



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
Université de Tissemsilt



Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Civil, Mécanique et Transport

Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme
de master académique en

Filière : **Génie Mécanique**

Spécialité : **Fabrication Mécanique et Productique**

Présentée par : **SOKRI Ali**

Thème

**Optimisation mono et multi-objectif du processus de tournage à
sec du polyoxyméthylène copolymer (POM-C)**

Soutenu le, 06-07-2026

Devant le Jury :

M. EL HANNANI Abdelhak	Président	M.C.A	Univ-Tissemsilt
M. HAMDY Amine	Encadreur	Prof.	Univ-Tissemsilt
M. TALEB BENDIAB Hichem	Examineur	M.A.A.	Univ-Tissemsilt

Année universitaire : 2025-2026

Dédicace

Je dédie ce travail

Nous remercions Dieu Tout-Puissant pour la force
et le courage qu'Il nous a accordés.

C'est avec une immense joie que je dédie ce travail,
fruit de mes études, à : ma chère mère,
qui m'a comblé de son amour et de sa tendresse, ô
source de miséricorde.

À mon cher père, mon soutien et mon aide,
Dahmani H.

À tous mes amis qui m'ont aidé à mener à bien ce
modeste ouvrage. À tous les diplômés du Master
en Production Mécanique.

Remerciements

C'est avec beaucoup de respect, je remercie mon encadreur **Prof. HAMDI Amine**, qui a toujours été présent pour m'accueillir et m'aider dans mon travail avec ses précieux conseils.

Je tiens à remercier également tous mes enseignants qui m'ont soutenu et dirigé tout au long de mes études et m'ont fait étudier cette spécialité avec passion et tous ceux qui m'ont aidé à Réaliser ce modeste travail.

Sans oublier de remercier mes parents.

Sommaire

Liste des figures	III
Liste des tableaux.....	IV
Nomenclature.....	V
Abréviations.....	VI
Introduction Générale.....	VII

CHAPITRE 01

Usinage durable

1.1- Introduction	1
1.2- Définitions et concepts.....	1
1.2.1- Usinage durable.....	1
1.2.2- Concept du Triple Bottom Line	2
1.2.2.1- Dimension économique.....	4
1.2.2.2- Dimension environnementale	4
1.2.2.3- Dimension sociale.....	6
1.3- Défis de durabilité dans l'usinage	7
1.3.1- Fluides de coupe et impact environnemental.....	8
1.3.2- Usure des outils	10
1.3.3- Energie de coupe.....	10
1.3.4- Efficacité des processus.....	12
1.3.5- Barrières de coût	13
1.4- Solutions potentielles	14
1.4.1- Politiques et réglementations	14
1.4.2- Innovation technologique et des procédés.....	15
1.4.2.1- Approche d'optimisation intégrée.....	16
1.4.2.2- Efficacité énergétique et réduction des coûts	16
1.4.2.3- Amélioration de la qualité.....	17
1.4.2.4- Prise de décision fondée sur les données	17
1.4.2.5- Durabilité et impact environnemental	17
1.4.3- Education et collaboration	18
1.5- Conclusion.....	18

CHAPITRE 02

Méthodologie de travail

2.1. Introduction	20
2.2. Démarche expérimentale	20

2.2.1. Matériau usiné	20
2.2.2. Système d'usinage	21
2.2.3. Planification des expériences	23
2.2.4. Mesure de l'effort de coupe tangentiel	25
2.3- Méthodes d'optimisation.....	26
2.3.1- Optimisation mono-objectif	26
2.3.2- Optimisation multi-objectif.....	28
2.3.2.1- Analyse relationnelle grise	28
2.3.2.2- Technique de classement par ordre de préférence	32

CHAPITRE 03

Optimisation mono et multi-objectif des criteres de durabilite

3.1- Introduction	38
3.2- Résultats expérimentaux	38
3.3- Optimisation mono-objective	40
3.3.1- Optimisation de l'énergie de coupe spécifique	40
3.3.2- Optimisation des émissions de carbone.....	43
3.3.3- Optimisation du coût total d'usinage.....	45
3.4- Optimisation multi-objectif	47
3.4.1- Analyse relationnelle grise.....	47
3.4.1.1- Normalisation des données.....	47
3.4.1.2- Calcul de GRG.....	48
3.4.1.3- Calcul de GRG.....	49
3.4.2- Technique de classement par ordre de préférence.....	51
3.4.2.1- Normalisation de la matrice de décision	51
3.4.2.2- Construction de la matrice pondérée.....	52
3.4.2.3- Calcul des distances	53
3.4.2.4- Calcul de la similarité relative	54
3.5- Conclusion.....	56
Conclusion générale	58
Résumé	61
Référence	63

Liste des figures :

Figure 1.1 - Concept de la Triple Bottom Line (TBL).....	3
Figure 1.2 - Défis de l'usinage de haute précision	8
Figure 1.3 - Avantages de l'usinage assisté par cryogénie pour une fabrication durable	9
Figure 1.4 - Stratégies visant à améliorer l'efficacité énergétique des processus d'usinage dans une optique de développement durable.....	12
Figure 1.5 - Solutions pour la durabilité dans l'usinage	14
Figure 1.6 - Parvenir à une production propre et à un usinage durable grâce à l'optimisation des paramètres de coupe [.....	15
Figure 1.7 - Enseignements et perspectives futures pour le management industriel.....	16
Figure 2.1 - Tour à commande numérique (CNC, marque GOODWAY GA-230).....	22
Figure 2.2 - Porte-outil CSDPN 2525M12 et plaquette SPMR 120304.	23
Figure 2.3 - Chaîne de mesure piézoélectrique complète	25
Figure 2.4 - Méthodologie d'optimisation par plan d'expériences (Métho de Taguchi)	27
Figure 2.5 - Organigramme de l'analyse relationnelle grise (GRA)	31
Figure 3.1 - Graphique des effets principaux de l'énergie de coupe spécifique.....	42
Figure 3.2 - Graphique des effets principaux des émissions de carbone.....	44
Figure 3.3 - Graphique des effets principaux du coût total d'usinage	45
Figure 3.4 - Grade relationnel gris (GRG) pour les 16 essais	50
Figure 3.5 - Coefficient de similarité () par numéro d'expérience.....	55

Liste des tableaux :

Tableau 2.1- Propriétés principales du POM-C (acétal copolymère).	21
Tableau 2.2- Matrice de planification pour un plan de 16 essais.	24
Tableau 2.3 - Matrice des niveaux réels des facteurs pour un plan de Taguchi ($16 = 4 \times 2 \times 2$).	25
Tableau 3.1 - Résultats des paramètres de durabilité (σ , CE et MC).	40
Tableau 3.2 - Table de réponse S/N pour l'énergie de coupe spécifique.	42
Tableau 3.3 - Table de réponse S/N pour les émissions de CO ₂	45
Tableau 3.4 - Table de réponse S/N pour le coût total d'usinage.	46
Tableau 3.5 - Normalisation des données ($\bar{x}$) pour les 16 essais.	48
Tableau 3.6 - Coefficient relationnel gris (GRC).	49
Tableau 3.7 - Grade relationnel gris (GRG).	50
Tableau 3.8 - Résultats normalisés de la matrice de décision ($\bar{x}$).	52
Tableau 3.9 - Résultats normalisés pondérés ($\bar{x}$).	53
Tableau 3.10 - Résultats des distances $\bar{x}^+$, $\bar{x}^-$	54
Tableau 3.11 - Coefficient de similarité ($\bar{x}$) et le classement correspondant.	55

Nomenclature

Q [ml/h] : Débit de lubrifiant.

d [mm] : Distance de la buse.

V_c [m/min] : Vitesse de coupe.

f [mm/tr] : Avance.

ap [mm] : Profondeur de passe.

Ra [μm] : Rugosité de surface.

T_c [$^{\circ}C$] : Température de coupe.

CE_{total} [$kgCO_2$] : Emissions de CO_2

C_{total} [USD] : Coût global d'usinage

E [Pa] : Module d'Young.

l [mm] : Longueur.

D [mm] : Diamètre.

F_Z [N] : Force tangentielle de coupe.

P [$bars$] : Pression.

r [mm] : Rayon de la buse.

r_{ε} [mm] : Rayon du bec de l'outil.

r_{ij} : Élément normalisé.

v_{ij} : Valeur normalisée et pondérée du critère j pour l'alternative i .

w_j : Poids.

S_i^+ : Distance à la solution idéale positive (SIP).

S_i^- : Distance à la solution idéale négative (SIN).

v_j^+ : Valeur idéale (meilleure) pour le critère j .

v_j^- : Valeur anti-idéale (pire) pour le critère j .

C_i : Similarité relative à la solution idéale.

Introduction générale

L'usinage constitue un maillon essentiel des systèmes de fabrication modernes et joue un rôle déterminant dans la mise en forme et la finition des produits industriels. Cependant, ces procédés se caractérisent généralement par une consommation importante d'énergie, de matières premières, d'eau et d'autres ressources, ce qui peut engendrer des impacts environnementaux significatifs. Dans ce contexte, le concept d'usinage durable a émergé comme une approche visant à réduire ces impacts tout en améliorant l'efficacité globale des ressources. Cette démarche repose sur l'optimisation des conditions de coupe, la sélection de matériaux et de fluides de coupe adaptés, l'utilisation d'équipements à haute efficacité énergétique et la mise en œuvre de stratégies de réduction des déchets et des émissions. L'évaluation de la durabilité des procédés d'usinage s'inscrit dans le cadre du triple résultat (Triple Bottom Line – TBL), qui considère simultanément les dimensions environnementale, économique et sociale du développement durable. Ainsi, la fabrication durable vise non seulement à limiter les impacts écologiques des activités industrielles, mais également à maintenir leur viabilité économique et à promouvoir le bien-être social. En raison de l'importance stratégique des opérations d'usinage, notamment le tournage, le fraisage et le perçage, de nombreux travaux de recherche se sont intéressés à l'amélioration de leur durabilité afin de répondre aux exigences croissantes de compétitivité industrielle et de responsabilité environnementale.

Face aux enjeux de la fabrication durable, le tournage à sec du polyoxyméthylène copolymère (POM-C), matériau de référence dans de nombreuses applications mécaniques, constitue une alternative technologique intéressante en raison de ses performances techniques, de sa rentabilité économique et de ses avantages environnementaux. Afin d'aborder cette problématique de manière approfondie, ce mémoire est structuré autour de trois chapitres principaux :

Le **premier chapitre** est dédié à l'étude de l'état de l'art relatif à la fabrication durable et aux procédés d'usinage respectueux de l'environnement. Il aborde les principes du Triple Bottom Line, les problématiques environnementales associées aux fluides de coupe et les défis technologiques liés au développement d'une production durable.

Le **deuxième chapitre** présente le cadre expérimental de la recherche. Les caractéristiques du matériau POM-C, les équipements utilisés et le système de lubrification MQL sont décrits en

détail. Ce chapitre expose également la méthodologie adoptée pour la planification des essais à l'aide du plan de Taguchi L16 ainsi que le formalisme mathématique de la méthode TOPSIS utilisée pour l'optimisation multicritère.

Le **troisième chapitre** traite des résultats obtenus lors des essais de tournage. L'analyse statistique réalisée permet d'évaluer l'effet des paramètres de coupe sur les critères de durabilité étudiés et de mettre en évidence les conditions opératoires optimales pour réduire la consommation énergétique, les émissions de carbone et les coûts de production.

Enfin, la conclusion générale présente une synthèse des principaux résultats obtenus, souligne les contributions apportées par ce travail et propose plusieurs orientations pour les recherches futures dans le domaine de l'usinage durable.

Chapitre 1 :

Usinage durable

1.1- Introduction

Au cours des dernières années, la croissance démographique mondiale et l'intensification de la mondialisation ont entraîné une augmentation importante des besoins en biens et services, plaçant l'industrie manufacturière au cœur des enjeux de durabilité. Les défis associés au réchauffement climatique, à l'épuisement des ressources naturelles et à l'accroissement des exigences de production rendent nécessaire le développement de procédés industriels plus durables. Dans cette perspective, les procédés d'usinage constituent un domaine stratégique en raison de leur influence significative sur les dimensions économique, sociale et environnementale du Triple Bottom Line (TBL). Toutefois, les fabricants ne disposent pas encore d'un modèle universel et fiable permettant d'évaluer de manière globale la durabilité des opérations d'usinage. De plus, l'état actuel des recherches sur l'usinage durable montre que les méthodes d'usinage, les conditions de coupe et les environnements de fabrication jouent un rôle déterminant dans l'amélioration des performances durables et dans la transition vers une production à la fois écologique et économiquement viable.

1.2- Définitions et concepts

1.2.1- Usinage durable

Le concept de durabilité est actuellement appliqué dans divers domaines, notamment l'agriculture, la logistique, la fabrication industrielle, et bien d'autres encore. Les travaux initiaux sur la fabrication durable (sustainable manufacturing SM) adoptaient une approche principalement environnementale, visant surtout la réduction de l'utilisation des ressources naturelles, et s'inscrivaient dans le domaine de la production respectueuse de l'environnement. Dans ce cadre, certains auteurs ont conçu des modèles permettant aux entreprises d'identifier et de contrôler les impacts environnementaux de leurs activités, de réduire les risques de pollution et d'optimiser progressivement leurs processus afin de tendre vers un développement durable [1].

En tant qu'élément clé du processus de fabrication, l'usinage a été progressivement intégré dans une logique de durabilité afin de réduire l'usage des ressources et d'optimiser les performances environnementales. L'usinage durable consiste ainsi à améliorer la durabilité des technologies, des matériaux et des procédés d'usinage ainsi que des domaines associés. De manière plus précise, une stratégie d'usinage à long terme vise l'amélioration simultanée des dimensions économique, environnementale et sociale, notamment par la réduction des déchets,

l'optimisation des ressources, la formation des travailleurs, l'amélioration des conditions de travail et le renforcement des performances en matière de santé, sécurité et environnement [2]. La stratégie de refroidissement constitue un sujet de recherche essentiel dans le domaine de l'usinage durable. Si l'usinage à grande vitesse améliore les performances de production et la qualité des pièces, il entraîne également une augmentation des températures de coupe et une usure accélérée des outils. Les fluides de coupe jouent alors un rôle important en maintenant une température stable entre l'outil et la pièce et en réduisant les frottements, ce qui améliore l'efficacité globale du procédé. Cependant, leur utilisation pose des problèmes environnementaux, de santé et de sécurité, tout en générant des coûts supplémentaires. Ainsi, afin de répondre à ces limites, les chercheurs se sont intéressés à des solutions alternatives permettant de réduire ou remplacer les fluides de coupe conventionnels, notamment la lubrification minimale (MQL), les fluides à base d'huiles végétales et le refroidissement cryogénique [1, 2].

1.2.2- Concept du Triple Bottom Line

De nos jours, le concept internationalement reconnu de "Triple Bottom Line (TBL)" occupe une place centrale dans les études liées à la durabilité. Il repose sur l'équilibre entre trois dimensions essentielles du développement durable : l'environnement, le social et l'économie [3]. La figure 1.1 résume le concept de triples résultats.

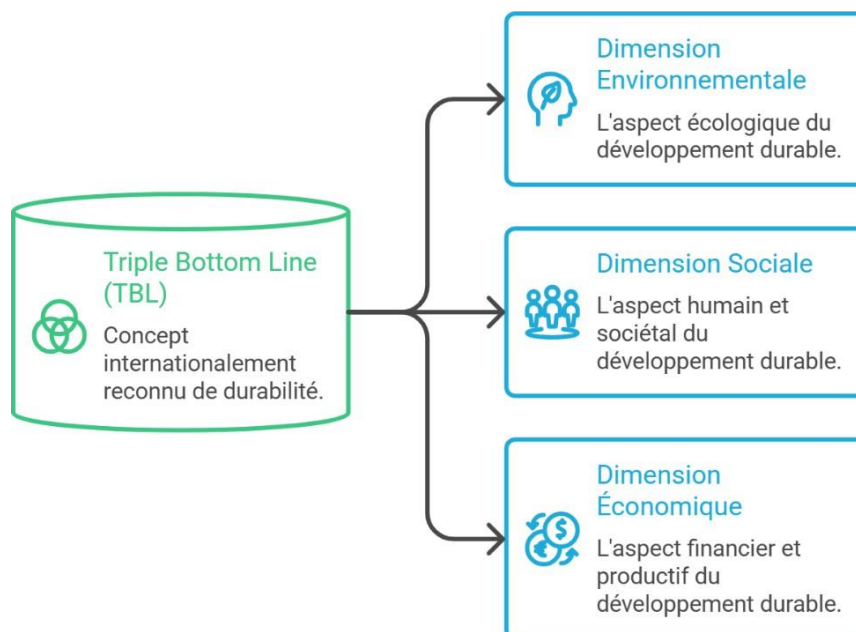


Figure 1.1- Concept de la Triple Bottom Line (TBL).

D'après Astakhov [4], la durabilité correspond à “la satisfaction des besoins sociaux et économiques de base, aussi bien actuels que futurs, associée à une utilisation raisonnée des ressources naturelles et au maintien ou à l'amélioration du bien-être des écosystèmes et de l'environnement indispensables à la vie”.

À partir de cette approche, plusieurs conclusions peuvent être tirées concernant la dimension environnementale de l'usinage durable [4]:

- 1) Amélioration de l'efficacité des machines,
- 2) Réduction de l'impact environnemental,
- 3) Amélioration de la tribologie.

L'atteinte du développement durable suppose que la performance d'une entreprise ne se limite pas à ses résultats économiques, mais prenne également en compte ses contributions sociales et environnementales. Le concept de Triple Bottom Line (TBL), également décrit comme un modèle de développement global équilibré, met en avant l'importance d'un équilibre entre croissance économique, protection de l'environnement et équité sociale. Ce cadre conceptuel est aujourd'hui largement utilisé dans différents secteurs industriels pour évaluer la performance durable. Dans le secteur manufacturier, et plus particulièrement dans l'usinage, son adoption a favorisé l'émergence d'indicateurs de durabilité adaptés aux spécificités du domaine [3].

À titre illustratif, Kucukvar et al. [5] ont analysé la performance durable du secteur de la construction aux États-Unis en utilisant le cadre TBL, tandis que Ahi et Searcy [6] ont appliqué cette méthode à l'évaluation de la durabilité des chaînes d'approvisionnement, en développant un modèle mathématique visant à soutenir les objectifs de développement durable. Bien que des indicateurs génériques existent pour différents secteurs, comme les coûts, la santé des travailleurs et les conditions de travail, les opérations d'usinage nécessitent des indicateurs plus adaptés à leurs spécificités, en particulier sur les plans économique et environnemental. Dans ce contexte, l'ensemble d'indicateurs de durabilité couvrant les trois dimensions du processus d'usinage, spécifiquement conçus pour ce domaine, à savoir les dimensions économique, environnementale et sociale, détaillées ci-après.

1.2.2.1- Dimension économique

Dans le contexte économique mondial actuel, les facteurs financiers revêtent une importance majeure pour les industriels, puisqu'ils influencent directement les intérêts des parties prenantes. Les indicateurs de durabilité associés à cette dimension doivent prendre en compte

les coûts d'usinage, les dépenses liées aux fluides de coupe, les coûts des outils de coupe et les coûts énergétiques [5, 6].

Par ailleurs, le taux d'enlèvement de matière, qui joue un rôle essentiel dans la durée de vie de l'outil et les coûts de fabrication, doit être pris en compte dans l'évaluation. La rugosité de surface, en tant qu'indicateur de la qualité d'usinage, représente également un paramètre économique important à considérer [5, 6].

1.2.2.2- Dimension environnementale

Dans le cadre du triple résultat (TBL), la dimension environnementale représente un élément clé de l'usinage durable. Elle met l'accent sur la diminution de la consommation énergétique et des ressources naturelles, ainsi que sur la réduction des impacts environnementaux associés aux procédés d'usinage. Ces objectifs s'inscrivent dans une dynamique répondant aux réglementations environnementales actuelles et aux exigences croissantes de la société pour une industrie plus responsable [7].

Pour répondre à ces préoccupations, l'intégration d'un ensemble exhaustif d'indicateurs environnementaux dans les modèles d'évaluation s'avère indispensable. Plusieurs études ont identifié des indicateurs pertinents pour les procédés d'usinage, incluant la consommation d'énergie, la consommation des fluides de coupe, la consommation d'eau, la gestion des déchets ainsi que les émissions atmosphériques polluantes [8].

La consommation énergétique est une préoccupation essentielle, car les opérations d'usinage sont fortement consommatrices d'énergie et participent à l'augmentation de l'empreinte carbone du secteur manufacturier. En outre, la consommation de fluides et d'eau représente un indicateur critique, étant liée à l'utilisation de liquides de coupe et de lubrifiants pouvant avoir des effets néfastes sur l'environnement s'ils ne sont pas correctement contrôlés. Enfin, la gestion des déchets constitue un paramètre clé, englobant la collecte, le traitement et le recyclage des copeaux métalliques et des fluides usagés [7].

Plusieurs indicateurs environnementaux se superposent avec des indicateurs économiques, tels que le taux d'enlèvement de matière et la température de coupe. Ces facteurs sont fortement interconnectés : un taux d'enlèvement optimisé peut conduire à une utilisation plus efficace des ressources et de l'énergie, tandis qu'un contrôle efficace de la température de coupe peut prolonger la durée de vie des outils et diminuer leur renouvellement. Cette interaction illustre

l'interdépendance des trois dimensions du Triple Bottom Line (TBL) et met en évidence l'importance d'une approche globale pour l'évaluation de la durabilité [8].

Outre les indicateurs évoqués précédemment, les émissions de dioxyde de carbone (CO₂) liées aux opérations d'usinage représentent une problématique environnementale majeure. L'empreinte carbone du procédé est influencée par la nature de la source d'énergie utilisée ainsi que par l'efficacité du processus d'usinage. En parallèle, la consommation des ressources, englobant l'utilisation des matières premières et la production de déchets, constitue un axe d'analyse essentiel. L'emploi des fluides de coupe et leur élimination représentent également un défi environnemental important, car une gestion inadéquate peut entraîner des risques de pollution des sols et des eaux. Ainsi, la gestion des copeaux et le traitement des fluides usagés apparaissent comme des éléments fondamentaux de la durabilité environnementale en usinage [8].

1.2.2.3- Dimension sociale

Selon Butnariu et Avasilcai [9], la dimension sociale de la fabrication durable concerne les relations entre l'industrie et ses parties prenantes, telles que les clients, les employés et la société. Dans les procédés d'usinage, cette dimension est particulièrement critique, puisqu'elle vise la création d'un environnement de travail sécurisé et sain, l'amélioration du bien-être des employés, ainsi que des conditions de travail équitables incluant les horaires, les salaires, la satisfaction et les relations professionnelles [8]. Ces aspects, au-delà de leur portée éthique, jouent un rôle direct dans la performance et la durabilité des systèmes de production.

En outre, le bruit en milieu industriel constitue un facteur social important. Une exposition prolongée à des niveaux sonores élevés peut nuire à la santé des travailleurs, affecter leur bien-être mental et physique, et réduire la productivité tout en augmentant l'absentéisme. Ainsi, le niveau sonore doit être considéré comme un indicateur social clé dans les environnements d'usinage.

Cependant, la mise en œuvre de pratiques d'usinage durable reste limitée par les coûts élevés associés ainsi que par l'absence de méthodes fiables de quantification de la durabilité selon le cadre du TBL [7]. Cette lacune empêche une prise de décision optimale intégrant les trois dimensions du développement durable.

Dans ce contexte, cet article propose un modèle d'évaluation basé sur un algorithme permettant de quantifier les indicateurs de durabilité et d'évaluer de manière systématique le niveau global

de durabilité. Ce modèle fournit une approche structurée aidant les fabricants à analyser et optimiser leurs procédés d'usinage conformément aux principes du TBL, avec une validation à travers des études de cas issues de la littérature [9].

1.3- Défis de durabilité dans l'usinage

Afin de répondre aux exigences croissantes des secteurs de haute technologie, tels que la mécanique de précision, l'optoélectronique, la microélectronique et les dispositifs biomédicaux, les technologies d'usinage ont fortement évolué au cours des dernières années. Malgré ces avancées, l'obtention d'une précision nanométrique demeure associée à des défis majeurs en matière de durabilité, influençant directement la compétitivité économique ainsi que l'empreinte environnementale des systèmes de production [3].

Parmi les principaux défis de durabilité associés à l'usinage de haute précision figure l'utilisation des fluides de coupe, dont la gestion inadéquate peut avoir des conséquences néfastes sur l'environnement. De plus, l'obtention d'une précision élevée requiert souvent une consommation énergétique significative pour maîtriser l'usure des outils et limiter les distorsions thermiques. Ces contraintes, combinées à une production accrue de déchets et à des durées de fabrication plus longues, contribuent à une utilisation plus intensive des ressources et à une augmentation des coûts de production[8].

Les exigences financières liées à l'achat, à la maintenance et à l'utilisation des équipements d'usinage représentent un défi considérable, en particulier pour les petites et moyennes entreprises. Dans ce contexte, la mise en place d'une stratégie collaborative apparaît indispensable pour promouvoir des solutions technologiques innovantes capables de concilier performance environnementale et viabilité économique, tout en facilitant l'accès à ces procédés avancés [7].

L'atteinte d'une fabrication de précision durable repose sur l'adoption de techniques d'usinage novatrices, l'amélioration continue des procédés en place et l'utilisation de matériaux et technologies de pointe. Dans cette perspective, la Figure 1.2 met en évidence les principaux défis liés à l'usinage de haute précision, qui feront l'objet d'une analyse détaillée dans les parties suivantes.

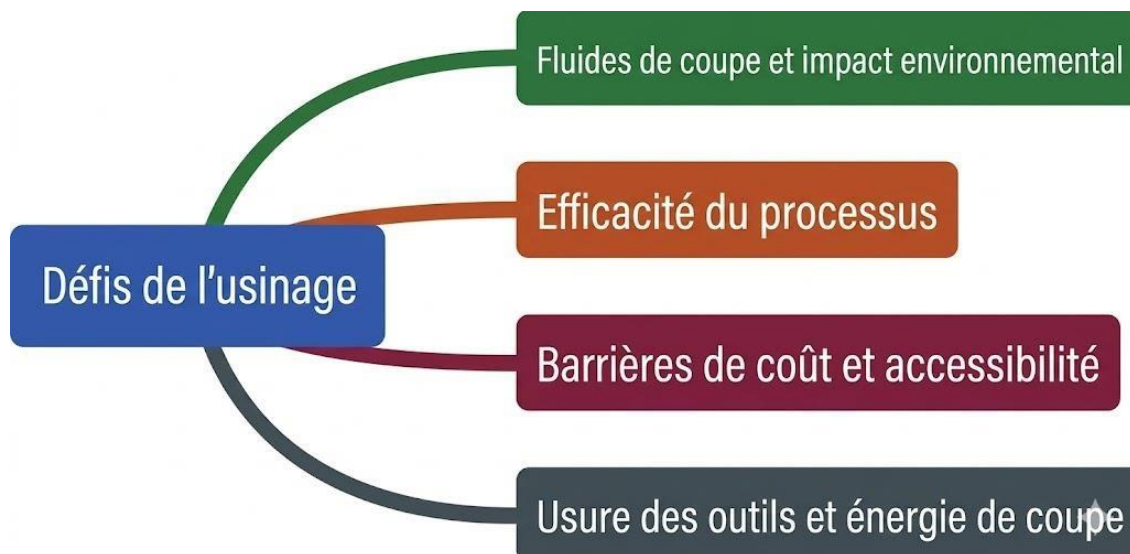


Figure 1.2- Défis de l'usinage de haute précision [3].

1.3.1- Fluides de coupe et impact environnemental

Dans les opérations d'usinage par enlèvement de matière, les systèmes de lubrification et de refroidissement sont indispensables pour garantir la qualité d'usinage et assurer une évacuation efficace des copeaux ou micro-copeaux générés. Cependant, leur emploi, particulièrement dans le cas des matériaux à faible usinabilité, est associé à plusieurs enjeux environnementaux. Les fluides utilisés contiennent fréquemment des substances chimiques pouvant présenter des risques pour l'environnement et la santé des travailleurs. Une élimination inadéquate peut entraîner une contamination des sols et des eaux, avec des répercussions négatives sur les écosystèmes et les communautés humaines. Par ailleurs, les émissions de carbone (CO₂) et de vapeurs issues de ces fluides peuvent altérer la qualité de l'air et accroître les risques d'exposition en milieu industriel [10].

L'amélioration de la durabilité dans les systèmes de production modernes passe notamment par une meilleure maîtrise de l'utilisation des fluides de coupe. Dans ce contexte, plusieurs travaux récents se sont intéressés à des solutions alternatives plus respectueuses de l'environnement. Les procédés d'usinage de précision réalisés à sec, notamment ceux reposant sur l'assistance par vibrations elliptiques ultrasoniques, permettent d'améliorer l'évacuation de la chaleur et de réduire les forces de coupe. Ces performances limitent la dépendance aux fluides de coupe et réduisent les contraintes environnementales liées à leur utilisation. De leur côté, Zhuang et al. [11] ont souligné l'efficacité de la technique de lubrification à quantité minimale (MQL), qui repose sur l'application ciblée d'une très faible quantité de lubrifiant au niveau de l'interface outil-pièce. Cette stratégie réduit fortement la consommation de fluide tout en générant des

bénéfiques économiques et environnementaux grâce à la diminution des déchets et des coûts de gestion. Ces avancées illustrent l'engagement croissant de l'industrie vers des procédés d'usinage plus durables et plus sobres en ressources.

Récemment, des procédés d'usinage utilisant des fluides de coupe avancés, tels que les fluides cryogéniques, l'usinage à sec et la lubrification en quantité minimale (MQL – Minimum Quantity Lubrication), ont été développés. La figure 1.3 illustre les avantages de l'usinage assisté par refroidissement cryogénique dans le cadre d'une fabrication durable et respectueuse de l'environnement. Cependant, le procédé d'usinage humide peut engendrer des problèmes environnementaux, tels que la pollution de l'air ou de l'eau, nécessitant ainsi des opérations de traitement ou de purification.



Figure 1.3- Avantages de l'usinage assisté par cryogénie pour une fabrication durable [3].

1.3.2- Usure des outils

La qualité de l'usinage d'ultra-précision est fortement influencée par l'usure progressive des outils et les effets thermiques, qui peuvent engendrer des déviations par rapport aux géométries souhaitées et compromettre la précision du procédé. Pour répondre à ces défis, les chercheurs explorent de nouvelles stratégies de distribution des fluides de coupe. Dans ce cadre, le potentiel des buses ultrasoniques, capables de générer un aérosol fin assurant une lubrification et un refroidissement efficaces avec une quantité minimale de fluide. Comparativement aux techniques traditionnelles, cette approche réduit significativement la consommation de lubrifiant tout en maintenant de bonnes performances d'usinage. Elle présente également des avantages environnementaux importants en limitant les volumes de fluides à traiter et les risques de pollution des sols et des ressources en eau [10].

1.3.3- Energie de coupe

Au-delà des problématiques liées à l'usure des outils, la consommation énergétique des procédés d'usinage d'ultra-précision constitue un défi croissant, notamment en raison de l'utilisation de broches fonctionnant à très grande vitesse. Bien qu'essentielles pour atteindre des niveaux élevés de précision, ces broches génèrent d'importantes quantités de chaleur et de frottement, ce qui accroît les besoins énergétiques du procédé. Dans ce contexte, plusieurs recherches se sont orientées vers le développement de lubrifiants à hautes performances, notamment ceux à base de graphène. Les travaux de Li et al. [12] ont montré que l'incorporation de graphène dans l'huile lubrifiante améliore significativement la conductivité thermique tout en réduisant les frottements entre les surfaces en mouvement. Cette amélioration contribue à accroître l'efficacité de l'usinage et à réduire la consommation d'énergie en limitant la production de chaleur et les besoins en refroidissement, favorisant ainsi une meilleure durabilité des procédés de haute précision.

La prise en compte de ces enjeux est indispensable pour assurer un développement durable de des procédés d'enlèvement de matière. Malgré leur rôle fondamental dans le refroidissement et la lubrification, les fluides de coupe peuvent représenter une menace pour l'environnement en raison de leur composition chimique et des risques associés à leur manipulation ou à leur élimination. La diminution de leur quantité et l'adoption de formulations moins nocives permettent de réduire considérablement ces impacts. En parallèle, les besoins énergétiques élevés des procédés d'ultra-précision augmentent l'empreinte environnementale des activités de fabrication. L'utilisation de lubrifiants de nouvelle génération et l'optimisation des équipements de production constituent des solutions efficaces pour améliorer les performances énergétiques et contribuer aux objectifs internationaux de durabilité [13]. La figure 1.4 met en évidence les différentes stratégies abordées dans la littérature actuelle sur l'efficacité énergétique des procédés d'usinage dans une perspective de durabilité.

Ces stratégies reposent sur plusieurs axes, notamment la conception de systèmes d'usinage à faible consommation énergétique, l'établissement de modèles précis de l'énergie consommée lors des procédés, ainsi que l'utilisation de techniques d'optimisation adaptées. En complément, la revue met en avant le rôle prometteur de l'intelligence artificielle dans l'amélioration de l'efficacité énergétique des opérations d'usinage. Dans son ensemble, cette analyse bibliographique met en lumière les progrès récents réalisés dans la réduction de la

consommation énergétique en fabrication. Elle permet également de cibler les domaines prioritaires dans lesquels des économies d'énergie substantielles peuvent être obtenues [13].

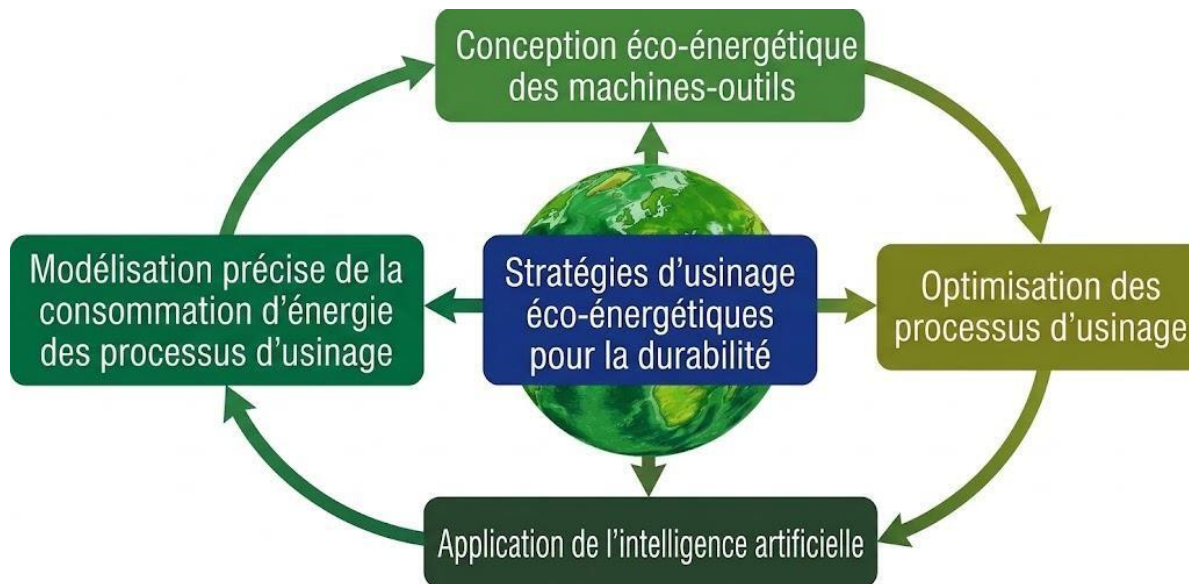


Figure 1.4- Stratégies visant à améliorer l'efficacité énergétique des processus d'usinage dans une optique de développement durable [13].

1.3.4- Efficacité des processus

La gestion efficiente des matières constitue un élément fondamental pour assurer la durabilité des procédés d'usinage d'ultra-précision. Les exigences élevées en matière de précision conduisent souvent à des taux d'enlèvement de matière relativement faibles, ce qui peut affecter l'efficacité globale du procédé. Pour faire face à cette problématique, l'écologie industrielle propose des outils pertinents tels que l'analyse des flux de matières, qui permet d'identifier, de suivre et de quantifier les mouvements et les stocks de matières au sein d'un système de production. Cette approche facilite la détection des sources de gaspillage et des opportunités d'optimisation des ressources. Par ailleurs, les méthodes d'aide à la décision multicritères constituent des outils précieux pour évaluer simultanément plusieurs dimensions de la durabilité, notamment les impacts environnementaux, les coûts et la consommation des ressources. Elles contribuent ainsi à orienter les décisions vers des solutions plus durables [12].

L'allongement des temps de production en usinage de précision représente un défi majeur pour la durabilité, car il se traduit par une sollicitation accrue des ressources, de l'énergie et des ressources humaines, entraînant ainsi une hausse des coûts et des impacts environnementaux. Afin d'y remédier, de nouvelles approches basées sur les technologies numériques, notamment la fabrication en nuage (le cloud manufacturing), ont été développées. Cette approche exploite

les capacités de l'informatique en nuage pour créer un système de production collaboratif et dématérialisé, favorisant l'optimisation des opérations d'usinage et des trajectoires d'outils. Elle permet ainsi de réduire les durées de fabrication ainsi que la consommation énergétique associée. Le cloud manufacturing contribue significativement à l'amélioration des performances des procédés d'usinage et à la diminution de l'utilisation des ressources. Ces évolutions confirment la nécessité d'intégrer des considérations de durabilité dans les pratiques de fabrication durable afin d'allier performance technique et respect de l'environnement [13].

1.3.5- Barrières de coût

L'industrialisation à grande échelle des machines d'ultra-précision est fortement limitée par les coûts élevés associés à leur acquisition et à leur exploitation. Les PME sont particulièrement touchées par ces contraintes financières, ce qui rend l'accès à ces technologies difficile. Les équipements d'usinage d'ultra-précision peuvent représenter un investissement considérable, parfois de l'ordre de plusieurs centaines de milliers à plusieurs millions de dollars. Ces dépenses sont encore alourdies par les coûts permanents de maintenance, d'outillage et d'énergie, qui affectent significativement les charges d'exploitation des entreprises manufacturières. Cette situation constitue un frein majeur à la diffusion de ces technologies et soulève des questions quant à leur durabilité économique. Ainsi, il est nécessaire d'orienter les efforts de recherche vers le développement de solutions d'usinage plus accessibles financièrement, en explorant notamment de nouveaux matériaux et procédés permettant d'atteindre des performances similaires à moindre coût. En parallèle, la conception de systèmes modulaires et adaptables pourrait favoriser une meilleure flexibilité industrielle, réduire les coûts d'investissement initiaux et faciliter l'adoption de ces technologies par un plus grand nombre d'acteurs [14].

1.4- Solutions potentielles

Afin de répondre aux enjeux de la durabilité dans les procédés d'usinage, les solutions proposées s'articulent autour de trois grandes catégories : les mesures réglementaires et politiques, les avancées technologiques et l'optimisation des procédés, ainsi que les initiatives favorisant l'éducation, le partage des connaissances et la coopération. La figure 1.5 présente les solutions pour la durabilité dans l'usinage.

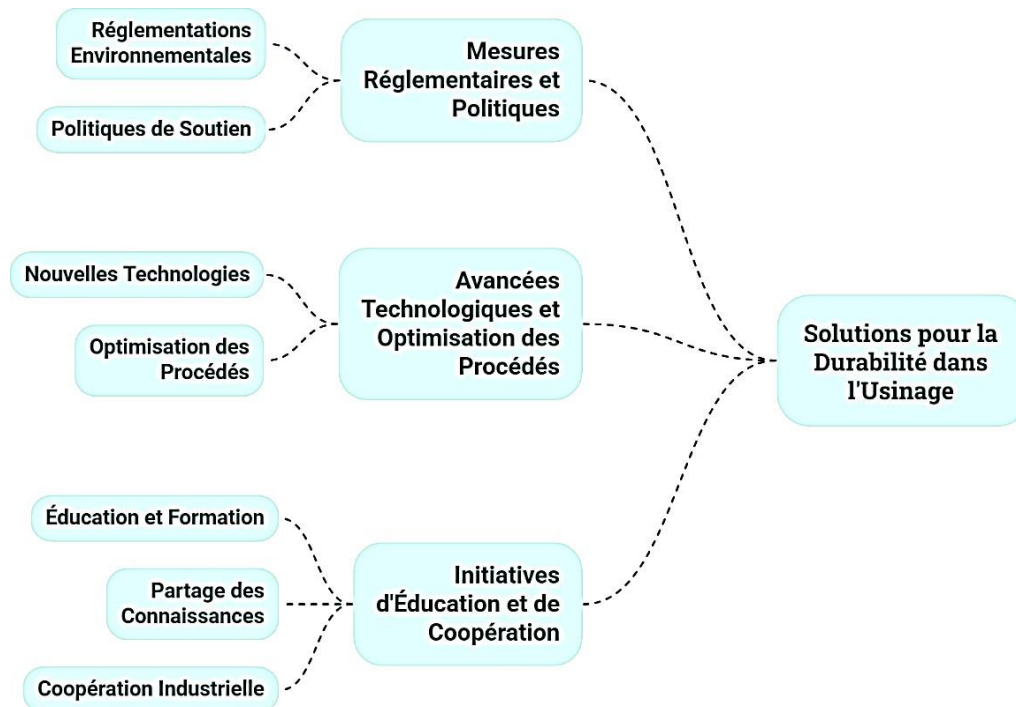


Figure 1.5- Solutions pour la durabilité dans l'usinage.

1.4.1- Politiques et réglementations

La promotion de l'usinage durable passe par le renforcement de la législation environnementale et par une meilleure intégration des coûts environnementaux dans les modèles économiques des entreprises. Des mesures incitatives, telles que les crédits d'impôt, les subventions ou les programmes de soutien aux technologies propres, peuvent accélérer l'adoption de solutions plus durables. De plus, l'inclusion de critères sociaux dans les démarches d'évaluation de la durabilité favorise une vision plus équilibrée et inclusive, prenant en compte les impacts des activités industrielles sur l'ensemble des parties prenantes [15].

1.4.2- Innovation technologique et des procédés

Cette approche présente un intérêt majeur pour le management industriel de l'usinage durable, en démontrant que l'optimisation intégrée des paramètres de coupe constitue un levier efficace pour améliorer simultanément la performance opérationnelle, l'efficacité énergétique et la qualité des produits manufacturés.

Sur cette base, de nouvelles opportunités s'ouvrent pour le développement de technologies d'usinage plus performantes, incluant des outils de coupe avancés, des systèmes d'outillage optimisés, des programmes CNC plus efficaces et des stratégies améliorées de planification des procédés. Ces progrès contribueront à l'essor de l'usinage à haute performance en favorisant la

fabrication de pièces de qualité supérieure, tout en réduisant les impacts environnementaux et en promouvant une approche durable de la production industrielle, comme le montre la figure 1.6 [16]. Les principaux enseignements pour le management industriel et les perspectives futures sont présentés ci-après (voir figure 1.7) :

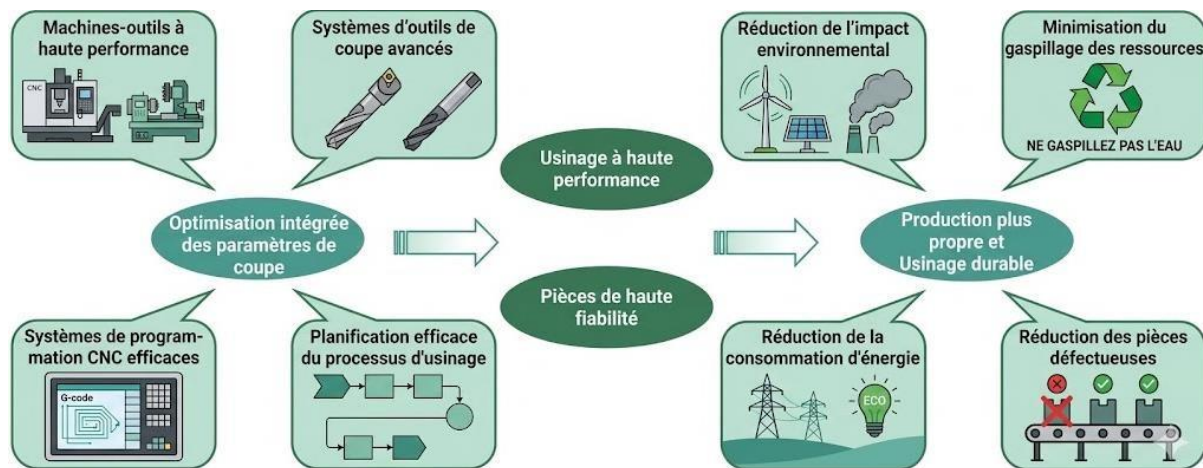


Figure 1.6- Parvenir à une production propre et à un usinage durable grâce à l'optimisation des paramètres de coupe [16].

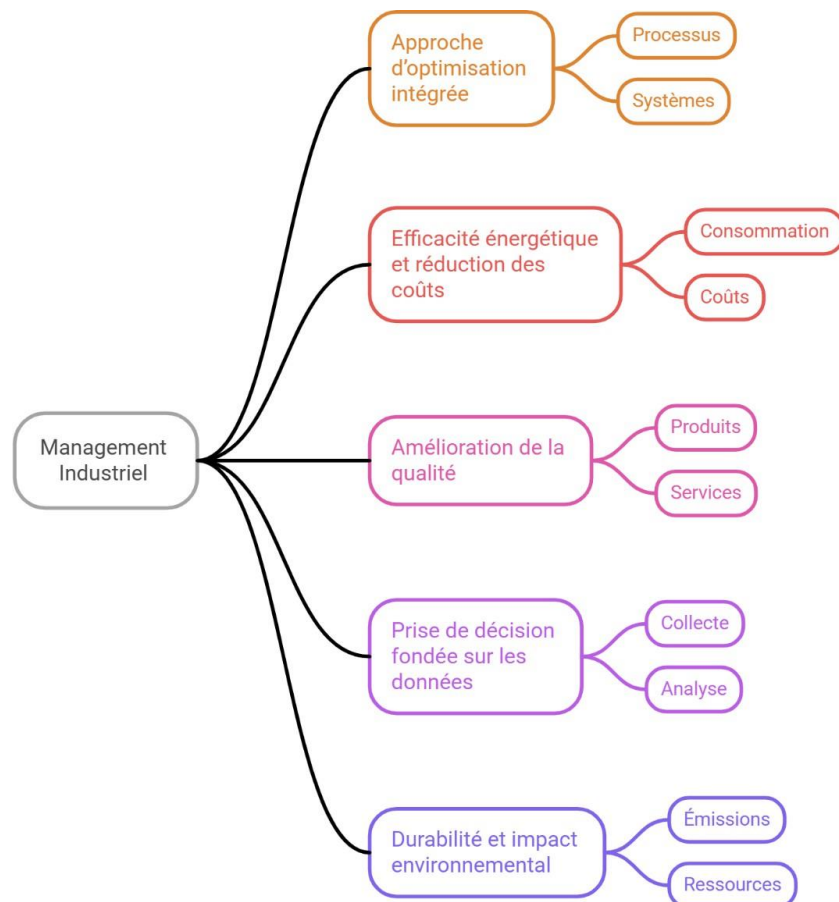


Figure 1.7- Enseignements et perspectives futures pour le management industriel.

1.4.2.1- Approche d'optimisation intégrée

Contrairement aux approches traditionnelles qui optimisent séparément les paramètres de coupe des opérations d'ébauche et de finition, la recherche actuelle met en évidence l'intérêt d'une optimisation intégrée du processus d'usinage. A cet égard, une telle démarche permet de générer des solutions plus réalistes, plus robustes et davantage adaptées aux exigences industrielles. Sur le plan managérial, ces conclusions encouragent les décideurs à privilégier des stratégies d'optimisation globales afin d'améliorer simultanément la productivité, la qualité et l'efficacité opérationnelle des systèmes de production [3, 16].

1.4.2.2- Efficacité énergétique et réduction des coûts

La réduction de la consommation énergétique de 16,88 % met en évidence les bénéfices économiques et environnementaux associés à l'optimisation des paramètres de coupe. Au-delà de la diminution de l'empreinte environnementale des procédés d'usinage, cette amélioration permet de réduire significativement les coûts d'exploitation liés à l'énergie. Ces résultats soulignent l'intérêt, pour les décideurs industriels, d'intégrer des stratégies d'optimisation énergétique dans leurs pratiques de production afin d'améliorer simultanément la rentabilité, la performance opérationnelle et la compétitivité de l'entreprise [16].

1.4.2.3- Amélioration de la qualité

La réduction de la rugosité de surface de 27,07 % démontre le rôle déterminant de l'optimisation des paramètres de coupe dans l'amélioration de la qualité des pièces usinées. Cette amélioration permet de diminuer les opérations de retouche et de reprise, tout en augmentant la satisfaction client et la conformité aux exigences industrielles. Ces résultats soulignent l'importance, pour les décideurs, d'intégrer des stratégies d'optimisation orientées qualité, capables d'assurer simultanément une performance élevée et une maîtrise des coûts de production [16].

1.4.2.4- Prise de décision fondée sur les données

L'intégration d'algorithmes d'optimisation multicritère tels que MOPSO et NSGA-II illustre l'importance croissante des approches de prise de décision fondées sur les données dans l'industrie manufacturière moderne. Ces méthodes permettent d'évaluer simultanément plusieurs objectifs de performance et d'améliorer la qualité des décisions industrielles. Dans cette perspective, il est essentiel que les gestionnaires investissent dans des outils avancés

d'analyse de données et d'optimisation afin de soutenir l'amélioration continue et la performance globale des systèmes de production [16].

1.4.2.5- Durabilité et impact environnemental

La réduction des temps d'usinage et de la consommation énergétique est en adéquation avec les objectifs globaux de développement durable. L'adoption de stratégies d'optimisation des procédés permet aux entreprises manufacturières de diminuer de manière significative leur empreinte environnementale, de renforcer leurs démarches de responsabilité sociétale des entreprises (RSE) et d'améliorer leur image institutionnelle auprès des différentes parties prenantes [16].

1.4.3- Education et collaboration

La promotion d'une collaboration étroite entre des disciplines complémentaires, telles que l'ingénierie, les sciences de l'environnement et les sciences sociales, permet de concevoir des approches plus efficaces pour relever les défis de la durabilité. En parallèle, l'éducation et le développement des compétences jouent un rôle déterminant dans l'ancrage d'une culture durable au sein des organisations industrielles. Il est également important que les entreprises adoptent des politiques stratégiques intégrant explicitement les objectifs de durabilité, accompagnées de mécanismes de suivi et de communication destinés à mesurer et valoriser les progrès accomplis [3].

1.5- Conclusion

L'industrie manufacturière constitue l'un des principaux contributeurs aux émissions de carbone, tandis que l'usinage dur représente une technologie stratégique pour la production de composants à très haute précision. Dans ce chapitre, les fondements conceptuels de l'usinage durable ont été présentés, suivis d'une analyse des principales orientations de recherche et des défis associés à ce domaine. Cette synthèse a permis de mettre en évidence les enjeux techniques, économiques et environnementaux liés à l'usinage durable. Sur cette base, plusieurs implications managériales ont été formulées afin d'accompagner les entreprises industrielles dans la mise en œuvre de stratégies de fabrication plus durables et plus compétitives.

Chapitre 2 :

Méthodologie de travail

2.1. Introduction

Ce chapitre se structure en deux volets complémentaires. Dans un premier temps, il présente les dispositifs et paramètres retenus pour l'acquisition des données, qu'il s'agisse de mesures directes, telles que l'effort de coupe tangentiel (F_z), ou de grandeurs déterminées par calcul, comme l'énergie de coupe spécifique (E_{cs}), les émissions de carbone (CE) et le coût global d'usinage (MC). Cette partie débute par la description du matériau usiné, puis détaille l'environnement expérimental, comprenant notamment le tour CNC GOODWAY GA-230, la plaquette de coupe SPMR 120304, les porte-outils CSDPN 2525M12 et CSBPL 2525M12, avant de présenter la démarche de planification expérimentale fondée sur la méthode de Taguchi. Enfin, elle décrit le système de mesure Kistler utilisé pour relever l'effort de coupe tangentiel, considéré comme la variable clé servant à l'estimation des autres indicateurs de durabilité.

Dans un second temps, le chapitre expose les approches adoptées pour le calcul des différents indicateurs de performance liés à la durabilité de tournage à sec du polyoxyméthylène copolymère (POM-C), à savoir l'énergie de coupe spécifique (E_{cs}), les émissions de CO₂ (CE) et le coût total d'usinage (MC).

L'ensemble des travaux expérimentaux a été conduit sous la supervision du Prof. Amine HAMDI, en collaboration avec l'équipe de recherche en sciences de l'usinage et durabilité (MASSUS), au sein du département de Génie Mécanique de l'Université Technique Yildiz, située à Beşiktaş, Istanbul (Turquie).

2.2. Démarche expérimentale

2.2.1. Matériau usiné

Dans cette investigation expérimentale, le matériau retenu pour les opérations d'usinage est un polyoxyméthylène copolymère non chargé (POM-C), fourni par la société Ensinger. Les essais ont été réalisés à partir de barres cylindriques pleines de 150 mm de longueur et 80 mm de diamètre, de teinte blanche. Ce polymère technique, couramment désigné sous l'appellation d'acétal, se distingue par une rigidité élevée, une résistance mécanique importante, une bonne ténacité ainsi qu'une excellente tenue à l'usure [31]. Les principales caractéristiques de ce matériau sont synthétisées dans le tableau 2.1.

Par ailleurs, le POM-C présente une température de fusion relativement élevée ($T_m \approx 180\text{ °C}$), associée à une faible densité, une très bonne résistance chimique et une absorption d'humidité limitée. Son module d'Young, de l'ordre de 3500 MPa, traduit également sa bonne capacité à résister aux déformations élastiques. En raison de cet ensemble de propriétés avantageuses, ce thermoplastique constitue une alternative crédible à certains matériaux métalliques, notamment le laiton et le zinc, dans diverses applications industrielles. Il est ainsi largement utilisé dans la fabrication de composants automobiles (poignées de porte, corps de pompes, ...etc.), d'éléments d'électroménager et de pièces mécaniques de précision. De ce fait, le POM-C s'impose aujourd'hui comme l'un des polymères non renforcés les plus pertinents, aussi bien dans le domaine de la recherche que dans les applications industrielles.

Tableau 2.1- Propriétés principales du POM-C (acétal copolymère).

Propriétés	Valeur
Résistance à la traction (MPa)	67
Allongement à la rupture (%)	32
Module d'élasticité (MPa)	2800
Dureté (MPa)	165
Conductivité thermique (W/m.k)	0,39
Température de fusion T_m (°C)	180
Température de service T_s (°C)	70
Absorption d'eau (%)	0.1
Rigidité diélectrique (kV/mm)	49

2.2.2. Système d'usinage

Le processus d'usinage de POM-C a été réalisé à l'aide d'un tour à commande numérique (CNC), garantissant précision et répétabilité des opérations. La machine-outil CNC dotée d'un moteur développant une puissance de 11 kW, ce qui permet d'assurer des conditions de coupe stables sur une large gamme d'applications. Elle offre une plage de vitesses de rotation de la broche comprise entre 20 et 4500 tr/min, adaptée aussi bien aux opérations d'ébauche qu'aux phases de finition. Par ailleurs, la vitesse d'avance longitudinale varie de 0,04 à 9,136 mm/tr, offrant une grande flexibilité dans le réglage des paramètres d'usinage selon les exigences de qualité et de productivité. Le CNC correspond au modèle GOODWAY GA-230, reconnu pour sa robustesse et sa fiabilité dans les environnements industriels. La figure 2.1 présente une image de tour CNC utilisé.



Figure 2.1- Tour à commande numérique (CNC, marque GOODWAY GA-230).

Les outils de coupe utilisés correspondent à des plaquettes de type SPMR 120304, dotées d'un rayon de bec de 0,4 mm et fournies par la société Dormer Pramet. Elles relèvent du grade T9325 et sont élaborées à partir d'un carbure WC-Co à gradient fonctionnel, bénéficiant d'un revêtement appliqué par procédé MT-CVD. Chaque plaquette présente quatre arêtes de coupe positives, et se distingue notamment par un angle de dépouille (α_{oi}) de 11° , qui constitue l'un de ses paramètres géométriques essentiels. Afin de garantir la reproductibilité et l'homogénéité des conditions expérimentales, une arête de coupe neuve a été utilisée pour chaque essai, en association avec une éprouvette également neuve.

La sélection des porte-outils a été effectuée en tenant compte de leur compatibilité avec la plaquette SPMR 120304. À cet effet, deux porte-plaquettes de Sandvik Coromant, à savoir les modèles CSDPN 2525M12 et CSBPL 2525M12, ont été retenus. Le premier se caractérise par un angle d'arête de coupe (X_r) de 45° , un angle de coupe (γ_{0h}) de 6° et un angle d'inclinaison (λ_s) nul, tandis que le second possède un angle d'arête de coupe de 75° tout en conservant les mêmes valeurs pour les angles de coupe et d'inclinaison (γ_{0h} et λ_s). La figure 2.2 présente la plaquette de coupe ainsi que le porte-outil CSDPN 2525M12 utilisés durant l'ensemble des essais expérimentaux.



Figure 2.2- Porte-outil CSDPN 2525M12 et plaquette SPMR 120304.

2.2.3. Planification des expériences

Dans cette étude, les paramètres de coupe étudiés ont été définis selon des niveaux distincts. Trois facteurs principaux ont été considérés à quatre niveaux chacun (4^3), correspondant respectivement aux valeurs suivantes : 240, 300, 360 et 420 m/min pour la vitesse de coupe (V_c) ; 0,08, 0,14, 0,20 et 0,24 mm/tr pour la vitesse d'avance (f) ; ainsi que 0,8, 1,6, 2,4 et 3,2 mm pour la profondeur de coupe (ap). En parallèle, deux autres facteurs ont été examinés selon seulement deux niveaux (2^2), avec des valeurs de 10 et 15 secondes pour le temps de coupe (t_c), et de 45° et 75° pour l'angle d'arête de coupe (X_r). A cet égard, la sélection des plages et niveaux des paramètres de coupe repose sur une analyse multi-critères intégrant plusieurs sources techniques de référence. Elle s'appuie notamment sur les recommandations fournies par les fabricants de matériaux plastiques, ainsi que sur les limitations et performances de la machine-outil utilisée. Par ailleurs, les conditions de coupe préconisées pour les outils de type plaquette ont été prises en considération, en complément des caractéristiques géométriques de la pièce, en particulier son diamètre, afin d'assurer une adéquation optimale entre les paramètres choisis et les conditions réelles d'usinage.

Cette configuration des facteurs conduit à un nombre élevé de combinaisons expérimentales, atteignant 256 essais par le plan factoriel complet (FFD). Afin de limiter cette charge expérimentale, tant en termes de coûts que de durée, il a été choisi de recourir à un plan d'expériences robuste de Taguchi ($L_{16} = 4^3 \times 2^2$). Ce type de plan à niveaux mixtes permet de réduire significativement le nombre d'essais tout en assurant, dès la phase de conception, une qualité et une fiabilité élevées des données destinées à l'analyse. La matrice de planification, ainsi que la codification des facteurs sont illustrées dans le tableau 2.2. Par ailleurs, les paramètres retenus pour l'étude ainsi que les niveaux associés sont présentés dans le Tableau 2.3.

Tableau 2.2- Matrice de planification pour un plan de 16 essais.

N°	Valeurs codées des facteurs				
	V_c	f	ap	t_c	X_r
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	1	1	1	1	1
2	1	2	2	1	1
3	1	3	3	2	2
4	1	4	4	2	2
5	2	1	2	2	2
6	2	2	1	2	2
7	2	3	4	1	1
8	2	4	3	1	1
9	3	1	3	1	2
10	3	2	4	1	2
11	3	3	1	2	1
12	3	4	2	2	1
13	4	1	4	2	1
14	4	2	3	2	1
15	4	3	2	1	2
16	4	4	1	1	2

2.2.4. Mesure de l'effort de coupe tangentiel

L'effort de coupe tangentiel (F_z) a été mesuré au moyen d'un dynamomètre Kistler de type 9257. Le dispositif d'acquisition repose sur une table dynamométrique intégrant quatre capteurs piézoélectriques, associée à un amplificateur de signaux Kistler, à une carte d'acquisition assurant la conversion du signal analogique en données numériques, ainsi qu'à un logiciel dédié au traitement et à l'analyse des mesures. Les données obtenues à partir de cette étape expérimentale constituent une base essentielle pour l'évaluation de l'énergie spécifique de coupe (E_{cs}), des émissions de carbone (CE) et du coût d'usinage (MC). La figure 2.3 représente une chaîne de mesure piézoélectrique complète, typiquement utilisée pour mesurer les efforts de coupe en usinage.

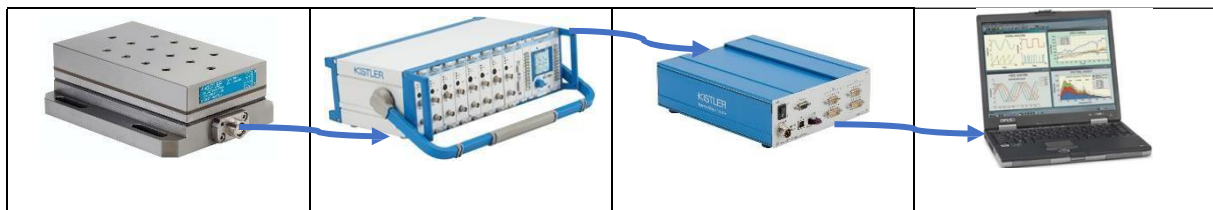


Figure 2.3- Chaîne de mesure piézoélectrique complète.

Tableau 2.3- Matrice des niveaux réels des facteurs pour un plan de Taguchi ($L_{16} = 4^3 \times 2^2$).

N°	Niveaux réels des facteurs				
	V_c (m/min)	f (mm/tr)	ap (mm)	t_c (s)	X_r (°)
1	240	0,08	0,8	10	45
2	240	0,14	1,6	10	45
3	240	0,2	2,4	15	75
4	240	0,24	3,2	15	75
5	300	0,08	1,6	15	75
6	300	0,14	0,8	15	75
7	300	0,2	3,2	10	45
8	300	0,24	2,4	10	45
9	360	0,08	2,4	10	75
10	360	0,14	3,2	10	75
11	360	0,2	0,8	15	45
12	360	0,24	1,6	15	45
13	420	0,08	3,2	15	45
14	420	0,14	2,4	15	45
15	420	0,2	1,6	10	75
16	420	0,24	0,8	10	75

2.3- Méthodes d'optimisation

2.3.1- Optimisation mono-objectif

La méthode de Taguchi, également désignée comme une approche de conception robuste, s'inscrit principalement dans une logique d'optimisation mono-objectif visant à améliorer la qualité des procédés dès la phase de conception. En s'appuyant sur les plans d'expériences (DoE – Design of Experiments), elle permet d'analyser de manière structurée l'influence des différents facteurs sur les performances du système (voir figure 2.4), tout en intégrant des fonctions de coût adaptées aux objectifs recherchés, à savoir : “plus grand est meilleur”, “plus petit est meilleur” et “valeur nominale est meilleure”. Au cœur de cette méthode, le rapport signal/bruit (S/N), introduit par Genichi Taguchi, constitue un indicateur essentiel de robustesse, puisqu'il établit un compromis entre la performance moyenne (signal) et la variabilité indésirable (bruit). D'un point de vue scientifique, il vise à réduire la dispersion autour de la valeur cible, tandis que, sur le plan opérationnel, il permet d'identifier les niveaux de paramètres rendant le système moins sensible aux perturbations externes. Le calcul du rapport S/N pour l'ensemble des combinaisons expérimentales permet ainsi de déterminer les conditions optimales, la valeur la plus élevée indiquant la configuration la plus robuste en

fonction des objectifs de réponse considérés. Les trois types les plus importants sont définis en fonction des objectifs de réponse suivants :

- ✧ **Plus grand est meilleur (Larger-the-better) :** Ce type de réponse est utilisé dans les situations où l'objectif est de maximiser la performance, la valeur optimale tendant théoriquement vers des valeurs élevées. La variable considérée est non négative et ne possède pas de valeur cible fixe, la qualité du résultat s'améliorant avec l'augmentation de sa valeur. Dans ce contexte, le rapport signal/bruit (S/N) est formulé de manière à favoriser les niveaux les plus élevés de la réponse étudiée, et il est exprimé par :

$$S/N = -10 * \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 \right) \quad (2.1)$$

Où n est le nombre d'expériences et y_i la réponse expérimentale.

- ✧ **Plus petit est meilleur (Smaller-the-better) :** Une réponse de type "plus petit est meilleur" correspond à une grandeur strictement non négative dont la valeur cible idéale est nulle. Dans ce cas, l'objectif consiste à minimiser la réponse étudiée. Le rapport signal/bruit (S/N) associé à ce type de caractéristique est formulé de manière à pénaliser les valeurs élevées, et il est défini par l'équation (2) :

$$S/N = -10 * \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 \right) \quad (2.2)$$

- ✧ **Valeur nominale est meilleure (Nominal-the-best) :** Ce type de réponse est utilisé lorsque la performance optimale correspond à une valeur cible bien définie. Dans ce cas, tout écart par défaut ou par excès par rapport à cette valeur cible est considéré comme défavorable. L'objectif consiste donc à minimiser la variabilité autour de la valeur nominale afin d'assurer une stabilité du procédé et une qualité constante. Le rapport signal/bruit (S/N) associé à cette situation est donné par l'équation suivante :

$$S/N = 10 * \log \left(\frac{\bar{y}}{s_y^2} \right) \quad (2.3)$$

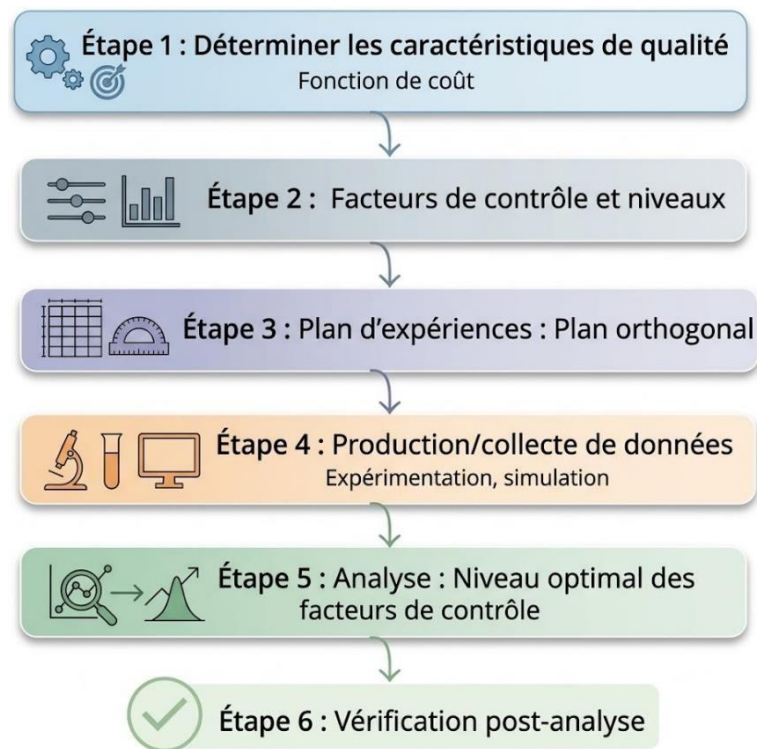


Figure 2.4- Méthodologie d'optimisation par plan d'expériences (Méthode Taguchi).

2.3.2- Optimisation multi-objectif

2.3.2.1- Analyse relationnelle grise

L'analyse relationnelle grise (GRA) constitue une approche d'aide à la décision particulièrement adaptée aux contextes multicritères, dans lesquels plusieurs objectifs doivent être considérés simultanément. Elle repose sur une transformation préalable des données par normalisation, suivie de l'estimation de coefficients de relation grise permettant d'évaluer le degré de proximité entre chaque alternative et une solution de référence jugée idéale. Ainsi, la GRA vise à identifier l'option la plus performante au regard de l'ensemble des critères retenus, ce qui en fait un outil pertinent pour le traitement de problématiques décisionnelles complexes. En tant que méthode d'évaluation du niveau de similarité entre séries de données, elle a suscité un intérêt croissant au sein de la communauté scientifique [17]. Fondée sur la théorie des systèmes gris, cette technique permet d'apprécier l'intensité de la relation entre les résultats expérimentaux et les valeurs cibles, relation quantifiée à travers le coefficient de corrélation grise [18].

Les étapes présentées ci-après décrivent de manière synthétique le déroulement général du processus de l'analyse relationnelle grise.

a) Normalisation des données

Avant la mise en œuvre de la méthode GRA, il est généralement nécessaire de procéder à une normalisation des données expérimentales afin d'en assurer la comparabilité. Cette opération consiste à ramener les différentes variables de réponse sur une échelle commune, typiquement comprise entre 0 et 1, en neutralisant ainsi les effets liés aux unités et aux ordres de grandeur. L'objectif est de garantir une contribution équilibrée de chaque critère dans l'analyse globale, favorisant une interprétation cohérente et impartiale des résultats. Le choix de la formule de normalisation dépend du sens d'optimisation recherché, qu'il s'agisse de maximiser ou de minimiser les réponses considérées.

- ✧ Dans le cas où l'objectif est de minimiser un paramètre de sortie, notamment l'énergie spécifique de coupe (E_{cs}), les émissions de carbone (CE) ou encore le coût d'usinage (MC) considérés dans cette étude, la séquence de données initiale est transformée par normalisation selon l'équation 2.4, de manière à refléter correctement ce critère d'optimisation.

$$x_i(k) = \frac{\max(x_i^0(k)) - x_i^0(k)}{\max(x_i^0(k)) - \min(x_i^0(k))} \quad (2.4)$$

- ✧ Dans le cas d'un objectif de maximisation d'un paramètre de sortie — bien qu'aucune variable de ce type ne soit considérée dans la présente étude — la séquence de données initiale est normalisée en s'appuyant sur l'équation 2.5, conformément à ce critère d'optimisation.

$$x_i(k) = \frac{x_i^0(k) - \min(x_i^0(k))}{\max(x_i^0(k)) - \min(x_i^0(k))} \quad (2.5)$$

Où :

- $x_i(k)$: la valeur normalisée,
- $\max(x_i^0(k))$: la plus grande valeur de $x_i^0(k)$ pour la $k^{ième}$ réponse,
- $\min(x_i^0(k))$: la plus petite valeur de $x_i^0(k)$ pour la $k^{ième}$ réponse.

b) Calcul du GRC

Afin d'évaluer le degré de similitude entre les différentes séries de données, les valeurs normalisées obtenues à l'étape précédente sont exploitées. Plusieurs approches permettent d'estimer cette proximité, parmi lesquelles le coefficient de relation grise (GRC) constitue l'une des plus couramment utilisées. La transformation des mesures de similarité en coefficients de

relation grise s'effectue à l'aide de la fonction de transfert définie par l'équation 2.6. Les valeurs obtenues sont comprises dans l'intervalle $[0, 1]$, traduisant ainsi le niveau de rapprochement entre les séries analysées.

$$\eta_i(k) = \frac{\Delta_{\min} + \omega \Delta_{\max}}{\Delta_{0i}(k) + \omega \Delta_{\max}}; \quad (2.6)$$

Où :

- ✱ $\Delta_{0i}(k)$: la différence en valeur absolue entre $x_0^k(k)$ et $x_i^k(k)$ (équation 2.7),
- ✱ $\Delta_{\min}$: la plus petite valeur de $\Delta_{0i}(k)$ (équation 2.8),
- ✱ ω : le coefficient de la fonction de transfert généralement égal à 0.5,
- ✱ $\Delta_{\max}$: la plus grande valeur de $\Delta_{0i}(k)$ (équation 2.9),

$$\Delta_{0i} = \|x_0(k) - x_i(k)\| \quad (2.7)$$

$$\Delta_{\min} = \min_{\forall j \in i} \min_{\forall k} \|x_0(k) - x_i(k)\| \quad (2.8)$$

$$\Delta_{\max} = \max_{\forall j \in i} \max_{\forall k} \|x_0(k) - x_i(k)\| \quad (2.9)$$

c) Calcul de GRG

Dans le but d'identifier la série de référence, correspondant à la solution optimale, le degré global de relation entre les différentes séries est déterminé à partir du grade relationnel gris (GRG (α_i)), tel que défini par l'équation 2.10. Cette mesure synthétique permet d'agréger les coefficients de relation grise en une valeur unique pour chaque alternative. En conséquence, la série présentant la valeur de GRG la plus élevée est retenue comme la solution la plus performante.

$$\alpha_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \eta_i(k) \quad (2.10)$$

Où :

- n : le nombre des caractéristiques de performance (dans notre cas $n = 3$).

La figure 2.5 illustre le schéma de principe de l'analyse relationnelle grise (GRA), en mettant en évidence les différentes étapes nécessaires à l'optimisation multi-objectifs dans le cadre d'essais expérimentaux. Le processus débute par la collecte des réponses expérimentales

associées à chaque condition étudiée. Ces réponses sont ensuite soumises à une étape de normalisation afin d'assurer leur comparabilité, en recourant à des formulations adaptées selon qu'il s'agisse d'un objectif de minimisation ou de maximisation.

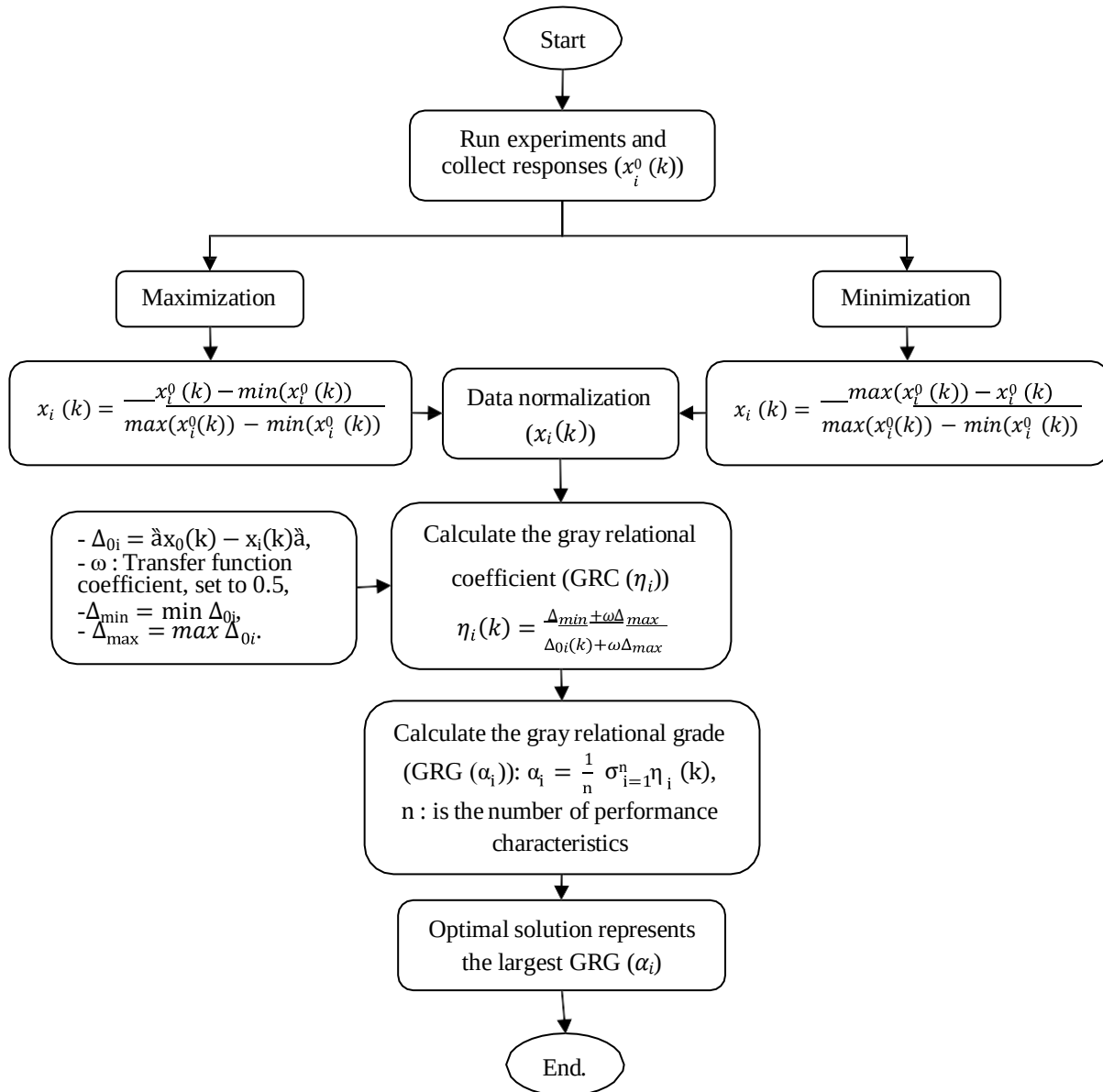


Figure 2.5- Organigramme de l'analyse relationnelle grise (GRA).

Une fois les données normalisées, le coefficient de relation grise (GRC) est déterminé pour chaque réponse, traduisant le degré de proximité des valeurs obtenues par rapport à la référence idéale. Par la suite, le grade relationnel gris (GRG) est calculé, généralement comme la moyenne des coefficients de relation grise pour chaque essai, fournissant ainsi un indicateur global intégrant l'ensemble des critères considérés. L'essai correspondant à la valeur la plus

élevée du GRG est alors retenu comme la solution optimale, reflétant les conditions expérimentales les plus performantes.

Cette démarche méthodique permet de comparer efficacement les différentes configurations de tournage et d'identifier les paramètres opératoires les plus pertinents dans une optique d'optimisation globale.

2.3.2.2- Technique de classement par ordre de préférence

La méthode TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) constitue une approche d'aide à la décision multicritère largement mobilisée pour analyser, comparer et hiérarchiser un ensemble d'alternatives (ou essais) en fonction de leur performance globale. Elle s'appuie sur un principe fondamental selon lequel l'alternative optimale est celle qui se situe au plus près de la solution idéale positive (SIP), caractérisée par les meilleures performances pour chaque critère, tout en étant la plus éloignée possible de la solution idéale négative (SIN), correspondant aux performances les moins favorables. Ainsi, le mécanisme d'évaluation repose sur une logique de distance relative par rapport à ces deux solutions de référence [19].

Cette approche multicritère se distingue par sa facilité de mise en œuvre et sa capacité à traiter simultanément plusieurs critères, y compris lorsqu'ils sont de nature conflictuelle, qu'ils soient exprimés sous forme quantitative ou préalablement normalisée. Cette souplesse d'utilisation en fait un outil particulièrement pertinent pour l'analyse de données expérimentales en ingénierie, l'optimisation des procédés ainsi que les problématiques de gestion industrielle. Par ailleurs, son champ d'application s'étend à divers domaines, notamment la gestion environnementale, la planification durable et l'allocation efficiente des ressources [20]. Au cours des dernières années, l'intérêt scientifique pour cette méthode s'est fortement accru, comme en témoigne l'augmentation significative du nombre de travaux de recherche mobilisant TOPSIS et ses différentes variantes [21].

La mise en œuvre de la méthode TOPSIS s'effectue selon une succession d'étapes structurées, permettant de passer de la préparation des données à l'établissement du classement final des alternatives [22]. Les principales phases du processus, ainsi qu'une démarche d'interprétation des résultats fondée sur les données expérimentales, sont présentées ci-après :

a) Construction de la matrice de décision

La construction de la matrice de décision représente une étape essentielle de l'analyse multicritère, dans la mesure où elle permet de structurer de manière systématique l'ensemble des alternatives possibles en lignes, en fonction des critères d'évaluation disposés en colonnes. Chaque élément de cette matrice traduit ainsi la performance d'une alternative vis-à-vis d'un critère donné, qu'il s'agisse de données quantitatives ou d'évaluations qualitatives. Cette organisation tabulaire offre une synthèse claire des informations nécessaires à la comparaison des solutions et constitue la base de calcul des méthodes d'aide à la décision, notamment TOPSIS [23].

Soit un problème décisionnel défini par :

- ✧ $A_1, A_2, \dots, A_m$: les alternatives ou essais (lignes de la matrice),
- ✧ $C_1, C_2, \dots, C_n$: les critères ou réponses (colonnes de la matrice),

La matrice de décision $X = [x_{ij}]$ regroupe les performances des différentes alternatives A_i selon les critères C_j , où chaque terme x_{ij} correspond à la valeur associée à l'alternative A_i pour le critère C_j .

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

Dans le cadre de la présente étude, cette matrice est composée de $m = 16$ alternatives, correspondant aux 16 essais expérimentaux réalisés, et de $n = 3$ grandeurs d'intérêt (ou réponses).

b) Normalisation de la matrice de décision

La normalisation de la matrice de décision représente une étape clé dans la méthode TOPSIS, car elle vise à rendre les différents critères directement comparables en supprimant les effets liés aux unités de mesure et aux ordres de grandeur [24]. En pratique, les critères d'évaluation peuvent être exprimés dans des unités hétérogènes (par exemple, un coût en monnaie et une performance en pourcentage), ce qui empêche toute agrégation directe sans traitement préalable.

Dans ce contexte, la technique de normalisation la plus fréquemment utilisée est la normalisation vectorielle, également appelée normalisation euclidienne. Celle-ci consiste à transformer chaque valeur d'un critère en la divisant par la racine carrée de la somme des carrés de l'ensemble des valeurs associées à ce même critère sur toutes les alternatives (voir équation 2.11).

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (2.11)$$

Où :

- r_{ij} : élément normalisé,
- $i = 1, \dots, m$ et $j = 1, \dots, n$.

Cette opération permet d'obtenir une matrice sans unité, dans laquelle les valeurs sont ramenées à une échelle comparable, généralement comprise entre 0 et 1. La matrice normalisée ainsi obtenue exprime les performances relatives des différentes alternatives pour chaque critère, indépendamment de leurs unités initiales. Elle constitue ainsi une base homogène et cohérente, indispensable pour les étapes suivantes de pondération des critères ainsi que pour le calcul des distances par rapport aux solutions idéales positive et négative.

c) Construction de la matrice pondérée

Après normalisation, chaque critère de la matrice de décision est ajusté en fonction de son importance relative à travers l'application d'un poids w_j associé. Ces coefficients de pondération, dont la somme est égale à 1, traduisent le degré d'influence de chaque critère dans le processus de décision global. La matrice normalisée est ainsi multipliée par ces poids conformément à l'équation 2.12, permettant d'obtenir la matrice de décision normalisée pondérée.

$$v_{ij} = w_j \times r_{ij} \quad (2.12)$$

Cette étape joue un rôle déterminant, car elle intègre simultanément les performances relatives des alternatives et la pertinence stratégique de chaque critère, assurant ainsi une évaluation plus réaliste et représentative du problème étudié.

d) Calcul des distances

Après obtention de la matrice de décision normalisée et pondérée (étape 3), l'étape suivante consiste à évaluer, pour chaque alternative, sa distance par rapport aux solutions de référence.

D'une part, la distance à la solution idéale positive (SIP), notée S_i^+ , est calculée afin de mesurer l'écart entre chaque alternative et le scénario optimal, lequel regroupe les meilleures performances observées pour l'ensemble des critères.

D'autre part, la distance à la solution idéale négative (SIN), notée S_i^- , est déterminée afin d'évaluer l'éloignement de chaque alternative par rapport au scénario le moins favorable, correspondant aux plus mauvaises performances enregistrées sur les différents critères.

Ces deux indicateurs de proximité sont obtenus à l'aide des expressions mathématiques suivantes :

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2} \quad (2.13)$$

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2} \quad (2.14)$$

Où :

- v_{ij} : la valeur normalisée et pondérée du critère j pour l'alternative i ,
- v_j^+ : la valeur idéale (meilleure) pour le critère j ,
- v_j^- : la valeur anti-idéale (pire) pour le critère j .

Les valeurs v_j^+ et v_j^- sont établies en fonction du sens d'optimisation associé à chaque critère, conformément aux règles suivantes :

$$v_j^+ = \begin{cases} \max_i (v_{ij}) & \text{si le critère } j \text{ est à maximiser} \\ \min_i (v_{ij}) & \text{si le critère } j \text{ est à minimiser} \end{cases}$$

$$v_j^- = \begin{cases} \min_i (v_{ij}) & \text{si le critère } j \text{ est à maximiser} \\ \max_i (v_{ij}) & \text{si le critère } j \text{ est à minimiser} \end{cases}$$

Cette étape permet de situer chaque alternative par rapport aux deux références extrêmes, à savoir la solution idéale et la solution anti-idéale. Elle constitue ainsi une phase déterminante du processus, puisqu'elle fournit les éléments nécessaires à l'évaluation finale basée sur le degré de similarité à la solution idéale.

e) Calcul de la similarité relative à la solution idéale

La similarité relative à la solution idéale, notée C_i , constitue un indicateur synthétique permettant d'apprécier la performance globale de chaque alternative en intégrant simultanément sa proximité à la solution idéale positive (SIP) et son éloignement vis-à-vis de la solution idéale négative (SIN). En effet, une faible distance à la SIP reflète une forte proximité avec le scénario optimal, tandis qu'une distance élevée à la SIN traduit un écart important par rapport au scénario le moins favorable.

Le coefficient C_i , défini par l'équation 2.15, formalise cet équilibre et prend des valeurs comprises entre 0 et 1. Ainsi, une valeur de C_i proche de 1 indique une alternative plus performante et plus satisfaisante au regard des critères considérés. En conséquence, les alternatives sont classées par ordre décroissant de C_i , la meilleure solution étant celle présentant la valeur la plus élevée.

$$C_i = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-} \quad (2.15)$$

Chapitre 3 :

Optimisation mono et multi-objectif des critères de durabilité

3.1- Introduction

Le chapitre 3 est consacré à l'optimisation mono-objectif et multi-objectif des paramètres de coupe intervenant dans le tournage à sec du polyoxyméthylène copolymère (POM-C). Les variables de procédé étudiées comprennent la vitesse de coupe (V_c), la vitesse d'avance (f), la profondeur de coupe (ap), le temps de coupe (t_c) et l'angle principal de coupe (X_r). Dans une perspective d'usinage durable, l'évaluation des performances est réalisée à partir de trois indicateurs clés, à savoir l'énergie de coupe spécifique (E_{cs}), les émissions de carbone (CE), et le coût total d'usinage (MC). L'objectif est d'identifier les conditions opératoires permettant de minimiser simultanément les impacts énergétiques, environnementaux et économiques.

L'optimisation des résultats expérimentaux est menée suivant deux approches complémentaires. La première approche concerne l'optimisation mono-objectif et s'appuie sur la méthode de Taguchi, largement utilisée pour identifier les niveaux optimaux des paramètres de procédé en fonction d'une réponse spécifique. La seconde approche est dédiée à l'optimisation multi-objectif et repose sur l'application de deux méthodes de prise de décision multicritère : l'Analyse Relationnelle Grise (GRA, *Grey Relational Analysis*) et la méthode TOPSIS (*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*).

3.2- Résultats expérimentaux

L'analyse détaillée des résultats expérimentaux du tableau 3.1 révèle que les performances de durabilité (E_{cs} , CE et MC) du tournage de POM-C sont fortement influencées par l'interaction entre les paramètres de coupe (V_c , f , ap , t_c et X_r). L'expérience n°1 présente les meilleures performances globales avec les plus faibles émissions de carbone (0,0266 kgCO₂) et le coût d'usinage le plus bas (0,0768 \$), tout en maintenant une consommation d'énergie relativement faible (0,212 J/mm³). Cette performance est principalement attribuée à l'utilisation simultanée d'une faible profondeur de coupe (0,8 mm), d'un temps d'usinage réduit (10 s) et d'un faible angle d'arête de coupe (45°), ce qui limite les besoins énergétiques et les impacts environnementaux associés. À l'inverse, l'expérience n°13, caractérisée par la vitesse de coupe la plus élevée (420 m/min), une faible avance (0,08 mm/tr) et une profondeur de coupe maximale (3,2 mm), présente la consommation d'énergie spécifique la plus élevée (0,233 J/mm³), traduisant une faible efficacité énergétique. De manière générale, l'augmentation de l'avance (f) améliore l'efficacité énergétique puisque les essais réalisés avec des avances élevées (0,20–0,24 mm/tr) affichent souvent des valeurs réduites de E_{cs} , en raison d'un volume de matière enlevé plus important par unité de temps. Cette tendance est particulièrement visible

pour les expériences n°4, n°8 et n°15, dont les valeurs de E_{cs} sont parmi les plus faibles du plan expérimental. Cependant, une amélioration de l'efficacité énergétique n'implique pas nécessairement une amélioration globale de la durabilité. En effet, l'expérience n°4 présente la plus faible consommation d'énergie spécifique (0,147 J/mm³), mais également les émissions de carbone les plus élevées (0,4363 kgCO₂) ainsi que le coût d'usinage le plus important (0,1285 \$). Ce résultat montre que la réduction de E_{cs} peut être obtenue au prix d'une augmentation importante de la puissance totale consommée et du temps d'exploitation des ressources. Par ailleurs, la profondeur de coupe (ap) apparaît comme le facteur le plus influent sur les émissions de carbone. Lorsque celle-ci passe de 0,8 mm à 3,2 mm, les valeurs de CE augmentent fortement, traduisant l'accroissement des efforts de coupe (F_z) et de la puissance nécessaire à l'usinage. Le temps de coupe (t_c) joue également un rôle déterminant : les essais réalisés à 15 s présentent généralement des émissions et des coûts supérieurs à ceux obtenus à 10 s, en raison d'une durée de fonctionnement plus importante de la machine. Concernant l'angle d'arête de coupe (X_r), les résultats indiquent qu'un angle élevé de 75° améliore parfois l'efficacité énergétique grâce à une meilleure contact et à la réduction des frottements, comme observé pour l'expérience n°15 ($E_{cs} = 0,154$ J/mm³). Ces résultats sont en accord avec les conclusions rapportées par Yapan dans leurs travaux consacrés à l'usinage durable [25, 26].

Tableau 3.1- Résultats des paramètres de durabilité (E_{cs} , CE et MC).

N°	Paramètres d'entrée (facteurs)					Paramètres de sortie (réponses)			
	V_c (m/min)	f (mm/tr)	ap (mm)	t_c (s)	X_r (°)	F_z (N)	E_{cs} (J/mm ³)	CE (kg/CO ₂)	MC (\$)
1	240	0,08	0,8	10	45	13,56	0,212	0,0266	0,0768
2	240	0,14	1,6	10	45	45,65	0,204	0,0869	0,0783
3	240	0,20	2,4	15	75	80,71	0,168	0,2745	0,1244
4	240	0,24	3,2	15	75	113,04	0,147	0,4363	0,1285
5	300	0,08	1,6	15	75	24,20	0,189	0,0942	0,1199
6	300	0,14	0,8	15	75	25,30	0,226	0,0832	0,1196
7	300	0,20	3,2	10	45	105,56	0,165	0,3031	0,0837
8	300	0,24	2,4	10	45	88,67	0,154	0,2729	0,0830
9	360	0,08	2,4	10	75	38,22	0,199	0,1110	0,0811
10	360	0,14	3,2	10	75	75,30	0,168	0,2551	0,0847
11	360	0,20	0,8	15	45	24,90	0,156	0,1392	0,1177
12	360	0,24	1,6	15	45	65,30	0,170	0,3287	0,1224
13	420	0,08	3,2	15	45	59,71	0,233	0,2572	0,1206
14	420	0,14	2,4	15	45	60,12	0,179	0,3355	0,1226
15	420	0,20	1,6	10	75	49,14	0,154	0,2130	0,0837
16	420	0,24	0,8	10	75	35,25	0,184	0,1292	0,0816

3.3- Optimisation mono-objective

Le rapport signal/bruit (S/B) des indicateurs de durabilité E_{cs} , CE et MC a été calculé conformément à l'équation (2.2), fondée sur le critère « le plus petit est le meilleur ». Ce choix est justifié par l'objectif d'optimisation retenu, qui vise à réduire la consommation d'énergie spécifique, les émissions de carbone et le coût d'usinage [27].

3.3.1- Optimisation de l'énergie de coupe spécifique

La figure 3.1 présente l'évolution du rapport signal/bruit (S/B) de l'énergie de coupe spécifique (E_{cs}) en fonction des différents niveaux des paramètres de coupe (V_c , f , ap , t_c et X_r). Étant donné que le critère Taguchi retenu est “le plus petit est le meilleur”, le niveau optimal de chaque facteur correspond à la valeur la plus élevée du rapport S/B. L'observation du graphique montre que :

- La vitesse de coupe (V_c) exerce une influence modérée sur l'énergie spécifique. Le rapport S/B augmente entre 300 et 360 m/min avant de diminuer à 420 m/min. Le niveau optimal correspond ainsi à $V_c = 360$ m/min.
- L'avance (f) est le facteur le plus influent. Une augmentation de l'avance entraîne une hausse importante du rapport S/B, qui atteint son maximum à $f = 0,20$ mm/tr, puis diminue légèrement à 0,24 mm/tr. Cette tendance indique qu'une avance plus élevée permet de réduire l'énergie consommée par unité de matière enlevée grâce à une meilleure productivité de coupe.
- La profondeur de coupe (ap) présente également un effet significatif. Le rapport S/B augmente progressivement jusqu'à $ap = 2,4$ mm, puis diminue légèrement à 3,2 mm. Le niveau optimal est donc $ap = 2,4$ mm.
- Le temps de coupe (t_c) exerce une faible influence sur l'énergie spécifique. Le niveau optimal est $t_c = 10$ s, bien que l'écart observé entre les deux niveaux reste très limité.
- L'angle d'arête de coupe (X_r) présente également un effet relativement faible. Le meilleur rapport S/B est obtenu pour $X_r = 75^\circ$.
- Par conséquent, la combinaison optimale issue de l'analyse S/B est : $V_c3 - f3 - ap3 - t_c1 - X_r2$, soit : $V_c = 360$ m/min, $f = 0,20$ mm/tr, $ap = 2,4$ mm, $t_c = 10$ s et $X_r = 75^\circ$.

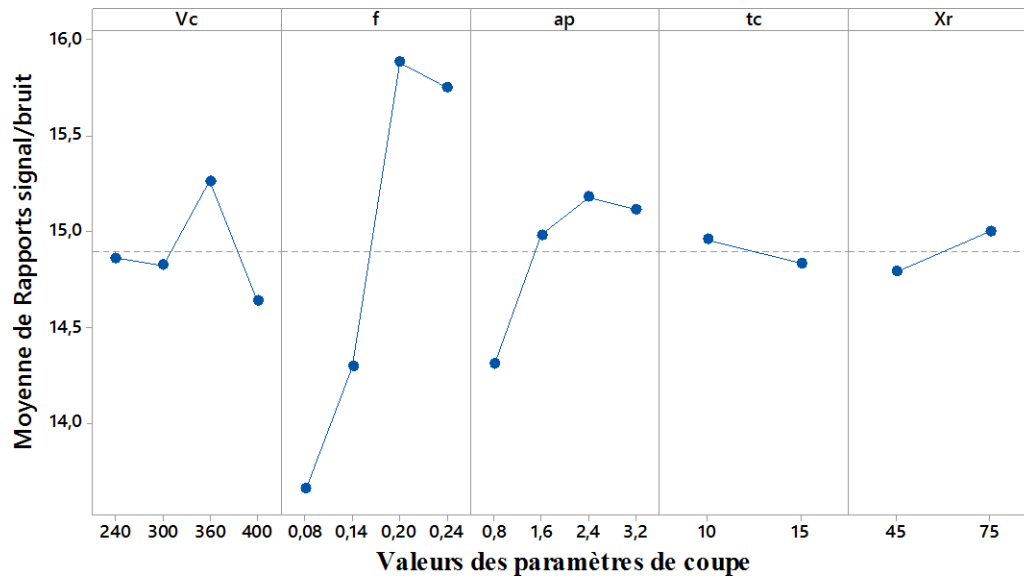


Figure 3.1- Graphique des effets principaux de l'énergie de coupe spécifique.

Le tableau 3.2 met en évidence l'influence relative des différents paramètres à travers l'indicateur Delta, défini comme la différence entre les valeurs maximale et minimale du rapport S/B. D'une part, l'avance (f) apparaît comme le facteur prédominant avec un Delta de 2,23, traduisant son effet majeur sur la réponse. D'autre part, la profondeur de coupe (ap) et la vitesse de coupe (V_c) exercent également une influence significative, mais à un degré moindre. En revanche, l'angle d'arête (X_r) et le temps de coupe (t_c) affichent les plus faibles valeurs de Delta, ce qui témoigne de leur impact relativement limité. Par conséquent, l'ordre d'influence des paramètres est établi comme suit : $f > ap > V_c > X_r > t_c$.

Tableau 3.2- Table de réponse S/N pour l'énergie de coupe spécifique.

Niveaux	A : V_c (m/min)	B : f (mm/tr)	C : ap (mm)	D : t_c (s)	E : X_r (°)
1	14,86	13,65	14,31	14,83	14,79
2	14,82	14,29	14,98	14,96	15,00
3	15,26	15,88	15,28		
4	14,64	15,75	15,11		
Delta	0,62	2,23	0,87	0,12	0,21
Rank	3	1	2	5	4

Les résultats obtenus sont cohérents avec la théorie de l'usinage. L'énergie de coupe spécifique (E_{cs}) représente l'énergie nécessaire pour enlever une unité de volume de matière. Lorsque l'avance (f) et la profondeur de coupe (ap) augmentent, le débit d'enlèvement de matière (MRR) devient plus important, ce qui permet de répartir l'énergie consommée sur un volume plus élevé de matériau usiné. Il en résulte une diminution de l'énergie spécifique.

La forte influence de l'avance (f) observée dans cette étude est conforme à de nombreux travaux de la littérature portant sur l'usinage durable, qui montrent que l'augmentation de l'épaisseur du copeau améliore l'efficacité énergétique du procédé. De même, l'augmentation de la profondeur de coupe (ap) contribue à réduire l'énergie spécifique jusqu'à un certain seuil optimal.

Concernant la vitesse de coupe (V_c), son influence reste moins marquée. Une vitesse intermédiaire de 360 m/min apparaît comme le meilleur compromis entre les phénomènes de déformation plastique, les efforts de coupe et les effets thermiques générés dans la zone d'usinage. Enfin, les faibles valeurs de Delta associées au temps de coupe (t_c) et à l'angle d'arête de coupe (X_r) indiquent que ces paramètres n'affectent que marginalement la performance énergétique du procédé dans le domaine expérimental étudié.

3.3.2- Optimisation des émissions de carbone

L'analyse du rapport signal/bruit (S/B) des émissions de CO₂ présentée à la figure 3.2 met en évidence l'influence significative des paramètres de coupe (V_c , f , ap , t_c et X_r) sur la performance environnementale. Par ailleurs, les résultats du tableau 3.3 indiquent que la profondeur de coupe (ap) est le paramètre dominant ($\Delta = 11,69$), suivie de l'avance (f) ($\Delta = 9,25$) et de la vitesse de coupe (V_c) ($\Delta = 4,67$). En revanche, le temps de coupe (t_c) et l'angle d'arête de coupe (X_r) présentent des effets beaucoup plus faibles, avec des valeurs Delta respectives de 3,49 et 0,03. L'ordre d'influence des paramètres sur les émissions de carbone est donc : $ap > f > V_c > t_c > X_r$.

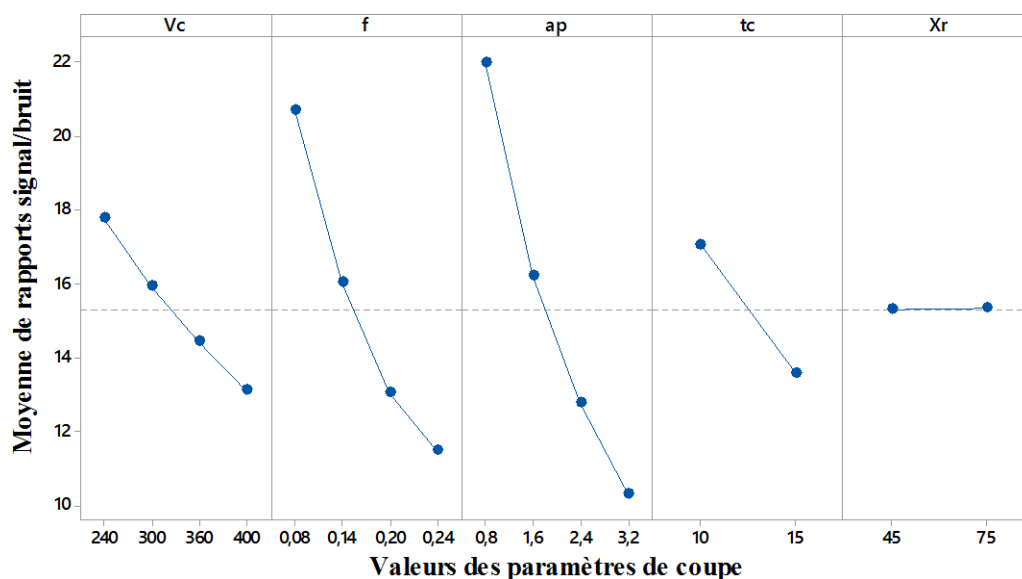


Figure 3.2- Graphique des effets principaux des émissions de carbone.

L'examen du graphique des effets principaux révèle que les émissions de CO₂ augmentent progressivement avec l'accroissement des paramètres de coupe. Pour la profondeur de coupe (ap), le rapport S/B diminue fortement de 22,00 dB à 10,31 dB lorsque ap passe de 0,8 mm à 3,2 mm, traduisant une augmentation importante des émissions de CO₂. Cette tendance s'explique par l'augmentation du volume de matière enlevée et des efforts de coupe, qui entraînent une consommation énergétique plus élevée de la machine-outil CNC. De même, l'augmentation de l'avance (f) de 0,08 mm/tr à 0,24 mm/tr provoque une diminution du rapport S/B de 20,73 dB à 11,48 dB, ce qui confirme son impact considérable sur l'empreinte carbone du procédé. Concernant la vitesse de coupe (V_c), le rapport S/B passe de 17,79 dB à 13,12 dB lorsque la vitesse augmente de 240 m/min à 420 m/min, indiquant une hausse des émissions liée à l'augmentation de la puissance instantanée requise pendant l'usinage. À l'inverse, l'angle d'arête de coupe (X_r) présente des valeurs pratiquement identiques (15,31 dB et 15,34 dB), ce qui démontre son influence négligeable sur les émissions de carbone dans le domaine expérimental étudié.

Tableau 3.3- Table de réponse S/N pour les émissions de CO₂.

Niveaux	A : V_c (m/min)	B : f (mm/tr)	C : ap (mm)	D : t_c (s)	E : X_r (°)
1	17,79	20,73	22,00	17,07	15,31
2	15,94	16,04	16,21	13,58	15,34
3	14,44	13,04	12,77		
4	13,12	11,48	10,31		
Delta	4,67	9,25	11,69	3,49	0,03
Rank	3	2	1	4	5

3.3.3- Optimisation du coût total d'usinage

L'analyse du rapport signal/bruit (S/B) du coût total d'usinage (MC) présentée à la figure 3.3 met en évidence des différences notables dans l'influence des paramètres de coupe (V_c , f , ap , t_c et X_r). D'après le tableau 3.4, le temps de coupe (t_c) apparaît comme le facteur le plus influent avec une valeur Delta de 3,49, suivi de la profondeur de coupe (ap) (Delta = 0,48) et de l'avance (f) (Delta = 0,36). L'angle d'arête de coupe (X_r) exerce une influence plus modérée (Delta = 0,21), tandis que la vitesse de coupe (V_c) constitue le facteur le moins influent avec un Delta de seulement 0,11. L'ordre d'importance des facteurs est ainsi établi comme suit : $t_c > ap > f > X_r > V_c$.

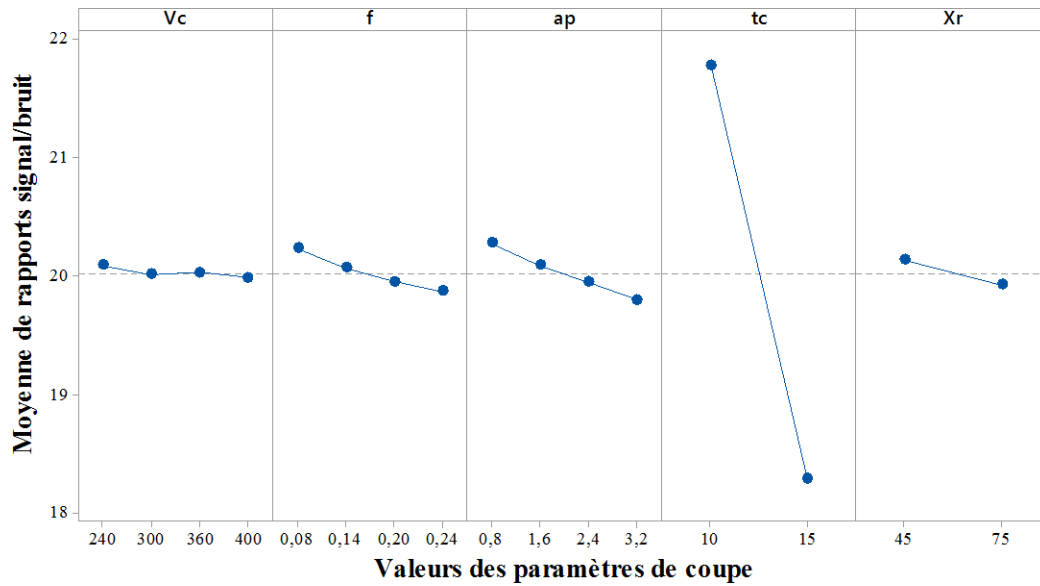


Figure 3.3- Graphique des effets principaux du coût total d'usinage.

L'examen du graphique des effets principaux montre que le rapport S/B du coût total d'usinage (MC) diminue légèrement avec l'augmentation de la vitesse de coupe (V_c). Les valeurs passent de 20,09 dB à 19,98 dB lorsque la vitesse augmente de 240 m/min à 420 m/min, ce qui traduit une influence relativement faible de ce paramètre sur le coût global. De même, l'augmentation de l'avance (f) de 0,08 mm/tr à 0,24 mm/tr entraîne une diminution du rapport S/B de 20,23 dB à 19,86 dB, indiquant une légère augmentation du coût d'usinage. Une tendance similaire est observée pour la profondeur de coupe (ap), dont le rapport S/B passe de 20,27 dB à 19,80 dB lorsque ap augmente de 0,8 mm à 3,2 mm.

Tableau 3.4- Table de réponse S/N pour le coût total d'usinage.

Niveaux	A : V_c (m/min)	B : f (mm/tr)	C : ap (mm)	D : t_c (s)	E : X_r (°)
1	20,09	20,23	20,27	21,77	20,13
2	20,01	20,06	20,08	18,28	19,92
3	20,02	19,94	19,94		
4	19,98	19,86	19,80		
Delta	0,11	0,36	0,48	3,49	0,21
Rank	5	3	2	1	4

En revanche, le temps de coupe (t_c) présente l'effet le plus marqué. Le rapport S/B chute de 21,77 dB à 18,28 dB lorsque le temps de coupe passe de 10 s à 15 s, ce qui traduit une augmentation significative du coût total d'usinage. Cette observation est logique puisque l'allongement de la durée d'usinage augmente directement les coûts liés à l'utilisation de la

machine, à la consommation énergétique et à la mobilisation des ressources de production. Concernant l'angle d'arête de coupe (X_r), les valeurs obtenues (20,13 dB pour 45° et 19,92 dB pour 75°) montrent une influence relativement limitée sur le coût global.

Ces résultats suggèrent que la maîtrise du coût total d'usinage dépend principalement de la réduction du temps nécessaire à l'opération de coupe. Bien que les paramètres géométriques et cinématiques influencent les efforts de coupe et la consommation énergétique, leur impact économique demeure inférieur à celui du temps d'usinage dans le domaine expérimental étudié. Cette conclusion est cohérente avec les principes de l'économie de fabrication, selon lesquels le temps machine représente une composante majeure du coût total de production.

3.4- Optimisation multi-objectif

3.4.1- Analyse relationnelle grise

3.4.1.1- Normalisation des données

Avant la mise en œuvre de la méthode GRA, il est nécessaire de normaliser les données expérimentales afin d'assurer leur comparabilité. Cette transformation permet de convertir les différentes valeurs expérimentales dans une échelle commune comprise entre 0 et 1, ce qui garantit une influence équilibrée de chaque réponse dans le processus d'analyse. Le choix de la méthode de normalisation dépend de la nature de l'objectif, à savoir la maximisation ou la minimisation. Dans cette étude, les paramètres de sortie à minimiser, notamment l'énergie de coupe spécifique (E_{cs}), les émissions de carbone (CE) et le coût total d'usinage (MC), ont été normalisés selon l'équation (2.4). Les résultats obtenus ($x_i(k)$) pour ces trois réponses après cette étape préliminaire de l'approche GRA sont regroupés dans le tableau 3.5.

Tableau 3.5- Normalisation des données ($x_i(k)$) pour les 16 essais.

N°	Normalisation des données ($x_i(k)$)		
	E_{cs}	CE	MC
1	0,2442	1,0000	1,0000
2	0,3372	0,8528	0,9709
3	0,7558	0,3949	0,0793
4	1,0000	0,0000	0,0000
5	0,5116	0,8350	0,1663
6	0,0814	0,8618	0,1721
7	0,7907	0,3251	0,8665
8	0,9186	0,3988	0,8801
9	0,3953	0,7939	0,9168

10	0,7558	0,4422	0,8471
11	0,8953	0,7251	0,2089
12	0,7320	0,2626	0,1179
13	0,0000	0,4371	0,1528
14	0,6279	0,2460	0,1141
15	0,9186	0,5450	0,8665
16	0,5698	0,7495	0,9071

3.4.1.2- Calcul de GRG

Pour le calcul des degrés de similarité entre les différentes séries de données, les valeurs normalisées issues du tableau 3.5 sont considérées. La similarité peut être évaluée à l'aide de différentes méthodes, notamment le coefficient relationnel gris (GRC). La transformation des degrés de similarité en coefficients GRC repose sur la fonction de transfert décrite par les équations (2.6) à (2.9). Les valeurs obtenues sont bornées dans l'intervalle $[0, 1]$. Les résultats relatifs au coefficient relationnel gris (GRC) sont présentés dans le tableau 3.6.

Tableau 3.6- Coefficient relationnel gris (GRC).

N°	Coefficient relationnel gris (GRC) ($\eta_i(k)$)		
	E_{cs}	CE	MC
1	0,3981	1,0000	1,0000
2	0,4300	0,7726	0,9452
3	0,6719	0,4525	0,3519
4	1,0000	0,3333	0,3333
5	0,5059	0,7519	0,3749
6	0,3525	0,7835	0,3765
7	0,7049	0,4256	0,7893
8	0,8600	0,4541	0,8066
9	0,4526	0,7082	0,8574
10	0,6719	0,4727	0,7659
11	0,8269	0,6453	0,3873
12	0,6515	0,4041	0,3618
13	0,3333	0,4704	0,3711
14	0,5733	0,3987	0,3608
15	0,8600	0,5236	0,7893
16	0,5375	0,6663	0,8434

3.4.1.3- Calcul de GRG

Pour déterminer la série de données de référence, correspondant à la solution optimale, le degré de relation global est calculé pour chaque série à l'aide du grade relationnel gris (GRG, α_i) tel que défini par l'équation (2.10). La solution associée à la valeur de GRG la plus élevée est

retenue comme la meilleure configuration. Les résultats obtenus à l'issue de cette dernière étape de la méthode GRA sont présentés dans le tableau 3.4. De plus, ce tableau illustre également le classement des différentes séries de données en fonction de leurs degrés de relation, permettant ainsi d'identifier clairement les alternatives les plus performantes et les moins performantes. Afin de faciliter l'interprétation des résultats, ces derniers sont présentés de manière synthétique dans la figure 3.7.

Tableau 3.7- Grade relationnel gris (GRG).

N°	Grade relationnel gris (GRG (α_i))	
	(α_i)	Ordre
1	0,7994	1
2	0,7159	3
3	0,4921	13
4	0,5556	10
5	0,5442	11
6	0,5042	12
7	0,6399	7
8	0,7069	4
9	0,6727	6
10	0,6368	8
11	0,6198	9
12	0,4725	14
13	0,3916	16
14	0,4443	15
15	0,7243	2
16	0,6824	5

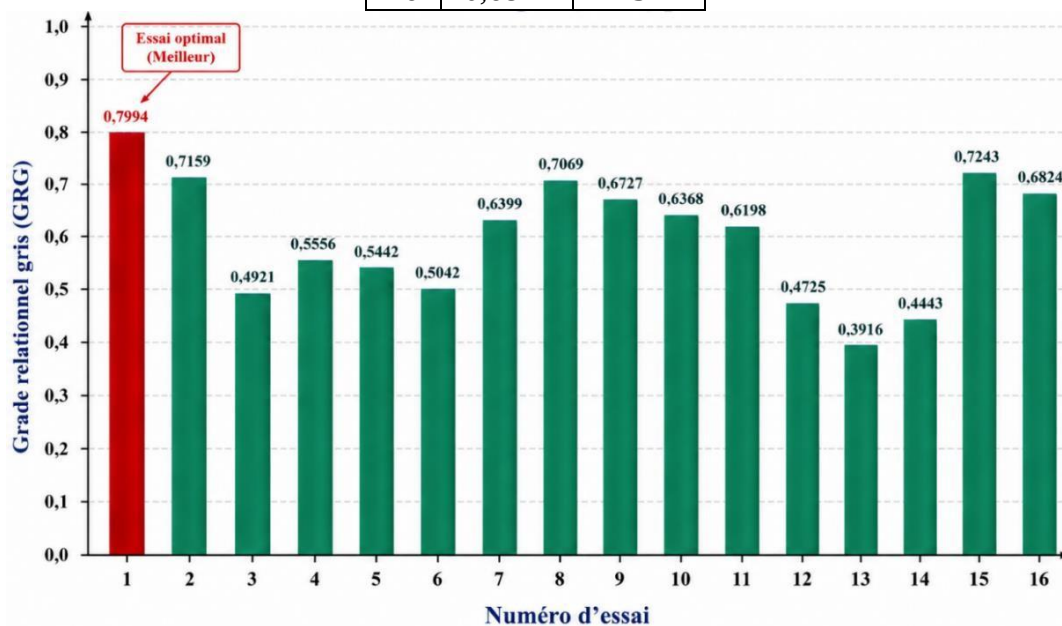


Figure 3.4- Grade relationnel gris (GRG) pour les 16 essais.

L'analyse des résultats issus des trois étapes de la méthode Grey Relational Analysis (GRA) montre que l'expérience n°1 présente la valeur de grade relationnel gris (GRG) la plus élevée, indiquant qu'elle constitue la meilleure solution pour la minimisation simultanée de la consommation spécifique d'énergie (E_{cs}), des émissions de carbone (CE) et du coût d'usinage (MC). L'expérience n°15 est identifiée comme la configuration la plus proche de cette solution optimale, alors que l'expérience n°13 affiche la plus faible performance globale en raison de sa valeur de GRG minimale. Sur la base de ces résultats, la combinaison optimale des paramètres de coupe (V_c , f , ap , t_c et X_r) pour l'usinage du polyoxyméthylène copolymère (POM-C) sous conditions MQL est obtenue avec une vitesse de coupe de 240 m/min, une avance de 0,08 mm/tr, une profondeur de coupe de 0,8 mm, un temps de coupe de 10 s et un angle d'arête de coupe de 45°. Cette configuration correspond au premier niveau de chacun des facteurs étudiés et permet d'atteindre les meilleures performances globales selon les critères retenus. Les observations obtenues dans cette étude corroborent les résultats publiés par Hamdi et al. [28] dans le domaine de l'usinage sous lubrification à quantité minimale (MQL).

3.4.2- Technique de classement par ordre de préférence

3.4.2.1- Normalisation de la matrice de décision

Conformément à la procédure classique de la méthode TOPSIS, les données expérimentales ont été normalisées à l'aide de la méthode de normalisation vectorielle (ou euclidienne), en appliquant l'équation (2.11). Cette étape vise à éliminer l'effet des différentes unités de mesure et à rendre les critères comparables sur une même échelle [29]. Les valeurs normalisées obtenues, comprises entre 0 et 1, sont reportées dans le tableau 3.8.

Tableau 3.8- Résultats normalisés de la matrice de décision (r_{ij}).

N°	$r_{i1} (E_{cs})$	$r_{i2} (CE)$	$r_{i3} (MC)$
1	0,2887378	0,028012448	0,184957
2	0,277842	0,091514351	0,1885694
3	0,2288111	0,289075827	0,2995918
4	0,2002097	0,459467334	0,3094658
5	0,2574125	0,099201978	0,2887545
6	0,3078054	0,087617883	0,288032
7	0,2247252	0,319194474	0,2015742
8	0,2097435	0,287390867	0,1998884
9	0,2710322	0,11689405	0,1953127
10	0,2288111	0,268645695	0,2039825
11	0,2124674	0,146591457	0,2834562

12	0,231535	0,346153822	0,2947752
13	0,3173392	0,270857204	0,2904403
14	0,2437927	0,353314899	0,2952569
15	0,2097435	0,224310204	0,2015742
16	0,2506026	0,136060462	0,1965168

3.4.2.2- Construction de la matrice pondérée

Cette étape est réalisée à l'aide de l'équation (2.12), qui permet de déterminer la matrice de décision normalisée pondérée. Dans ce cadre, chaque critère est affecté d'un poids (w_j) reflétant son importance relative dans le processus de décision. Dans la présente étude, une pondération uniforme a été adoptée en considérant que les trois critères étudiés présentent le même niveau d'importance [30]. Par conséquent, un poids identique de 33,33 % ($w_1 = w_2 = w_3 = 0,3333$) a été attribué respectivement à E_{cs} , CE et MC. Les résultats de la matrice normalisée pondérée sont présentés dans le tableau 3.9.

Tableau 3.9- Résultats normalisés pondérés (v_{ij}).

N°	v_{i1} (E_{cs})	v_{i2} (CE)	v_{i3} (MC)
1	0,09624583	0,009337473	0,061652272
2	0,092613912	0,030504753	0,062856418
3	0,07627028	0,096358513	0,099863836
4	0,066736495	0,153155625	0,103155169
5	0,085804066	0,033067293	0,096251399
6	0,102601687	0,029205932	0,096010569
7	0,074908311	0,106398052	0,067191343
8	0,069914424	0,09579686	0,066629409
9	0,090343963	0,038964644	0,065104157
10	0,07627028	0,089548476	0,067994107
11	0,070822403	0,04886377	0,094485318
12	0,07717826	0,115384492	0,098258309
13	0,105779615	0,090285645	0,096813333
14	0,081264168	0,117771515	0,098418861
15	0,069914424	0,074769993	0,067191343
16	0,083534117	0,045353442	0,065505539

3.4.2.3- Calcul des distances

La phase suivante de la méthode TOPSIS consiste à mesurer l'écart entre chaque alternative et les solutions idéales de référence. À cet effet, les distances aux solutions idéales positive et

négative sont déterminées à partir des équations (2.13) et (2.14). Les résultats de ces calculs sont présentés dans le tableau 3.10.

Tableau 3.10- Résultats des distances S_i^+ , S_i^- .

N°	S_i^+	S_i^-
1	0,0295093	0,1499901
2	0,0334536	0,1297712
3	0,0955179	0,0640901
4	0,1496868	0,0390431
5	0,0460844	0,121934
6	0,0534936	0,1241961
7	0,0975613	0,0665786
8	0,0866608	0,0768796
9	0,0380394	0,1213496
10	0,0810242	0,0784409
11	0,0515464	0,1103357
12	0,1126721	0,0476306
13	0,0965053	0,063189
14	0,1154157	0,0433068
15	0,0657434	0,0934024
16	0,0399269	0,1163343

3.4.2.4- Calcul de la similarité relative

Le coefficient de proximité relative (C_i), calculé conformément à l'équation (2.15), constitue l'indicateur final de la méthode TOPSIS. Sa valeur varie entre 0 et 1, les alternatives présentant les valeurs les plus élevées étant considérées comme les plus proches de la solution idéale positive et les plus éloignées de la solution idéale négative. Le classement des alternatives est ainsi établi sur la base des valeurs décroissantes de C_i , la première position correspondant à la configuration optimale. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 3.11, tandis que la figure 3.5 offre une visualisation comparative des performances relatives de l'ensemble des alternatives.

Tableau 3.11- Coefficient de similarité (C_i) et le classement correspondant.

N°	C_i	Classement
1	0,8356021	1
2	0,7950458	2
3	0,4015469	12

4	0,2068729	16
5	0,7257179	5
6	0,6989495	6
7	0,4056208	11
8	0,4700954	10
9	0,7613422	3
10	0,4919001	9
11	0,6815806	7
12	0,2971292	14
13	0,3956874	13
14	0,2728458	15
15	0,5868984	8
16	0,7444861	4

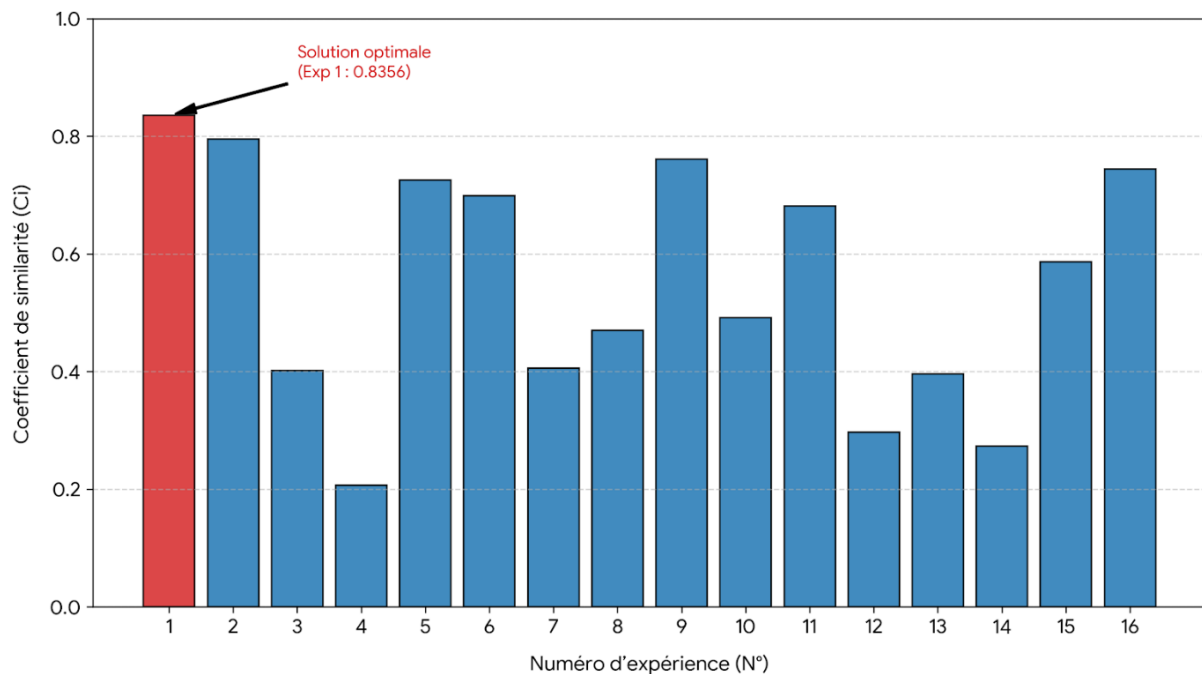


Figure 3.5- Coefficient de similarité (C_i) par numéro d'expérience.

Selon les résultats reportés dans le tableau 3.8 et représentés graphiquement dans la figure 3.5, l'expérience n°1 se distingue comme la meilleure alternative avec une valeur de coefficient de proximité relative $C_i = 0,835$. Cette valeur maximale indique que cette configuration présente la plus forte proximité à la solution idéale positive et la plus grande distance vis-à-vis de la solution idéale négative. L'expérience n°2 occupe la deuxième position avec un coefficient de 0,795, tandis que l'expérience n°4 est classée dernière en raison de sa faible valeur de C_i . En conséquence, la combinaison optimale des paramètres de coupe (V_c , f , ap , t_c et X_r) pour l'usinage du POM-C est obtenue avec une vitesse de coupe (V_c) de 240 m/min, une avance (f)

de 0,08 mm/tr, une profondeur de coupe (ap) de 0,8 mm, un temps de coupe (t_c) de 10 s et un angle d'arête de coupe (X_r) de 45°. Cette configuration offre le meilleur compromis entre les critères de performance considérés [27].

3.5- Conclusion

Les résultats obtenus démontrent que les performances énergétiques, environnementales et économiques du tournage à sec du POM-C sont fortement influencées par les paramètres de coupe étudiés (V_c , f , ap , t_c et X_r). L'analyse de Taguchi a révélé que l'avance (f) et la profondeur de coupe (ap) constituent les facteurs les plus déterminants pour la consommation spécifique d'énergie (E_{cs}), tandis que les émissions de CO₂ sont principalement affectées par la profondeur de coupe (ap). En revanche, le coût total d'usinage (MC) dépend essentiellement du temps de coupe (t_c), suivi de la profondeur de coupe (ap) et de l'avance (f). Les approches d'optimisation multicritère GRA et TOPSIS ont conduit à des conclusions convergentes en identifiant l'expérience n°1 comme la meilleure configuration parmi les essais réalisés. Cette solution optimale, caractérisée par une vitesse de coupe de 240 m/min, une avance de 0,08 mm/tr, une profondeur de coupe de 0,8 mm, un temps de coupe de 10 s et un angle d'arête de 45°, permet de minimiser simultanément la consommation spécifique d'énergie (E_{cs}), les émissions de CO₂ et le coût d'usinage (MC). Ces résultats confirment qu'un régime de coupe modéré favorise une amélioration globale de la durabilité du procédé, tout en assurant un compromis optimal entre les exigences énergétiques, environnementales et économiques.

Conclusion générale

L'objectif principal de cette étude était d'optimiser les paramètres de coupe du procédé de tournage à sec du polyoxyméthylène copolymère (POM-C) selon une approche à la fois mono-objective et multi-objectif. Les facteurs de contrôle examinés sont la vitesse de coupe (V_c), l'avance (f), la profondeur de passe (ap), le temps de coupe (t_c) et l'angle principal de coupe (X_r), tandis que l'analyse des performances repose sur trois indicateurs de durabilité : l'énergie spécifique de coupe (E_{cs}), les émissions de carbone (CE) et le coût total d'usinage (MC). Les résultats les plus significatifs de cette étude peuvent être résumés comme suit :

- Les résultats issus de l'analyse de Taguchi indiquent que l'énergie spécifique de coupe (E_{cs}) dépend principalement des paramètres contrôlant le taux d'enlèvement de matière, en particulier l'avance (f) et la profondeur de coupe (ap). L'ordre de contribution des facteurs étudiés est établi comme suit : $f_3 > ap_3 > V_{c3} > X_{r1} > t_{c1}$.
- L'analyse Taguchi des émissions de CO₂ a montré que la profondeur de coupe (ap) est le paramètre le plus influent, suivie de l'avance (f), de la vitesse de coupe (V_c), du temps de coupe (t_c) et de l'angle d'arête (X_r), selon l'ordre : $ap_1 > f_1 > V_{c1} > t_{c1} > X_{r2}$.
- Les résultats de l'analyse de Taguchi appliquée au coût total d'usinage (MC) montrent que le temps de coupe (t_c) exerce l'influence la plus importante sur le coût d'usinage, suivi de la profondeur de coupe (ap) et de l'avance (f). L'ordre d'influence des facteurs et leurs niveaux est établi comme suit : $t_{c1} > ap_1 > f_1 > X_{r1} > V_{c1}$.
- L'application de la méthode GRA a permis d'identifier avec efficacité la combinaison optimale des paramètres de coupe garantissant les meilleures performances globales en tournage à sec du POM-C. Les résultats montrent que l'expérience n°1 constitue la solution la plus performante pour la minimisation simultanée des trois réponses d'énergie (E_{cs} , CE, MC). La configuration optimale correspond aux niveaux les plus faibles des facteurs étudiés (V_c , f , ap , t_c et X_r), démontrant qu'un régime de coupe modéré favorise à la fois la performance économique et la durabilité environnementale du procédé.
- L'analyse TOPSIS a permis d'identifier l'expérience n°1 comme la meilleure alternative parmi les configurations étudiées, avec le coefficient de proximité relative le plus élevé ($C_i = 0,835$). Cette configuration présente le meilleur compromis entre les différents critères de performance considérés, en se rapprochant davantage de la solution idéale

positive. Les résultats montrent que les paramètres optimaux correspondent à une vitesse de coupe de 240 m/min, une avance de 0,08 mm/tr, une profondeur de coupe de 0,8 mm, un temps de coupe de 10 s et un angle d'arête de 45°, garantissant ainsi les meilleures performances globales lors de l'usinage du POM-C.

- Les méthodes GRA et TOPSIS ont fourni des résultats parfaitement cohérents en désignant l'expérience n°1 comme la solution optimale. Les deux approches ont conduit à la même combinaison de paramètres de coupe et à la même hiérarchisation globale des performances, démontrant ainsi la robustesse de la solution retenue. Cette concordance valide la pertinence des conditions optimales identifiées pour minimiser simultanément la consommation spécifique d'énergie, les émissions de CO₂ et le coût d'usinage lors du tournage à sec du POM-C.
- Dans la continuité de ce travail, plusieurs perspectives de recherche peuvent être envisagées. Une première orientation consiste à étudier le comportement du POM-C lors du tournage ou d'autres procédés d'usinage par enlèvement de matière en conditions de lubrification à quantité minimale (MQL), afin d'évaluer son impact sur les performances énergétiques, environnementales et économiques du procédé. Une seconde perspective concerne l'intégration d'algorithmes métaheuristiques avancés, tels que les algorithmes génétiques, l'optimisation par essaim particulaire ou les algorithmes inspirés de la nature, pour la recherche de solutions optimales. Enfin, le recours à des techniques d'intelligence artificielle (IA), notamment les réseaux de neurones artificiels, les machines à vecteurs de support ou les processus gaussiens, pourrait améliorer la modélisation, la prédiction et l'optimisation des performances d'usinage, ouvrant ainsi la voie à des stratégies de fabrication plus intelligentes et plus durables.

Références bibliographiques

- [1] Despeisse M, Mbaye F, Ball PD, Levers A: The emergence of sustainable manufacturing practices. *Prod Plan Control Taylor Francis* 23(5): 354–76 (2012).
- [2] Padmini R, Krishna PV, Rao GKM: Effectiveness of vegetable oil based nanofluids as potential cutting fluids in turning AISI 1040 steel. *Tribol Int* 94: 490–501 (2016).
- [3] Yip W.S, To S, Zhou H, Ren J: Sustainable Machining and Micro-machining. *Industrial Ecology and Environmental Management*, ISBN 978-3-031-82985-7 (2025).
- [4] Astakhov VP: Improving sustainability of machining operation as a system endeavor. *Sustain Mach. Springer*, pp 1–29 (2017).
- [5] Kucukvar M, Egilmez G, Tatari O: Sustainability assessment of US final consumption and investments: triple-bottom-line input–output analysis. *J Clean Prod*, 81:234–43 (2014).
- [6] Ahi P, Searcy C: Assessing sustainability in the supply chain: a triple bottom line approach. *Appl Math Model*, 39(10–11): 2882–2896 (2015).
- [7] Rockström J, Steffen W, Noone K, et al: Planetary boundaries: exploring the safe operating space for humanity. *Ecol Soc JSTOR* 14(2) (2009).
- [8] Pusavec F, Krajnik P, Kopac J: Transitioning to sustainable production—part I: application on machining technologies. *J Clean Prod*, 18(2):174–84 (2010).
- [9] Butnariu A, Avasilcai S: The assessment of the company's sustainable development performance. *Procedia Econ Financ*, 23:1233–1238 (2015).
- [10] Srikant R.R, Ramana V.S.N.V (2015) Performance evaluation of vegetable emulsifier based green cutting fluid in turning of American Iron and Steel Institute (AISI) 1040 steel—an initiative towards sustainable manufacturing. *J Clean Prod* 108:104–109 (2015).
- [11] Zhuang G, Zong W, Tang Y (2022) Wear of micro diamond tool in ultra-precision turning under dry and minimum quantity lubrication conditions. *Int J Adv Manuf Technol* 121(11):7891–7905.
- [12] Li J, Chen D, Sun K, et al: Molecular dynamics simulation and experimental study of the rheological performance of graphene lubricant oil. *Diam Relat Mater* 141: 110721 (2024).
- [13] Pawanr S, Gupta K: A Review on Recent Advances in the Energy Efficiency of Machining Processes for Sustainability. *Energies*, 17(15):3659 (2024).
- [14] Xu Z et al: A review: Insight into smart and sustainable ultra-precision machining augmented by intelligent IoT. *J Manuf Syst* 74:233–251 (2024).
- [15] Kim D.M, Kim H.I, Park H.W: Tool wear, economic costs, and CO₂ emissions analysis in cryogenic assisted hard-turning process of AISI 52100 steel. *Sustainable Materials and Technologies*, 30, e00349 (2021).

- [16] Jia S, Wang S, Li S et al: Integrated multi-objective optimization of rough and finish cutting parameters in plane milling for sustainable machining considering efficiency, energy, and quality. *Journal of Cleaner Production*, 471, 143406 (2024).
- [17] Tosun N (2006) Determination of optimum parameters for multi-performance characteristics in drilling by using grey relational analysis. *Int J Adv Manuf Technol* 28, 450–455.
- [18] Tefera AG, Sinha DK, Gupta G (2023) Experimental investigation and optimization of cutting parameters during dry turning process of copper alloy. *J. Eng. Appl. Sci.* 70,145.
- [19] Shih HS (2022) TOPSIS Basics. In: TOPSIS and its Extensions: A Distance-Based MCDM Approach. *Studies in Systems, Decision and Control*, vol 447. Springer, Cham.
- [20] Han F, Alkhawaji RN, Shafieezadeh MM (2025) Evaluating sustainable water management strategies using TOPSIS and fuzzy TOPSIS methods. *Appl Water Sci* 15, 4.
- [21] Pandey V, Komal & Dincer H (2023) A review on TOPSIS method and its extensions for different applications with recent development. *Soft Comput* 27, 18011–18039.
- [22] Mata, O., Ponce, P., Perez, C. et al. Digital twin designs with generative AI: crafting a comprehensive framework for manufacturing systems. *J Intell Manuf* (2025).
- [23] Oussama, B., Yapan, Y.F., Uysal, A. et al. Assessment of turning AISI 316L stainless steel under MWCNT-reinforced nanofluid-assisted MQL and optimization of process parameters by NSGA-II and TOPSIS. *Int J Adv Manuf Technol* 127, 3855–3868 (2023).
- [24] Moreno Rocha, C.M., Arenas Buelvas, D. Evaluation of renewable energy technologies in Colombia: comparative evaluation using TOPSIS and TOPSIS fuzzy metaheuristic models. *Energy Inform* 7, 62 (2024).
- [25] Yapan, Y.F., Türkeli, K., Emiroğlu, U. *et al.* Machining and Sustainability Performance Comparison for the Milling Process of Al6082 Alloy Under Various Minimum Quantity Lubrication Conditions. *Int. J. of Precis. Eng. and Manuf.-Green Tech.* 12, 409–430 (2025).
- [26] Yapan, Y.F., Türkeli, K., Emiroğlu, U. *et al.* Machining and Sustainability Performance Comparison for the Milling Process of Al6082 Alloy Under Various Minimum Quantity Lubrication Conditions. *Int. J. of Precis. Eng. and Manuf.-Green Tech.* 12, 409–430 (2025).
- [27] Hamdi A, Merghache SM, Aliouane T: Effect of cutting variables on bearing area curve parameters (BAC-P) during hard turning process. *Archive of Mechanical Engineering*, 67(1): 73–95 (2020).
- [28] Hamdi, A., Yapan, Y.F., Uysal, A. et al. The effects of minimum quantity lubrication parameters on the lubrication efficiency in the turning of plastic mold steel. *Int J Adv Manuf Technol* 132, 5803–5821 (2024).
- [29] Hamdi, A., Abderazek, H., Yapan, Y.F. et al. Sustainability and machinability in hard turning under MQL conditions using nanoparticle-enriched vegetable-based fluid: an integrated assessment. *Int J Adv Manuf Technol* 141, 2725–2751 (2025).
- [30] Uzun, B., Taiwo, M., Syidanova, A., Uzun Ozsahin, D. The Technique For Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS). In: Uzun Ozsahin, D., Gökçekeş, H., Uzun, B., LaMoreaux, J. (ed s) *Application of Multi-Criteria Decision Analysis in Environmental and Civil Engineering. Professional Practice in Earth Sciences.* Springer, Cham (2021).

ملخص:

تُستخدم المواد البوليمرية، بفضل خصائصها الفريدة، بشكل متزايد في مختلف مجالات الهندسة الميكانيكية، مثل صناعة السيارات، والطيران، والبصريات، والروبوتات، والآلات الصناعية. ومن بين هذه البوليمرات، يتميز بولي أوكسي ميثيلين المشترك (POM-C) بخصائصه الميكانيكية الممتازة واستقراره العالي من حيث الأبعاد، مما يجعله خيارًا مفضلًا للعديد من التطبيقات الهندسية. ومع ذلك، فإن تشغيل هذه المادة يطرح تحديات خاصة بسبب خصائصها الحرارية والميكانيكية المميزة. وفي هذا السياق، تؤثر معلمات القطع، مثل سرعة القطع (V_c)، ومعدل التغذية (f)، وعمق القطع (ap)، وزمن القطع (t_c)، وزاوية الحد القاطع الرئيسية (X_r)، بشكل مباشر على مؤشرات قابلية التشغيل وكذلك على معايير الاستدامة. يهدف هذا العمل إلى تحسين معلمات القطع من أجل تقليل ثلاثة مؤشرات رئيسية للاستدامة، وهي الطاقة النوعية للقطع (E_{cs})، وانبعاثات ثاني أكسيد الكربون (CE)، والتكلفة الإجمالية للتشغيل (MC).

الكلمات المفتاحية : الخراطة، بوليمر POM-C، التحسين، الاستدامة.

Abstract:

Due to their unique properties, polymeric materials are increasingly used in various fields of mechanical engineering, including automotive, aerospace, optics, robotics, and machinery industries. Among these polymers, polyoxymethylene copolymer (POM-C) stands out for its excellent mechanical properties and dimensional stability, making it a preferred choice for numerous engineering applications. However, machining this material presents specific challenges because of its distinctive thermomechanical behavior. In this context, cutting parameters such as cutting speed (V_c), feed rate (f), depth of cut (ap), cutting time (t_c), and principal cutting-edge angle (X_r) significantly influence both machinability and sustainability criteria. The objective of this study is to optimize the cutting parameters in order to minimize three key sustainability indicators, namely specific cutting energy (E_{cs}), carbon emissions (CE), and total machining cost (MC).

Keywords: Turning, POM-C polymer, Optimization, Sustainability.

Résumé :

Les matériaux polymères, de par leurs propriétés uniques, sont de plus en plus utilisés dans divers secteurs de l'ingénierie mécanique, tels que l'automobile, l'aéronautique, l'optique, la robotique et les machines. Parmi ces polymères, le polyoxyméthylène copolymère (POM-C) se distingue par ses excellentes caractéristiques mécaniques et sa stabilité dimensionnelle, ce qui en fait un choix privilégié pour de nombreuses applications techniques. Toutefois, l'usinage de ce matériau présente des défis particuliers en raison de ses propriétés thermomécaniques spécifiques. A cet égard, les paramètres de coupe, tels que la vitesse de coupe (V_c), la vitesse d'avance (f), la profondeur de coupe (ap), le temps de coupe (t_c) et l'angle principal de coupe (X_r), ont un impact sur les critères d'usinabilité ainsi que les critères de durabilité. L'objectif de ce travail est d'optimiser les paramètres de coupe afin de minimiser trois indicateurs clés de durabilité, à savoir l'énergie de coupe spécifique (E_{cs}), les émissions de carbone (CE), et le coût total d'usinage (MC).

Mots-clés (4 mots) : Tournage, Polymère POM-C, optimisation, durabilité.