en quartz

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE

- Résolution : très fine, permettant de détecter de faibles variations de force
- Logiciel associé : DYNOWARE pour l'acquisition et l'analyse des données

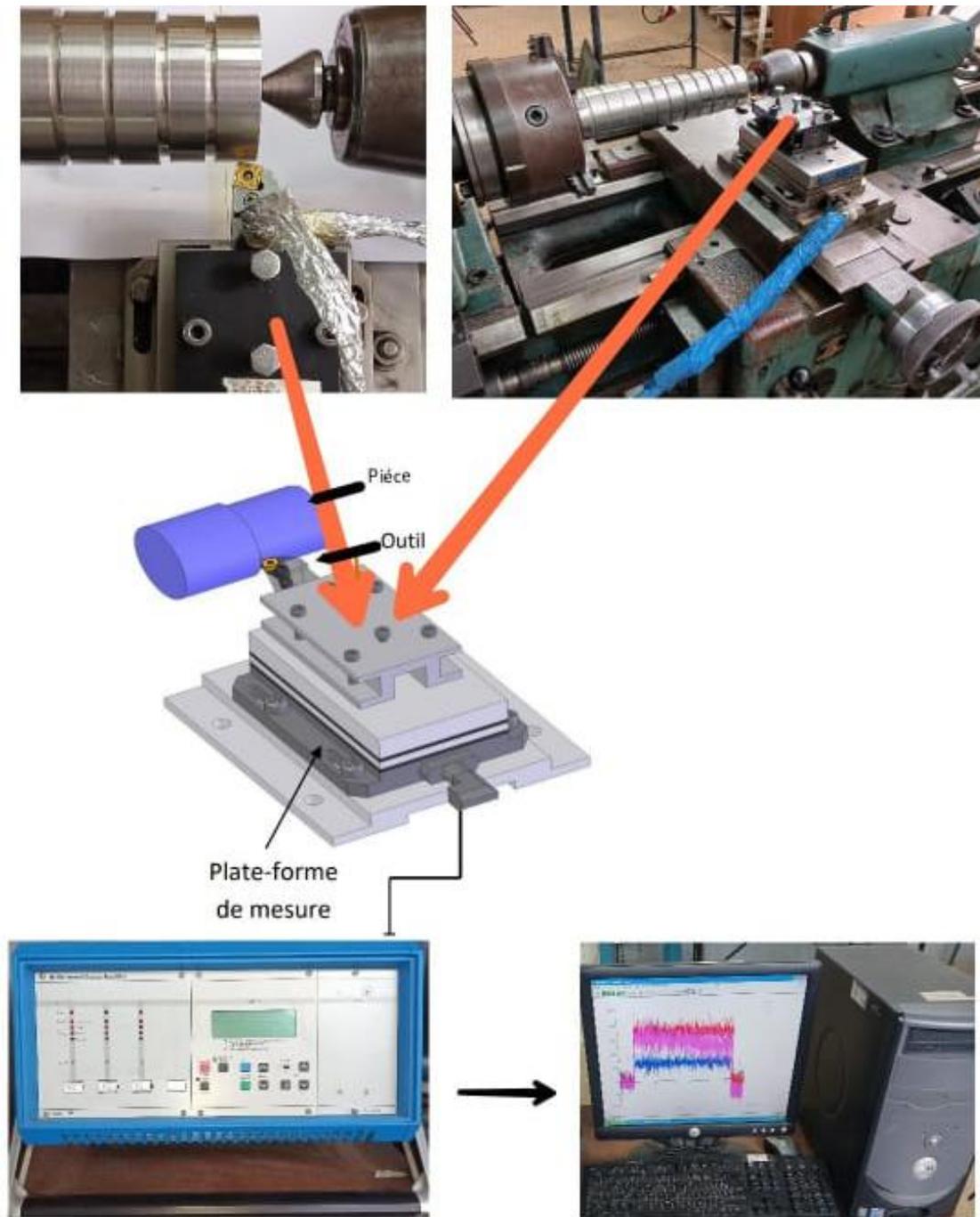


Figure II.6 Montage du dynamomètre et chaîne de mesure de l'effort de coupe.

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE

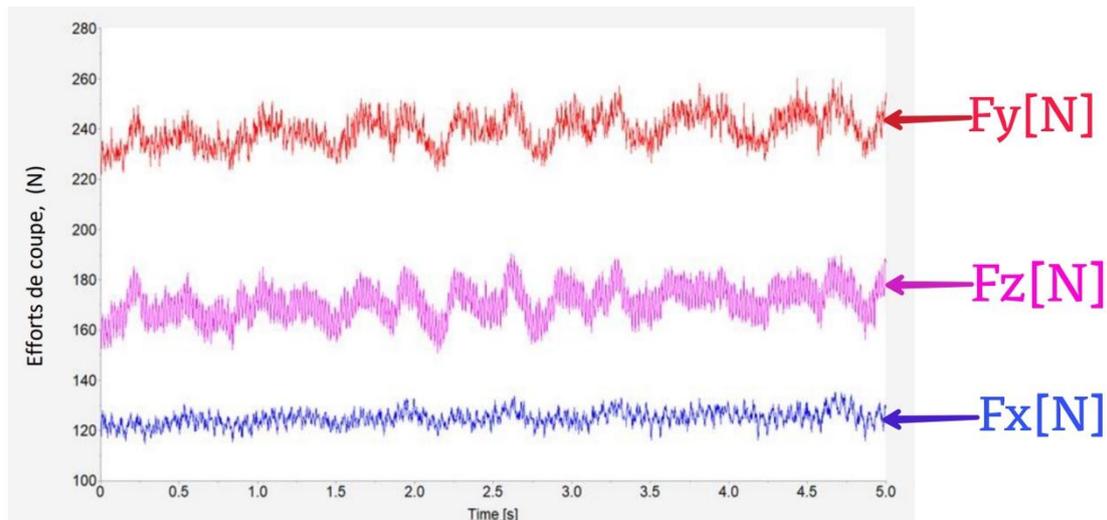


Figure II.7Exemple d'acquisition du logiciel « DYNOWARE »

II.2.5.3 Autres outils de mesure

- Appareil photo numérique : Utilisé pour documenter visuellement les configurations expérimentales et les résultats.
- Pied à coulisse : Outil de mesure précis utilisé pour vérifier les dimensions des pièces usinées, avec une précision allant jusqu'à 0,01 mm.
- Logiciels Minitab 18 et Design-Expert 10 : Utilisés pour l'analyse statistique des données et la planification des expériences[20].

II.3 Planification des expériences

Dans le cadre de cette étude, la planification expérimentale est essentielle pour analyser l'impact des paramètres de coupe sur les performances de l'usinage. Les paramètres d'usinage considérés comme variables d'entrée sont la vitesse de coupe (V_c), l'avance par tour (f) et la profondeur de coupe (a_p). Les variables de sortie mesurées incluent l'effort de coupe (F_z), la rugosité de surface (R_a) et le taux d'enlèvement de matière (MRR)(Voir tableau II-2).

Pour structurer les expériences de manière systématique et obtenir des résultats fiables, la méthode de planification expérimentale de Taguchi a été adoptée. Plus précisément, un plan orthogonal L9 a été choisi, permettant de minimiser le nombre d'expériences nécessaires tout en explorant efficacement l'espace des paramètres.

Les niveaux choisis pour chaque paramètre de coupe sont les suivants, basés sur les recommandations du catalogue Sandvik :

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE

Les paramètres d'entrée

- Vitesse de coupe (V_c) : 300 ,250 ,200 m/min
- Avance par tour (f) : 0.16 ,0.12 ,0.08 mm/tr
- Profondeur de coupe (a_p) : 0.45 ,0.3 ,0.15 mm

Paramètres de performance

- Rugosité $R_a(\mu\text{m})$
- Efforts de coupe $F_z(\text{N})$
- Débit de copeaux MRR (cm^3/min)

Tableau II-2 :le plan d'expériences

N°	V_c (m/min)	f (mm/tr)	a_p (mm)
1	90	0,08	0,3
2	90	0,16	0,6
3	90	0,24	0,9
4	180	0,08	0,6
5	180	0,16	0,9
6	180	0,24	0,3
7	350	0,08	0,9
8	350	0,16	0,9
9	350	0,24	0,6

II.4 Conclusion

Ce chapitre a présenté en détail la méthodologie expérimentale adoptée pour évaluer l'impact des paramètres de coupe sur les performances d'usinage de l'acier inoxydable AISI 304. Nous avons décrit les équipements et les matériaux utilisés, ainsi que les techniques de mesure et les conditions expérimentales.

Les principaux équipements comprenaient une machine-outil précise, des plaquettes de coupe spécialisées, et des appareillages de mesure sophistiqués tels que le rugosimètre et le dynamomètre. La planification des expériences a été

CHAPITRE II : PARTIE EXPERIMENTALE

soigneusement conçue en utilisant la méthode de Taguchi pour garantir une exploration efficace des paramètres de coupe tout en minimisant le nombre d'essais nécessaires.

L'approche systématique et rigoureuse adoptée dans cette étude permet d'assurer la fiabilité et la reproductibilité des résultats obtenus. Les données collectées fourniront une base solide pour l'analyse et l'optimisation des processus de fabrication, contribuant ainsi à améliorer la qualité des pièces usinées et à réduire les coûts de production.

En résumé, cette étude offre une compréhension approfondie des effets des paramètres de coupe sur la rugosité de surface, l'effort de coupe et le taux d'enlèvement de matière, et propose des recommandations pratiques pour l'optimisation des conditions d'usinage de l'acier inoxydable AISI 304.

CHAPITRE III :

ANALYSES STATISTIQUES DES RESULTATS EXPERIMENTALE

III.1- Introduction

Ce chapitre se consacre à la présentation détaillée des résultats de l'étude expérimentale menée pour évaluer l'impact des paramètres de coupe sur plusieurs indicateurs de performance du processus d'usinage. Les paramètres de coupe étudiés comprennent la vitesse de coupe (V_c), l'avance par tour (f) et la profondeur de passe (a_p). Les réponses mesurées dans cette étude sont la rugosité de surface (R_a), la force de coupe tangentielle (F_z) et le débit de copeaux (MRR).

L'objectif principal de cette analyse est de comprendre comment ces paramètres de coupe influencent les réponses technologiques mentionnées et d'établir des modèles mathématiques robustes pour prédire ces réponses en fonction des paramètres de coupe. Les données expérimentales ont été traitées et analysées à l'aide du logiciel Minitab 18, permettant ainsi de développer des modèles mathématiques précis et d'effectuer une analyse de la variance (ANOVA) pour évaluer l'influence relative de chaque paramètre ainsi que leurs interactions.

III.2 Résultats expérimentaux

Les valeurs des paramètres de réponse, à savoir la rugosité de surface (R_a), la composante tangentielle de la force de coupe (F_z) et le débit (MRR) des copeaux, sont présentées dans le tableau III.1. Il est important de noter que les valeurs de (R_a) et de (F_z) sont mesurées directement lors des expériences, tandis que le (MRR) est calculé selon l'équation (III-1) mentionnées ci-dessus:

$$\text{MRR}[\text{Cm}^3/\text{min}] = V_c[\text{m}/\text{min}] \times f[\text{mm}/\text{tr}] \times a_p[\text{mm}](\text{III-1})$$

Tableau III.1 : Résultats expérimentaux de Ra, Fz et MRR

N°	Parameters d'usinage			Réponses		
	Vc	f	ap	Ra	Fz	MRR
	(m/min)	(mm/tr)	(mm)	(μm)	(N)	(Cm^3/min)
1	90	0,08	0,3	0,82	92,31	2,16
2	90	0,16	0,6	1,99	214	8,64
3	90	0,24	0,9	2,39	538,58	19,44
4	180	0,08	0,6	1	147,89	8,64
5	180	0,16	0,9	1,61	325,18	25,92
6	180	0,24	0,3	3,32	190,84	12,96
7	350	0,08	0,9	1,36	177,43	25,2
8	350	0,16	0,9	1,58	300,32	50,4
9	350	0,24	0,6	3,19	300,03	50,4

III.3 Analyse ANOVA

ANOVA est une méthode statistique qui permet de déterminer l'interaction individuelle de tous les facteurs contrôlés dans un plan d'expérience. Dans notre étude en utilise l'ANOVA pour analyser les effets des paramètres d'entrés (vitesse de coupe, l'avance, et la profondeur de passe) sur les deux réponses étudiées (la rugosité de surface et l'effort de coupe).

Cette analyse a été réalisée avec un intervalle de confiance de 95% (pourcentage de signification : $\alpha = 0.05$). La dernière colonne du tableau montre la valeur de contribution en pourcentage, de chaque paramètre, ce qui indique le degré d'influence sur la performance du processus [20].

III.3.1 Analyse de la Variance

Les résultats présentés dans le tableau III.1 sont analysés à l'aide du logiciel Mintab18, en appliquant l'analyse de la variance ANOVA, cette analyse est réalisée pour une signification ajustée de 5%, c.-à-d. pour un niveau de confiance de 95%.

III.3.2 Analyse de la rugosité Ra

Le tableau III.2 présente les résultats de l'analyse de la variance (ANOVA) pour le critère de rugosité (Ra). Il est clair que la vitesse d'avance (f) est le facteur le plus influent, avec une contribution de **85,47%**.

Tableau III.2 Analyse de l'ANOVA pour le critère de rugosité (Ra)

Source	Df	Sum of squares	Con%	CM ajust	Valeur F	Valeur de p	Observations
Modèle	3	5,9576	93,37%	1,98588	23,49	0,002	Signifiant
Linéaires	3	5,9576	93,37%	1,98588	23,49	0,002	Signifiant
Vc	1	0,1239	1,94%	0,31154	3,68	0,113	Non signifiant
f	1	5,4531	85,47%	5,45307	64,50	0,000	Signifiant
ap	1	0,3807	5,97%	0,38068	4,50	0,087	Non signifiant
Erreur	5	0,4227	6,63%	0,08454			
Total	8	6,3804	100,00%				

Dans la figure (III-1), les effets moyens des paramètres de coupe sur la rugosité (Ra) sont présentés. Il est observé que l'effort de coupe (f) exerce la plus grande influence sur la rugosité (Ra), étant donné qu'il présente la pente la plus importante, puis la vitesse de coupe (Vc), et enfin par l'avance (ap).

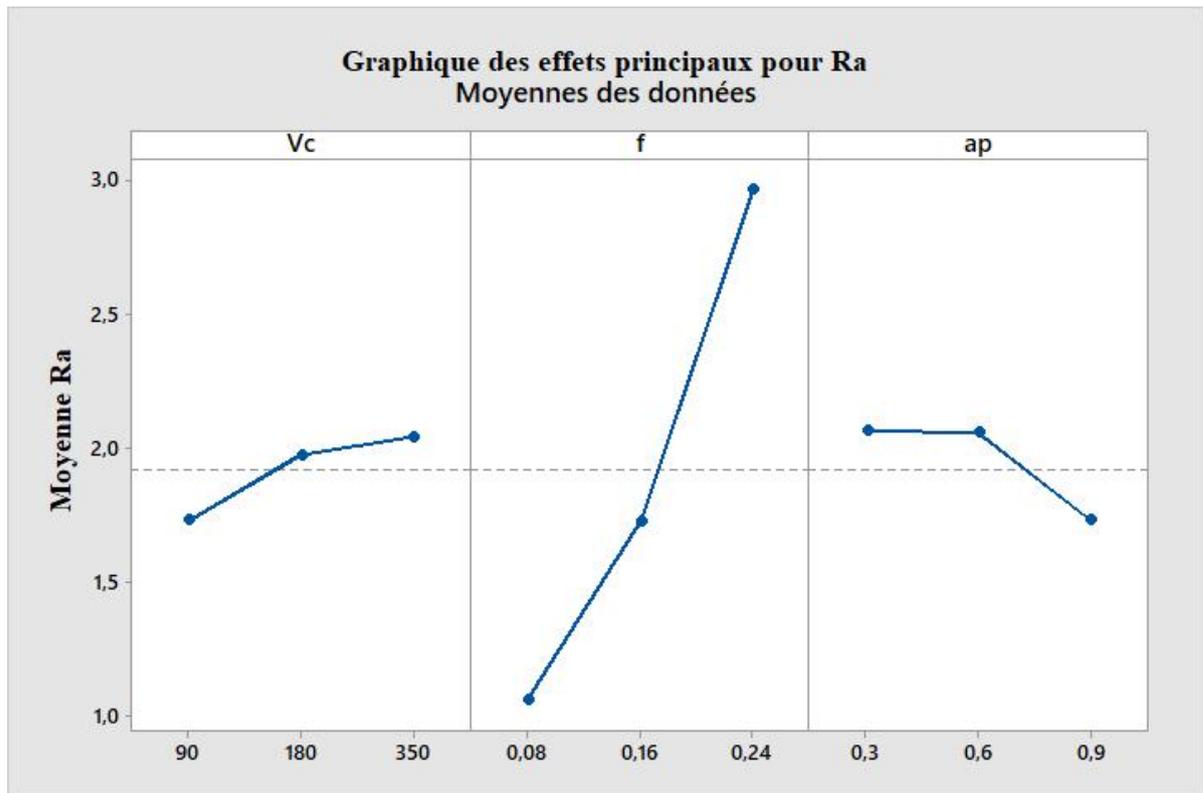


Figure III.1 Diagramme des effets principaux sur Ra

Cette observation montre que l'augmentation de (f) entraîne une détérioration de la rugosité de la surface usinée (Ra augmente considérablement), tandis que l'augmentation de la vitesse de coupe entraîne une légère amélioration de la rugosité de la surface. Enfin, l'impact de la profondeur de passe sur (Ra) n'est pas significatif.

III.3.2.1 Modèle mathématique de (Ra)

Méthodologie des surface de réponse (MSR)

MSR est une combinaison des techniques statistiques et mathématiques utiles pour le développement, l'amélioration et l'optimisation des processus elle est largement utilisée dans le monde industriel, particulièrement lorsque plusieurs variables d'entrée influencent les résultats (les variables de sortie). La méthodologie de surface de réponse est connue sous d'autres noms, par exemple « modèle de régression polynomiale » ou « modèle polynomial ». Dans la suite de cette section, on présente la construction du modèle, puis ses méthodes de validation. Dans cette méthodologie, les modélisations de la fonction réponse peuvent également servir de base à la recherche de conditions optimales. On parle alors d'optimisation indirecte.

CHAPITRE III : ANALYSES STATISTIQUES DES RESULTATS EXPERIMENTALE

L'optimisation d'une réponse ou la recherche d'un compromis entre plusieurs réponses consiste à définir un réglage des facteurs permettant de satisfaire au mieux les exigences énoncées en termes de réponse. La modélisation d'une surface de réponse s'appuie sur l'analyse de la variation des résultats d'essais obtenus suite à un plan d'expérience[21].

L'équation (III.2) exprime le modèle mathématique de la rugosité moyenne arithmétique (Ra) en incluant tous les facteurs principaux et leurs interactions. $R^2=93.37\%$

$$Ra = 0,254 + 0,001863 Vc + 11,92 f - 0,942 ap \dots\dots\dots(III.2)$$

III.3.2.2 Représentation 3D de Ra

La figure III.2 confirme l'importance de l'impact de (f) et (Vc) sur l'évolution de (Ra); en effet, plus les valeurs de (f) et (Vc) augmentent, plus la valeur de (Ra) augmente avec elles.. Ces observations concordent avec les résultats de l'analyse de variance (ANOVA).

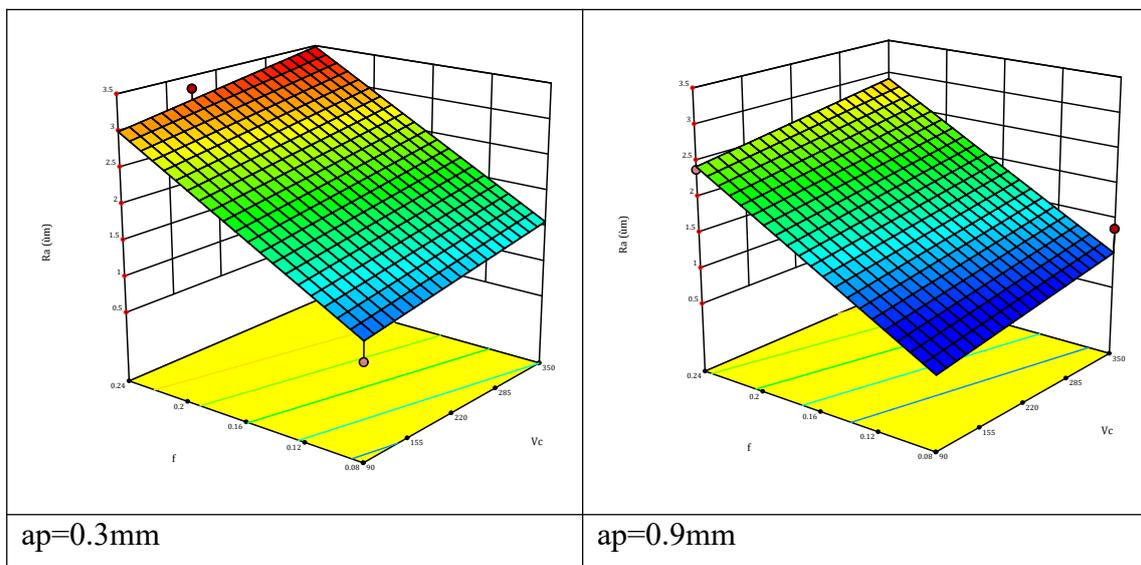


Figure III.2 Diagrammes de surface 3D de Ra en fonction de (Vc) et (f)

III.3.3 Analyse de l'effort tangentiel (Fz)

L'analyse de variance (ANOVA) pour la composante de l'effort tangentiel (Fz), comme indiqué dans le tableau III.3, révèle que la profondeur de passe est le facteur qui a un effet important sur (Fz), suivie par l'avance (f), avec des contributions

CHAPITRE III :ANALYSES STATISTIQUES DES RESULTATS EXPERIMENTALE

de **47,81%** et **44,83%** respectivement. Ensuite, vient la vitesse de coupe (V_c) avec une contribution faible de **0,16%**.

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

Source	Df	Sum of squares	Con%	CM ajust	Valeur F	Valeur de p	Observations
Modèle	3	129145	92,80%	43048	21,47	0,003	Signifiant
Linéaires	3	129145	92,80%	43048	21,47	0,003	Signifiant
V_c	1	220	0,16%	12262	6,11	0,056	Non signifiant
f	1	62387	44,83%	62387	31,11	0,003	Signifiant
ap	1	66538	47,81%	66538	33,18	0,002	Signifiant
Erreur	5	10027	7,20%	2005			
Total	8	139172	100,00%				

la figure III-6 illustre les effets principaux des paramètres du régime de coupe sur l'effort tangentiel (F_z). Selon cette représentation, l'augmentation de la section du copeau ($f \times ap$) entraîne une augmentation de la composante tangentielle de l'effort de coupe. En revanche, l'augmentation de la vitesse de coupe (V_c) semble contribuer légèrement à la diminution de (F_z).

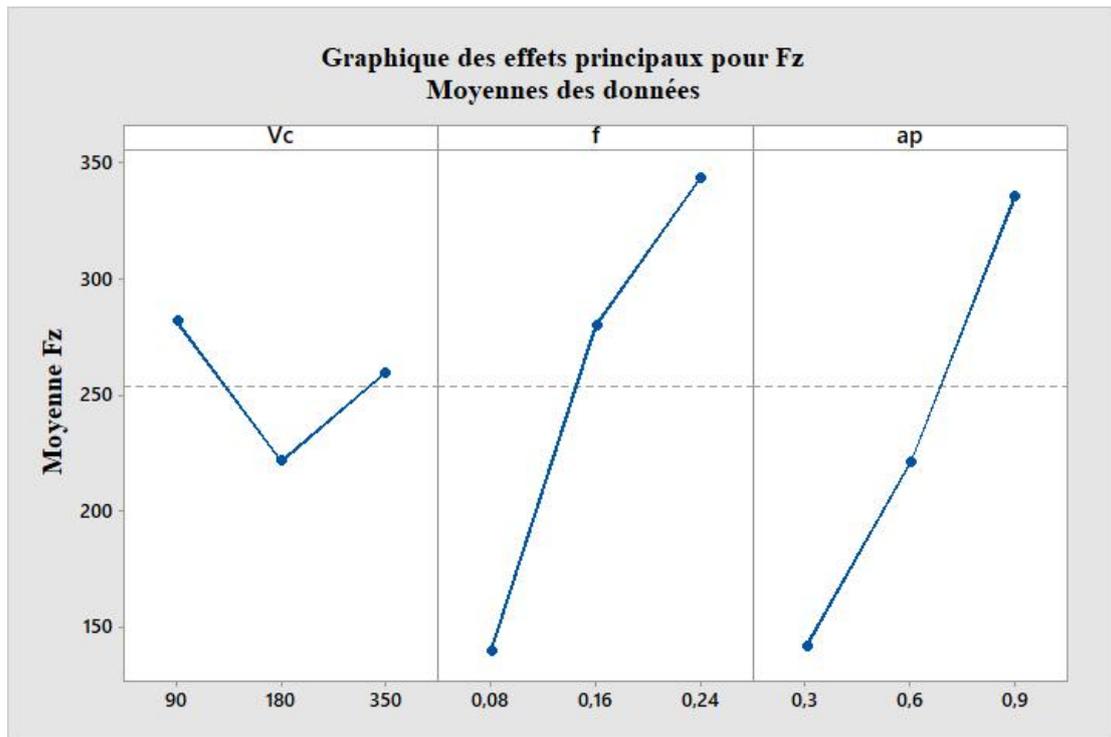


Figure III.4 Diagramme des effets principaux sur (Fz)

III.3.3.1 Equation de régression pour l'effort de coupe (Fz)

L'équation (III.3) exprime le modèle mathématique de l'effort de coupe Fz en incluant tous les facteurs principaux et leurs interactions. $R^2=92.80\%$

$$Fz = -136,0 - 0,370 Vc + 1275 f + 393,7 ap \dots \dots \dots (III.3)$$

III.3.3.2 Diagrammes de surfaces 3D et graphique de Contour

La figure III.3 illustrent l'importance de l'effet de f et Vc sur Fz, montrant que plus la valeur de f augmente, plus Fz augmente, tandis que plus la valeur de Vc augmente, plus Ra diminue.. Ces observations concordent avec les résultats de l'analyse de variance (ANOVA).

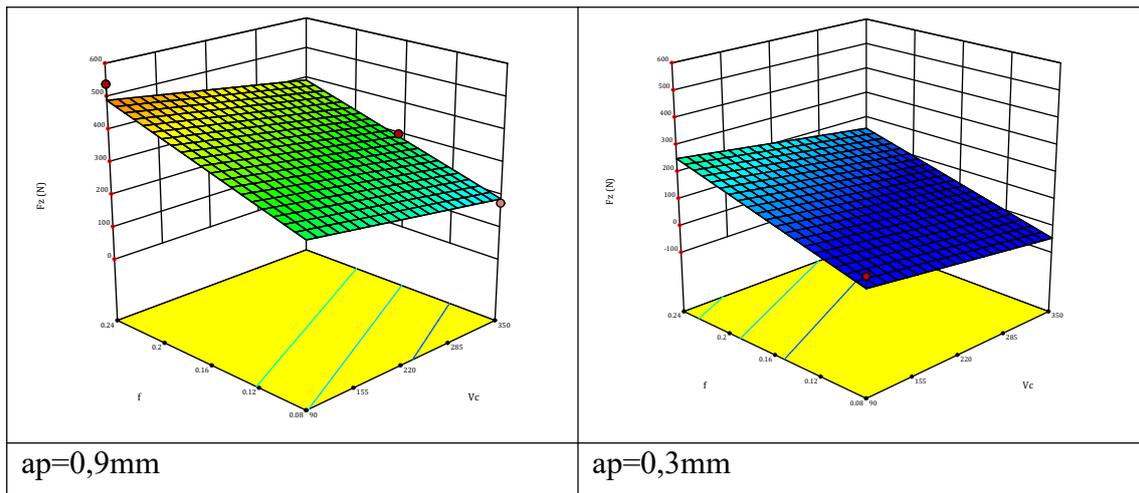


Figure III.4 Diagrammes de surface 3D de(F_z) en fonction de (f) et (V_c)

III.4 Conclusion

Ce chapitre se concentre sur la détermination du degré d'influence des paramètres, notamment la vitesse de coupe (V_c), l'avance par tour (f) et la profondeur de coupe (ap). Nous examinons la rugosité R_a , la force de coupe (F_z) et le débit de copeaux (MRR). Il a permis de développer des modèles mathématiques de prédiction et d'ajuster tous les paramètres. L'analyse de variance (ANOVA) réalisée avec le programme Minitab 18 a révélé que pour la rugosité R_a , l'avance par tour est le facteur le plus déterminant, bien que la vitesse et la profondeur de coupe n'aient pas un effet significatif. En ce qui concerne la force de coupe transversale (F_z), tous les éléments du système de coupe ont un impact significatif, avec la profondeur de coupe (ap) en première position, suivie de l'avance par tour (f) et enfin de la vitesse de coupe (V_c). Dans le cas du débit de copeaux MRR, tous les paramètres sont présents et influents, notamment la vitesse de coupe (V_c), la profondeur de coupe (ap) et l'avance par tour (f). Les interactions (V_c*f), (V_c*ap) et ($f*ap$) sont moins importantes, tandis que les produits n'ont pas d'effet significatif.

CHAPITRE IV :

Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

IV. 1 Introduction

Dans le domaine de l'usinage, la sélection des paramètres de coupe appropriés est cruciale pour assurer la qualité et l'efficacité du processus, en particulier lors du travail avec des matériaux complexes comme l'AISI 304. L'objectif de ce travail est de déterminer l'effet des méthodes de normalisation sur les résultats de quelques méthodes de décision multicritère (MCDM) lors de la sélection de ces paramètres de coupe. Les méthodes MCDM sont des outils essentiels largement utilisés pour résoudre des problèmes de décision impliquant des critères multiples et souvent conflictuels. Elles incluent plusieurs étapes méthodiques pour choisir l'alternative optimale en fonction d'un ensemble de critères définis.

Parmi les méthodes courantes de MCDM, on retrouve la méthode MARCOS, COPRAS, VIKOR, TOPSIS et MOORA. Chacune de ces méthodes se distingue par son approche unique pour analyser et évaluer les alternatives selon des critères spécifiques. MARCOS mesure les performances des alternatives par rapport aux meilleures et pires valeurs possibles, tandis que COPRAS normalise les données pour calculer les proportions de performance en distinguant les critères à maximiser et à minimiser. VIKOR trouve le meilleur compromis entre des critères conflictuels en normalisant les valeurs et en se concentrant sur le classement basé sur des valeurs de compromis. TOPSIS classe les alternatives selon leur proximité à la solution idéale et leur éloignement de la solution non idéale en normalisant les valeurs et en calculant les distances.

Enfin, MOORA analyse les ratios de performance des alternatives en normalisant les valeurs et en additionnant les ratios pondérés pour déterminer un classement final. Ces méthodes aident à identifier la meilleure alternative en tenant compte de multiples critères, soulignant ainsi l'importance de la normalisation dans le processus décisionnel.

IV.2 Méthodes MCDM utilisées

IV.2.1 MARCOS

La base de Marcos est en effet une méthode importante en analyse des systèmes biomédicaux. Elle permet d'évaluer la capacité d'un système biologique à maintenir son équilibre face à des perturbations. C'est un outil précieux pour comprendre la résilience et la stabilité des systèmes biologiques[22].

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Étape 1 : Matrice de décision initiale étendue

Il est supposé que la décision est prise parmi "m" alternatives et "n" critères. La matrice étendue est une combinaison de la matrice primaire et des solutions idéales ainsi qu'anti-idéales comme suit :

$$X^G = \begin{matrix} & C_1 & C_2 & \cdots & C_n \\ A_1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ A_2 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ A_m & x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \\ AI & x_{ai1} & x_{ai2} & \cdots & x_{ain} \\ AAI & x_{aa1} & x_{aa2} & \cdots & x_{aan} \end{matrix} \quad (IV-1)$$

L'indice fait référence à la valeur de décision liée à l'évaluation de la $i^{\text{ème}}$ alternative par rapport au $j^{\text{ème}}$ critère. Les solutions idéales et anti-idéales sont désignées par AI et AAI respectivement. La solution idéale est la valeur minimale parmi les différentes alternatives en ce qui concerne les critères bénéfiques. Si c'est un critère de coût, la solution idéale serait la valeur maximale. Pour la solution anti-idéale, le processus est tout à fait inverse. Maximum pour les critères bénéfiques et valeur minimale pour les critères de coût.

Étape 2 : Normalisation

La matrice normalisée est calculée par rapport à la solution idéale comme suit :

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{x_{ai}} \quad \text{pour les critères bénéfiques} \quad (IV-2)$$

$$n_{ij} = \frac{x_{ai}}{x_{ij}} \quad \text{pour les critères de coût.} \quad (IV-3)$$

La normalisation est appliquée à la matrice étendue et les solutions AAI et AI sont également prises en compte dans le processus de normalisation.

Étape 3 : Matrice pondérée

$V = [v_{ij}]_{m \times n}$ La matrice pondérée est calculée en fonction des poids des critères comme suit :

$$v_{ij} = n_{ij} \times w_j \quad (IV-4)$$

Les valeurs pondérées sont calculées pour la matrice étendue.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Étape 4 : Degré d'utilité

Les degrés d'utilité sont calculés pour toutes les alternatives en fonction des valeurs de la solution idéale et anti-idéale comme suit :

$$S_i = \sum_j v_{ij} \rightarrow K_i^- = \frac{S_i}{s_{aai}}, K_i^+ = \frac{S_i}{s_{ai}} \quad (\text{IV-5})$$

Étape 5 : Fonction d'utilité

Différentes fonctions d'utilité positives et négatives sont calculées en fonction des valeurs d'utilité. Cependant, la fonction d'utilité est calculée en fonction des valeurs et des fonctions d'utilité comme suit :

$$f(K_i^-) = \frac{K_i^+}{K_i^+ \times K_i^-} \text{ et } f(K_i^+) = \frac{K_i^+}{K_i^- \times K_i^+} \quad (\text{IV-6})$$

$$f(K_i) = \frac{K_i^+ + K_i^-}{1 + \frac{1-f(K_i^+)}{f(K_i^+)} + \frac{1-f(K_i^-)}{f(K_i^-)}} \quad (\text{IV-7})$$

Étape 6 : Classement

Le classement des alternatives est basé sur la fonction d'utilité dérivée de l'étape 5 de la méthodologie.

IV.2.2 COPRAS

La méthode COPRAS (COmplex PROportional ASsessment) est une approche utilisée pour la prise de décision multicritère. Elle vise à évaluer et à classer les alternatives en fonction de plusieurs critères. COPRAS a été développée par Zavadskas et Turskis en 2008[23].

Étape 1 :

Définir la matrice de décision initiale, X.

$$X = [x_{ij}]_{m \times n} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (\text{IV-8})$$

où x_{ij} est la valeur d'évaluation de la $i^{\text{ème}}$ alternative par rapport au $j^{\text{ème}}$ critère, m est le nombre d'alternatives et n est le nombre de critères.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Étape 2 :

Normalisation de la matrice de décision en utilisant l'équation suivante :

$$R = [r_{ij}]_{m \times n} = x_{ij} \setminus \sum_{i=1}^m x_{ij} \quad (\text{IV-9})$$

Étape 3 :

Détermination de la matrice de décision normalisée pondérée, D, en utilisant l'équation suivante :

$$D = [y_{ij}]_{m \times n} = r_{ij} \cdot w_j \quad i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n \quad (\text{IV-10})$$

où r_{ij} est la valeur de performance normalisée de la $i^{\text{ème}}$ alternative sur le $j^{\text{ème}}$ critère et w_j est le poids du $j^{\text{ème}}$ critère. La somme des valeurs normalisées pondérées de chaque critère est toujours égale au poids pour ce critère :

$$\sum_{i=1}^m y_{ij} = w_j \quad (\text{IV-11})$$

Étape 4 :

Dans cette étape, les sommes des valeurs normalisées pondérées sont calculées pour les critères bénéfiques et non bénéfiques en utilisant les équations suivantes :

$$S_{+i} = \sum_{j=1}^m y_{ij}, S_{-i} = \sum_{j=1}^n y_{-ij} \quad (\text{IV-12})$$

où y_{+ij} et y_{-ij} sont les valeurs normalisées pondérées pour les critères bénéfiques et non bénéfiques, respectivement.

Étape 5 :

Détermination des significations relatives des alternatives, Q_i , en utilisant l'équation suivante :

$$Q_{-i} = S_{+i} + \frac{S_{-min} \sum_{j=1}^m S_{-i}}{S_{-i} \sum_{j=1}^m (S_{-min}/S_{-i})} \quad (\text{IV-13})$$

où S_{-min} est la valeur minimale de S_{-i} .

Étape 6 :

Calcul de l'utilité quantitative, U_i , pour l'alternative i en utilisant l'équation suivante :

$$U_i = \frac{Q_i}{Q_{max}} \cdot 100\% \quad (\text{IV-14})$$

Où Q_{max} est la valeur de signification relative maximale.

En conséquence de l'équation (IV-14), les valeurs d'utilité des alternatives candidates varient de 0 % à 100 %. Plus la valeur de U_i est élevée, plus la priorité de l'alternative est élevée. En se

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

basant sur les valeurs d'utilité des alternatives, un classement complet des alternatives concurrentes peut être obtenu.

IV.2.3 TOPSIS

TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) est une méthode de prise de décision multicritère utilisée pour sélectionner la meilleure alternative parmi un ensemble d'options, en se basant sur leur proximité à la solution idéale. L'idée principale de TOPSIS est de trouver une alternative ayant la plus grande similarité avec la solution idéale et la plus faible similarité avec la solution anti-idéale[24].

Étape 1: Construire la matrice de décision et déterminer le poids des critères.

Soit $X = (X_{ij})$ une matrice de décision et $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ un vecteur de poids,

où $x_{ij} \in R$, $w_j \in R$ et $w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$.

Les critères des fonctions peuvent être : des fonctions bénéfiques (plus c'est mieux) ou des fonctions coûts (moins c'est mieux).

Étape 2. Calculer la matrice de décision normalisée.

Cette étape transforme différentes dimensions d'attributs en attributs non dimensionnels, ce qui permet des comparaisons entre les critères. Étant donné que différents critères sont généralement mesurés dans différentes unités, les scores dans la matrice d'évaluation X doivent être transformés en une échelle normalisée. La normalisation des valeurs peut être effectuée par l'une des plusieurs formules normalisées connues. Certains des méthodes les plus fréquemment utilisées pour calculer la valeur normalisée n_{ij} sont les suivantes :

$$n_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij} - \min x_{ij}}{\max x_{ij} - \min x_{ij}} & \text{Pour minimisation} \\ \frac{\max x_{ij} - x_{ij}}{\max x_{ij} - \min x_{ij}} & \text{Pour maximisation} \end{cases} \quad (\text{IV-15})$$
$$i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$$

Étape 3. Calculer la matrice de décision normalisée pondérée.

La valeur normalisée pondérée v_{ij} est calculée de la manière suivante :

$$v_{ij} = w_j n_{ij} \quad i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n \quad (\text{IV-16})$$

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

où w_j est le poids du $j^{\text{ème}}$ critère, $\sum_{j=1}^n w_j = 1$

Étape 4. Déterminer les solutions idéales positives et négatives.

Identifiez l'alternative idéale positive (performance extrême sur chaque critère) et identifiez l'alternative idéale négative (performance inverse extrême sur chaque critère). La solution idéale positive est celle qui maximise les critères de bénéfice et minimise les critères de coût, tandis que la solution idéale négative maximise les critères de coût et minimise les critères de bénéfice. La solution idéale positive A^+ a la forme :

$$A^+ = (v_1^+, v_2^+, \dots, v_n^+) = ((i \max v_{ij}/j \in I), (i \min v_{ij}/j \in J)) \quad (\text{IV-17})$$

La solution idéale négative A^- a la forme :

$$A^- = (v_1^-, v_2^-, \dots, v_n^-) = ((i \min v_{ij}/j \in I), (i \max v_{ij}/j \in J)) \quad (\text{IV-18})$$

où I est associé aux critères bénéfiques et J aux critères de coût.

$$i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$$

Étape 5. Calculer les mesures de séparation par rapport à la solution idéale positive et à la solution idéale négative.

Dans la méthode TOPSIS, plusieurs métriques de distance peuvent être appliquées.

La séparation de chaque alternative par rapport à la solution idéale positive est donnée par:

$$d_1^+ = (\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^p)^{1/p} \quad (\text{IV-19})$$
$$i = 1, \dots, m$$

La séparation de chaque alternative par rapport à la solution idéale négative est donnée par:

$$d_1^- = (\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^p)^{1/p} \quad (\text{IV-20})$$
$$i = 1, \dots, m$$

Pour $p \geq 1$. Pour $p = 2$, nous avons la métrique euclidienne n-dimensionnelle traditionnellement la plus utilisée.

$$d_1^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2} \quad i = 1, \dots, m \quad (\text{IV-21})$$

$$d_1^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2} \quad i = 1, \dots, m \quad (\text{IV-22})$$

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Étape 6. Calculer la proximité relative par rapport à la solution idéale positive.

La proximité relative de l'alternative A_j par rapport à A^+ est définie comme suit :

$$R_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+} \quad (\text{IV-23})$$
$$0 \leq R_i \leq 1, i = 1, \dots, m$$

Étape 7. Classer l'ordre de préférence ou sélectionner l'alternative la plus proche de 1.

Un ensemble d'alternatives peut maintenant être classé par ordre décroissant de la valeur de R_i .

IV.2.4 VIKOR

La méthode VIKOR (VIse Kriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje) est une méthode multicritère d'analyse de décision développée par Opricovic et Tzeng en 2004. Cette méthode est utilisée pour prendre des décisions en présence de critères conflictuels et pour identifier les alternatives les plus efficaces par rapport à un ensemble de critères préétablis.[25]

Étape 1 : Définir les critères de prise de décision.

La première étape consiste à définir les critères utilisés pour prendre des décisions. Cinq attributs du vendeur sont sélectionnés comme considération dans la sélection.

Étape 2 : Créer une matrice de décision (F) basée sur les alternatives existantes et les critères.

Dans cette étape, chaque alternative et critère est disposé sous forme de matrice de décision (F), où A_i représente l'alternative i^{th} (pour $i = 1, 2, 3, \dots, n$), et C_{nx} représente le critère j (pour $j = 1, 2, 3, \dots, m$). x_{ij} est la réponse de l'alternative i dans le critère j .

$$F = \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \dots \\ A_M \end{matrix} \begin{bmatrix} C_{x1} & C_{x2} & \dots & C_{xn} \\ x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (\text{IV-24})$$

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Étape 3 : Normaliser la matrice

Créer une matrice normalisée en déterminant les valeurs positives f_j^* et négatives f_j^- comme solution idéale pour chaque critère, selon l'équation suivante :

- Si les critères appartiennent à la catégorie bénéfique, alors utiliser la fonction suivante :

$$f_j^* = \max_j f_{ij} \text{ et } f_j^- = \min_j f_{ij}$$

- Si les critères appartiennent à la catégorie coût, alors utiliser la fonction suivante :

$$f_j^* = \min_j f_{ij} \text{ et } f_j^- = \max_j f_{ij}$$

où i représente l'ordre de l'alternative $i = 1, \dots, m$ et j représente l'ordre des critères $j = 1, \dots, n$.

Étape 4 : Calculer la mesure d'utilité S et les mesures de regret R de chaque alternative.

$$S_i = \sum_{j=1}^n W_j \frac{(f_j^* - f_{ij})}{(f_j^* - f_j^-)} \quad (\text{IV-25})$$

$$R_i = \max_j \left[W_j \frac{(f_j^* - f_{ij})}{(f_j^* - f_j^-)} \right] \quad (\text{IV-26})$$

Où S_i est exprimé comme la valeur de la distance alternative à la solution idéale positive, R_i est la valeur de la distance alternative à la solution idéale négative, et W_j est la valeur de poids obtenue à partir des calculs avec une méthode aux choix..

Étape 5 : Calculer la valeur de l'indice VIKOR

$$Q_i = v \left[\frac{(S_i - S^*)}{(S^* - S^-)} \right] + (1 + v) \left[\frac{(R_i - R^*)}{(R^* - R^-)} \right] \quad (\text{IV-27})$$

Où S^* est $\max_i(S_i)$, S^- pour $\min_i(S_i)$, R^* est $\max_i(R_i)$, et R^- comme $\min_i(R_i)$, et v était un poids variant de 0 à 1 (généralement 0,5). Plus l'indice VIKOR (Q_i) est petit, meilleure est la solution alternative.

Étape 6 : Classer les alternatives.

Après le calcul de Q_i (étape 5), il y aurait trois types de classement : S_i , R_i , et Q_i . Les solutions de compromis étaient observées dans le classement Q_i .

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Étape 7 : Proposer une solution de compromis.

Enfin, la dernière étape mesure l'indice VIKOR minimum sur la base des conditions suivantes :

Condition 1 : Avantage acceptable, une différence entre Q_{A1} et Q_{A2} , le meilleur et le deuxième classement alternatif respectivement.

$$Q_{A1} - Q_{A2} \geq DQ \quad (\text{IV-28})$$

$$DQ = \frac{1}{(m-1)} \quad (\text{IV-29})$$

Condition 2 : Stabilité acceptable dans la prise de décision. Cette solution de compromis est stable dans le processus de prise de décision, ce qui peut être dû à : "vote à la majorité" (lorsque $vv > 0,5$), ou "par consensus" ($vv = 0,5$), ou "par veto" ($vv < 0,5$). Si l'une des conditions n'est pas satisfaite, une solution de compromis peut être proposée comme suit :

Alternatives Q_{A1} et Q_{A2} , si seule la condition de stabilité acceptable dans la prise de décision n'est pas satisfaite.

Choisissez les alternatives $Q_{A1}, Q_{A2}, \dots, Q_{Am}$, si la condition d'avantage acceptable n'est pas satisfaite ; Q_{Am} est l'alternative déterminée à partir de la relation.

$$Q_{(Am)} - Q_{(A1)} < DQ \quad (\text{IV-30})$$

Où m maximum est une alternative dont la position est "proche".

IV.2.5 MOORA

La méthode MOORA (Multi-Objective Optimization on the Basis of Ratio Analysis) est une technique de prise de décision multicritère développée par Brauers et Zavadskas en 2006. Cette méthode implique l'optimisation de plusieurs objectifs en utilisant une analyse de rapport. Le processus commence par la normalisation des valeurs des critères, suivie par le calcul de la somme pondérée des ratios normalisés. Ensuite, les alternatives sont classées en fonction de ces valeurs calculées[26].

Étape 1 : Créez une matrice de décision.

La matrice de décision est représentée sous forme de matrice X_{ij} , où i est égal à m , c'est-à-dire le nombre d'alternatives, tandis que j représente n le nombre de critères. L'équation (IV-31) est la représentation matricielle de la décision.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

$$x = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{m1} & X_{m2} & \dots & X_{mn} \end{bmatrix} \quad (\text{IV-31})$$

Étape 2 : Normalisez la matrice de décision.

Brauers (2008) conclut que pour ce dénominateur, la meilleure option est la racine carrée de la somme des carrés de chaque alternative par attribut.

Ce ratio peut être exprimé comme suit :

$$x_{ij}^* = x_{ij} / \sqrt{[\sum_{i=1}^m x_{ij}^2]} (j = 1, 2, \dots, n) \quad (\text{IV-32})$$

Étape 3 : Optimisez les attributs.

Pour l'optimisation multi-objectif, ces performances normalisées sont ajoutées en cas de maximisation (pour les attributs favorables) et réduites en cas de minimisation (pour les attributs non bénéfiques). Ensuite, le problème d'optimisation devient :

$$y_i = \sum_{j=1}^g x_{ij}^* - \sum_{j=g+1}^n x_{ij}^* \quad (\text{IV-33})$$

Où g est le nombre d'attributs à maximiser, $(n-g)$ est le nombre d'attributs à minimiser, et y_i est la valeur normalisée de l'alternative par rapport à tous les attributs. Dans certains cas, il est souvent observé que certains attributs sont plus importants que d'autres. Afin de donner plus d'importance à l'attribut, il peut être multiplié par le poids correspondant (le coefficient de signification).

Lorsque le poids de cet attribut est pris en compte, l'équation 3 est la suivante :

$$y_i = \sum_{j=1}^g w_j x_{ij}^* - \sum_{j=g+1}^n w_j x_{ij}^* (j = 1, 2, \dots, n) \quad (\text{IV-34})$$

Où w_j est le poids du $j^{\text{ème}}$ attribut, qui peut être déterminé en appliquant une méthode de calcul des poids.

Étape 4 :

La valeur de y_i peut être positive ou négative en fonction de son nombre maximal (attribut favorable) et minimal (attribut défavorable) dans la matrice de décision. Le rang ordinal de y_i montre la préférence finale. Ainsi, la meilleure alternative a la valeur y_i la plus élevée, tandis que la pire alternative a la valeur y_i la plus basse.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Le tableau 1 montre que la normalisation des données par la méthode de normalisation linéaire Max-Min est la plus couramment utilisée. Cela est également cohérent avec l'affirmation dans les études de A. Aytekin [15, 16]. Il peut être facilement expliqué que la méthode de normalisation linéaire ne sera pas possible s'il existe $x_{ij} = 0$ ou $\max(x_{ij}) = 0$. La méthode de normalisation linéaire par la somme sera également inutilisable s'il existe $x_{ij} = 0$. Dans un autre cas, lorsque $\max(x_{ij}) = 0$, la méthode de normalisation logarithmique ne sera également pas applicable. Alors que la méthode de normalisation linéaire Max-Min peut être utilisée pour n'importe quelle valeur de x_{ij} . Les méthodes de prise de décision multicritères utilisant la méthode de normalisation linéaire Max-Min incluent MARCOS et VIKOR. Par contre les méthodes COPRAS, TOPSIS et MOORA utilisent la méthode de normalisation vectorielle.

Tableau VI.1. Résumé les méthodes MCDM

Méthode	Abbréviation	Méthode de normalisation des données	Équation de normalisation des données		Référence
			Critère aussi grand que possible	Critère aussi petit que possible	
Mesure des alternatives et classement selon la solution de compromis	MARCOS	Normalisation linéaire	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max x_{ij}}$	$n_{ij} = \frac{\min x_{ij}}{x_{ij}}$	[22]
"Optimisation multicritère et solution de compromis"	VIKOR	Normalisation linéaire Max - Min	$n_{ij} = \frac{x_{ij} - \max x_{ij}}{\min x_{ij} - \max x_{ij}}$	$n_{ij} = \frac{x_{ij} - \min x_{ij}}{\max x_{ij} - \min x_{ij}}$	[23]
Technique de Préférence par Ordre de Similarité à la Solution Idéale	TOPSIS	Normalisation vectorielle	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$	[24]
Évaluation Proportionnelle Complexe	COPRAS	Normalisation vectorielle	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$	[25]
Évaluation proportionnelle complexe	MOORA	Normalisation vectorielle	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$	[26]

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

VI.3 Les méthodes de normalisation

La normalisation est un processus utilisé pour ajuster des valeurs mesurées sur différentes échelles à une échelle commune, souvent avant de faire des moyennes. Il existe diverses techniques de normalisation, chacune développée pour des objectifs ou des attentes spécifiques, en particulier dans le contexte des problèmes d'optimisation. Ces techniques incluent l'utilisation des valeurs maximales et minimales, la moyenne, l'écart type, des valeurs de référence et d'autres constantes pour transformer les données en une gamme ou une distribution standard. Le tableau 2 suivant contient les règles utilisées dans notre recherche[27].

Tableau VI.2: Les méthodes de normalisation

Notation	Techniques	Critères		Références
		de Maximisation	de Minimisation	
N1	Normalisation linéaire basée sur la somme	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}}$	$n_{ij} = \frac{1}{\sum_{i=1}^m \frac{1}{x_{ij}}}$	[28]
N2	Normalisation vectorielle	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$	$n_{ij} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{x_{ij}}\right)^2}}$	[29]
N3	Normalisation logarithmique	$n_{ij} = \frac{\ln x_{ij}}{\sum_{i=1}^m \ln x_{ij}}$	$n_{ij} = \frac{\ln \frac{1}{x_{ij}}}{\sum_{i=1}^m \ln \frac{1}{x_{ij}}}$	[29]
N4	Normalisation linéaire maximale	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}}$	$n_{ij} = 1 - \frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}}$	[30]
N5	Normalisation linéaire minimale	$n_{ij} = \frac{\min_i x_{ij}}{x_{ij}}$	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\min_i x_{ij}}$	[30]
N6	Normalisation sur l'intervalle 0-1 utilisant Max-Min	$n_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}}$	$n_{ij} = \frac{\max_i x_{ij} - x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}}$	[31]
N7	Normalisation de Jüttler-Körth	$n_{ij} = \frac{\max_i x_{ij} - x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}}$	$n_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}}$	[32]
N8	Normalisation stopp	$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{1 + x_{ij}}$	$n_{ij} = \frac{1}{1 + x_{ij}}$	[33]
N9	Normalisation non-linéaire (Peldschus)	$n_{ij} = \frac{\sqrt{x_{ij}}}{\sum_{i=1}^m \sqrt{x_{ij}}}$	$n_{ij} = \frac{1}{\sum_{i=1}^m \sqrt{\frac{1}{x_{ij}}}}$	[34]

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

N10	Normalisation de Weitendorf	$n_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}}$	$n_{ij} = \frac{\max_i x_{ij} - x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}}$	[35]
N11	Normalisation Z-Score	$n_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j}$	$n_{ij} = \frac{\bar{x}_j - x_{ij}}{s_j}$	[36]

Voici une explication de la raison du choix des différentes règles de normalisation pour un ensemble de méthodes de prise de décision multicritères (MCDM) telles que MARCOS, COPRAS, VIKOR, TOPSIS et MOORA, en précisant les objectifs de chaque règle de normalisation :

Normalisation linéaire basée sur la somme (N1) :

Raison du choix : Utilisée pour faire en sorte que la somme des valeurs pour chaque critère soit égale à 1. Cela est utile dans COPRAS et MOORA pour comparer les poids relatifs des critères.

Normalisation vectorielle (N2) :

Raison du choix : Utile dans TOPSIS pour calculer la distance aux solutions idéales (la meilleure et la pire).

Normalisation logarithmique (N3) :

Raison du choix : Utilisée pour réduire l'impact des valeurs très élevées dans un ensemble de données, comme dans MARCOS et VIKOR.

Normalisation linéaire maximale (N4) :

Raison du choix : Utile lorsque l'on souhaite déterminer le pourcentage de la valeur maximale, comme dans TOPSIS.

Normalisation linéaire minimale (N5) :

Raison du choix : Utilisée pour normaliser les valeurs par rapport à la valeur minimale, utile lorsque les petites valeurs sont préférables.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Normalisation sur l'intervalle 0-1 utilisant Max-Min (N6) :

Raison du choix : Transformer les valeurs dans une plage définie (0-1) pour faciliter la comparaison. Utile dans toutes les méthodes mentionnées.

Normalisation de Jüttler-Körth (N7) :

Raison du choix : Utilisée pour transformer les valeurs de manière à ce qu'elles soient toutes dans la même plage, utile dans MOORA.

Normalisation stopp (N8) :

Raison du choix : Aide à réduire l'impact des valeurs très élevées et rend les données plus cohérentes.

Normalisation non-linéaire (Peldschus) (N9) :

Raison du choix : Utilisée pour normaliser les valeurs de manière non linéaire, utile dans VIKOR.

Normalisation de Weitendorf (N10) :

Raison du choix : Semblable à N6 mais avec un accent sur la distribution uniforme des valeurs, utile dans MOORA et TOPSIS.

Normalisation Z-Score (N11) :

Raison du choix : Utilisée pour transformer les valeurs en scores Z, facilitant la comparaison statistique entre les différentes valeurs. Utile dans toutes les méthodes mentionnées.

VI. 4 Comparaison des méthodes MCDM

Une expérience de tournage comprend neuf essais expérimentaux. Lors de l'expérience, deux paramètres ont été sélectionnés pour investigation, à savoir Ra (μm) et MRR (mm^3/min). Les données de l'expérience sont présentées dans le Tableau 3. De plus, le critère pour Ra est d'être aussi petit que possible, et le critère pour MRR est d'être aussi grand que possible. La tâche de prise de décision multicritères consiste à déterminer la solution qui garantit simultanément un Ra minimal et un MRR maximal.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau VI.3: Données de l'expérience

N°	Ra(μm)	MRR(Cm^3/min)
1	0,82	2,16
2	1,99	8,64
3	2,39	19,44
4	1	8,64
5	1,61	25,92
6	3,32	12,96
7	1,36	25,2
8	1,58	50,4
9	3,19	50,4

VI. 4.1 Application de la méthode MARCOS

La formule (IV-1) est utilisée pour construire la matrice de décision. La valeur normalisée des critères (n_{ij}) est calculée selon les formules (IV-2) et (IV-3). La matrice v_{ij} est déterminée selon la formule (IV-4). La matrice S_i, K_i^- et K_i^+ est déterminée par la formule (IV-5). Les formules (IV-6) et (IV-7) sont utilisées pour trouver les valeurs de $f(K_i)$. Après avoir appliqué toutes Les méthodes de normalisation présentées dans le tableau 2, nous avons obtenu les résultats indiqués dans le tableau 5.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau VI.4: Résultats de la méthode MARCOS en utilisant les 11 méthodes de normalisation

Méthode de normalisation	Ra	MRR	Alternatives	Erreur relative Ra	Erreur relative MRR	Erreur relative totale
N1	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N2	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N3	1	8,64	4	0,219512195	0,828571429	0,524041812
N4	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N5	1	8,64	4	0,219512195	0,828571429	0,524041812
N6	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N7	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N8	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N9	3,19	50,4	9	2,890243902	0	1,445121951
N10	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N11	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634

Les résultats de classement selon les différentes méthodes de normalisation appliquées à la méthode MARCOS sont présentés dans la figure VI.1. D'après la figure VI.1, la normalisation des données par les méthodes N1, N2, N4, N6, N7, N8, N10 et N11 a donné le même classement, qui favorise l'alternative 8. Cette alternative permet d'obtenir une maximisation du MRR (0 % d'erreur relative) et un résultat acceptable pour Ra (92,68 % d'erreur relative), ce qui constitue une erreur relative totale de 46,34 %. En revanche, les méthodes N3 et N5 ont favorisé l'alternative 4, qui permet de produire une rugosité minimale (21,19 %) et un MRR avec une erreur relative de 82,85 %. Enfin, la méthode de normalisation N9 a favorisé l'alternative 9, qui maximise le MRR, mais la rugosité est loin d'être satisfaisante.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

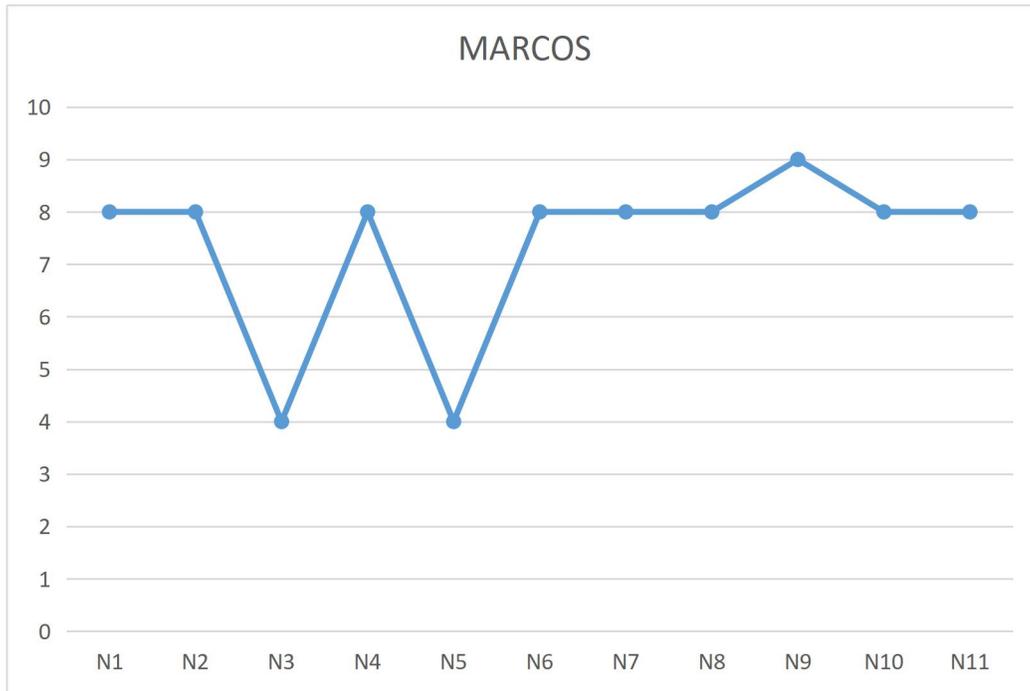


Figure IV.1 représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation

VI. 4.2 Application la méthode COPRAS

Pour construire la matrice de décision, on utilise la formule (IV-8). La formule (IV-9) est utilisée pour calculer la valeur normalisée des critères R_a . La détermination de la matrice D se fait selon les formules (IV-10) et (IV-11). Les matrices S_{+i} et Q_{-i} sont calculées en utilisant les formules (IV-12) et (IV-13). La formule (IV-14) est utilisée pour trouver la valeur de U_i . Après avoir appliqué toutes les règles de normalisation présentes dans le tableau 2, nous avons obtenu les résultats indiqués dans le tableau 6 pour le critère de maximisation et le tableau 7 pour le critère de minimisation.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau VI.5: Résultats de la méthode COPRAS en utilisant les 11 méthodes de normalisation (critères de maximisation)

Méthode de normalisation	Ra	MRR	Alternatives	Erreur relative Ra	Erreur relative MRR	Erreur relative totale
N1	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N2	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N3	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
N4	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N5	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
N6	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N7	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N8	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429
N9	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N10	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
N11	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634

N/A : Non applicable

Les résultats de classement selon les différentes méthodes de normalisation (cas de maximisation) appliquées à la méthode COPRAS sont présentés dans la figure VI.2. D'après la figure VI.2, la normalisation des données par les méthodes N1, N2, N4, N6, N7, N9 et N11 a donné le même classement, qui favorise l'alternative 8. Cette alternative permet d'obtenir une maximisation du MRR (0 % d'erreur relative) et un résultat acceptable pour Ra (92,68 % d'erreur relative), ce qui constitue une erreur relative totale de 46,34 %. En revanche, les méthodes N3,

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

N5 et N10 ne peuvent pas être appliquées. Enfin, la méthode de normalisation N8 a favorisé l'alternative 1, qui minimise Ra, mais le MRR est loin d'être satisfaisant.

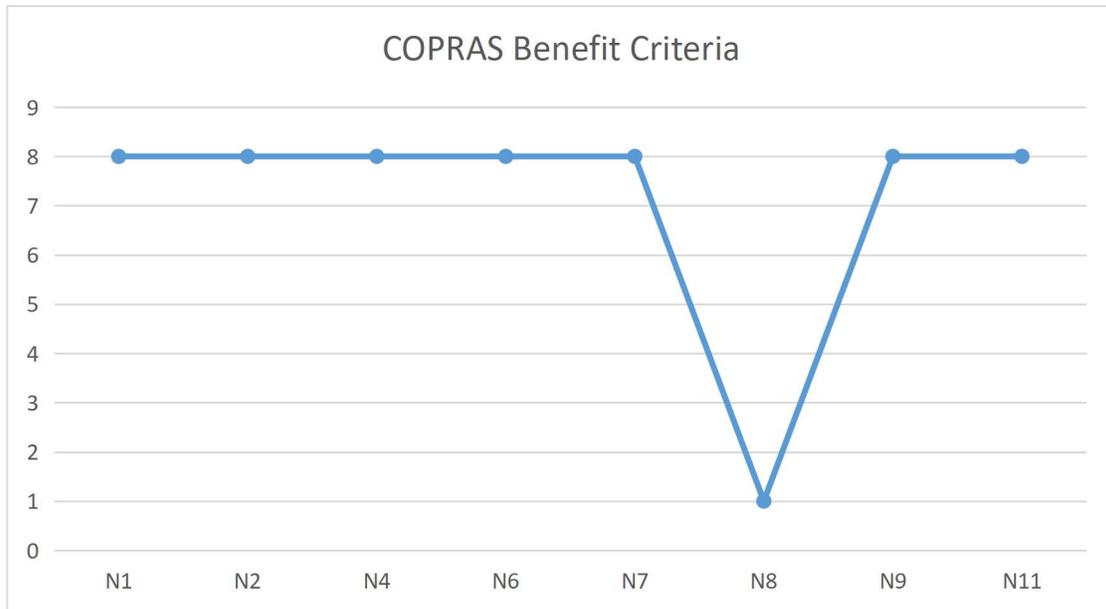


Figure IV.2 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau IV.6: Résultats de la méthode COPRAS en utilisant les 11 méthodes de normalisation (critères minimisation)

Méthode de normalisation	Ra	MRR	Alternatives	Erreur relative Ra	Erreur relative MRR	Erreur relative totale
N1	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429
N2	3,32	12,96	6	3,048780488	0,742857143	1,895818815
N3	1	8,64	4	0,219512195	0,828571429	0,524041812
N4	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
N5	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
N6	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N7	3,32	12,96	6	3,048780488	0,742857143	1,895818815
N8	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429
N9	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429
N10	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
N11	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429

N/A : Non applicable

Les résultats de classement selon les différentes méthodes de normalisation (cas de minimisation) appliquées à la méthode COPRAS sont présentés dans la figure VI.3. D'après la figure VI.3, seule la méthode N6 favorise l'alternative 8. En revanche, les méthodes N1, N8, N9 et N11 ont favorisé l'alternative 1. Cette alternative minimise Ra, mais le MRR est loin d'être satisfaisant. En revanche, les méthodes N2 et N7 ont favorisé l'alternative 6 avec une erreur relative totale de 189,58 %, ce qui est très élevé. Cela nous mène à conclure que ces deux méthodes de normalisation ne doivent pas être utilisées avec la méthode COPRAS. La méthode

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

N3 a favorisé l'alternative 4 qui produit une rugosité de 1 μm avec une erreur de 21,85 % et un MRR de 8,64 cm^3/mm avec une erreur de 82,85 %. Enfin, les méthodes N4, N5 et N10 ne peuvent pas être appliquées.

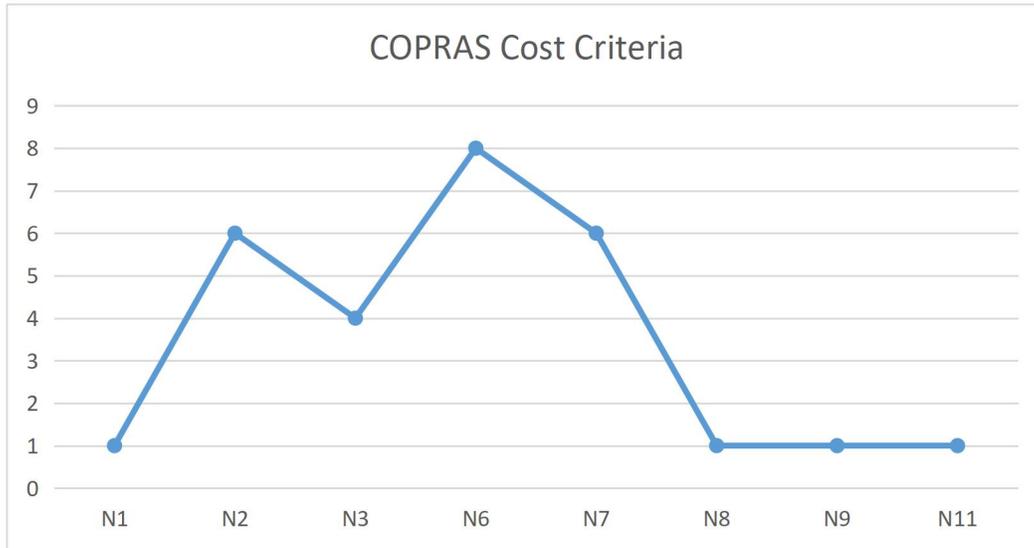


Figure IV.3 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation

VI. 4.3 Application de la méthode TOPSIS

Pour construire la matrice de décision et déterminer le poids des critères, la construction de la matrice de décision n_{ij} se fait à l'aide de la formule (IV-15). La valeur normalisée pondérée v_{ij} est calculée de la manière (IV-16). Les solutions idéales positives A^+ et A^- négatives sont déterminées par les formules (IV-17) et (IV-18). Les mesures de séparation par rapport à la solution idéale positive d_1^+ et à la solution idéale négative d_1^- sont calculées pour les formules (IV-19) et (IV-20), et. La proximité relative R_i de l'alternative par rapport à est définie comme (IV-23). Après avoir appliqué les règles de normalisation listées dans le tableau 2, nous avons obtenu les résultats du tableau 8 et 9.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau IV.7: Résultats de la méthode TOPSIS en utilisant les 11 méthodes de normalisation (critères maximisation)

Méthode de normalisation	Ra	MRR	Alternatives	Erreur relative Ra	Erreur relative MRR	Erreur relative totale
N1	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N2	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N3	1	8,64	4	0,219512195	0,828571429	0,524041812
N4	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N5	1	8,64	4	0,219512195	0,828571429	0,524041812
N6	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N7	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N8	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N9	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N10	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N11	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634

Les résultats de classement selon les différentes méthodes de normalisation (cas de maximisation) appliquées à la méthode TOPSIS sont présentés dans la figure VI.4. D'après la figure VI.4, la normalisation des données par les méthodes N1, N2, N4, N6, N7, N8, N9, N10 et N11 a donné le même classement, qui favorise l'alternative 8. Cette alternative permet d'obtenir une maximisation du MRR (0 % d'erreur relative) et un résultat acceptable pour Ra (92,68 % d'erreur relative), ce qui constitue une erreur relative totale de 46,34 %. En revanche, les méthodes N3, N5 ont favorisé l'alternative 4, qui produit une rugosité de 1 μm avec une erreur de 21,85 % et un MRR de 8,64 cm^3/mm avec une erreur de 82,85 %

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

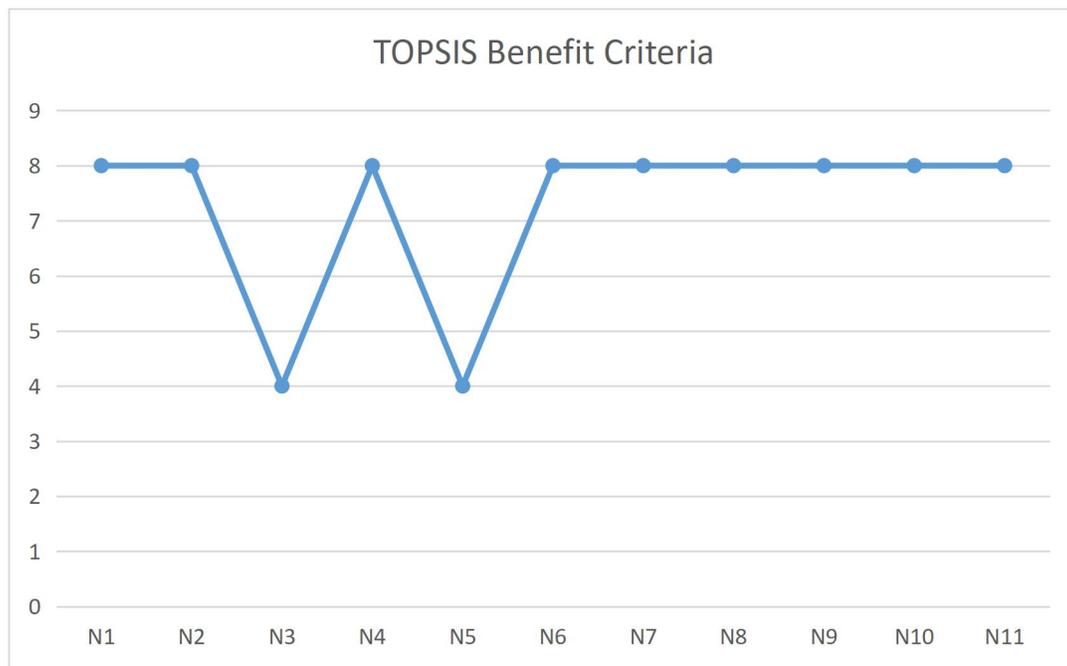


Figure IV.4 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau IV.8: Résultats de la méthode TOPSIS en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères minimisation

Méthode de normalisation	Ra	MRR	Alternatives	Erreur relative Ra	Erreur relative MRR	Erreur relative totale
N1	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429
N2	1,99	8,64	2	1,426829268	0,828571429	1,127700348
N3	1	8,64	4	0,219512195	0,828571429	0,524041812
N4	3,32	12,96	6	3,048780488	0,742857143	1,895818815
N5	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429
N6	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429
N7	3,32	12,96	6	3,048780488	0,742857143	1,895818815
N8	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429
N9	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N10	3,32	12,96	6	3,048780488	0,742857143	1,895818815
N11	0,82	2,16	1	0	0,957142857	0,478571429

Les résultats de classement selon les différentes méthodes de normalisation (cas de minimisation) appliquées à la méthode TOPSIS sont présentés dans la figure VI.5. D'après la figure VI.5, la normalisation des données par les méthodes N1, N5, N6, N8 et N11 ont favorisé l'alternative 1. Cette alternative minimise Ra, mais le MRR est loin d'être satisfaisant. En revanche, seule la méthode N9 qui favorise l'alternative 8. Cette alternative permet d'obtenir une maximisation du MRR (0 % d'erreur relative) et un résultat acceptable pour Ra (92,68 % d'erreur relative), ce qui constitue une erreur relative totale de 46,34 %. En fin, les méthodes N4, N7 et N10 ont favorisé l'alternative avec une erreur relative totale de 189,58 %, ce qui est très élevé.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Cela nous mène à conclure que ces trois méthodes de normalisation ne doivent pas être utilisées avec la méthode TOPSIS. 4, qui produit une rugosité de 1 μm avec une erreur de 21,85 % et un MRR de 8,64 cm^3/mm avec une erreur de 82,85 %. La méthode N3 favorise l'alternative 4, qui produit une rugosité de 1 μm avec une erreur de 21,85 % et un MRR de 8,64 cm^3/mm avec une erreur de 82,85 % et finalement la méthode N2 favorise l'alternative 2 qui produit une Ra de 1.99 μm et un MRR de 8.64 cm^3/mm

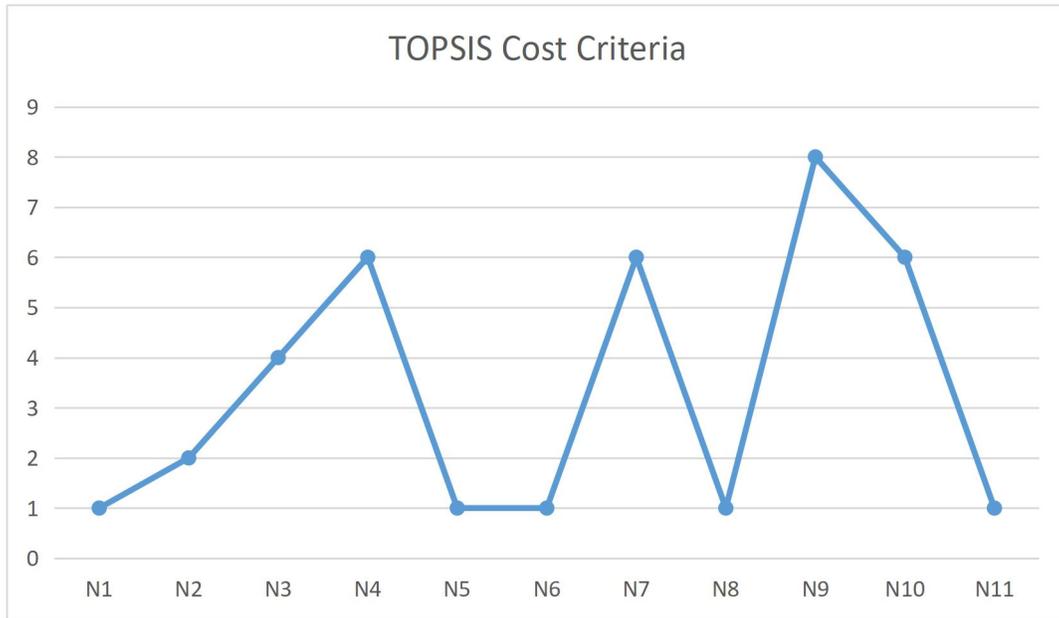


Figure IV.5 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation

VI. 4.4 Application de la méthode VIKOR

Pour construire la matrice de décision, on utilise la formule (IV-24). Selon les formules (IV-25) et (IV-26), on calcule les valeur normalisées positives f_j^* et négatives f_j^- . La mesure d'utilité S et les mesures de regret R sont calculées à l'aide les formules (IV-27) et (IV-28). La valeur de l'indice Q_i est calculée selon la formule (IV-29). Pour trouver la valeur DQ, on utilise les formules (IV-30), (IV-31) et (IV-33).Après avoir appliqué les règles de normalisation du tableau 2, nous avons obtenu les résultats indiqués dans le tableau 10 et 11.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau IV.9: Résultats de la méthode Vikor en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères maximisation

Méthode de normalisation	Ra	MRR	Alternatives	Erreur relative Ra	Erreur relative MRR	Erreur relative totale
N1	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N2	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N3	1,36	25,2	7	0,658536585	0,5	0,579268293
N4	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N5	1	8,64	4	0,219512195	0,828571429	0,524041812
N6	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N7	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N8	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N9	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N10	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N11	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634

Les résultats de classement selon les différentes méthodes de normalisation (cas de maximisation) appliquées à la méthode VIKOR sont présentés dans la figure VI.6. D'après la figure VI.6, la normalisation des données par les méthodes N1, N2, N4, N6, N7, N8, N9, N10 et N11 a donné le même classement, qui favorise l'alternative 8. Cette alternative permet d'obtenir une maximisation du MRR (0 % d'erreur relative) et un résultat acceptable pour Ra (92,68 % d'erreur relative), ce qui constitue une erreur relative totale de 46,34 %. En revanche, les méthodes N3 favorise l'alternative 7 qui maximise le MRR est produit une rugosité de 1.58 μm avec une erreur totale de 46.34%. Enfin, la méthode de normalisation N5 a favorisé l'alternative

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

4, qui produit une rugosité de $1 \mu\text{m}$ avec une erreur de 21,85 % et un MRR de $8,64 \text{ cm}^3/\text{mm}$ avec une erreur de 82,85 %.

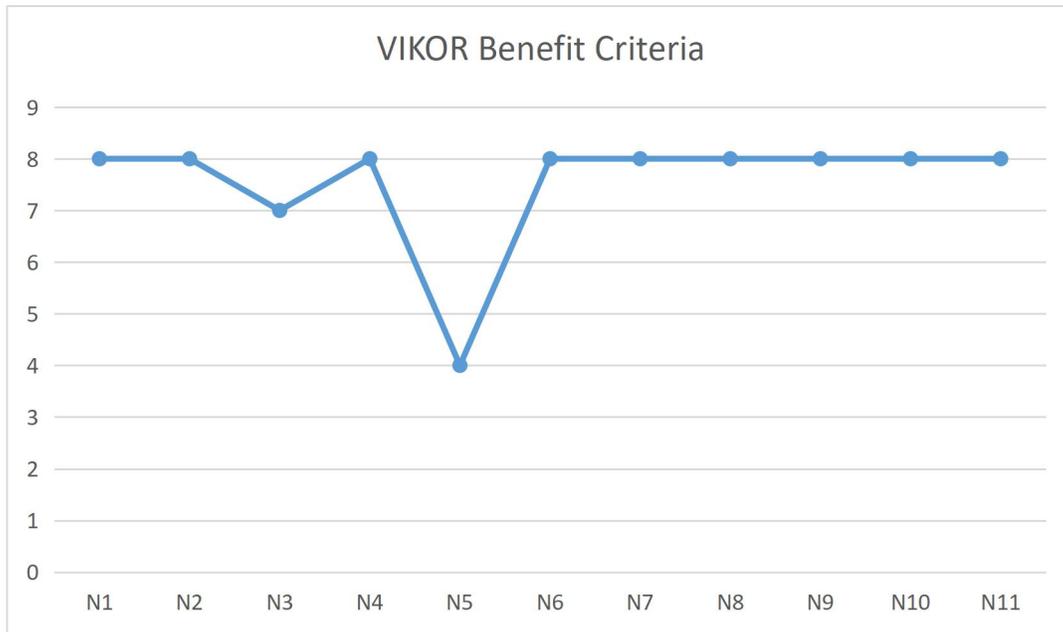


Figure IV.6 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau IV.10: Résultats de la méthode Vikor en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères de minimisation

Méthode de normalisation	Ra	MRR	Alternatives	Erreur relative Ra	Erreur relative MRR	Erreur relative totale
N1	1,99	8,64	2	1,426829268	0,828571429	1,127700348
N2	3,32	12,96	6	3,048780488	0,742857143	1,895818815
N3	1,36	25,2	7	0,658536585	0,5	0,579268293
N4	3,32	12,96	6	3,048780488	0,742857143	1,895818815
N5	1,99	8,64	2	1,426829268	0,828571429	1,127700348
N6	1,99	8,64	2	1,426829268	0,828571429	1,127700348
N7	3,32	12,96	6	3,048780488	0,742857143	1,895818815
N8	1	8,64	4	0,219512195	0,828571429	0,524041812
N9	1,58	50,4	8	0,926829268	0	0,463414634
N10	3,32	12,96	6	3,048780488	0,742857143	1,895818815
N11	1,99	8,64	2	1,426829268	0,828571429	1,127700348

Les résultats de classement selon les différentes méthodes de normalisation (cas de minimisation) appliquées à la méthode VIKOR sont présentés dans la figure VI.7. D'après la figure VI.7, seule la méthode de normalisation N9 qui donne un résultat avec une erreur total minimale de 46.34%.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

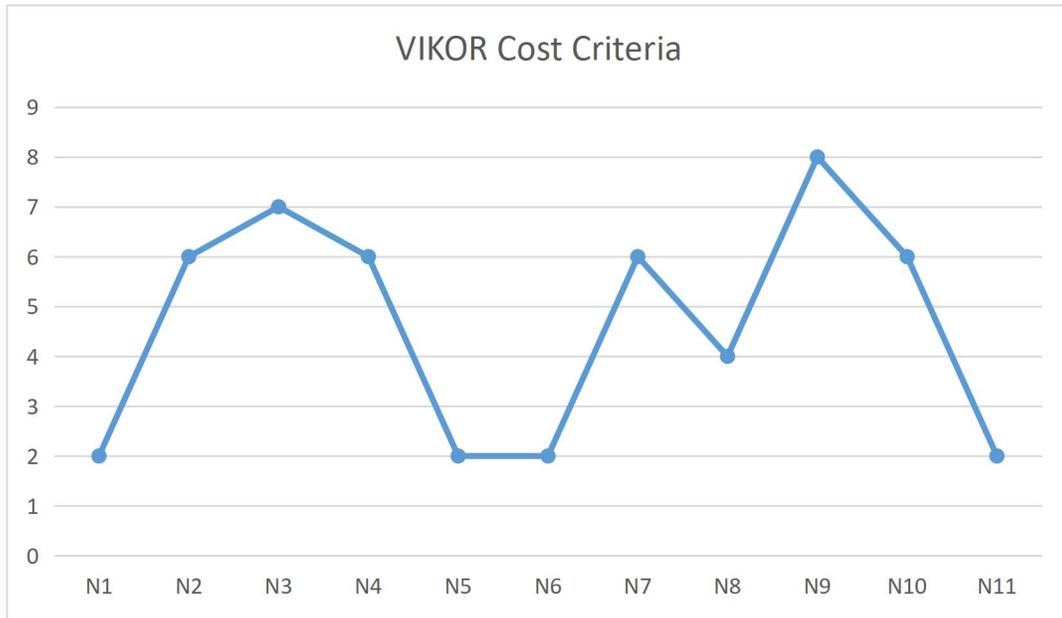


Figure IV.7 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation

VI. 4.5 Application de la méthode MOORA

La formule (IV-33) sert à élaborer la matrice de décision. La normalisation des critères x_{ij}^* se fait en suivant les formules (IV-34). La valeur de y_i peut être positive ou négative en fonction de son nombre maximal (attribut favorable) et minimal (attribut défavorable) dans la matrice de décision. Le rang ordinal de y_i montre la préférence finale. Ainsi, la meilleure alternative a la valeur y_i la plus élevée, tandis que la pire alternative a la valeur y_i la plus basse. Après application des règles de normalisation du tableau 2, nous avons obtenu les résultats présentés dans le tableau 12 et 13.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau IV.11: Résultats de la méthode MOORA en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères de maximisation

Méthode de normalisation	Ra	MRR	Alternatives	Erreur relative Ra	Erreur relative MRR	Erreur relative totale
N1	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N2	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N3	0,788	10,8	7	0	0,25	0,125
N4	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N5	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N6	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N7	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N8	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N9	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N10	0,788	10,8	7	0	0,25	0,125
N11	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086

Les résultats de classement selon les différentes méthodes de normalisation (cas de maximisation) appliquées à la méthode MOORA sont présentés dans la figure VI.8. D'après la figure VI.8, la normalisation des données par les méthodes N1, N2, N4, N5, N6, N7, N8, N9 et N11 a donné le même classement, qui favorise l'alternative 5. Cette alternative permet d'obtenir une rugosité de $1.018\mu\text{m}$ (29.18% d'erreur) et MRR de $13.5\text{ cm}^3/\text{mm}$ (6.25 % d'erreur relative). En fin les méthodes N3 et N10 favorisent l'alternative 7. Cette alternative permet d'obtenir une rugosité de $0.788\mu\text{m}$ (0.00% d'erreur) et MRR de $10.08\text{ cm}^3/\text{mm}$ (25 % d'erreur relative).

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

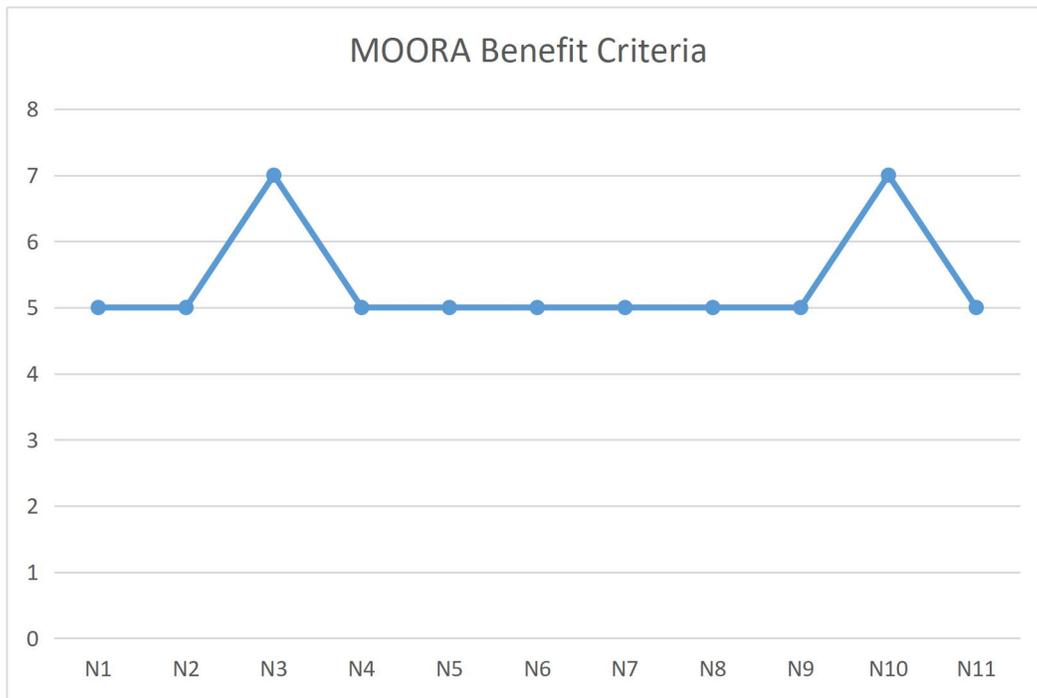


Figure IV.8 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau IV.12: Résultats de la méthode MOORA en utilisant les 11 méthodes de normalisation critères de minimisation

Méthode de normalisation	Ra	MRR	Alternatives	Erreur relative Ra	Erreur relative MRR	Erreur relative totale
N1	0,929	2,4	1	0,17893401	0,833333333	0,506133672
N2	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N3	0,788	10,8	7	0	0,25	0,125
N4	1,393	6	6	0,767766497	0,583333333	0,675549915
N5	0,788	10,8	7	0	0,25	0,125
N6	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N7	1,393	6	6	0,767766497	0,583333333	0,675549915
N8	0,929	2,4	1	0,17893401	0,833333333	0,506133672
N9	1,018	13,5	5	0,291878173	0,0625	0,177189086
N10	1,393	6	6	0,767766497	0,583333333	0,675549915
N11	0,929	2,4	1	0,17893401	0,833333333	0,506133672

Les résultats de classement selon les différentes méthodes de normalisation (cas de minimisation) appliquées à la méthode MOORA sont présentés dans la figure VI.9. D'après la figure VI.9, les méthodes de normalisations qui produisent une erreur relative totale minimale sont les méthodes N2, N3, et N5.

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

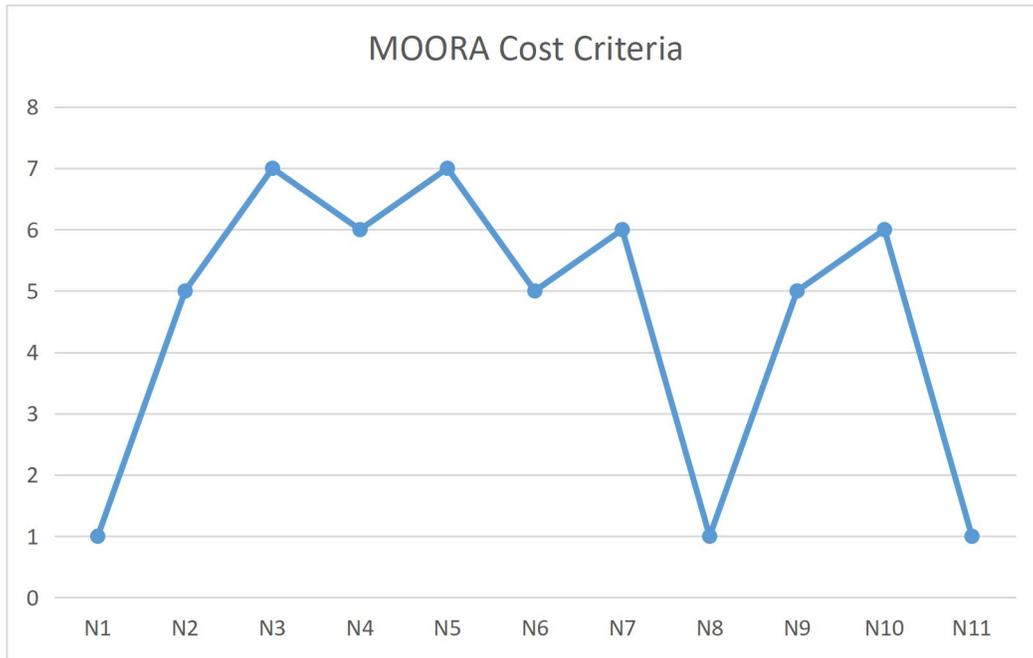


Figure IV.9 : représentation des classements obtenus par l'application des différentes méthodes de normalisation

Dans le tableau 14, les cellules marquées " • " montrent la pertinence de combiner les méthodes de normalisation avec la méthode MCDM. En revanche, les cellules marquées "Non" représentent des non-conformités lors de la combinaison des méthodes de normalisation avec les méthodes MCDM étudié. Cependant, cette pertinence ne considère que les facteurs selon lesquels la méthode de normalisation des données, lorsqu'elle est combinée avec les méthodes MCDM, peut déterminer la meilleure solution. Afin de confirmer qu'une méthode de normalisation est appropriée en combinaison avec la méthode MCDM, il est nécessaire d'analyser la sensibilité du classement des solutions

CHAPITRE IV : Effet des techniques de normalisation sur les résultats de l'optimisation

Tableau IV.13: Méthodes de normalisation appropriées à combiner avec les méthodes étudiées

MCDM		Critères de bénéfice					Critères de coût			
		MARCOS	COPRAS	TOPSIS	VIKOR	MOORA	COPRAS	TOPSIS	VIKOR	MOORA
Méthode										
de normalisation										
N1		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	Non	Non
N2		✓	✓	✓	✓	✓	Non	Non	Non	✓
N3		Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non
N4		✓	✓	✓	✓	✓	Non	Non	Non	Non
N5		Non	Non	Non	Non	✓	Non	✓	Non	Non
N6		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	Non	✓
N7		✓	✓	✓	✓	✓	Non	Non	Non	Non
N8		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	Non	Non
N9		Non	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
N10		✓	Non	✓	✓	Non	Non	Non	Non	Non
N11		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	Non	Non

VI. Conclusion

Dans ce chapitre, une étude comparative des méthodes de normalisation de la matrice de décision a été réalisée dans le cadre de l'utilisation des méthodes MCDM pour la sélection de la meilleure alternative satisfaisant les objectifs du décideur lors du tournage de l'AlSi 304. La comparaison a permis de déterminer que l'alternative 8 se distingue comme la solution la plus fréquente et préférée pour la maximisation du MRR, avec un compromis acceptable sur Ra, particulièrement avec les méthodes de normalisation les plus couramment utilisées. Cependant, l'analyse met également en évidence l'importance cruciale de choisir la méthode de normalisation adéquate pour chaque méthode MCDM afin d'obtenir des résultats fiables et pertinents. Cette conclusion souligne non seulement la nécessité d'une sélection rigoureuse des techniques de normalisation, mais aussi leur impact significatif sur la pertinence des décisions prises en matière de fabrication et de performance des matériaux.

Conclusion Générale

Ce Travail a analysé l'influence des paramètres de coupe, à savoir la vitesse de coupe (V_c), l'avance par tour (f) et la profondeur de coupe (a_p) sur la rugosité de surface (R_a) et le débit de copeaux (MRR). Grâce à des modèles mathématiques de prédiction et l'analyse de variance (ANOVA) réalisée avec Minitab 18, il a été déterminé que l'avance par tour (f) est le facteur le plus influent pour la rugosité de surface (R_a), tandis que la profondeur de coupe (a_p) est prépondérante pour la force de coupe (F_z). Tous les paramètres de coupe ont un impact significatif sur le débit de copeaux (MRR).

L'étude comparative des méthodes de décision multicritères (MCDM) MARCOS, COPRAS, TOPSIS, VIKOR et MOORA lors de l'optimisation de la rugosité de surface et le taux d'enlèvement de matière pendant le tournage de l'acier inoxydable AISI 304, a révélé des performances variées dans l'évaluation des alternatives pour optimiser les paramètres R_a (rugosité de surface) et MRR (taux d'enlèvement de matière). Les résultats montrent que certaines méthodes de normalisation produisent des classements cohérents, favorisant les mêmes alternatives, tandis que d'autres présentent des variations significatives.

1. **MARCOS** : La majorité des méthodes de normalisation (N1, N2, N4, N6, N7, N8, N10, et N11) favorisent l'alternative 8, offrant une maximisation de MRR avec une erreur relative totale de 46,34 %. Les méthodes N3 et N5 privilégient l'alternative 4, qui optimise R_a mais avec un compromis significatif sur MRR. La méthode N9 favorise l'alternative 9, qui maximise MRR mais présente une rugosité inacceptable.
2. **COPRAS** : Les méthodes de normalisation N1, N2, N4, N6, N7, N9, et N11 favorisent également l'alternative 8 pour la maximisation du MRR. Les méthodes N1, N8, N9 et N11 favorisent l'alternative 1 pour la minimisation de R_a , bien que le MRR reste insatisfaisant. Les méthodes N2 et N7, favorisant l'alternative 6, sont moins performantes et ne doivent pas être utilisées avec COPRAS.
3. **TOPSIS** : La majorité des méthodes de normalisation (N1, N2, N4, N6, N7, N8, N9, N10, et N11) privilégient l'alternative 8, avec des résultats similaires à ceux obtenus avec

MARCOS et COPRAS. Les méthodes N3 et N5 favorisent l'alternative 4, offrant une rugosité de surface améliorée mais un MRR inférieur.

4. **VIKOR** : La méthode VIKOR suit une tendance similaire, avec les méthodes N1, N2, N4, N6, N7, N8, N9, N10, et N11 favorisant l'alternative 8. La méthode N3 favorise l'alternative 7, tandis que N5 privilégie l'alternative 4. Pour la minimisation des critères, la méthode N9 est la seule à donner une erreur relative totale minimale.
5. **MOORA** : Les résultats de MOORA varient selon les méthodes de normalisation, montrant une diversité dans les alternatives privilégiées. Les méthodes N1, N2, N4, N5, N6, N7, N8, et N9 montrent une certaine convergence dans les alternatives optimales pour les critères maximisation et minimisation.

Globalement, l'alternative 8 ressort comme la solution la plus fréquente et préférée pour la maximisation de MRR avec un compromis acceptable sur Ra, particulièrement avec les méthodes de normalisation les plus utilisées. Cependant, l'analyse démontre également l'importance de choisir la méthode de normalisation adéquate pour chaque méthode MCDM afin d'obtenir des résultats fiables et pertinents.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- [1] Institut américain du fer et de l'acier (AISI).
- [2] Les informations sur la composition chimique et ses effets sur les propriétés de l'acier inoxydable AISI 304 sont conformes aux normes et spécifications générales de l'industrie de l'acier inoxydable, telles que celles établies par l'American Iron and Steel Institute (AISI) et d'autres organismes de normalisation internationaux.
- [3] ASM International. "ASM Material Data Sheet: AISI Type 304 Stainless Steel". ASM Aerospace Specification Metals, 1992.
- [4] "Stainless Steel: Tables of Technical Properties." European Committee for Standardization (CEN), 2018.
- [5] Callister Jr., William D., and David G. Rethwisch. "Materials Science and Engineering: An Introduction." John Wiley & Sons, 2007.
- [6] Fontana, Mars G. "Corrosion Engineering." McGraw-Hill Education, 1986.
- [7] "ASM Material Data Sheet: AISI Type 304 Stainless Steel." ASM Aerospace Specification Metals, 1992.
- [8] H. D. Merchant, "Manufacturing Processes and Materials: Exercises," Springer, 2019.
G. F. Vander Voort, "ASM Handbook, Volume 4A: Steel Heat Treating Fundamentals and Processes," ASM International, 2013.
A. C. Ugural et al., "Mechanical Engineering Design," CRC Press, 2017.
S. J. Bennet, "Welding Metallurgy and Weldability of Stainless Steels," John Wiley & Sons, 2013
- [9] D. S. MacKenzie et al., "Stainless Steels," Springer, 2017.
R. A. Flinn et al., "Stainless Steels for Design Engineers," ASM International, 2008.
H. O. Pierson, "Handbook of Stainless Steels," McGraw-Hill, 1993.
- [10] R. Balasubramanian et al., "Effect of Severe Plastic Deformation on the Microstructure and Properties of AISI 304 Stainless Steel," Materials Science and Engineering: A, Volume 598, 2014, Pages 324-335.
A. J. Sedriks, "Corrosion of Stainless Steels," John Wiley & Sons, 1996.
A. E. Hughes et al., "Stainless Steels for Medical and Surgical Applications," ASTM International, 2003.
- [11] Ahmet Aytekin. COMPARATIVE ANALYSIS OF NORMALIZATION

TECHNIQUES IN THE CONTEXT OF MCDM PROBLEMS. Decision Making: Applications in Management and Engineering Vol. 4, Issue 2, 2021, pp. 1-25.

[12] DUNG Hoang Tien, DO Duc Trung, NGUYEN Van Thien: COMPARISON OF MULTI- CRITERIA DECISION MAKING METHODS USING THE SAME DATA STANDARDIZATION METHOD. Journal of MECHANICAL ENGINEERING, VOL 72 (2022), NO 2, 57 – 72

[13] Duc Trung Do , Van Dua Tran , Van Duc Duong , Nhu-Tung Nguyen. Operational Research in Engineering Sciences: Theory and Applications Vol. 6, Issue 1, 2023, pp. 44-64

[14] TOS TRENCIN, spécifications techniques du modèle SN40C. Accessed May 2024. TOS TRENCIN Official Site.

[15] ASM International, "Properties and Selection: Irons, Steels, and High-Performance Alloys", ASM Handbook, Volume 1, 1990.

Outokumpu, "Stainless Steel AISI 304", Data Sheet. Accessed May 2024. Outokumpu Official Site.

[16] Sandvik Coromant, "Turning Tools Catalog". Accessed May 2024. Sandvik Coromant Official Site.

MachiningCloud, "Cutting Tool Materials". Accessed May 2024. MachiningCloud Official Site.

[17] Sandvik Coromant, "Tooling Systems and Tool Holders Catalog". Accessed May 2024. Sandvik Coromant Official Site.

Kennametal, "Tooling Systems Catalog". Accessed May 2024. Kennametal Official Site.

[18] Mitutoyo, "Surftest SJ-201 Technical Specifications". Accessed May 2024. Mitutoyo Official Site.

[19] 2. Kistler, "Multicomponent Dynamometer Type 9257B". Accessed May 2024. Kistler Official Site.

[20] 3. Mitutoyo, "Precision Measuring Tools Catalog". Accessed May 2024. Mitutoyo Official Site.

Kistler, "Measurement Solutions for Cutting Force Analysis". Accessed May 2024. Kistler Official Site.

- [21] Hicham CHIBANE ,soutenue le : 05 avril 2013 ,Contribution à l'optimisation multi-objectif des paramètres de coupe en usinage et apport de l'analyse vibratoire Application aux matériaux métalliques et composite .
- [22] "Application of the dynamic system identification technique to quantify the dynamic behavior of the cardiovascular system", Sergio Marcos, PhD Thesis, University of Connecticut, 1998
- [23] Zavadskas, E. K., & Turskis, Z. (2008). A new additive ratio assessment method (ARAS) for multi-criteria decision-making. The case of green building. *Journal of Civil Engineering and Management*, 14(3), 327-336.
- [24] Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Springer. La méthode TOPSIS a été développée par Hwang et Yoon en 1981.
- [25] Slowinski, R. (1984). "Decision support for multiple criteria problems: The VIKOR method". Technical Report, Institute of Computing Science, Polish Academy of Sciences.
- [26] Brauers, W.K.M., & Zavadskas, E.K. (2006). The MOORA method and its application to privatization in a transition economy. *Control and Cybernetics*, 35(2), 445-469.
- [27] Normalization Techniques in the Context of MCDM Problems. *Decision Making: Applications in Management and Engineering*, 4(2), 1-25. DOI: <https://doi.org/10.31181/dmame210402001a>.
- [28] Gardziejczyk et Zabicki (2017)
- [29] Zavadskas et Turskis (2008) et Gardziejczyk et Zabicki (2017)
- [30] Jahan et Edwards (2015)
- [31] Brauers et Zavadskas (2006) et Jahan et Edwards (2015)
- [32] Brauers et Zavadskas (2006), Zavadskas et Turskis (2008) et Gardziejczyk et Zabicki (2017)
- [33] Zavadskas et Turskis (2008) et Gardziejczyk et Zabicki (2017)
- [34] Brauers et Zavadskas (2006) et Zavadskas et Turskis (2008)
- [35] Brauers et Zavadskas (2006) et Gardziejczyk et Zabicki (2017)
- [36] Jahan et Edwards (2015)