

# AMELIORATION DE LA QUALITE DE L'USINAGE EN TOURNAGE PAR MODELISATION PREDICTIVE ET COMPENSATION DE PROFILS

Mémoire présenté

dans le cadre du programme de maîtrise en ingénierie

en vue de l'obtention du grade de maître ès sciences appliquées (M.Sc.A.)

PAR © DJOGAP FEUJO CHRYSLER JACOBSON

Juillet 2023

**Composition du jury :** 

[Raef Cherif], président du jury, [Université du Québec à Rimouski]
[Abderrazak El Ouafi], directeur de recherche, [Université du Québec à Rimouski]
[Mohamad Issa], examinateur externe, [Institut maritime du Québec]
[Richard Lepage], examinateur, [Université du Québec à Rimouski]

Dépôt initial le [27 avril 2023]

Dépôt final le [05 juillet 2023]

# UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI Service de la bibliothèque

#### Avertissement

La diffusion de ce mémoire ou de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire « *Autorisation de reproduire et de diffuser un rapport, un mémoire ou une thèse* ». En signant ce formulaire, l'auteur concède à l'Université du Québec à Rimouski une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de son travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, l'auteur autorise l'Université du Québec à Rimouski à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de son travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits moraux ni à ses droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, l'auteur conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont il possède un exemplaire. Je dédie ce travail à mes parents : M. DJIOGAP MARTIN & Mme DJIOGAP ROSELYNE

## REMERCIEMENTS

Je voudrais remercier le professeur Abderrazak El Ouafi de l'UQAR d'avoir dirigé mon mémoire, pour son support indéfectible, ses idées créatives et ses conseils judicieux pour orienter le développement du projet ainsi que pour le temps investi dans la correction de mes travaux.

Je tiens à remercier énormément mes parents, mes frères et ainsi que mes tantes et oncles NGOULA Chymène, LELE Berthe et Tekeu Felix pour leurs soutiens et leurs précieux encouragements même à distance.

# RÉSUMÉ

Les caractéristiques dimensionnelles et géométriques réelles produites lors de l'usinage de pièces mécaniques diffèrent des caractéristiques nominales programmées dans le code CNC de la machine-outil. Ces écarts sont dus à la présence de plusieurs perturbations provoquées par des phénomènes thermomécaniques se produisant lors de l'opération d'usinage. Par conséquent, la qualité de la pièce finie dépend de la précision avec laquelle les effets de ces perturbations sont évaluées, prédites et contrôlées. L'objectif de ce travail consiste à développer des modèles capables de prédire les erreurs avant l'usinage et de les utiliser dans une stratégie de compensation de profils pour corriger le code CNC initial et ainsi améliorer la qualité de l'usinage.

L'approche proposée a été appliquée pour améliorer la précision dimensionnelle et l'état de surface lors d'opérations de tournage longitudinal utilisant trois types de montage de pièces. Les modèles nécessaires à l'évaluation de ces erreurs ont été basés sur une approche prédictive combinant le design d'expériences, la caractérisation expérimentale, la modélisation par réseaux de neurones et diverses méthodes statistiques d'analyse et d'aide à la décision. Les données expérimentales obtenues de manière structurée, dans une large variété de paramètres et de conditions d'usinage, ont permis d'analyser les relations de cause à effet entre les paramètres de coupe, les conditions dynamiques du procédé et les caractéristiques de qualité. Cette analyse a permis de sélectionner les variables les plus appropriées à prendre en compte dans les modèles de prédiction. De nombreuses versions de ces modèles ont été évaluées en utilisant une grande variété de critères pour caractériser leur capacité et sélectionner les meilleures options possibles. Les modèles prédictifs basés sur les réseaux de neurones ont été mis à l'épreuve dans une large gamme de conditions de fonctionnement du procédé, démontrant ainsi des performances remarquables, tant en termes de précision que de robustesse.

Les modèles sélectionnés ont ensuite été combinés à une procédure de compensation d'erreurs basée sur des algorithmes de correction par balancement de profils et par compensation ponctuelle. Une série de simulations et de tests d'usinage, basée sur des cas typiques et atypiques, a été utilisée pour évaluer et valider l'approche proposée. Bien que les deux algorithmes de compensation aient conduit à une réduction moyenne de plus de 55% des erreurs entre les caractéristiques programmées et les caractéristiques réelles, la compensation ponctuelle s'est révélée plus efficace que la compensation par balancement de profil, permettant de réduire l'erreur de plus de 90%.

Mots clés : Procédés d'usinage ; Caractéristiques de qualité ; Modélisation prédictive ; Compensation des erreurs ; Design d'expériences ; ANOVA, Réseaux de neurones.

#### ABSTRACT

The actual quality characteristics of parts produced on CNC turning differ from the nominal quality characteristics commanded in the CNC program. These deviations are due to the presence of several disturbances caused by thermomechanical phenomena occurring during the machining operation. Therefore, the quality of the machined part depends on the accuracy with which the effects of these disturbances are evaluated, predicted and controlled. The objective of this work is to develop a modelling approach for predicting these errors before machining and to use them in a profile compensation strategy to correct the initial CNC code and thus improve the machined part accuracy.

The proposed approach is applied to improve dimensional accuracy and surface finish in the case of longitudinal turning operations using three types of workpiece fixture. The necessary models for evaluating the errors are based on an extrapolative approach combining design of experiments, experimental characterization, neural networks modeling and various statistical tool for analysis and decision-making. The experimental data produced under a wide variety of machining parameters and conditions is used to analyse the relationships between cutting parameters, dynamic process conditions and quality characteristics. This investigation result to select the most appropriate variables to consider in the prediction models. Several versions of these models are evaluated using a wide variety of criteria to characterize their capability and select the best possible options. Tested in a wide range of process operating conditions, the predictive models based on neural networks revealed remarkable performances in terms of accuracy and robustness.

The selected models are then combined to the proposed error profile compensation strategy according to two different correction methods: profile displacement and point compensation. A series of simulations and machining tests based on typical and atypical cases are used as base for the proposed approach evaluation and validation. Although both compensation algorithms led to average reductions of more than 55% in errors between programmed and actual quality characteristics, point compensation method showed better efficiency compared to profile displacement method that reduced the error with more than 90 %.

*Keywords*: Machining Processes; Quality Characteristics; predictive Modelling; Error compensation; Design of experiments; ANOVA, Neural networks.

# TABLE DES MATIÈRES

REMERC	IEMENTS	v
RÉSUMÉ.		vi
ABSTRAG	СТ	vii
TABLE D	DES MATIÈRES	viii
LISTE DE	ES TABLEAUX	xi
LISTE DE	ES FIGURES	xiii
LISTE DE	ES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES	xv
LISTE DE	ES SYMBOLES	xvi
CHAPITR	RE 1 : INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
1.1	Generalites	1
1.2	TYPE DE MONTAGE EN TOURNAGE	2
	<ul><li>1.2.1 Montage en l'air (MEL)</li><li>1.2.2 Montage entre-pointes (MEP)</li><li>1.2.3 Montage mixte (MM)</li></ul>	
1.3	QUALITE DES PIECES PRODUITES EN TOURNAGE	4
	1.3.1 Erreur sur le diamètre (De)1.3.2 La rugosité de surface (Ra)	5 6
1.4	PROBLEMATIQUE	
1.5	OBJECTIF	11
1.6	Methodologie	11
1.7	STRUCTURE DU MEMOIRE	13
CHAPITR	RE 2 : APPROCHE PROPOSÉE	15
2.1	IDENTIFICATION DES VARIABLES QUI INFLUENCENT LA QUALITE	

		2.1.1 Forces de coupe	16
		2.1.2 Durée de vie de l'outil	17
		2.1.3 Vibrations	17
		2.1.4 Emission acoustique	17
		2.1.5 Déflexion	17
	2.2	AMELIORATION DE LA QUALITE DE L'USINAGE PAR COMPENSATION	18
	2.3	STRATEGIE DE COMPENSATION	21
		2.3.1 Choix des paramètres d'usinage	21
		2.3.2 Prédiction des CQ	21
		2.3.3 Réduction de l'indice de rugosité Ra	22
		2.3.4 Compensation par balancement de profil	22
		2.3.5 Compensation ponctuelle	24
		2.3.6 Procédure de compensation	25
CHA	PITR	E 3 : INVESTIGATION EXPÉRIMENTALE DES EFFETS DES	27
PAR	AME	IRES DE COUPE SUR LA QUALITE DES PIECES USINÉES	27
	3.1	INTRODUCTION	27
	3.2	CONCEPTION EXPERIMENTALE	27
	3.3	STRATEGIE D'ANALYSE	32
	3.4	ANALYSE DES DONNEES EXPERIMENTALES	32
CHA	PITR	E 4 : MODELISATION PREDICTIVE	39
	4.1	INTRODUCTION	39
	4.2	MODELES PREDICTIFS	42
		<ul><li>4.2.1 Prédiction des forces de coupe</li><li>4.2.2 Prédiction des caractéristiques de qualité Ra et De</li></ul>	42 44
	4.3	MODELES PREDICTIFS DES PROFILS D'ERREUR	47
CHA	PITR	E 5 : APPLICATION DES METHODES DE COMPENSATION	51
	5.1	INTRODUCTION	51
	5.2	IDENTIFICATION DES VARIABLES D'USINAGE	51
	5.3	APPLICATION DE LA COMPENSATION DES ERREURS	53
		5.3.1 Cas de l'opération d'usinage avec MEL	53

5.3.2 Cas des opérations d'usinage avec MEP et MM	55
CONCLUSION GÉNÉRALE	50
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	53

# LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: Facteurs et niveaux choisis pour les expériences	29
Tableau 2 : Erreur relative pour le test de répétabilité	30
Tableau 3 : Contributions des paramètres de coupe dans la variation des CQ pour le MEL	34
Tableau 4: Contribution des conditions de coupe dans la variation des CQ pour le MEL	34
Tableau 5 : Contribution de l'erreur selon ANOVA et incertitudes de mesure des conditions de coupe pour le MEL	35
Tableau 6 : Contribution des conditions de coupe et des paramètres de coupe dans la variation des CQ pour le MEL.	36
Tableau 7 : Corrélation entre paramètres et conditions de coupe et les CQ pour le MEL	36
Tableau 8 : ANOVA de l'erreur diamétrale en fonction des variables retenues	37
Tableau 9 : ANOVA de la rugosité de surface en fonction des variables retenues	37
Tableau 10 : Contribution en pourcentage des conditions de coupe et des paramètresde coupe aux CQ pour les trois types de montage.	38
Tableau 11 : Performances typiques des modèles de prédiction de la force de coupe	44
Tableau 12 : Performances typiques de modélisation pour la prédiction des CQ	47
Tableau 13 : Performances typiques de modélisation pour la prédiction du profil	50
Tableau 14 : Paramètres de coupes utilisés pour la série des trois opérations d'usinage	52
Tableau 15 : Paramètres de coupe et CQ obtenus expérimentalement pour les trois         profils	52
Tableau 16 : Exemple d'évolution de la rugosité en fonction de la vitesse d'avance - MEL	53
Tableau 17 : Synthèse des erreurs avant et après correction	59

# LISTE DES FIGURES

Figure 1: Schéma synoptique du procédé tournage	1
Figure 2 : Illustration de la fixation de la pièce et de l'opération de tournage	2
Figure 3 : Illustration schématique de la mise en place de la pièce sur la machine de tournage : a) Montage en l'air, b) Montage entre pointe et c) Montage mixte.	4
Figure 4 : Représentation sommaire des facteurs ayant une influence sur les caractéristiques de qualité de la pièce usinées.	5
Figure 5 : Déflexions typiques lors d'une opération de tournage avec un montage en l'air : (a) Configuration du montage et (b) Déflexions typiques de la pièce à usiner	6
Figure 6 : Profil typique d'état de surface.	7
Figure 7 : Forces agissant sur un outil de coupe en tournage	16
Figure 8 : Pièce à usiner en tenant compte de la compensation	19
Figure 9 : Exemple de profil, de zone de tolérance et d'erreur diamétrale	19
Figure 10 : Organigramme de l'approche proposée	20
Figure 11 : Structure du modèle prédictif	22
Figure 12 : Illustration de la compensation par balancement du profil (translation / rotation)	23
Figure 13 : Profil avant et après balancement	23
Figure 14 : Illustration de la compensation ponctuelle	24
Figure 15 : Structure du modèle de reconstruction du profil	24
Figure 16 : Schéma de principe de la compensation par injection en ligne de la correction	26
Figure 17 : Représentation schématique du montage expérimental.	28

Figure 18 : Exemple typique de la réponse d'un capteur après conditionnement	30
Figure 19 : Exemples de profils réels obtenus après usinage : (a) MEL, (b) MM et (c) MEP	31
Figure 20 : Effets des paramètres de coupe sur les CQ pour le MEL : (a) Erreur diamétrale et (b) Rugosité de surface.	33
Figure 21 : Éléments d'un réseau neuronal multicouche	40
Figure 22: Prédiction vs mesure des forces de coupes : (a) Ft pour le MEL, (b) Fr pour le MEP et (c) Fr pour le MM	43
Figure 23 : Structure du modèle prédictif des CQ	44
Figure 24 : Prédiction vs mesure de l'erreur diamétrale : (a) MEL, (b) MEP et (c) le MM.	45
Figure 25 : Prédiction vs mesure de la rugosité de surface : (a) MEL, (b) MEP et (c) le MM.	46
Figure 26 : Structure des modèles de prédiction du profil pour la compensation ponctuelle	48
Figure 27 : Prédiction vs mesure du profil de la pièce : (a) MEL, (b) MEP et (c) le MM.	49
Figure 28 : Profils obtenus expérimentalement avec les trois montages	52
Figure 29 : Réduction des erreurs par balancement de profil avec MEL	54
Figure 30 : Réduction des erreurs par compensation ponctuelle avec MEL	55
Figure 31 : Réduction des erreurs par balancement de profil avec MEP	56
Figure 32 : Réduction des erreurs par compensation ponctuelle avec MEP	57
Figure 33: Réduction des erreurs par balancement de profil avec MM	58
Figure 34 : Réduction des erreurs par compensation ponctuelle avec MM	58

# LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

MEL	Montage en l'air	
MEP	Montage entre pointe	
MM	Montage mixte	
SMPO	Système machine-pièce-outil	
CQ	Caractéristiques de qualité des pièces usinées	
ANOVA	Analyse de la variance	
SS	Somme des carrés	
RNA	Réseau de neurone artificiel	
IT	Intervalle de tolérance	
PCR	Profil avec conditions révisées	
EApBP	Erreur résiduelle après balancement de profil	
Mod-PCR	l'équation linéaire qui représente le profil avec conditions révisées	
MCR	profil d'une pièce usinée avec les conditions révisées	
EApCP	Erreur résiduelle après compensation ponctuelle	

# LISTE DES SYMBOLES

V	Vitesse de coupe
f	Vitesse d'avance
d	Profondeur de coupe
L	Longueur de la pièce
D	Diamètre de la pièce
Ft	Force de coupe transversale
Fr	Force de coupe radiale
Ff	Force de coupe d'avancement liée au mouvement d'avance
Vbr	Vibration radiale
Vba	Vibration axiale
AE	Emission acoustique
Dfr	Déflexion radiale
Dfa	Déflexion axiale
De	Erreur diamétrale
Ra	Rugosité arithmétique moyenne
Mm	Micromètre
S	Seconde
cm	Centimètre
mm	Millimètre
kN	Kilo newton
Ν	Newton
min	Minute

# **CHAPITRE 1 : INTRODUCTION GÉNÉRALE**

## **1.1 GENERALITES**

L'usinage par enlèvement de matière désigne l'ensemble des techniques qui permettent d'obtenir une surface par enlèvement de matière à l'aide d'un outil tranchant. Cette technique, bien qu'ancienne reste une technique de fabrication importante et très répandue. Il existe plusieurs types de procédés d'usinage par enlèvement de matière dans l'industrie et certains demeurent en état de développement et d'amélioration continue à l'instar du procédé de tournage qui est la méthode la plus couramment utilisée surtout pour des pièces de révolution [1, 2]. Le tournage, qui consiste généralement à enlever le métal du diamètre d'une pièce cylindrique en rotation est spécifiquement utilisé pour réduire le diamètre de la pièce pour une dimension donnée et obtenir une finition de qualité [3]. Comme le montre la figure 1, le mécanisme de tournage consiste en général à faire tourner une pièce tout en déplaçant un outil de coupe parallèlement à l'axe de rotation. Le tournage peut être effectué aussi bien sur la surface interne (alésage) de la pièce que sur sa surface externe [4, 5].



Figure 1: Schéma synoptique du procédé tournage [6]

La vitesse de coupe est généralement exprimée en termes de vitesse périphérique de la pièce, V, bien qu'il soit possible d'établir une correspondance en nombre de tours par minute de rotation de la broche en connaissant le diamètre de la pièce D. Cette vitesse peut être calculée à l'aide de l'équation 1.1.

 $V = \pi D N \tag{1.1}$ 

L'avance de coupe, peut être donnée, soit en termes de déplacement longitudinal ou transversal de l'outil par unité de temps, f (par exemple en mm/min) ou en termes de déplacement par rotation de la pièce,  $f_r$  (par exemple en mm/tour). La relation reliant ces paramètres est donnée par l'équation 1.2.

$$f = f_r N \tag{1.2}$$

La profondeur de coupe d représente la différence entre le diamètre avant usinage et après usinage.

#### **1.2 Type de montage en tournage**

Sur les machines-outils de tournage, la pièce est généralement fixée dans un mandrin, comme illustré à la figure 2. Cependant, il existe différentes autres options parmi lesquelles on distingue, les trois principaux suivants [7] :



Figure 2 : Illustration de la fixation de la pièce et de l'opération de tournage [6]

#### **1.2.1** Montage en l'air (MEL)

Dans ce type de montage la pièce à usiner est mise en place grâce à un porte-pièce (par exemple un mandrin a trois mors à serrage concentrique) auquel on peut également joindre une butée de broche tel qu'illustré à la figure 3-a). La mise en position de la pièce est donc assurée sur le porte pièce par une seule extrémité. Ce type de montages est utilisé pour le cas d'un maintien en position des pièces de faible longueur (L $\leq$ 2D). Si la pièce est trop longue, afin d'éviter la flexion, les MEP et les MM seront privilégié pour la mise en position de la pièce.

#### **1.2.2** Montage entre-pointes (MEP)

Dans ce type montage la pièce est soutenue par deux pointes. La pointe fixe (poupée fixe) et la pointe mobile (poupée mobile) tels qu'illustré à la figure 3-b). Ce type de montage est utile pour des pièces longues. La pièce sera entraînée, par un toc, fixé lui-même à l'extrémité de la pièce côté poupée fixe de manière que le pousse-toc fixé sur le plateau, entraîne dans sa rotation la pièce à usiner.

#### **1.2.3** Montage mixte (MM)

Dans ce type montage la pièce est soutenue d'un côté dans un mandrin et de l'autre par une contre-pointe tel qu'illustré à la figure 3-c). Ce type de montage assure à la pièce déjà tenue en l'air à une extrémité, un soutien à l'aide de la contre-pointe située à l'autre extrémité. Ce type de montages permet la réalisation de l'usinage des pièces relativement longues. Il est établi dans le cas où  $2D < L \le 8D$ . L'inconvénient majeur de ce montage réside dans le fait qu'il n'autorise pas des travaux intérieurs. L'outil de coupe dépendamment du type d'opération de tournage devant être effectuée se présente selon différentes géométries.



Figure 3 : Illustration schématique de la mise en place de la pièce sur la machine de tournage : a) Montage en l'air, b) Montage entre pointe et c) Montage mixte [7]

## 1.3 QUALITE DES PIECES PRODUITES EN TOURNAGE

Typiquement, la qualité d'une pièce produite par tournage peut être caractérisée par des tolérances dimensionnelles (diamètres et longueurs), des tolérances géométriques de forme (rectitudes, planéité, circularité et cylindricité), des tolérances de position (parallélisme, perpendicularité, concentricité, localisation, etc...) et des tolérances de rugosité. Parmi toutes ces caractéristiques de qualité, la tolérance dimensionnelle sur le diamètre et la qualité de surface représentée par la rugosité sont les attributs de base les plus importants et les plus couramment utilisés. Étant donnée la complexité des phénomènes physiques que constitue la coupe des métaux, plusieurs facteurs peuvent avoir une influence sur les caractéristiques dimensionnelles et géométriques de la pièce usinée. Ces facteurs sont résumés dans la figure 4. Dans le cadre de ce projet, seules les caractéristiques de qualité

(CQ) représentées par les erreurs diamétrales (De) et la rugosité de surface (Ra) sont considérées.



Figure 4 : Représentation sommaire des facteurs ayant une influence sur les caractéristiques de qualité de la pièce usinées.

## **1.3.1** Erreur sur le diamètre (De)

L'erreur sur le diamètre est définie comme étant la déviation entre le profil souhaité et le profil réel de la pièce usinée comme le montre la figure 5. Cette déviation peut être estimée par l'équation 1.3.

$$De = 1000(d_{\text{reel}} - d_{\text{des}})$$
 (1.3)

Où De est l'erreur diamétrale en mm,  $d_{reel}$  est le diamètre réel et  $d_{des}$  est le diamètre désiré en  $\mu$ m. Les diamètres souhaités et réels sont presque égaux à l'extrémité fixe.

Ces erreurs sont les résultats de déflexions et de déformations provoquées par des sollicitations de natures statiques, thermiques et dynamiques que subit le Système Machine-

Pièce-Outil (SMPO) dans la section transversale contenant le point de coupe. Les déflexions de la pièce sont principalement dues aux forces de coupe (forces radiale et tangentielle). Les déflexions de l'outil dans les directions X et Y sont dues aux composantes radiale et tangentielles respectivement. Les effets des déflexions axiales de l'outil et de la pièce qui sont dues à la force axiale sont négligeables. En raison de toutes ces déflexions, des déviations dimensionnelles et des erreurs de forme apparaissent sur la pièce usinée Ces erreurs apparaissent proportionnellement aux contraintes et aux déflexions subies par la pièce. Par conséquent, le tournage conduit à des profils de formes polynomiales ou quasi-polynomiales. dès que les forces de coupe disparaissent et que l'axe de la pièce revient à sa position normale [8].



Figure 5 : Déflexions typiques lors d'une opération de tournage avec un montage en l'air : (a) Configuration du montage et (b) Déflexions typiques de la pièce à usiner [8].

#### **1.3.2** La rugosité de surface (Ra)

Selon la norme ISO 4287, la rugosité de surface moyenne (Ra) est la moyenne arithmétique des écarts du profil de rugosité par rapport à la ligne médiane le long de la mesure [9]. La rugosité Ra est l'une des mesures de rugosité de surface les plus couramment adoptées dans la pratique de l'ingénierie. Elle représente la zone entre le profil de rugosité et la ligne centrale ou intégrale de la valeur absolue de la hauteur du profil de rugosité sur la longueur de mesure (figure 6). L'indice de rugosité moyenne (Ra) est la mesure utilisée pour évaluer la rugosité de surface dans ce projet. Cet indice, connu également sous le nom de rugosité moyenne arithmétique, de moyenne arithmétique ou de moyenne centrale, exprime la moyenne arithmétique des valeurs absolues du profil de rugosité. Ra est exprimée par les équations 1.4 et 1.5.

$$Ra = \frac{1}{L} \int_0^L |Y(x)| dx \tag{1.4}$$

Dans le cas où Ra est évaluée à partir de données numériques, l'intégrale est normalement estimée par l'équation 2.6.

$$Ra = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |Yi| \tag{1.5}$$

Où Ra est l'écart moyen arithmétique par rapport à la ligne moyenne (µm), L est la longueur d'échantillonnage et Y est l'ordonnée de la courbe du profil.



Figure 6 : Profil typique d'état de surface.

#### **1.4 PROBLEMATIQUE**

Pour assurer leur compétitivité, les industries manufacturières cherchent toujours à améliorer leurs processus de production. Cela les amène à viser la réduction des coûts de production tout en garantissant la meilleure qualité possible de leurs produits. Grâce à ses nombreux avantages, l'usinage de pièces mécaniques par tournage occupe une grande place dans les industries manufacturières notamment dans les secteurs de l'aérospatiale et de l'automobile, où la qualité est un facteur primordial.

Dans certaines de ces applications industrielles de haute précision, le dessin de définition des pièces exige des caractéristiques de qualité plus strictes que peuvent offrir les méthodes traditionnelles de planification des opérations d'usinage. En raison de ces exigences en termes de tolérances, des méthodes innovantes doivent être développées pour s'assurer d'une production performante aussi bien en termes de qualité, de productivité qu'en terme de coûts [10].

Pour qu'une pièce usinée soit conforme, il est indispensable que ses caractéristiques dimensionnelles et géométriques ainsi que le finis de ses surfaces respectent les valeurs limites définies par le dessin de définition en termes de tolérances. Quand ce n'est pas le cas, les pièces sont rejetées. Pour éviter cette perte, deux options sont possibles. La première option consiste à réduire les paramètres de coupe, notamment la vitesse d'avance, afin de réduire l'impact des forces de coupe sur l'erreur diamétrale et assurer un meilleur fini de surface. Cependant, la réduction de la vitesse d'avance entraîne des conséquences importantes sur la productivité et sur le coût à travers l'augmentation du temps de coupe et cette la diminution du taux d'enlèvement de métal. Cette option n'est pas souhaitable puisqu'elle compromet les performances de l'opération d'usinage en termes de productivité et de coût. Dans certains cas, des méthodes d'optimisation sont utilisées pour la sélection des paramètres de coupe sur la base de compromis entre des critères de qualité et des critères de productivité. La seconde option consiste à corriger les effets des conditions dynamiques du procédé sur les caractéristiques de qualité sans modifier les paramètres de coupe.

Evidemment, cela ne peut être réalisé que si on est en mesure d'estimer ou de prédire ces effets peu importe les conditions d'usinage. Pour cela, il faut disposer de modèles estimatifs ou prédictifs capables de synthétiser les relations de cause à effet entre paramètres de coupe, conditions d'usinage et caractéristiques de qualité. Si ces modèles permettent d'identifier et de quantifier les erreurs susceptibles de se produire avec tels ou tels paramètres et conditions, il sera alors possible d'utiliser des techniques permettant de compenser ces erreurs en corrigeant préalablement la trajectoire de l'outil.

Plusieurs travaux de recherches ont été conduits pour traiter certains aspects relatifs à la problématique de l'amélioration de la qualité des pièces produites par usinage. Ces recherches ont proposé des approches diverses et variées. La plupart de ces approches sont basées sur le développement de techniques de modélisation utilisant des modèles analytiques, la méthode des éléments finis, les régressions linéaires et non-linéaires, les surfaces de réponse et la méthode de Taguchi entre autres pour estimer, prédire ou améliorer les CQ des pièces usinées [11-25]. Ces dernières années, les réseaux de neurones artificiels, la logique floue, la fusion de capteurs et les algorithmes génétiques sont de nouvelles approches qui ont été utilisées pour développer des modèles prédictifs des CQ [26-31]. Certaines de ces approches ont permis de combiner modélisation et mesures directes et indirectes pour une meilleure prédiction des performances [32]. Les principales mesures identifiées comme indicateurs pertinents de la qualité des pièces usinées sont les forces, le couple, la puissance, les déflexions de l'outil ou de la pièce, la température, les vibrations, les émissions acoustiques, entre autres [33-37]. D'autres méthodes de mesure telles que les mesures par sondes à déclenchement par contact, par capteurs de proximité par résistance optique ou électrique ont également été utilisées, mais leur fiabilité est très limitée dans un environnement aussi difficile que celui de l'usinage [38-43].

Généralement, la plupart de ces modèles ont été axés sur des applications et des matériaux spécifiques et limités à des gammes restreintes de paramètres et conditions de coupes. Cela les rend moins adaptés à de nombreuses applications. D'autres efforts ont été déployés pour développer des techniques de mesure à l'aide des instruments sophistiqués

pour être en mesure d'évaluer les CQ en temps réel. L'analyse des données issues des différentes méthodes de mesure montrent qu'il est difficile d'extraire des attributs représentatifs des CQ sur la base d'une seule source d'information [8]. Des données acquises simultanément à partir de nombreux capteurs ou sources d'information sont nécessaires pour produire une évaluation fiable des CQ [8]. L'intégration structurée de plusieurs sources d'information à l'aide d'une approche de modélisation souple et robuste peut grandement améliorer la précision et l'efficacité du processus de modélisation dans diverses applications [44, 45].

L'analyse de cette revue montre que trois exigences principales doivent être satisfaites lors du développement d'un modèle prédictif fonctionnel : les données acquises simultanément à partir de plusieurs capteurs sont nécessaires, les mesures doivent refléter le comportement du processus d'usinage dans ses diverses conditions d'exploitation et les données générées doivent permettre un certain raffinement afin de discriminer l'effet de divers paramètres et conditions de coupe. L'intégration de plusieurs capteurs peut améliorer considérablement la précision et l'efficacité du processus de modélisation dans diverses applications. Cette approche reste néanmoins tributaire des méthodes de traitement et de modélisation utilisées [8].

La revue de la littérature montre clairement qu'il n'existe pas d'approche structurée ou d'approche prédictive globale et intégrée combinant à la fois les erreurs dimensionnelles et la rugosité de surface pour chaque type de montage usuellement rencontré en tournage permettant la prédiction des erreurs et la compensation de ces erreurs. En effet, la plupart des travaux porte sur le MEL et ne prends pas en compte l'impact et les effets complexes liés au type de montage sur les CQ de la pièce usinée. Les quelques travaux prenant en compte le type de montage ont été conduits en utilisant la méthode des éléments finis et la méthode des différences finis pour développer des modèles de calcul de la déflexion de la pièce en tournage [7, 46]. Aucune étude ne s'est intéressée à la modélisation prédictive des CQ pour une compensation de profils en tenant compte des trois types de montage de la pièce. Cette recherche a pour ambition de remédier à ce déficit en développant une approche modélisation

prédictive permettant l'amélioration de la précision dimensionnelle et de la rugosité de surface dans une opération de tournage CNC quelques soit le type de montage de la pièce.

## 1.5 **OBJECTIF**

L'objectif principale de ce projet consiste à développer une stratégie de modélisation prédictive pour l'amélioration de la qualité de l'usinage en tournage longitudinal à travers la correction des erreurs par compensation de profils en tenant compte des trois types de montage de la pièce. Plus spécifiquement, il s'agit de : (i) Identifier et définir les facteurs susceptibles d'avoir le plus d'impact sur la variation des CQ considérées et proposer la meilleure stratégie de modélisation et de correction tout en tenant compte de la configuration du montage de la pièce et de la nature dynamique du procédé. (ii) conduire une investigation expérimentale structurée dans le but d'évaluer les effets des facteurs retenus sur les CQ, d'identifier les variables les plus pertinentes à considérer dans le processus de modélisation et de générer la base des données nécessaire à l'entrainement et à la validation du modèle prédictif. (iii) Sélectionner l'architecture du modèle, identifier les paramètres et les conditions de modélisation et développer et valider le modèle prédictif. (iv) Développer des algorithmes nécessaires aux méthodes de compensation des erreurs par balancement de profils et par compensation ponctuelle pour ensuite réaliser des simulations et des tests expérimentaux afin de valider les méthodes de compensation sur des cas typiques et des cas atypiques.

#### **1.6 METHODOLOGIE**

Pour atteindre les objectifs identifiés plus haut, une approche en cinq phases est adoptée. Considérant que les CQ des pièces usinées sont influencées par de nombreux paramètres et conditions d'usinage, il est utile et même nécessaire, en guise de première phase, d'identifier et de définir l'ensemble de ces facteurs et éventuellement déterminer s'il

existe des relations fiables et sérieusement documentées qui les lient aux CQ. Deux types de facteurs sont à considérer dans cette optique : (i) les facteurs liés aux paramètres d'usinage et à la géométrie de la pièce, tels que la vitesse de coupe (S), la vitesse d'avance de coupe (f), la profondeur de passe (d), le diamètre de la pièce (Di) et la longueur de la pièce (L), (ii) les facteurs liés aux conditions dynamiques du procédé tels que les forces, la puissance, les déformations, l'usure, les vibrations, les émissions acoustiques sonores et ultrasonores. Sur la base de ces informations, les éléments clés de la stratégie proposée ainsi que la structure qui va permettre de les intégrer sont identifiés et définis. La phase 2 consiste à conduire une investigation expérimentale suivant un plan d'expériences inspiré de la méthode de Taguchi qui combine l'ensemble des paramètres et des conditions d'usinage identifiés et définis dans la phase précédente. Les expériences portent sur l'usinage d'une série de pièces en aluminium 6061-T6 sur un centre de tournage CNC muni de plusieurs dispositifs de mesure. L'objet de cette investigation porte sur l'identification, l'évaluation et l'analyse des effets de différents facteurs sur la variation des CQ en utilisant des outils d'analyse statistiques reconnus. L'analyse de la variance, constitue un des ingrédients de base de cette investigation. Les résultats de cette phase constituent la base pour la sélection des variables les plus pertinentes pour le développement des modèles prédictifs des CQ. La phase 3 porte sur le développement des meilleurs modèles possible pour des prédictions précises et robustes des CQ. Le choix de la technique de modélisation et la procédure de sélection des variables à inclure dans les modèles sont les ingrédients clés à considérer dans cette phase. Les capacités d'apprentissage et de généralisation ainsi que la possibilité de traiter des relations hautement non linéaires font des modèles à base de réseaux de neurones un des choix des plus attrayants pour ce type d'application afin de prendre en charge les interactions complexes entre les différentes variables du procédé. Le perceptron multicouche semble être une des options les mieux adaptées pour la prédiction des CQ. La sélection des variables à inclure dans les modèles est basée sur l'analyse de leurs contributions dans la précision et dans la robustesse des modèles et sur la base de nombreux critères d'évaluation. Les données nécessaires à l'entrainement et à la validation des modèles sont extraites des données expérimentales produite dans la phase précédente. La phase 4 porte sur le développement des algorithmes nécessaires à la compensation des erreurs en considérant deux méthodes différentes : la compensation par balancement de profils et la compensation ponctuelle. Ces méthodes feront l'objet d'une compagne de simulations et de tests expérimentaux afin de les valider à l'aide de cas typiques et des cas atypiques d'usinage. La stabilité des méthodes de compensation est testée en introduisant des incertitudes dans les paramètres de coupe et dans les conditions dynamiques du procédé.

#### **1.7** STRUCTURE DU MEMOIRE

Ce mémoire est présenté sous forme de six parties principales, soit une introduction générale, quatre chapitres et une conclusion générale. L'introduction générale définit le contexte, décrit le procédé, son principe de fonctionnement et ses principales caractéristiques. Elle présente également la problématique à résoudre, identifie les objectifs à atteindre et décrit la méthodologie proposée.

Le chapitre 2 présente l'approche proposée pour la compensation des erreurs avec une description détaillée des facteurs susceptibles d'avoir le plus d'impact sur la variation des CQ considérées et la description détaillée des stratégies de correction proposées. Le Chapitre 3 présente une investigation expérimentale dans le but d'analyser les relations et les interactions entre les paramètres de coupe, les conditions de coupe et les caractéristiques de qualité de pièces usinées pour les trois différents types de montage. Le chapitre 4 est consacré à la description et au développement des modèles prédictifs nécessaires à la mise en œuvre des méthodes proposées pour la compensation des erreurs. Il présente également les critères d'évaluation des performances des modèles ainsi que les résultats de la modélisation.

Le chapitre 5 présente les applications de l'approche proposée. Il expose un ensemble de simulations et de tests expérimentaux sur des cas typiques et atypiques d'usinage réalisés dans le but de valider aussi bien les modèles prédictifs que les méthodes proposées pour la compensation des erreurs.

Finalement, la dernière partie de ce mémoire présente une conclusion générale qui expose les principaux résultats en faisant le lien avec les éléments importants de la problématique et avec les objectifs fixés tout en proposant des pistes à considérer pour de futures recherches en rapport avec ce projet de recherche.

# **CHAPITRE 2 : APPROCHE PROPOSÉE**

Considérons une barre cylindrique de diamètre initial (Di) d'une longueur L pour qui doit être amené à un diamètre final (D) à l'aide d'une opération d'usinage par tournage utilisant une profondeur de coupe nominale d (représentant la moitié de la différence entre Di et D), une avance f et une vitesse de coupe S. Étant donnée la complexité des phénomènes physiques que constitue la coupe des métaux, plusieurs facteurs peuvent avoir une influence sur les caractéristiques dimensionnelles et géométriques de la pièce usinée (figure 4). Les déviations par rapport aux caractéristiques souhaitées vont se manifester principalement en termes d'erreurs diamétrales (De) et de rugosité de surface (Ra).

#### 2.1 IDENTIFICATION DES VARIABLES QUI INFLUENCENT LA QUALITE

La figure 4 résume la liste des facteurs ayant une influence sur la qualité des pièces produites par les procédés d'usinage. Cette section a pour but d'identifier et de définir certains de ces facteurs qui peuvent être des variables décisives dans l'articulation de l'approche proposée pour l'amélioration de la qualité. Ces variables seront classées en deux catégories : les paramètres d'usinage et les conditions dynamiques du procédé.

Les paramètres d'usinage sont des variables indépendantes du procédé. Il s'agit notamment de la vitesse de coupe (V ou S), l'avance de coupe (f) et la profondeur de coupe (d). En tournage, ces paramètres sont généralement exprimés respectivement en m/min, mm/tr et mm. Ces variables ont déjà été définis dans le chapitre 1.

Bien qu'ils aient une influence importante, ces paramètres ne suffisent généralement pas à produire une estimation directe et fiable des CQ de la pièce usinée. Les CQ peuvent être estimées de façon indirecte en utilisant d'autres variables représentatives de l'état et du comportement du procédé pendant l'usinage. Parmi ces variables, on peut citer entre autres : Les forces de coupe, la durée de vie de l'outil, les vibrations, les émissions acoustiques et les déflexions.

## 2.1.1 Forces de coupe

Les sollicitations mécaniques et thermiques que subit le système machine-outil-pièce dans la section contenant le point de contact entre la pièce et l'outil conduisent à des déformations provoquant des déviations dimensionnelles des pièces usinées. Les erreurs diamétrales (De) sont des conséquences directes de ces sollicitations. La déflexion de la pièce est principalement due aux forces de coupe (forces radiales et tangentielles). Les déflexions de l'outil dans les directions diamétrales sont dues respectivement aux composantes de force radiale et tangentielle (Figure 7). Les effets des déviations axiales de l'outil et de la pièce, dues à l'effort de coupe axial, sur les déviations diamétrales sont négligeables. Les expériences montrent que les déviations dimensionnelles sont proportionnelles aux sollicitations et aux déflexions subites pas le système machine-outil-pièce. Les dynamomètres tridimensionnels demeurent la méthode la plus fiable et la plus économique permettant de mesurer les forces de coupe.



Figure 7 : Forces agissant sur un outil de coupe en tournage [6]

#### 2.1.2 Durée de vie de l'outil

C'est la période effective de temps pendant laquelle un outil est utilisé avant son remplacement ou son réaffutage. La durée de vie de l'outil est un facteur qui impacte directement la productivité et le coût d'une opération d'usinage (temps d'arrêt, temps de réglage, temps de remplacement, coût de l'outil, etc...).

# 2.1.3 Vibrations

Les vibrations ont trois effets négatifs principaux : elles produisent des imperfections / ondulations sur la surface de la pièce, elles augmentent le taux d'usure de l'outil et raccourcissent sa durée de vie et elles provoquent des bruits de haute fréquence nuisibles pour les humais. Les vibrations sont utilisées comme indicateurs de qualité de surface et de stabilité dimensionnelle. Les vibrations sont généralement mesurées à l'aide d'accéléromètres.

#### 2.1.4 Émission acoustique

Le bruit généré par l'abrasion causée au contact outil-pièce ainsi que les déformations plastiques, les frottements dans la zone de coupe et la formation de fentes conduisent à une libération rapide d'énergie durant l'usinage et entrainent l'apparition d'ondes élastiques transitoires qui peuvent avoir un effet négatif sur la durée de vie de l'outil et sur la qualité du fini de surface.

## 2.1.5 Déflexion

Sous les effets des sollicitations mécaniques et thermiques, l'outil et la pièce peuvent subir des déflexions. La variation des déviations dimensionnelles est étroitement reliée à ces déflexions.

Les caractéristiques de qualités peuvent donc être affectées par un large éventail de paramètres. Treize d'entre eux seront utilisés dans cette étude. L'analyse de la littérature montre clairement que toute modélisation prédictive fiables des CQ devrait prendre en compte les conditions dynamiques du procédé. Si le choix des paramètres géométriques de la coupe (profondeur de coupe, diamètre de la pièce et la longueur de la pièce) et les paramètres cinématiques du procédé (vitesse et avance de coupe) sont indispensables pour définir l'opération d'usinage, les conditions dynamiques du procédé sont essentielles pour caractériser les performances du procédé aussi bien en termes de qualité, de productivité, de coût et de fiabilité. Plusieurs de ces performances ne peuvent être évaluées par des mesures directes. C'est pour cette raison que l'accès à des grandeurs telles que les forces de coupe, les vibrations, les émissions acoustiques et les déflexions permet d'estimer avec plus de précision les performances du procédé de façon indirecte. Les erreurs diamétrales (De) et la rugosité de surface (Ra) sont parmi les indicateurs de performance qui nécessite l'accès aux grandeurs qui caractérisent le comportement dynamique du procédé. Il est donc indispensable d'établir une stratégie efficace et fiable pour mesurer toutes ces gradeurs afin de constituer une base de données qui servira à une modélisation prédictive crédible, précise et robuste.

## 2.2 AMELIORATION DE LA QUALITE DE L'USINAGE PAR COMPENSATION

Soit la pièce définie dans la figure 8 avec un diamètre Di et une longueur L, usinée en utilisant les paramètres de coupe S, f, et d. Les exigences de qualité relatives à cette opération d'usinage sont : un intervalle de tolérance IT ( $\pm$ IT/2) et une rugosité maximale toléré de Ra. Après usinage, le profil typique résultant est illustré à la figure 9. Dépendamment des paramètres et des conditions de l'opération d'usinage, l'erreur diamétrale (De) peut être supérieure ou inférieure à IT/2 et la rugosité de surface (Ra) peut elle aussi être supérieure ou inférieure à la valeur limite fixée par le dessin de définition. Si De et Ra sont inférieurs aux limites fixées par le dessin de définition, la pièce est conforme sinon la pièce est rejetée. Si, on dispose d'un modèle capable de prédire les deux caractéristiques avant l'opération d'usinage, il serait alors possible d'apporter des corrections au plan de fabrication pour que
la pièce soit conforme aux exigences. Si la rugosité réelle ( $Ra_{R\acute{e}el}$  est supérieure à la limite exigée Ra ( $Ra_{R\acute{e}el} > Ra$ ), il faut adapter les paramètres de coupe pour réduire  $Ra_{R\acute{e}el}$ . Pour cela, il suffit de réduire légèrement la vitesse d'avance. Une fois le critère de rugosité satisfait, il faut s'attaquer à De. Pour réduire De, deux méthodes de compensation des erreurs sont possibles : la compensation par balancement de profils et la compensation ponctuelle. La procédure globale de correction des erreurs est résumée dans l'organigramme de la figure 10. Elle est présentée en détail dans les sections qui suivent.



Figure 8 : Pièce à usiner en tenant compte de la compensation



Figure 9 : Exemple de profil, de zone de tolérance et d'erreur diamétrale



Figure 10 : Organigramme de l'approche proposée

# 2.3 STRATEGIE DE COMPENSATION

## 2.3.1 Choix des paramètres d'usinage

Typiquement la vitesse de coupe suggéré par le fabriquant d'outils de coupe et dépend essentiellement du matériau de la pièce à usiner et du matériau de l'outil. La profondeur de coupe dépend des dimensions de la pièce et de la nature de l'opération (ébauche ou finition). Le choix de la vitesse d'avance relève de plusieurs critères de nature technique et économique. Elle conditionne les performances de l'opération aussi bien en termes de productivité, de qualité qu'en termes de coût. La combinaison des trois paramètres doit respecter des contraintes technologiques associées à la machine, à la pièce et à l'outils (rigidité, puissance, paramètres maxi, usure, etc.).

## 2.3.2 Prédiction des CQ

L'approche proposée pour l'amélioration de la qualité de l'usinage s'appuie sur la prédiction des CQ en fonction de l'ensemble des variables du procédé : paramètres d'usinage et conditions de coupe. Une prédiction précise et fiable des CQ n'est pas aisée, puisqu'elle nécessite la disponibilité de modèles capable d'intégrer de nombreuses sources d'information provenant de conditions d'usinage multiple et variées.

De nombreuses recherche ont démontré que les modèles à base de réseaux de neurones peuvent généralement fournir les meilleures prédictions dans des procédé de nature dynamique et tel que les procédés d'usinage contrairement à des modèles issus de techniques de modélisation [47, 48]. Les modèles à base de réseau de neurones seront adoptés pour prédire les CQ en fonction des paramètres d'usinage et de conditions d'usinage telles que les forces de coupe, les vibrations, etc. La structure que peut prendre un tel modèle est présentée à la figure 11.



Figure 11 : Structure du modèle prédictif

# 2.3.3 Réduction de l'indice de rugosité Ra

Si la prédiction de la rugosité par le modèle montre que la rugosité réelle ( $Ra_{réel}$ ) risque de dépasser la rugosité exigée (Ra), il faut modifier les paramètres de coupe de manière à réduire ( $Ra_{réel}$ ) sans compromettre les performances de l'opération d'usinage en termes de productivité. Pour cela, une procédure itérative consistant à réduire la vitesse d'avance selon un pas de 1 à 5% jusqu'à ce que  $Ra_{réel}$  soit inférieure à Ra. Les conditions qui permettent ce résultat sont alors utilisées pour prédire la nouvelle valeur de De.

#### 2.3.4 Compensation par balancement de profil

La figure 12 présente le principe utilisé pour la compensation par balancement de profil. Cette méthode de compensation consiste à déplacer le profil par translation et rotation successives jusqu'à ce que De/2 soit inférieur ou égal à IT/2 (De/2  $\leq$  IT/2). Cela revient à déterminer une équation linéaire du profil correcteur (X=f(Z)) et calculer la différence avec le profil réel. Les trois graphiques de la figure 2.6 montrent la succession des déplacements pour aboutir à De/2  $\leq$  IT/2. Il arrive parfois que cette opération ne suffit pas parce que l'erreur diamétrale est trop importante. Dans ce cas, à l'image de la procédure utilisée pour Ra, il faut modifier la vitesse d'avance et recommencer jusqu'à l'obtention d'une valeur de De qui permet le balancement du profil de façon satisfaisante. La figure 13 montre les profils avant et après balancement.



Figure 12 : Illustration de la compensation par balancement du profil (translation / rotation)



Figure 13 : Profil avant et après balancement

# 2.3.5 Compensation ponctuelle

Pour la compensation ponctuelle, la prédiction globale des CQ en fonction des variables du procédé (paramètres d'usinage et conditions coupe) n'est pas suffisante. Il faudrait disposer de prédictions ponctuelles de l'erreur diamétrale (De) le long du profil en fonction des coordonnées selon l'axe Z (selon la longueur de la pièce). En effet, soit une pièce de longueur L divisée en segment selon un pas p (p étant un entier naturel) tel que L=pn avec n le nombre de segment. Le modèle dont la structure est présentée à la figure 14, doit prédire l'erreur diamétrale pour chaque segment sous forme d'une fonction de reconstruction du profil P(Z) comme illustré à la figure 15. P(Z) correspondant à la forme du profil le long de la pièce suivant l'axe Z avec  $0 \le Z \le L$ . La correction du profil se fera suivant selon Z à l'aide du vecteur correcteur P(Z).



Figure 14 : Illustration de la compensation ponctuelle



Figure 15 : Structure du modèle de reconstruction du profil

# 2.3.6 Procédure de compensation

Que ce soit pour une compensation par balancement de profil ou une compensation ponctuelle, une fois le profil ou le vecteur de correction déterminé, la compensation peut se faire selon des procédures de compensation bien définies. Deux méthodes peuvent être utilisées comme base dans ces procédures : Compensation par correction du programme CNC ou compensation par injection de la correction en ligne.

2.3.6.1 Compensation par correction du programme CNC

Cette méthode consiste à modifier les coordonnées diamétrales (axe X) dans le programme de commande à utiliser pour l'opération d'usinage de manière à éliminer les erreurs prédites par le modèle. Cette méthode est relativement simple à implanter puisqu'elle ne nécessite aucune modification ni dans la machine-outil ni dans son système de commande [28, 49-54]. A titre d'exemple, considérons l'usinage d'une pièce cylindrique de longueur de 20 mm et de diamètre 25 mm et supposons qu'il s'agit d'une compensation par balancement de profil avec un profil correcteur sous la forme X=0.0127\*Z+0.05, en utilisant la programmation paramétrique, la portion de code CNC pourrait prendre la forme suivante :

 N21 G00 X25 Z5 N22 G01 Z-20.5 S1200 F0.1	
 N21 #1=0 N22 #2 = [#1*0.0127+0.05] N23 #3=0.1 N24 G00 X25 Z5	la valeur des coordonnées Z est attribuée à la variable # 1 la valeur de la correction est affectée à la variables # 2 La valeur du pas de Z est affectée à la variable #3
N25 G01 X[25-#2] Z#1 S1200	) F0.1
<b>N26</b> #1=#1-#4	les valeurs de la coordonnée Z varient suivant la variable # 1
N27 IF[#1GT-10] GOTO22 l'exécution N22	Si #1 est supérieure à -10, alors le programme saute à
••••	

# 2.3.6.2 Compensation par injection en ligne de la correction

Cette méthode de compensation consiste à envoyer le vecteur de correction au contrôleur de la machine via un interface approprié dans le but d'adapter les positions des axes de manière à annuler les effets du profil d'erreur sur les caractéristiques géométriques et dimensionnelles de la pièce. Le schéma de principe d'un tel processus est présenté dans la figure 16. L'injection des corrections est synchronisée avec la position du point de contact entre l'outil et la pièce. L'une des solution les plus simples et qui ne nécessite aucune modification dans le fonctionnement du contrôleur, consiste à utiliser le vecteur correcteur pour décaler les origines du système de coordonnées de la machine via une interface E/S [55]. Cette technique est généralement évidente pour les opérateurs car la procédure de compensation n'affecte ni les lectures de coordonnées ni le programme de la pièce à usiner.



Figure 16 : Schéma de principe de la compensation par injection en ligne de la correction

# CHAPITRE 3 : INVESTIGATION EXPÉRIMENTALE DES EFFETS DES PARAMÈTRES DE COUPE SUR LA QUALITÉ DES PIÈCES USINÉES

#### 3.1 INTRODUCTION

La figure 4 présente un diagramme sommaire des facteurs ayant une influence sur les caractéristiques de qualité de la pièce usinées. Ces facteurs sont présentés de façon détaillée dans le chapitre 2. Le présent chapitre propose une investigation expérimentale dans le but d'analyser la nature de l'influence de ces facteurs et d'identifier ceux ayant le plus d'impact sur les CQ. Cette investigation examine treize facteurs connus pour avoir des effets sur les CQ. Les cinq premiers facteurs sont liés aux paramètres de coupe et à la géométrie de la pièce. Il s'agit de la vitesse de coupe (S), de l'avance de coupe (f), de la profondeur de coupe (d), du diamètre de la pièce (D) et de la longueur de la pièce (L). Les huit autres facteurs sont liés aux conditions dynamiques du procédé réputés avoir une influence significative sur la qualité des pièces usinées (erreurs diamétrales De et rugosité de surface Ra). Parmi ces facteurs, on retrouve les forces de coupe tangentielle, radiale, et axiale (Ft, Fr, Ff), les vibrations radiales et axiales du système machine-pièce-outil (Vbr et Vba), les émissions acoustiques (AE), et les déviations radiales et axiales de l'outil (Dfr et Dfa).

# **3.2** CONCEPTION EXPERIMENTALE

Les expérimentations sont réalisées sur une machine-outil de tournage CNC utilisant une plaquette carbure pour le tournage de l'aluminium 6061-T6. L'outil de coupe est fixé sur un dynamomètre piézoélectrique Kistler fixé rigidement sur la tourelle de l'outil afin que les trois composantes de la force de coupe puissent être mesurées. Un accéléromètre à deux composants et un transducteur d'émission acoustique montés à proximité de la zone de coupe ont mesuré respectivement les accélérations dues aux vibrations du MFWTS et les émissions acoustiques générées par l'opération d'usinage. Deux sondes capacitives montées à proximité du porte-outil ont mesuré les déflexions de l'outil dans les directions d'avance et de vitesse. La figure 17 présente un schéma décrivant les principaux composants du montage expérimental.



Figure 17 : Représentation schématique du montage expérimental.

Les expériences sont réalisées en deux étapes à l'aide de deux matrices orthogonales  $L_{16}$  et  $L_9$ . Dans la première étape, un ensemble de 16 tests expérimentaux est effectué pour obtenir les données pour la modélisation. Dans la deuxième étape, un ensemble supplémentaire de 9 tests expérimentaux est effectué pour obtenir les données d'entrée pour évaluer et confirmer la capacité du modèle résultant. Les paramètres de coupe utilisés dans les expériences de première et de deuxième étape sont résumés dans le tableau 1. Les résultats issus de ces tests sont présentés dans le tableau 2. Ils reflètent une bonne précision avec des variations ne dépassant pas 13% sauf pour certaines mesures très sensibles telles que les vibrations, les émissions acoustiques et les déflections.

Les niveaux d'avance et de vitesse de coupe sont choisis dans la plage recommandée par le fabricant. La profondeur de coupe est limitée à moins de 3,5 mm pour représenter les conditions de finition et de semi-finition. Les plaquettes sont changées régulièrement afin de maintenir une faible usure de l'outil de coupe et d'éviter l'usure de l'outil comme facteur supplémentaire.

Facteurs	Ni	veaux – N	Aodélisati	on	Niveaux – Validation			
S (m/min)	50	100	150	200	75	125	175	
f (mm/tr)	0.05	0.15	0.25	0.35	0.10	0.20	0.30	
<b>d</b> ( <b>mm</b> )	0.50	1.50	2.50	3.50	1.00	2.00	3.00	
D (mm)	20	30	40	50	25	35	45	
L (mm)	60	120			90			

Tableau 1: Facteurs et niveaux choisis pour les expériences.

Tous les signaux des capteurs sont acquis et conditionnés de sorte que seules les parties en régime permanent soient conservées telles que présentées à la figure 18. Pour chaque test, les valeurs min, max et moyenne des forces de coupe tangentielle, radiale, et axiale (Ft, Fr, Ff), vibrations radiales et axiales du système machine-pièce-outil (Vbr et Vba), émissions acoustiques (AE) et déviations radiales et axiales de l'outil (Dfr et Dfa) obtenues en régime permanent ont été calculées. Les valeurs max sont considérées comme les plus représentatives. Les pièces usinées ont été contrôlées pour les deux caractéristiques de qualité considérées. Les erreurs de diamètre sont mesurées à l'aide d'une machine à mesure tridimensionnelle de type pont mobile avec une précision inférieure à 1 µm. Les mesures sont effectuées à six endroits uniformément répartis sur sa longueur pour avoir une idée à la fois sur les erreurs dimensionnelles et sur les erreurs de forme. Chaque mesure, prise sur une zone spécifique, est répétée trois fois et les valeurs moyennes sont enregistrées. La rugosité de la surface est inspectée sur trois profils distincts à l'aide d'un profilomètre Mitutoyo Surftest de précision. La valeur de rugosité retenue est la moyenne des trois lectures. Les erreurs dimensionnelles et de rugosité obtenues après inspection ainsi que d'autres données de mesure de capteurs sont utilisées pour évaluer les relations de cause à effet entre les paramètres de coupe, les conditions d'usinage et les CQ.



Figure 18 : Exemple typique de la réponse d'un capteur après conditionnement.

Facteurs	Écart type	Valeur Moyenne	Erreur relative (%)
Ft	12.78	292	4.37
Fr	8.54	175	4.88
Ff	12.14	233	5.21
Vbr	0.51	2.04	25.02
Vba	0.33	1.12	29.71
AE	32.92	91.50	35.98
Dfr	0.20	2.00	9.98
Dfa	0.27	1.64	16.32
DD	1.55	12.75	12.18
Ra	0.34	3.22	10.62

Tableau 2 : Erreur relative pour le test de répétabilité



Figure 19 : Exemples de profils réels obtenus après usinage : (a) MEL, (b) MM et (c) MEP

Afin d'assurer la validité des résultats expérimentaux, un test de répétabilité a été réalisé en considérant des facteurs représentant une combinaison moyenne. L'opération d'usinage utilisant cette combinaison a été répété six fois. Les résultats issus de ces tests sont présentés dans le tableau 2. Ils reflètent une bonne précision avec des variations ne dépassant pas 13% sauf pour certaines mesures très sensibles telles que les vibrations, les émissions

acoustiques et les déflections. Ces variations peuvent s'expliquer par des facteurs difficilement contrôlables tels que l'évolution de la température d'une opération à l'autre, la variation des propriétés d'une pièce à une autre, le bruit dans l'environnement, ou la sensibilité excessive et les incertitudes des dispositifs de mesure. La figure 19 présente quelques profils typiques obtenus en utilisant les facteurs expérimentaux présentés dans le tableau 1 pour les trois types de montage.

## 3.3 STRATEGIE D'ANALYSE

Les données expérimentales ont été analysées à l'aide de trois outils statistiques : effets moyens des facteurs, contributions en % des facteurs dans la variation des CQ et la corrélation entre les facteurs et les CQ. Le % de contribution d'un facteur reflète la part de la variation observée dans l'expérience attribuée à ce facteur. Idéalement, la contribution totale en % de tous les facteurs considérés doit être égale à 100. La différence par rapport à 100 représente la contribution de certains autres facteurs non contrôlés et des erreurs expérimentales. Une autre façon intéressante d'analyser l'effet d'un facteur donné sur les réponses des capteurs est le graphique des effets moyens. Comme les expériences ont été conçues en utilisant des matrices orthogonales, les estimations des effets moyens ne seront pas biaisées.

# 3.4 ANALYSE DES DONNEES EXPERIMENTALES

Dans cette partie, l'analyse des données expérimentales sera effectuée en détail pour le cas du MEL et une analyse similaire conduit au résultat obtenu pour les deux autres types de montage.



Figure 20 : Effets des paramètres de coupe sur les CQ pour le MEL : (a) Erreur diamétrale et (b) Rugosité de surface.

Le graphique des effets moyens de la figure 20 montre que De et Ra sont affectés à différents degrés par tous les paramètres de coupe. Dans ce graphique, l'axe horizontal indique les niveaux des facteurs. Les points tracés correspondent aux moyennes des observations réalisées sous chaque niveau de facteur. La vitesse d'avance (f) est le facteur dominant affectant la rugosité de surface (Ra), suivie par la vitesse de coupe et la profondeur de coupe. Des résultats similaires ont déjà été obtenus par [56, 57], qui montre que la vitesse d'avance, la profondeur de coupe et la vitesse de coupe affectent De dans le même ordre. Les effets du diamètre de la pièce et de la longueur d'usinage sont négligeables. Des conclusions similaires peuvent être clairement établies à partir des contributions en pourcentage rapportées dans le tableau 3 grâce à une ANOVA. Le test ANOVA a été utilisé pour déterminer la dépendance de la rugosité de surface et de l'erreur diamétrale aux paramètres d'usinage. Les résultats de ce test sont présentés dans le tableau 3. On peut dire du tableau 3 qu'en ce qui concerne les principaux effets, la plus grande influence sur la rugosité de surface est manifestée par la vitesse d'avance (f), suivie de la vitesse de coupe (V) et de la profondeur de coupe (d). L'erreur diamétrale quant à lui est plus influencé par la vitesse d'avance suivie de la profondeur de coupe et de la vitesse de coupe. Le test ANOVA a été effectué à un niveau de signification de 5 %, c'est-à-dire un niveau de confiance de 95 %.

Source	%De	FDe	PDe	%Ra	FRa	PRa
S	5.55%	6.48	0.020	10.39%	10.48	0.004
f	50.85%	59.32	0.000	63.90%	64.45	0.000
d	14.09%	16.44	0.001	6.28%	6.33	0.021
Di	9.06%	10.57	0.004	0.29%	0.30	0.593
L	4.16%	4.85	0.040	0.30%	0.30	0.589
Erreur	16.29%			18.84%		
Total	100%			100%		

Tableau 3 : Contributions des paramètres de coupe dans la variation des CQ pour le MEL

Tableau 4: Contribution des conditions de coupe dans la variation des CQ pour le MEL

Source	% De	% Ra	PDe	PRa
Ft	51.48	34.67	0.058	0.091
Fr	1.63	4.57	0.404	0.992
Ff	0.16	15.18	0.292	0.041
Vbr	14.98	0.08	0.382	0.836
Vba	11.86	4.51	0.009	0.339
AE	0.30	13.08	0.533	0.015
Dfr	0.10	8.76	0.958	0.052
Dfa	0.22	0.65	0.673	0.463
Erreur	19.26	18.48		
Total	100			

La contribution de l'erreur est de 16% pour l'erreur diamétrale et de 18% pour la rugosité de surface, ce qui montre que d'autres variables qui influence les caractéristiques de qualité des pièces usinées n'ont pas été prises en compte dans notre analyse. À cet effet, d'autre variables doivent être incluses dans l'analyse pour une modélisation appropriée. Pour ce faire, le Tableau 4 présente une ANOVA des CQ en incluant les conditions de coupe. Ce tableau montre que Ft, Vbr et Vba ont une importante contribution sur l'erreur diamétrale et

Ft, Fr, Ff, Vba Dfr et AE ont une importante contribution sur la rugosité de surface. On constate aussi que le pourcentage de contribution de l'erreur est élevé, ce résultat était attendu car seules les conditions de coupe ne permettent pas de déterminer les CQ. La suite de l'analyse consiste à réaliser une ANOVA pour voir les contributions des conditions de coupe qui peuvent être déterminé grâce au paramètre de coupe (erreur ANOVA <15%) présentée dans le tableau 5. Les erreurs de répétabilité associées aux différentes conditions de coupe permettent d'affiner notre analyse et de déterminer les variables qui peuvent être utilisées de manière fiable pour surveiller les CQ.

 Tableau 5 : Contribution de l'erreur selon ANOVA et incertitudes de mesure des conditions de coupe pour le MEL

Source	Ft	Fr	Ff	Vbr	Vba	AE	Dfr	Dfa
Contribution de l'erreur (%)	11.53	21.39	11.01	5.70	9.67	24.79	8.22	17
Erreur de répétabilité (%)	4.37	4.88	5.21	25.02	29.71	35.98	9.98	16.32

Le tableau 5 montre que les variables Fr, AE et Dfa ne peuvent pas être déterminées à partir des paramètres de coupe (erreur ANOVA >15%) et comme les erreurs de répétabilité associées au variable Vbr, Vba, AE, Dfa sont élevées (>15%) ces variables ne peuvent pas être considérées pour l'élaboration d'un modèle fiable. L'ANOVA associée aux CQ en fonction des paramètres et des conditions de coupe permet d'obtenir dans le tableau 6 les pourcentages de contribution de chaque variable. Ces résultats permettent de conclure que Fr, Ff, AE, Dfr et Dfa ne sont pas contributif de De (%Contribution<2%) et Di, L, Vbr et Dfa ne sont pas contributif de Ra (%Contribution<2%).

#	S	f	d	Di	L	Ft	Fr	Ff	Vbr	Vba	AE	Dfr	Dfa
De	5.55	51	14.1	9.06	4.2	51.4	1.63	0.16	15	12	0.30	0.1	0.22
Ra	10.4	63.9	6.3	0.3	0.3	34.67	4.57	15.18	0.08	4.51	13.08	8.76	0.65

Tableau 6 : Contribution des conditions de coupe et des paramètres de coupe dans la<br/>variation des CQ pour le MEL.

Après toutes ces analyses, une sélection préalable des variables qui doivent être utilisées pour la modélisation des CQ comprend : S, f, d, Di, L, Ft, Ff et Dfr.

D'autre part d'après le tableau 7, les résultats de l'analyse de corrélation montrent que les paramètres de qualités sont corrélés à des degrés divers avec les paramètres et les conditions d'usinage. On peut donc s'attendre à utiliser tous ces facteurs dans toute procédure de modélisation.

Tableau 7 : Corrélation entre paramètres et conditions de coupe et les CQ pour le MEL

	S	f	d	Di	L	Ft	Fr	Ff	Vbr	Vba	AE	Dfr	Dfa
De	0.34	0.7	0.37	0.34	0.23	0.70	0.43	0.66	0.56	0.77	0.39	0.7	0.67
Ra	0.43	0.8	0.34	0.15	0.06	0.70	0.68	0.795	0.05	0.33	0.405	0.7	0.83

Les tableau 8 et 9 qui représentent l'ANOVA des CQ en fonction des variables sélectionnées permettent d'éliminer les variable Fr, Ff et Dfr car leur pourcentage de contribution est inférieur à 2.5%. Ces variables ne sont donc pas pertinentes pour l'élaboration d'un modèle fiable. Les variables sélectionnées qui sont donc pertinentes pour la modélisation des CQ dans le cas du MEL sont : S, f, d, Di, L et Ft dans le cas où on utilise le même modèle pour prédire les deux CQ. Sinon Pour De ce sera S, f, d, Di, L et Ft et pour Ra ce sera S, f, d et Ft. Une analyse similaire permet de déterminer les variables pertinentes pour la modélisation des CQ pour les autres types de montage. Les résultats sont présentés dans le tableau 10.

On en déduit les variables retenues pour la modélisation des CQ comme suit :

Pour le MEP	: $De = [S, f, d, Di et L] et$	Ra = [S, f, d, Di, L et Fr]			
Pour MM :	De : [S, f, d, Di, L et Fr]	et	Ra : [S, f, d, Di, L].		

Source	DF	Seq SS	Contribution	Adj SS	Adj MS	<b>F-Value</b>	<b>P-Value</b>
S	1	130.88	5.55%	112.3	112.3	7.74	0.014
f	1	1198.91	50.85%	127.03	127.03	8.75	0.01
d	1	332.18	14.09%	26.19	26.19	1.8	0.199
Di	1	213.62	9.06%	234.76	234.76	16.17	0.001
L	1	98.02	4.16%	141.25	141.25	9.73	0.007
Ft	1	100.2	4.25%	60.86	60.86	4.19	0.059
Fr	1	6.48	0.27%	14.83	14.83	1.02	0.328
Ff	1	9.59	0.41%	17.28	17.28	1.19	0.293
Dfr	1	49.96	2.12%	49.96	49.96	3.44	0.083
Error	15	217.76	9.24%	217.76	14.52		
Total	24	2357.59	100%				

Tableau 8 : ANOVA de l'erreur diamétrale en fonction des variables retenues

Tableau 9 : ANOVA de la rugosité de surface en fonction des variables retenues

Source	DF	Seq SS	Contribution	Adj SS	Adj MS	<b>F-Value</b>	<b>P-Value</b>
S	1	2.5439	10.39%	1.9262	1.92616	8.54	0.011
f	1	15.6403	63.90%	1.9346	1.93461	8.57	0.01
d	1	1.5372	6.28%	0.1506	0.15056	0.67	0.427
Di	1	0.0718	0.29%	0.1903	0.19032	0.84	0.373
L	1	0.0732	0.30%	0.0036	0.00362	0.02	0.901
Ft	1	0.728	2.97%	0.8225	0.82254	3.64	0.076
Fr	1	0.0192	0.08%	0.0001	0.00013	0	0.981
Ff	1	0.1179	0.48%	0.187	0.18697	0.83	0.377
Dfr	1	0.3605	1.47%	0.3605	0.36049	1.6	0.226
Error	15	3.3849	13.83%	3.3849	0.22566		
Total	24	24.4769	100%				

			Contribu	tion (%)			
Variable	M	EL	M	EP	MM		
	De	Ra	De	Ra	De	Ra	
S	5.55	10.39	6.19	18.15	0.92	8.97	
f	50.85	63.90	50.26	59.36	60.33	75.77	
d	14.09	6.28	9.33	4.47	13.95	4.67	
Di	9.06	0.29	9.26	0.04	3.87	0.02	
L	4.16	0.30	11.86	3.92	5.87	2.51	
Ft	4.25	2.97	0.08	0.05	0.15	0.08	
Fr	0.27	0.08	1.09	2.16	1.82	0.26	
Ff	0.41	0.48	1.25	0.61	1.31	0.04	
Dfr	2.12	1.47	0.16	0.03	0.28	0.50	

Tableau 10 : Contribution en pourcentage des conditions de coupe et des paramètres de coupe aux CQ pour les trois types de montage.

### **CHAPITRE 4 : MODELISATION PREDICTIVE**

## 4.1 INTRODUCTION

Le développement d'un modèle prédictif performant des caractéristiques de qualité dans le domaine de l'usinage nécessite l'utilisation d'une approche structurée de modélisation capable de prendre en charge les effets de l'ensemble des variables dynamiques du procédé à modéliser et de représenter le plus fidèlement possible toutes les relations de cause à effet entre les paramètres et les conditions d'usinage d'une part et les CQ d'autre part. Cependant, par manque de modèles analytiques adéquats pour représenter ces relations, seuls des modèles empiriques produits à partir de données expérimentales représentent une option crédible simple et économique pour développer des modèles prédictifs acceptables. Il faut néanmoins régler trois difficultés importantes : le choix de la technique de modélisation la plus appropriée pour une application spécifique, la sélection des variables à inclure dans les modèles et l'identification des critères les plus pertinents à utiliser pour évaluer la qualité des modèles.

La capacité d'apprentissage et de généralisation des relations hautement non linéaires comme celles qui représentent les conditions dynamiques des procédés d'usinage fait des réseaux de neurones un choix attrayant. C'est ce qui a contribué à la popularité des modèles à base de réseaux de neurones dans le domaine. Les avantages et les inconvénients majeurs de cette technique par rapport à des techniques traditionnelles sont illustrés et commentés dans une brève revue concernant la modélisation prédictive de l'état de surface en usinage [58].

Inspirée du fonctionnement des neurones biologiques, un réseau de neurones est un modèle de type connexionniste avec une structure en couche composée d'un ensemble de processeur opérant en parallèle et exécutant des fonctions neuronales simplifiées (Figure 21).

Durant la phase d'apprentissage, les informations caractérisant le modèle sont conservées dans les poids associés aux connections entre les différentes couches ( $w_{ij}$  et dans les paramètres des fonctions d'activation associées aux différents processeurs  $I_j$  et  $\theta_i$ . La représentation des relations entre les entrées  $O_i$  et les sorties  $O_j$  du réseau est obtenue en ajustant les poids des connexions et les paramètres des processeurs selon des algorithmes préalablement établis. Le succès de cette technique de modélisation réside dans son potentiel à offrir de bonnes performances dans des applications industrielles variées et particulièrement dans des cas où les données sont fragmentaires, incomplètes ou contaminées par le bruit [47, 48]. Cependant, les performances d'un réseau de neurones en termes de précision et de robustesse sont largement conditionnées par la structure générale de son architecture. Le nombre d'entrées, le nombre de sorties, le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chacune des couches ont un impact majeur sur la capacité du réseau à apprendre des relations et des formes complexes. Ces variables doivent donc être choisis avec soin.



Figure 21 : Éléments d'un réseau neuronal multicouche [59]

En ce qui concerne la sélection des variables à inclure dans le modèle, les résultats de l'analyse de la variance appliquées aux données expérimentales, présentés dans le chapitre 3 montre que l'identification et la sélection des variables à considérer dans la modélisation de chaque CQ pour chaque type de montage ont été réalisées de façon méthodique en utilisant des indicateurs statistiques éprouvés.

Plusieurs critères peuvent être adoptés afin d'évaluer si le modèle prédictif représente adéquatement la relation entre le CQ et les paramètres de coupe dans diverses conditions de procédé. Pour couvrir les caractéristiques globales et locales des performances du modèle, les quatre critères statistiques suivants sont considérés : le coefficient de détermination (R<sup>2</sup>), l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE). Ces critères sont déterminés selon les équations suivantes :

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \hat{y}_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y})^{2}}$$
(4.1)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} (y_j - \hat{y}_j)^2}$$
(4.2)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} |y_j - \hat{y}_j|$$
(4.3)

$$MAPE(\%) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} \left| \frac{y_j - \hat{y}_j}{y_j} \right| * 100$$
(4.4)

Où  $n, y_j, \hat{y}_j$  et  $\bar{y}$  désignent respectivement la taille de l'échantillon, la valeur réelle, la valeur prédite et la valeur réelle moyenne.

Avant d'entraîner un réseau de neurones, il est important d'établir la taille de la couche cachée et d'optimiser les performances d'entraînement. Par conséquent, pour éviter un déficit de d'ajustement, un entraînement long ou un sur-ajustement qui pourraient affecter la précision du modèle, des tests préliminaires ont permis de déterminer l'architecture de réseau. L'architecture retenue est [nE \* 2nE+1 \* nS] ou nE est le nombre d'entrées et nS est

le nombre de sorties. A noter que l'entraiment des modèles utilise les données obtenues par la matrice expérimentale L16 et la validation utilise les données obtenues par la L9.

## 4.2 MODELES PREDICTIFS

## 4.2.1 Prédiction des forces de coupe

Le développement des modèles de prédiction des CQ nécessite de disposer au préalable d'estimations fiables de la force tangentielle de coupe (Ft) dans le cas de MEL et de la force radiale (Fr) dans les cas de MEP et MM. Pour cela, deux modèles à base de réseau de neurones ont été développée pour estimer ces forces en fonction des paramètres de coupe. À titre d'exemple, l'analyse de la variance réalisée dans le chapitre 3 pour le cas du MEL a montré que les facteurs qui influencent le plus Ft sont la vitesse d'avance, la profondeur de coupe et dans une moindre mesure la vitesse de coupe (Figure 18). Le modèle d'estimation de Ft doit donc contenir les variables S, f, et d.

Une analyse similaire permet de conclure que ces mêmes variables sont retenues pour la prédiction de la force radiale Fr dans le cas des montage MEP et le MM. Trois réseaux de neurone à 3 entrées, 7 neurones cachées et un neurone dans la couche de sortie ont été utilisés pour estimer les trois forces de coupe.

La figure 22 présente trois graphiques démontrant la qualité des estimations fournies par les modèles forces de coupe. Les erreurs d'estimation sont relativement faibles et présentent une excellente distribution. Le tableau 11 présente les valeurs des critères statistiques démontrant les performances remarquables des modèles d'estimation des forces de coupe. Des coefficients de détermination supérieurs à 98% en mode entrainement et 91% en mode validation montent que les modèles proposés sont en mesure de prédire avec précision, fiabilité et robustesse les différentes composantes de la force de coupe.



Figure 22: Prédiction vs mesure des forces de coupes : (a) Ft pour le MEL, (b) Fr pour le MEP et (c) Fr pour le MM.

Montages	Forces	#	<b>R</b> <sup>2</sup>	RMSE	MAPE (%)	MAE	
MEI	Ft	Entrainement	0.9848	34.624	9.0203	13.6954	
		Validation	0.9434	38.024	6.1495	28.9442	
MEP	Fr	Entrainement	0.9840	8.947	5.2736	6.6734	
		Validation	0.9775	6.8013	3.1626	5.4254	
ММ	Fr	Entrainement	0.9808	11.344	4.8489	7.9948	
		Validation	0.9104	13.9823	6.0953	11.1962	

Tableau 11 : Performances typiques des modèles de prédiction de la force de coupe.

# 4.2.2 Prédiction des caractéristiques de qualité Ra et De

Les performances des modèles d'estimation des forces de coupe étant satisfaisantes, l'étape suivante consiste à établir les modèles pour la prédiction des caractéristiques de qualité. Trois réseaux de neurone à 6 entrées, 13 neurones cachées et 2 neurones dans la couche de sortie ont été utilisés pour estimer les deux caractéristiques de qualité. Soient : [S, f, d, Di, L, Ft] comme entrées et [De et Ra] comme sorties pour le MEL et [S, f, d, Di, L, Fr] comme entrées et [De, Ra] comme sorties pour MEP et MM. La figure 23 propose l'architecture d'un tel modèle.



Figure 23 : Structure du modèle prédictif des CQ

Les résultats obtenus à partir de ces modèles sont présentés dans les graphiques des figures 24 et 25. Ils montrent une excellente qualité des prédictions des CQ. Les écarts entre les prédictions et les mesures sont très faibles. Le tableau 12 présente des indicateurs statistiques chiffrés permettant de confirmer les bonnes performances des modèles proposés

pour la prédiction des CQ. Peu importe le type de montage, les coefficients de détermination sont supérieurs à 98% en mode entrainement et 91% en mode validation. Ainsi, Les modèles sont en mesure de bien apprendre les relations complexes entres conditions de coupe et CQ. Leur validation avec des données n'ayant pas servies à l'apprentissage confirme leur stabilité et leur robustesse dans des conditions variées.



Figure 24 : Prédiction vs mesure de l'erreur diamétrale : (a) MEL, (b) MEP et (c) le MM.



Figure 25 : Prédiction vs mesure de la rugosité de surface : (a) MEL, (b) MEP et (c) le MM.

Montages	Critères	De	ļ	Ra			
minuges		Entrainement	Validation	Entrainement	Validation		
	$\mathbb{R}^2$	0.999	0.926	0.9893	0.9324		
MEL	RMSE	0.336	1.804	0.107	0.228		
	MAPE (%)	1.4845	6.5575	1.2962	3.8751		
	MAE	0.223	1.5221	0.0458	0.1523		
MEP	$\mathbb{R}^2$	0.9922	0.9175	0.9873	0.9519		
	RMSE	0.4486	0.9643	0.111	0.178		
	MAPE (%)	3.4730	10.083	2.9858	4.2175		
	MAE	0.3283	0.7923	0.0830	0.1387		
MM	$\mathbb{R}^2$	0.9870	0.9120	0.9895	0.9705		
	RMSE	0.389	0.8158	0.0954	0.1308		
	MAPE (%)	4.3359	10.5987	2.6889	5.8997		
	MAE	0.2953	0.6642	0.0690	0.1168		

Tableau 12 : Performances typiques de modélisation pour la prédiction des CQ.

#### 4.3 MODELES PREDICTIFS DES PROFILS D'ERREUR

La compensation nécessite non pas seulement l'erreur diamétrale globale mais également la distribution des erreurs diamétrales le long du profil de la pièce. En d'autres termes, elle requière la connaissance de l'erreur diamétrale à n'importe quelle position le long de l'axe de la pièce. Pour cela, il faut disposer d'un modèle qui permet de prédire les erreurs diamétrales De(Z) en fonction des conditions d'usinage et des coordonnées en Z qui représente la position le long de l'axe. La figure 26 propose l'architecture d'un tel modèle. Pour chaque type de montage, le modèle consiste à combiner les paramètres d'usinage, les force de coupe et un nombre prédéfini (n) de position en Z pour prédire un vecteur de n valeurs de De représentant la distribution des erreurs diamétrales le long de l'axe de la pièce.

Tel qu'illustré à la Figure 16 (Exemples de profils réels obtenus après usinage), les erreurs diamétrales ont été mesurées à 6 positions différentes uniformément distribuées le long de l'axe de la pièce. Pour chacun des 25 tests d'usinage, ces 6 positions sont connues avec précision.

Trois réseaux de neurones à 12 entrées, 25 neurones cachées et 6 neurones dans la couche de sortie ont été utilisés pour estimer le vecteur de n valeurs de De. Soient : [S, f, d, Di, L, Ft,  $P(z_{1:6})$ ] comme entrées et [De ( $z_{1:6}$ )] comme sorties pour le MEL et [S, f, d, Di, L, Fr,  $P(z_{1:6})$ ] comme entrées et [De ( $z_{1:6}$ )] comme sorties pour MEP et MM.

La figure 27 montre la variation de la précision de prédiction des réseaux de neurones pour les profils de la pièce. Les erreurs maximales de prédiction demeurent inférieures à 10 % et présentent une excellente distribution des points prédits. Le tableau 13 présente les critères statistiques utilisés pour évaluer les performances des modèles de prédiction des profils. Les valeurs obtenues montrent que les modèles produits sont en mesure de prédire efficacement les profils des pièces usinées.



Figure 26 : Structure des modèles de prédiction du profil pour la compensation ponctuelle.



Figure 27 : Prédiction vs mesure du profil de la pièce : (a) MEL, (b) MEP et (c) le MM.

		R <sup>2</sup>	RMSE	MAPE	MAE
MEL	Entrainement	0.99	2.75	1,27	0.85
	Validation	0.94	4.95	11,00	1.37
MEP	Entrainement	0.98	1.48	11,12	0.49
	Validation	0.91	2.84	3,39	0.92
ММ	Entrainement	0.99	0.69	8,57	0.23
101101	Validation	0.94	1.73	6,04	0.51

Tableau 13 : Performances typiques de modélisation pour la prédiction du profil.

#### **CHAPITRE 5 : APPLICATION DES METHODES DE COMPENSATION**

#### 5.1 INTRODUCTION

Après avoir développé et validé les modèles de prédiction des caractéristiques de qualité des pièces usinées en tournage aussi bien pour la compensation par balancement de profil que pour la compensation ponctuelle, l'étape suivante consiste à appliquer ces modèles pour la compensation dans des cas réels. Ce chapitre présente donc des exemples d'application mettant en œuvre les techniques de compensation pour différents profils d'erreur et pour différents montages.

#### 5.2 IDENTIFICATION DES VARIABLES D'USINAGE

Soit une série de trois pièces à usiner dont les spécifications sont présentées dans le tableau 14. Pour chaque pièce, le tableau identifie les diamètres, les longueurs, les paramètres de coupe S, f, et d ainsi que les exigences de qualité (IT et Ra).

Les trois opérations d'usinage correspondent aux trois pièces qui doivent être usinées en utilisant les trois types de montage (MEL, MM et MEP). Les combinaisons des conditions de coupe utilisées correspondent aux trois profils P8, P12 et P25 qui apparaissent dans la planification expérimentale présentées au chapitre 3. Ce choix a été fait pour refléter des cas relativement extrêmes en termes de valeurs des paramètres de coupe. Ce qui donne 3 profils spécifiques à traiter. Le tableau 15 résume les paramètres d'usinage et les exigences de qualité choisis pour la réalisation de ces trois opérations. Avec les paramètres de coupe proposé, le modèle prédictif permet d'anticiper que les exigences de qualité ne seraient pas remplies. Le tableau 15 présente les caractéristiques de qualités prédites par le modèle et celles obtenues expérimentalement pour chaque profil. La figure 28 montre les 3 profils obtenus expérimentalement avec les paramètres de coupes du tableau 14. Ces résultats montrent qu'avec ces paramètres, les trois pièces seraient rejetées pour non-conformité à la fois pour la rugosité et pour la tolérance dimensionnelle. Il faut donc, dans un premier temps, déterminer les paramètres qui permettent de respecter la limite de rugosité pour ensuite utiliser l'une des approches proposer pour la compensation de l'erreur diamétrale. Cette procédure est présentée dans les sections qui suivent respectivement pour les cas du MEL, du MEP et du MM.

	S (m/min)	f(mm/tr)	d (mm)	Di (mm)	L (mm)	IT	Ra
	5 (11/1111)	I (IIIII/U)	u (iiiii)	DI (IIIII)		(µm)	(µm)
MEL	100	0.35	2.50	30	60	0.020	3.20
MEP	150	0.35	1.50	20	120	0.020	3.20
MM	175	0.30	2	25	90	0.020	3.20

Tableau 14 : Paramètres de coupes utilisés pour la série des trois opérations d'usinage

Tableau 15 : Paramètres de coupe et CQ obtenus expérimentalement pour les trois profils

	Paramètres						Exigences		Prédictions		Mesures	
Montage	S	f	d	Di	L	IT	Ra	De	Ra	De	Ra	
	(m/min)	(mm/tr)	(mm)	(mm)	(mm)	(µm)	(µm)	(µm)	(µm)	(µm)	(µm)	
MEL/ P8	100	0.35	2.50	30	60	20	3.20	33.35	5.29	31.98	5.30	
MEP/ 12	150	0.35	1.50	20	120	20	3.20	18.73	3.96	18.55	3.84	
MM/ P25	175	0.30	2	25	90	20	3.20	11.47	3.96	12.65	3.35	



Figure 28 : Profils obtenus expérimentalement avec les trois montages.

#### 5.3 APPLICATION DE LA COMPENSATION DES ERREURS

## 5.3.1 Cas de l'opération d'usinage avec MEL

Considérons dans un premier temps l'opération d'usinage avec le MEL. La rugosité prédite par le modèle prédictif est de 5.2946  $\mu$ m et celle obtenue expérimentalement est de 5.30  $\mu$ m. Il est donc clair que les paramètre de coupe sélectionnés ne permettent pas de respecter la valeur de 3.2  $\mu$ m exigée par le dessin de définition. Il faut donc déterminer les paramètres de coupe qui permettent d'avoir une rugosité de surface inférieure ou égale à 3.2  $\mu$ m. Pour cela, une série de simulation a été réalisé et se basant sur une diminution progressive de l'avance (f) jusqu'à l'obtention d'une combinaison de paramètres respectant les exigences, on obtient le tableau 16 qui présente un exemple de ce type de procédure. Dans ce cas, une vitesse d'avance de 0.151 mm/tr permet d'obtenir une valeur de Ra de l'ordre de 3.14  $\mu$ m qui respecte l'exigence de 3.2  $\mu$ m.

f (mm/tr)	Rap (µm)				
0.350	5.2946				
0.315	5.1666				
0.1507	3.1358				

Tableau 16 : Exemple d'évolution de la rugosité en fonction de la vitesse d'avance - MEL

Avec la nouvelle combinaison des paramètres de coupe, il faut réévaluer, grâce au modèle prédictif, le nouveau profil de l'erreur diamétrale prédite (Profil avec conditions révisées : PCR). Ce nouveau profil est celui qu'il faut compenser en utilisant l'une ou l'autre des deux approches de compensation.

## 5.3.1.1 Correction par balancement de profils

Le balancement consiste d'abord à déterminer l'équation linéaire (Mod-PCR) qui représente le profil PCR pour ensuite effectuer des rotations et des translations de manière à déplacer le profil à l'intérieur de la zone de tolérance. Tel qu'illustré à la figure 29, cette opération a permis de s'assurer que l'erreur résiduelle après balancement de profil (EApBP) représentant l'écart entre Mod-PCR et le profil PCR soit minimale voire nulle. Dans ce cas, après balancement, l'erreur EApBP maximale obtenue est de 6.75 µm qui est bien inférieure à IT/2 = 10 µm. L'erreur diamétrale sur le profil d'une pièce usinée avec les conditions révisées (MCR) qui a atteints de 16.39 mm est ramenée après correction par balancement de profil à une erreur de moins de 6.75 µm.



Figure 29 : Réduction des erreurs par balancement de profil avec MEL

#### 5.3.1.2 Réduction des erreurs par correction ponctuelle

Le modèle prédictif génère le profil de l'erreur diamétrale prédite (PCR) qui va servir à la compensation ponctuelle qui consiste à retrancher aux coordonnées de l'axe X les valeurs des prédictions ponctuelles de l'erreur diamétrale le long du profil en fonction des
coordonnées selon l'axe Z. Comme illustré à la figure 30, cette opération a permis de corriger l'erreur diamétrale prédite pour la ramener d'un maximum de 16.39  $\mu$ m à moins de 2  $\mu$ m. Le profil de l'erreur résiduelle après compensation ponctuelle (EApCP) représentant l'écart entre le profil d'une pièce usinée avec les conditions révisées MCR et le profil prédit avec les conditions révisées PCR est minimale. L'erreur maximale EApCP est incontestablement inférieure à IT/2 = 10  $\mu$ m.



Figure 30 : Réduction des erreurs par compensation ponctuelle avec MEL

## 5.3.2 Cas des opérations d'usinage avec MEP et MM

La procédure utilisée dans le cas du montage en l'air est appliquée pour les deux autres montages. Dans le cas du MEP, la rugosité prédite par le modèle prédictif est de 3.96  $\mu$ m et celle obtenue expérimentalement est de 3.84  $\mu$ m et dans les deux cas, elle est supérieure à la valeur de 3.2  $\mu$ m exigée par le dessin de définition. Il faut donc sélectionner les paramètres de coupe qui respectent une rugosité inférieure ou égale à 3.2  $\mu$ m. Des simulations basées sur une diminution progressive de l'avance ont permis de converger vers une avance de 0.151mm/tr produisant une rugosité de 3.025  $\mu$ m.

Les paramètres de coupe révisés sont fournis au modèle pour la prédiction du profil de l'erreur diamétrale utilisé dans les deux méthodes de correction. Comme illustré à la figure 31 le balancement du profil a permis de faire passer l'erreur diamétrale de 10.25 à 9.68  $\mu$ m qui est légèrement inférieure à IT/2 = 10  $\mu$ m. Cette amélioration n'est pas très satisfaisante puisqu'elle reste dans la marge de l'erreur du modèle. En effet, l'erreur diamétrale sur le profil d'une pièce usinée avec les conditions révisées (MCR) est de 9.69  $\mu$ m est ramenée après correction par balancement à une erreur (EApBP) de 9.68  $\mu$ m. Avec un écart de 0.01 $\mu$ m, adopter cette solution est risquée. Il faut soit réduire les paramètres de coupe pour réduire l'erreur, soit procéder à une compensation ponctuelle réputée plus efficace.

La compensation ponctuelle est exécutée en se basant sur le profil de l'erreur diamétrale prédite (PCR). La figure 32 montre que le profil de l'erreur résiduelle après compensation ponctuelle (EApCP) représentant l'écart entre le profil d'une pièce usinée avec les conditions révisées MCR et le profil prédit avec les conditions révisées PCR est minimale. En effet, l'erreur diamétrale passe de 10.25 µm à une EApCP de moins de 2.1 µm.



Figure 31 : Réduction des erreurs par balancement de profil avec MEP



Figure 32 : Réduction des erreurs par compensation ponctuelle avec MEP

Dans le cas du montage mixte, la rugosité prédite par le modèle prédictif est de 3.96  $\mu$ m et ne respecte pas la valeur de 3.2  $\mu$ m exigée par le dessin de définition. Des simulations ont permis de converger vers une rugosité de 3.14  $\mu$ m à l'aide d'une avance de coupe de 0.27 mm/tr. Les paramètres de coupe révisés sont utilisés pour la prédiction du profil de l'erreur diamétrale qui sera la base de l'application des deux méthodes de correction. La figures 33 illustre les résultats de la correction par balancement de profil. Cette figure montre que l'erreur diamétrale est passée de 8.99 à 8.76 $\mu$ m qui est bien inférieure à IT/2 = 10  $\mu$ m. L'erreur diamétrale sur le profil d'une pièce usinée avec les conditions révisées (MCR) est passée de 10.17  $\mu$ m à une erreur (EApBP) de 8.76  $\mu$ m après correction par balancement.

La figure 34 présente les résultats de la compensation ponctuelle exécutée en se basant sur le profil de l'erreur diamétrale prédite (PCR). L'erreur résiduelle après compensation ponctuelle (EApCP) représentant l'écart entre le profil d'une pièce usinée avec les conditions révisées MCR et le profil prédit avec les conditions révisées PCR est d'environ 2  $\mu$ m sur une erreur initiale de 10.17  $\mu$ m.



Figure 33: Réduction des erreurs par balancement de profil avec MM

Les résultats résumés dans le tableau 17 présente une comparaison entre les erreurs diamétrales avant et après la correction des erreurs. Les deux méthodes de correction montrent une bonne efficacité en réduisant les erreurs de 23 à 94 %. L'observation des pourcentages d'amélioration de la précision révèle, tel que prévu, une supériorité marquée de la compensation ponctuelle avec une réduction de l'erreur diamétrale supérieure à 80 %.



Figure 34 : Réduction des erreurs par compensation ponctuelle avec MM

	Erreurs avant correction de profil		Erreurs après correction de profil			
Montage	Paramètres	Paramètres	Balancement de profil		Compensation ponctuelle	
	initiaux	révisés	Erreur	Amélioration	Erreur	Amélioration
MEL/ P8	33,35	17,7597	6,75	79,77%	1,75	94,75%
MEP/ P12	18,73	10,2489	9,68	48,33%	2,03	89,17%
MM/ P25	11,47	8,9858	8,76	23,66%	2,11	81,63%

Tableau 17 : Synthèse des erreurs avant et après correction

## **CONCLUSION GÉNÉRALE**

Ce projet porte sur le développement d'une stratégie de modélisation prédictive pour améliorer la qualité des pièces usinées à travers la correction des erreurs par compensation de profils en tenant compte des trois types de montage les plus couramment utilisés en tournage longitudinal. La mise en œuvre ce cette stratégie vise l'amélioration de la précision dimensionnelle et de la rugosité de la surface dans le cas de pièces serrées dans le mandrin, montées entre pointes ou prises dans le mandrin et supportées par une contre pointe.

Pour atteindre un tel objectif, une approche en quatre phases a été adoptée. La première a consisté à identifier et à définir l'ensemble des facteurs impliqués dans une opération d'usinage et qui ont une influence sur les caractéristiques de qualité des pièces usinées et à proposer la meilleure stratégie de modélisation et de correction tout en tenant compte de la configuration du montage de la pièce. Deux groupes de facteurs ont été considérées dans cette exploration : les facteurs reliés aux paramètres d'usinage et à la géométrie de la pièce et de l'outil et les facteurs reliés aux conditions dynamiques du procédé. Sur cette base, les éléments clés de la stratégie proposée ainsi que la démarche permettant de les intégrer ont été définis et énoncés.

La deuxième phase a été consacrée à une investigation expérimentale pour évaluer et analyser les effets des différents facteurs identifiées précédemment sur la variation de la précision dimensionnelle et de la rugosité de la surface. Les expériences ont porté sur l'usinage d'une série de pièces en aluminium 6061-T6 sur un centre de tournage CNC muni d'un montage instrumenté pour la mesure de plusieurs grandeurs physiques représentant les conditions dynamiques du procédé. L'investigation expérimentale a été conduite selon un plan d'expériences inspiré de la méthode de Taguchi. Elle a couvert une large variété de paramètres et de conditions d'usinage et a permis de conduire une analyse statistique approfondie des relations de cause à effet entre paramètres d'usinage, réponses des capteurs et caractéristiques de qualité. Cette analyse a permis d'identifier les meilleures combinaisons de variables à considérer dans la phase de modélisation prédictive à venir. De plus, ayant été obtenues à partir d'une planification structurée, les données expérimentales ont constitué une base de données riche et variée pour parvenir à l'établissement des meilleurs modèles prédictifs possibles.

La troisième phase a porté sur la modélisation prédictive des CQ. Le choix de la technique de modélisation et de la procédure de sélection des variables à inclure dans les modèles ont été les ingrédients de cette phase. Les réseaux de neurones artificiels ont été la base de la production de modèles prédictifs des CQ et des profils d'erreur. Les données issues de l'expérimentation ont servi au développement et à la validation des modèles proposés. Plusieurs critères statistiques ont été utilisés pour évaluer la précision et la capacité de généralisation des modèles développés. Les résultats révèlent que peu importe le type de montage, les modèles obtenus présentent de très bonnes performances, avec des coefficients de détermination supérieurs à 98% en mode entrainement et 91% en mode validation. Les modèles sont ainsi en mesure de bien prendre en charge les relations complexes entres les conditions d'usinage et les CQ. La validation des modèles avec des données n'ayant pas servies à l'apprentissage a permis de confirmer leur stabilité et leur robustesse dans des conditions variées.

La phase 4 a été consacrée à la combinaison des modèles prédictifs et des algorithmes nécessaires à la correction des erreurs dans des exemples d'application mettant en œuvre deux techniques de compensation de profils d'erreur et pour différents montages : la compensation par balancement de profils et la compensation ponctuelle. Les résultats ont montré que bien que le balancement de profil permette une réduction importante des erreurs dans le cas du MEL, il reste moins efficace dans les autres types de montage. Sa mise en œuvre provoque une légère perte de productivité. Quel que soit le type de montage, la compensation ponctuelle a permis d'assurer une réduction d'au moins 80% des erreurs. Ces résultats démontrent qu'une stratégie basée sur une modélisation prédictive et sur une compensation de profils d'erreurs en tournage longitudinal peut effectivement conduire à des améliorations significatives de la précision dimensionnelle et de la rugosité de surface avec

de légères pertes dans les autres indices de performance d'une opération d'usinage tels que la productivité et le coût. Finalement, bien que ces résultats soient très satisfaisants, des investigations additionnelles sont souhaitables pour enrichir les données disponibles et raffiner l'analyse des effets des différents paramètres sur les CQ pour chaque type de montage.

## **RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES**

- 1. Al-Shayea, A., et al., *Studying and optimizing the effect of process parameters on machining vibration in turning process of AISI 1040 steel.* Advances in Materials Science and Engineering, 2020.
- 2. Nalbant, M., H. Gökkaya, and G. Sur, *Application of Taguchi method in the optimization of cutting parameters for surface roughness in turning.* Materials & design, 2007. **28**(4): p. 1379-1385.
- 3. Gurugubelli, S., R.B.R. Chekuri, and R.V. Penmetsa, *Experimental investigation and optimization of turning process of EN8 steel using Taguchi L9 orthogonal array.* Materials Today: Proceedings, 2022. **58**: p. 233-237.
- 4. Bhattacharya, S., et al., *Prediction of responses in a sustainable dry turning operation: A comparative analysis.* Mathematical Problems in Engineering, 2021.
- Bharilya, R., et al., Study of optimised process parameters in turning operation through force dynamometer on CNC machine. Materials Today: Proceedings, 2015.
   2(4-5): p. 2300-2305.
- 6. Groover, M.P., Fundamentals of modern manufacturing: materials, processes, and systems. 2020: John Wiley & Sons.
- Mayer, J.R., A.-V. Phan, and G. Cloutier, *Prediction of diameter errors in bar turning: a computationally effective model*. Applied Mathematical Modelling, 2000. 24(12): p. 943-956.
- 8. Davakan, D. and A. El Ouafi, *Artificial Neural Networks Based Integrated Predictive Modelling of Quality Characteristics in CNC Turning of Cantilever Bars.* World Journal of Mechanics, 2017. **7**(5): p. 143-159.
- Arbizu, I.P. and C.L. Perez, Surface roughness prediction by factorial design of experiments in turning processes. Journal of Materials Processing Technology, 2003. 143: p. 390-396.
- 10. Bedworth, D.D., R.H. Mark, and M.W. Philip, *Computer integrated design and manufacturing*. 1991.
- 11. Kurt, M., E. Bagci, and Y. Kaynak, *Application of Taguchi methods in the optimization of cutting parameters for surface finish and hole diameter accuracy in dry drilling processes.* The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009. **40**(5): p. 458-469.

- 12. Sijo, M. and N. Biju, *Taguchi method for optimization of cutting parameters in Turning Operations*. International Journal on Manufacturing and Material Science, 2011. **1**(1): p. 44.
- Balaji, M., B. Murthy, and N.M. Rao, *Optimization of cutting parameters in drilling of AISI 304 stainless steel using Taguchi and ANOVA*. Procedia Technology, 2016. 25: p. 1106-1113.
- 14. Zhang, X., et al., *Predicting the effects of cutting parameters and tool geometry on hard turning process using finite element method.* Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2011. **133**(4).
- 15. Phan, A.-V., et al., *Finite element and experimental studies of diametral errors in cantilever bar turning*. Applied Mathematical Modelling, 2003. **27**(3): p. 221-232.
- 16. Jagadesh, T. and G. Samuel, *Mechanistic and finite element model for prediction of cutting forces during micro-turning of titanium alloy.* Machining Science and Technology, 2015. **19**(4): p. 593-629.
- Pervaiz, S., et al., Prediction of energy consumption and environmental implications for turning operation using finite element analysis. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 2015. 229(11): p. 1925-1932.
- Vijayaraghavan, V., et al., A finite element based data analytics approach for modeling turning process of Inconel 718 alloys. Journal of cleaner production, 2016.
   137: p. 1619-1627.
- 19. Hanief, M. and M. Wani, *Influence of cutting parameters on surface roughness of red brass (C23000) in turning using exponential model.* Hidraulica, 2015. **3**: p. 55-58.
- 20. Pawan, K. and J.P. Misra, *A surface roughness predictive model for DSS longitudinal turning operation*. DAAAM International Scientific Book, 2018. **25**: p. 285-296.
- Aouici, H., et al., Comparison on various machinability aspects between mixed and reinforced ceramics when machining hardened steels. Mechanics & Industry, 2019.
  20(1): p. 109.
- 22. Elbah, M., et al., *Comparative assessment of machining environments (dry, wet and MQL) in hard turning of AISI 4140 steel with CC6050 tools.* The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019. **105**(5): p. 2581-2597.
- 23. Yang, W.p. and Y. Tarng, *Design optimization of cutting parameters for turning operations based on the Taguchi method.* Journal of materials processing technology, 1998. **84**(1-3): p. 122-129.
- 24. Mahapatra, S., A. Patnaik, and P.K. Patnaik. *Parametric analysis and optimization of cutting parameters for turning operations based on Taguchi method.* in *Proceedings of the International Conference on Global Manufacturing and Innovation.* 2006.

- 25. Ribeiro, J., et al., Optimization of cutting parameters to minimize the surface roughness in the end milling process using the Taguchi method. Periodica Polytechnica Mechanical Engineering, 2017. **61**(1): p. 30-35.
- 26. Chabbi, A., et al., *Modeling and optimization of turning process parameters during the cutting of polymer (POM C) based on RSM, ANN, and DF methods.* The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017. **91**(5): p. 2267-2290.
- 27. Arapoğlu, R.A., M.A. Sofuoğlu, and S. Orak, *An ANN-based method to predict surface roughness in turning operations*. Arabian Journal for Science and Engineering, 2017. **42**(5): p. 1929-1940.
- 28. Sangwan, K.S., S. Saxena, and G. Kant, *Optimization of machining parameters to minimize surface roughness using integrated ANN-GA approach*. Procedia Cirp, 2015. **29**: p. 305-310.
- 29. Natarajan, C., S. Muthu, and P. Karuppuswamy, *Prediction and analysis of surface roughness characteristics of a non-ferrous material using ANN in CNC turning.* The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011. **57**(9): p. 1043-1051.
- 30. Radha Krishnan, B., et al., *Influence of surface roughness in turning process—an analysis using artificial neural network*. Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering, 2019. **43**(4): p. 509-514.
- 31. Panwar, V., et al., *Experimental investigations and optimization of surface roughness in turning of en 36 alloy steel using response surface methodology and genetic algorithm.* materials today: proceedings, 2021. **46**: p. 6474-6481.
- Liu, Z.-Q., *Methodology of parametric programming for error compensation on CNC centres*. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2001. 17(8): p. 570-574.
- 33. Vacharanukul, K. and S. Mekid, *In-process dimensional inspection sensors*. Measurement, 2005. **38**(3): p. 204-218.
- Risbood, K., U. Dixit, and A. Sahasrabudhe, *Prediction of surface roughness and dimensional deviation by measuring cutting forces and vibrations in turning process.* Journal of Materials Processing Technology, 2003. 132(1-3): p. 203-214.
- 35. Aslan, E., N. Camuşcu, and B. Birgören, *Design optimization of cutting parameters when turning hardened AISI 4140 steel (63 HRC) with Al2O3+ TiCN mixed ceramic tool.* Materials & design, 2007. **28**(5): p. 1618-1622.
- 36. Panda, A., et al., *Tool condition monitoring during hard turning of AISI 52100 Steel: A case study.* Materials Today: Proceedings, 2018. **5**(9): p. 18585-18592.

- 37. da Silva, M.B. and J. Wallbank, *Cutting temperature: prediction and measurement methods—a review.* Journal of materials processing technology, 1999. **88**(1-3): p. 195-202.
- 38. Azouzi, R. and M. Guillot, *On-line prediction of surface finish and dimensional deviation in turning using neural network based sensor fusion*. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 1997. **37**(9): p. 1201-1217.
- 39. El Ouafi, A., M. Guillot, and A. Bedrouni, *Accuracy enhancement of multi-axis CNC machines through on-line neurocompensation*. Journal of Intelligent Manufacturing, 2000. **11**(6): p. 535-545.
- 40. Jiang, X.J. and D.J. Whitehouse, *Technological shifts in surface metrology*. CIRP annals, 2012. **61**(2): p. 815-836.
- 41. Ostafiev, V., *Machining precision augmented by sensors*. International journal of production research, 1999. **37**(1): p. 91-98.
- 42. Chen, J.C. and W.-L. Chen, *A tool breakage detection system using an accelerometer sensor*. Journal of Intelligent manufacturing, 1999. **10**(2): p. 187-197.
- 43. Nobel, G., M.A. Donmez, and R. Burton. *Real-time compensation for tool form errors in turning using computer vision*. in *Dimensional Stability*. 1990. SPIE.
- 44. Cao, Z., et al., Modeling of heat partitioning and temperature rise at the tool-chip interface in diamond turning of the PBX surrogate. Journal of Manufacturing Processes, 2023. 87: p. 160-167.
- 45. Cherfia, A. and M. Nouioua, *Monitoring and optimization of machining process when turning of AISI316L based on response surface methodology, artificial neural network and desirability function.* 2023.
- 46. Qiang, L.Z., *Finite difference calculations of the deformations of multi-diameter workpieces during turning.* Journal of Materials Processing Technology, 2000. **98**(3): p. 310-316.
- 47. Huang, S.H. and Z. Hong-Chao, *Artificial neural networks in manufacturing: concepts, applications, and perspectives.* IEEE Transactions on Components, Packaging, and Manufacturing Technology: Part A, 1994. **17**(2): p. 212-228.
- 48. Meireles, M.R.G., P.E.M. Almeida, and M.G. Simoes, *A comprehensive review for industrial applicability of artificial neural networks*. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2003. **50**(3): p. 585-601.
- 49. Lechniak, Z., et al., *Methodology of off-line software compensation for errors in the machining process on the CNC machine tool.* Journal of Materials Processing Technology, 1998. **76**(1-3): p. 42-48.
- 50. Chen, J.-S., *Neural network-based modelling and error compensation of thermallyinduced spindle errors.* The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 1996. **12**(4): p. 303-308.

- 51. Wu, B., et al., *A new approach to geometric error modeling and compensation for a three-axis machine tool.* The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019. **102**(5): p. 1249-1256.
- 52. Hu, Q., Y. Chen, and J. Yang, *On-line contour error estimation and control for corner* smoothed five-axis tool paths. International Journal of Mechanical Sciences, 2020.
   171: p. 105377.
- 53. Fu, G., et al., *Closed-loop mode geometric error compensation of five-axis machine tools based on the correction of axes movements*. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020. **110**(1): p. 365-382.
- 54. Ge, G., et al., An integrated error compensation method based on on-machine measurement for thin web parts machining. Precision Engineering, 2020. 63: p. 206-213.
- 55. Yang, S., J. Yuan, and J. Ni, *Accuracy enhancement of a horizontal machining center* by real-time error compensation. Journal of Manufacturing Systems, 1996. **15**(2): p. 113-124.
- 56. Asiltürk, I. and M. Çunkb, *Modeling and prediction of surface roughness in turning operations using artificial neural network and multiple regression method.* Expert Syst. Appl., 2011. **38**: p. 5826-5832.
- 57. Rafai, N.H. and M.N. Islam, *An investigation into dimensional accuracy and surface finish achievable in dry turning*. Machining Science and Technology, 2009. **13**(4): p. 571-589.
- 58. Feng, C.-X. and X.-F. Wang, *Surface roughness predictive modeling: neural networks versus regression*. IIE Transactions, 2003. **35**(1): p. 11-27.
- 59. Echerfaoui, Y., A. El Ouafi, and S. Sattarpanah Karganroudi, *Dynamic errors* compensation of high-speed coordinate measuring machines using ANN-based predictive modeling. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022. **122**(5): p. 2745-2759.