



Université du Québec  
à Rimouski

**CONTRIBUTION À L'AMÉLIORATION DES  
PERFORMANCES DES PROCÉDES D'USINAGE À L'AIDE  
D'UNE COMMANDE PAR MODÈLE INVERSE**

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

© **Hervé KEABOU MELI**

**Juillet 2022**



**Composition du jury :**

**Mohamed Yasser Hayyani, président du jury, UQAR**

**Abderrazak El Ouafi, directeur de recherche, UQAR**

**Véronique Dassylva-Raymond, examinateur, UQAR**

**Sasan Sattarpanah Karganroudi, examinateur externe, ITMI.**

**Dépôt initial 25 Avril 2022**

**Dépôt final le 06 Juillet 2022**

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.

## **DEDICACE**

À ma famille **KEABOU**

## **REMERCIEMENTS**

Le travail effectué dans le cadre de cette maîtrise a été soutenu financièrement par mon directeur de recherche, le professeur Abderrazak El Ouafi à qui j'adresse mes sincères remerciements pour son aide tout au long de la maîtrise. J'ai trouvé en lui un mentor, un chercheur de haut calibre. Son soutien inconditionnel pour toutes les activités que j'ai effectuées durant la maîtrise, sa disponibilité, les directives, les connaissances et les conseils qu'il m'a donnés et qu'il m'a transmis afin de produire ce travail de recherche.

Je tiens à exprimer mes profonds remerciements à toutes les personnes qui, de près ou de loin, m'ont apporté leur soutien, notamment moral, matériel et financier lors de l'exécution de ce travail de recherche. Sans oublier ceux qui m'ont prodigué des conseils, des orientations, des idées et des instructions. Je pense tout particulièrement à :

- Tous les professeurs du département de mathématique, d'informatique et de génie de l'UQAR, pour les connaissances et les conseils qu'ils m'ont donnés.
- Mes parents, mes frères et sœurs Ariane, Yves, Irène, Stéphane, Cyrille, Romeo, et mon épouse Corine lauréate pour leur soutien moral.
- Mes amis de Rimouski Pape Semou, Erick, Hermann, Rodrigue, Ibson, ceux du Cameroun Baleng, Joss, Audrey et Patrick pour le soutien moral.

## RÉSUMÉ

L'objectif de ce projet de recherche consiste à développer une stratégie de commande adaptative optimale dans le but d'améliorer les performances des procédés d'usinage. Cette stratégie combine les capacités de modélisation et de prédiction des réseaux de neurones avec une structure de commande intégrant modèle direct et modèle inverse du procédé ainsi qu'une procédure d'optimisation multicritère pour synthétiser les paramètres optimaux nécessaires à l'amélioration des performances du procédé. L'ajustement des paramètres de commande est effectué sur la base d'un ensemble d'indices de performance combinant qualité, productivité et coût estimés en temps réel à partir d'informations sur les conditions du procédé provenant de capteurs implantés dans le procédé.

La mise en œuvre de la stratégie proposée est testée en considérant cinq indices de performance : les déviations dimensionnelles, l'état de surface, le taux d'enlèvement de métal, le coût d'opération et le taux de production. Les modèles d'estimation de ces indices sont basés sur une approche prédictive combinant design d'expériences, caractérisation expérimentale, modélisation par réseaux de neurones et diverses méthodes statistiques d'analyse et d'aide à la décision. Les données expérimentales obtenues de façon structurée sous 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 indices de performance. Cette analyse a permis d'identifier les combinaisons des variables les plus appropriées à considérer pour la modélisation prédictive.

Plusieurs modèles intégrant les variables retenues ont été développés et testés. Une grande variété de critères a été utilisée pour évaluer la capacité de ces modèles et de sélectionner les meilleures options possibles. Les modèles à base de réseaux de neurones retenus ont montré des performances remarquables en termes de précision et de robustes et ce dans une large gamme de conditions de fonctionnement du procédé. Les modèles, direct et inverse sont ensuite combinés à une procédure d'optimisation paramétrée et intégrée dans une même structure afin de tester et de valider la stratégie de commande adaptative optimale

proposée. Une série de simulations basée sur des cas typiques et atypiques d'usinage ont servi de base pour la validation de l'approche. Les résultats obtenus montrent que le système de commande optimal proposé a permis une amélioration globale des performances du procédé de plus de 55 % tout en respectant l'ensemble des exigences en termes de qualité, de productivité et de coût.

Mots clés : Procédés d'usinage; Indices de performance; Réseaux de neurones; Commande adaptative; Modélisation prédictive; Modèle inverse; Optimisation multicritère.



## **ABSTRACT**

The objective of this research project is to develop an optimal adaptive control strategy in order to improve the performance of machining processes. This strategy combines modeling and prediction capabilities of neural networks, direct and inverse process models-based control system and multi-criteria optimization procedure to produce the optimal parameters needed for optimal process control. The adjustment of the control parameters is carried out on the basis of a set of performance indices combining quality, productivity and cost estimated in real time from information on the process conditions coming from sensors implanted in the process.

The proposed strategy is implemented using five performance indices: dimensional deviations, surface roughness, metal removal rate, operating cost and production rate. The models for real time performance indices estimation are based on an integrated predictive approach combining design of experiments, experimental investigation, neural network modeling and various statistical analysis and decision-making tools. The experimental data produced under a wide variety of machining parameters and conditions are very useful to understand precisely what kind of relationship exists between cutting parameters, cutting process dynamic conditions and process performance indices. The analysis of these relationships made it possible to identify the most appropriate variables to consider in the predictive modeling.

The selected variables are combined to develop and test several models. A wide variety of statistical criteria are used to assess the capability of these models and to select the best options. The selected neural networks-based models presented remarkable performance in terms of precision and robustness even with a wide range of operating process conditions. These resulting models and the optimization procedure are integrated into the same

regulation system in order to evaluate the proposed optimal adaptive control strategy. Based on typical and atypical machining cases, various simulations are conducted for carrying out numerous validation tests. The results demonstrated the effectiveness of the proposed optimal control system producing a global process performance improvement with more than 55% while complying with the requirements in terms of quality, productivity and cost.

*Keywords:* Machining process; Performance indices; Artificial neural networks; Adaptive control; Predictive modeling; Inverse process model; Multi-objective optimisation.

## TABLE DES MATIÈRES

DEDICACE .....	v
REMERCIEMENTS .....	vi
RÉSUMÉ .....	vii
ABSTRACT .....	ix
TABLE DES MATIÈRES .....	xi
LISTE DES TABLEAUX .....	xv
LISTE DES FIGURES .....	xvii
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES .....	xix
CHAPITRE 0 CONTEXTE ET PROBLEMATIQUE .....	1
0.1 INTRODUCTION .....	1
0.2 CARACTÉRISATION DU PROCÉDÉ .....	2
0.2.1 Paramètres d’usinage .....	2
0.2.1 Indicateurs de performance .....	3
0.2.2 Indicateurs sur le comportement du procédé.....	7
0.3 COMMANDE DES PROCÉDÉS D’USINAGE .....	9
0.4 OPTIMISATION DES PROCÉDÉS D’USINAGE .....	13
0.5 COMMANDE ADAPTATIVE OPTIMALE DES PROCÉDÉS D’USINAGE .....	15
0.6 PROBLÉMATIQUE, OBJECTIFS ET MÉTHODOLOGIE.....	16
0.6.1 Problématique.....	16
0.6.2 Objectifs .....	19
0.6.3 Méthodologie.....	20

0.7 ORGANISATION DU MÉMOIRE .....	22
CHAPITRE 1 APPROCHE PROPOSEE .....	24
1.1 INTRODUCTION .....	24
1.2 MODÈLE PRÉDICTIF DU PROCÉDÉ .....	25
1.3 INDICES DE PERFORMANCE.....	26
1.4 MODÈLE INVERSE DU PROCÉDÉ.....	27
1.5 STRATÉGIE DE D’OPTIMISATION .....	28
CHAPITRE 2 CARACTERISATION EXPERIMENTALE DES PERFORMANCES DU PROCEDE.....	29
2.1 INTRODUCTION .....	29
2.2 PLANIFICATION EXPÉRIMENTALE .....	29
2.3 MONTAGE EXPÉRIMENTAL .....	30
2.4 PLAN D’EXPÉRIENCE .....	31
2.5 STRATÉGIE D’ANALYSE.....	32
2.6 ANALYSE DES RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX .....	34
2.6.1 Évaluation des effets des paramètres de coupe sur les indices de performance .....	34
2.6.1 Évaluation des effets des réponses des capteurs sur les indices de performance .....	35
2.6.2 Évaluation des effets de la combinaison des paramètres de coupe et des réponses des capteurs sur les indices de performance.....	37
CHAPITRE 3 MODELISATION ET PREDICTION DES INDICES DE PERFORMANCE .....	40
3.1 INTRODUCTION .....	40
3.2 CHOIX DE LA TECHNIQUE DE MODÉLISATION.....	41
3.2.1 Modélisation par régression multiple.....	41
3.2.2 Modélisation par réseaux de neurones .....	42

3.2.3	Stratégie d'évaluation des modèles .....	42
3.2.4	Exemple d'application pour le choix de la technique de modélisation .....	44
3.3	APPLICATION DE L'APPROCHE PROPOSÉE POUR LA MODÉLISATION PRÉDICTIVE .....	45
3.3.1	Modèle de prédiction hors-ligne.....	45
3.3.2	Modèle de prédiction en ligne .....	48
3.3.3	Résultats et discussions .....	49
CHAPITRE 4 DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE INVERSE ET MISE EN ŒUVRE DU SYSTÈME DE COMMANDE ADAPTATIVE OPTIMALE .....		53
4.1	INTRODUCTION .....	53
4.2	CALCUL DES PARAMÈTRES DE LA FONCTION DE PERTE.....	53
4.3	DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE INVERSE DU PROCÉDÉ.....	54
4.4	MISE EN ŒUVRE DE LA COMMANDE ADAPTATIVE OPTIMALE.....	55
CONCLUSION ET PERSPECTIVES.....		63
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		66



## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 :Facteurs et niveaux considérés dans l’expérimentation.....	31
Tableau 2 : Contributions des paramètres de coupe dans la variation des indices de performance.....	34
Tableau 3 : Contributions des conditions de coupe dans la variation des indices de performance.....	36
Tableau 4 : Synthèse des incertitudes dans les réponses des capteurs - Tests de répétabilité.....	36
Tableau 5 : Contributions des paramètres de coupe et des conditions de coupe dans la variation des indices de performance. ....	37
Tableau 6 : Contributions des variables sélectionnées dans la variation les indices de performances. ....	38
Tableau 7 : Conditions d’entrainement du modèle pour la prédiction de Ra. ....	44
Tableau 8 : Comparaison des modèles MR et MRN pour la prédiction de Ra.....	45
Tableau 9 : Résultats de l’apprentissage et de la validation du modèle prédictif des réponses des capteurs. ....	46
Tableau 10 : Résultats de l’apprentissage et de la validation des modèles prédictifs hors ligne (MPHL), et en ligne (MPEL). ....	50
Tableau 11 : Paramètres de coupe utilisés pour le cas typique d’usinage. ....	54
Tableau 12 : Valeurs critiques des indices de performance, pondération des indices et calcul des coefficients du modèle d’estimation de la fonction de perte.....	54
Tableau 13 : Résultats de l’apprentissage et de la validation du modèle inverse.....	55
Tableau 14 : Résultats de l’application du système de commande proposé (Conditions initiales vs Conditions optimales). ....	56
Tableau 15 : Évaluation des performances du système de commande proposé (Conditions optimales vs test d’usinage). ....	62





## LISTE DES FIGURES

Figure 0.1 : Facteurs ayant une influence sur les performances des procédés d'usinage. ....	2
Figure 0.2 : Illustration de la déflexion d'une pièce durant une opération de tournage. ....	6
Figure 0.3 : Profil typique d'état de surface. ....	7
Figure 0.4 : Approches de commande pour les systèmes dynamiques. ....	10
Figure 0.5 : Approche de commande par niveau hiérarchique. ....	10
Figure 0.6 : Approche de commande par anticipation. ....	11
Figure 0.7 : Illustration d'une commande ACO basé sur les RN pour une opération de fraisage. ....	16
Figure 1.8 : Représentation schématique de l'approche de commande proposée. ....	25
Figure 1.9 : Structure du modèle prédictif proposé. ....	26
Figure 1.10 : Structure du modèle inverse proposé. ....	28
Figure 2.11 : Représentation schématique du montage expérimental. ....	30
Figure 2.12 : Exemple typique de la réponse d'un capteur après conditionnement. ...	32
Figure 2.13 : Graphe des effets des paramètres de coupe sur les indices de performances. ....	35
Figure 2.14 : Graphe des effets des variables sélectionnés sur les indices de performances. ....	39
Figure 3.15 : Architecture du modèle prédictif hors ligne (MPHL). ....	46
Figure 3.16 : Performance du modèle pour la prédiction de $F_x$ . ....	47
Figure 3.17 : Performance du modèle pour la prédiction de $F_z$ . ....	47
Figure 3.18 : Performance du modèle pour la prédiction de $D_x$ . ....	48

Figure 3.19 : Architecture du modèle prédictif en ligne (MPEL). .....	49
Figure 3.20 : Performance du modèle pour la prédiction de Ra. ....	51
Figure 3.21 : Performance du modèle pour la prédiction de Dd. ....	51
Figure 3.22 : Performance du modèle pour la prédiction de Cop. ....	52
Figure 3.23 : Performance du modèle pour la prédiction de Tprod. ....	52
Figure 4.24 : Évolution de la fonction de perte et des paramètres de coupe. ....	58
Figure 4.25 : Évolution de la fonction de perte et des indices de performances. ....	59
Figure 4.26 : Évolution des réponses des capteurs en fonction des paramètres de coupe. ....	60

## **LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES**

<b>ACC</b>	Adaptive Control Constraints (Commande Adaptative avec Contraintes).
<b>ACO</b>	Adaptive Control Optimization (Commande Adaptative Optimale).
<b>ALM</b>	Méthode de l'Algorithme du lagrangien.
<b>ANOVA</b>	Analysis of variance (Analyse de la variance).
<b>CCC</b>	Cross Coupling Control (Commande par Couplage Croisé).
<b>CO</b>	Colony Optimization (Optimisation basée sur l'algorithme de colonie de fourmis).
<b>DOE</b>	Design of Experiments (Conception basée sur les expériences).
<b>GA</b>	Genetic Algorithm (Algorithme Génétique).
<b>GAC</b>	Geometric Adaptive Control (Commande Adaptative Géométrique).
<b>MAE</b>	Mean Absolute Error (Erreur absolue moyenne).
<b>MAPE</b>	Mean Absolute Percentage Error (Pourcentage d'erreur moyen absolu).
<b>MIT</b>	Massachusetts Institute of Technology.
<b>MOCN</b>	Machine-outil à Commande Numérique.
<b>MRAC</b>	Model Reference Adaptive control (Commande adaptative par modèle de référence).
<b>MRR</b>	Material Renoval Rate (Taux d'enlèvement de matières).

<b>MSE</b>	Mean squared Error (Erreur quadratique moyenne).
<b>OA</b>	Orthogonal Array (Plan orthogonal).
<b>PID</b>	Proportional Integral Derivate (Proportionnel, intégral, dérivé).
<b>PSO</b>	Particle Swarm Optimization (Optimisation de l'essaim de particules).
<b>RMSE</b>	Root Mean Squared Error (Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne).
<b>RSM</b>	Response Surface Method (Méthode de la Surface de Réponse).
<b>SA</b>	Simulated Annealing.
<b>STR</b>	Self Tuning Regulator (Régulateur Auto-adaptatif).

## CHAPITRE 0 CONTEXTE ET PROBLEMATIQUE

### 0.1 INTRODUCTION

En raison de sa capacité à produire, de façon économique, une large variété de pièces cylindriques de qualité acceptable, le tournage est l'un des procédés d'usinage les plus utilisés. Le procédé de tournage est utilisé dans divers secteurs notamment l'aéronautique, l'automobile, l'énergie et la machinerie. Dans ces différents secteurs, la fabrication de pièces mécaniques par usinage constitue une des fonctions critiques de la valeur ajoutée. Les pratiques d'usinage actuelles adoptées par ces industries impactent sur la productivité, sur la qualité des produits et sur les coûts de production. Celles-ci sont confrontées aux limites des machines-outils à commande numérique (MOCN). Généralement, les paramètres d'usinage desdites machines sont sélectionnés avant l'usinage en fonction des manuels ou de l'expérience de l'utilisateur. Cette façon de faire conduit systématiquement à la sélection de paramètres conservateurs. Au demeurant, elle permet d'éviter toutes défaillances possibles tout en assurant le respect des spécifications de qualité inhérentes à la pièce usinée. D'autres pratiques, moins conservatrices, tentent de trouver les paramètres d'usinage optimaux pour augmenter la productivité du procédé. Elles procèdent par essai-erreur ou alors sur la base d'expérimentations qui peuvent s'avérer longues et coûteuses au regard la diversité des facteurs pouvant avoir une influence sur les performances du procédé (Figure 0.1). Ces options ne garantissent pas la fiabilité. Les variations au cours du processus d'usinage dues à l'usure de l'outil, aux changements de température, aux vibrations et à d'autres perturbations peuvent rendre inefficace toute méthodologie d'optimisation à priori, en particulier dans les opérations d'usinage qui exigent une grande productivité avec des spécifications très restrictives de qualité. Par conséquent, pour assurer la qualité des pièces produites par usinage, réduire les coûts et augmenter la productivité du procédé, les paramètres d'usinage doivent être optimisés en temps réel en fonction de l'état réel du procédé. Ce processus

d'optimisation en temps réel est réalisé à travers l'analyse des dépendances (entre paramètres, conditions de coupe et indices de performance) dans le but d'établir des modèles directs pour la prédiction de indices de performance et des modèles inverses pour la détermination des paramètres optimaux suivant une stratégie d'optimisation bien définie.

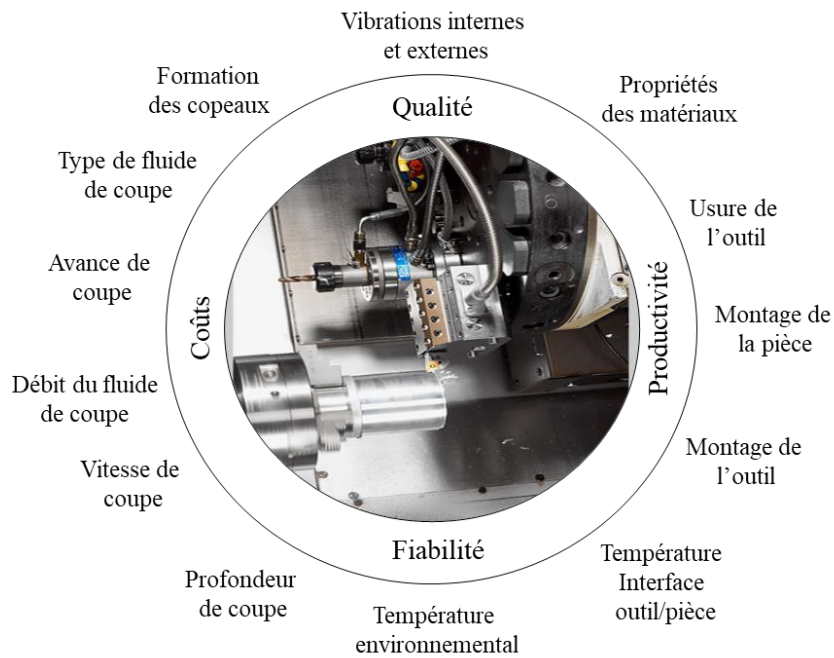


Figure 0.1 : Facteurs ayant une influence sur les performances des procédés d'usinage.

## 0.2 CARACTÉRISATION DU PROCÉDÉ

### 0.2.1 Paramètres d'usinage

Les paramètres d'usinage sont des variables indépendantes du fonctionnement 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 respectivement en

m/min, mm/tr et mm. La vitesse peut être exprimée sous forme de fréquence de rotation (tr/min). L'avance  $f$  représente la distance parcourue par l'outil dans la direction axiale à chaque tour de la pièce. La profondeur de coupe  $d$  représente l'épaisseur de métal enlevé de la pièce à usiner.

## 0.2.1 Indicateurs de performance

Le rendement d'une opération d'usinage repose sur l'évaluation des objectifs techniques et économiques attendus. Idéalement, pour chaque opération d'usinage, trois types d'objectifs doivent être visés : augmentation de la productivité, amélioration de la qualité, et réduction des coûts.

### 0.2.1.1 Productivité

La productivité peut être définie comme étant le taux de production dérivé du temps total nécessaire pour produire une pièce. La productivité peut être déclinée en fonction d'un critère strictement physique de la coupe tel que le taux d'enlèvement de métal (MRR) ou en fonction de l'ensemble de la logistique de l'opération d'usinage incluant le temps de réglage par pièce, temps d'usinage par pièce, temps de changement d'outil, temps mort entre opérations, etc...

Le taux d'enlèvement de métal est exprimé par :

$$MRR=f \cdot d \cdot V \quad (0.1)$$

Le taux de production est donné par :

$$T_{\text{prod}} = 1 / (T_{\text{tot}}) \quad (0.2)$$

$$T_{\text{tot}} = t_{\text{regl}} + \sum_{i=1}^n t_{\text{op}(i)} \quad (0.3)$$

$$t_{\text{op}} = t_i + t_a + t_c + (t_c/T) \cdot t_r \quad (0.4)$$

$$T = (C/V)^{-n} \quad (0.5)$$

$$t_c = (L+e)/(f \cdot N) \quad (0.6)$$

$$N = V/(\pi \cdot D) \quad (0.7)$$

Avec :  $T_{\text{prod}}$  taux de production,  $T_{\text{tot}}$  le temps total,  $t_{\text{regl}}$  le temps de réglage de l'outil,  $t_{\text{op}}$  le temps d'opération,  $t_i$  temps pour changer ou indexer l'outil,  $t_a$  le temps d'approche rapide pour ramener l'outil au point de départ de la coupe,  $t_r$  temps de remplacement de l'outil,  $t_c$  le temps de coupe,  $T$  la durée de vie de l'outil,  $n$  et  $C$  sont les constantes expérimentales fonction des matériaux de l'outil,  $L$  la distance parcourue par l'outil et  $e$  est la marge d'erreur, et  $N$  la fréquence de rotation.

### 0.2.1.2 Coût de production

Dans l'absolu, le coût de production peut être exprimé en coût par pièce. Il est ainsi fonction du coût de l'outil par pièce, du coût de l'énergie, du coût d'usinage par minute, du coût de la main-d'œuvre et des coûts relatifs aux frais généraux, etc.

$$C_{\text{total}} = C_{\text{direct}} = S_{\text{usinage}} t_{\text{regl}} + \sum_{i=1}^n C_{\text{op}(i)} \quad (0.8)$$

$$C_{\text{op}} = S_{\text{usinage}} t_{\text{op}} + \left(\frac{t_c}{T}\right) \left[ \frac{C_{\text{outil}}}{n_{\text{utilisation}}} + S_{\text{outillage}} (t_{\text{affutage}} + t_{\text{préregl}}) \right] \quad (0.9)$$

Où  $C_{\text{op}}$  est le coût d'une opération,  $S_{\text{usinage}}$  est le taux horaire incluant le salaire de l'opérateur,  $C_{\text{outil}}$  le coût d'un outil,  $n_{\text{utilisation}}$  est le nombre de fois qu'un outil peut être utilisé,  $S_{\text{outillage}}$  taux horaire au département de l'outillage.  $t_{\text{affutage}}$  le temps de réaffutage,  $t_{\text{préregl}}$  le



temps de préréglage de l'outil et  $C_{total}$  le coût total d'opération d'une pièce, encore appelé coût direct.

### 0.2.1.3 Qualité

La qualité comprend plusieurs aspects de la pièce usinée. On peut citer entre autres le fini de surface, la précision dimensionnelle, l'absence de bavures, rayures, fissures, ou tout autres dommages mécaniques ou thermiques. Parmi ces critères de qualité, les déviations dimensionnelles ( $Dd$ ) et la rugosité de surface ( $Ra$ ) sont de loin les plus importants.

Pour une pièce donnée, ces critères sont exprimés sur le plan en termes de spécifications et de tolérances dimensionnelles et géométriques. À noter qu'il n'y a pas de relation directe entre les déviations occasionnées par le procédé de coupe et les valeurs de tolérance. Cependant, il est important de comprendre la relation entre les deux pour cerner les effets potentiels des paramètres d'usinage sur les spécifications dimensionnelles et géométriques de la pièce usinée.

Comme illustré sur la figure 0.2, une pièce de diamètre initial  $D_i$  est considérée pour une opération de tournage avec une profondeur de coupe nominale  $d$  en utilisant un montage en l'air. Les déviations dimensionnelles des pièces usinées sont essentiellement estimées à partir des sollicitations que subit le système machine-outil-pièce dans la section contenant le point de contact entre la pièce et l'outil.

La déflexion de la pièce est principalement due aux forces de coupe. Le tournage de pièces à l'aide de montage en l'air conduit souvent à des pièces finies avec des profils légèrement polynomiaux. L'erreur diamétrale peut être définie comme étant l'écart entre le profil désiré et le profil réel de la pièce. L'erreur diamétrale s'exprime par :

$$Dd = 1000 \cdot (Dr - dd) \quad (0.10)$$

Où  $D_d$  est l'erreur diamétrale ( $\mu\text{m}$ ),  $D_r$  est le diamètre réel mesuré (mm) et  $d_d$  est le diamètre désiré (mm). Le diamètre désiré et le diamètre réel sont pratiquement égaux à l'extrémité de la pièce fixée dans le mandrin. Cependant, en raison de l'augmentation de la déflexion de la pièce,  $D_d$  croît avec la longueur et atteint sa valeur maximale à l'extrémité libre de la pièce.

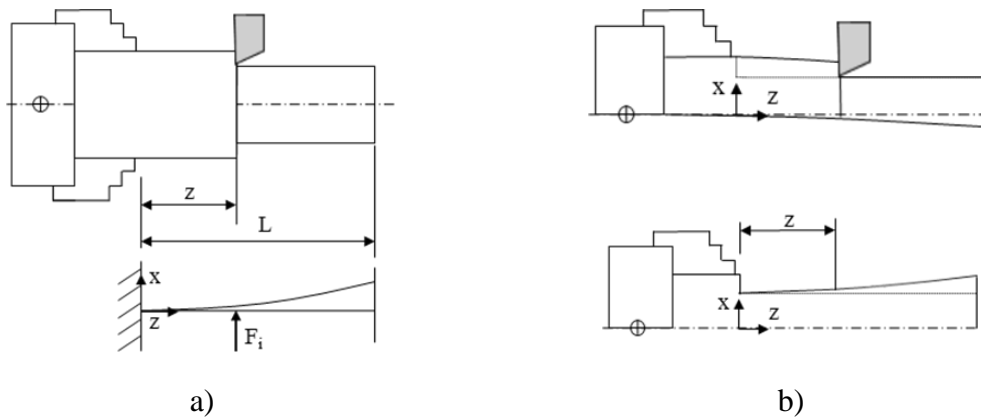


Figure 0.2 : Illustration de la déflexion d'une pièce durant une opération de tournage.

Le paramètre utilisé pour évaluer la rugosité de surface dans cette étude est la rugosité moyenne ( $R_a$ ). La rugosité de surface  $R_a$ , connue 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. La rugosité  $R_a$  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 l'intégrale de la valeur absolue de la hauteur du profil de rugosité sur la longueur de mesure (Figure 0.3). Par conséquent,  $R_a$  est exprimée par l'équation suivante et se donne en micromètre :

$$R_a = \frac{1}{L} \int_0^L |Y(x)| dx \quad (0.11)$$

Dans le cas où  $R_a$  est évaluée à partir de données numériques, l'intégrale est normalement estimée par l'équation suivante :

$$Ra = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i| \quad (0.12)$$

Où Ra est l'écart moyen arithmétique par rapport à la ligne moyenne ( $\mu\text{m}$ ), L est la longueur d'échantillonnage et Y est l'ordonnée de la courbe du profil.

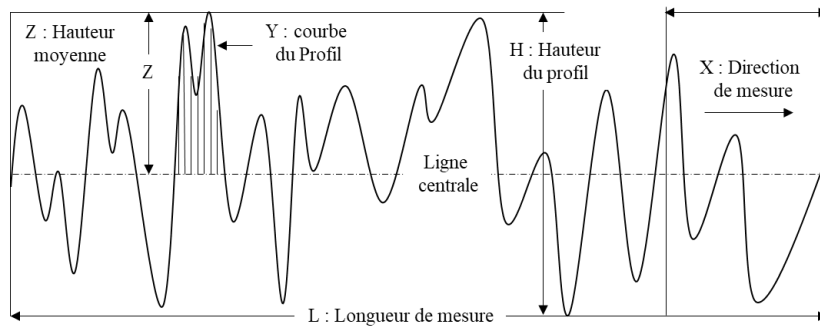


Figure 0.3 : Profil typique d'état de surface.

### 0.2.2 Indicateurs sur le comportement du procédé

La mesure directe de certains des objectifs mentionnés précédemment constitue une approche coûteuse et peu fiable. En revanche, il est possible de les estimer et de les évaluer de façon indirecte en utilisant un certain nombre d'indicateurs représentatifs de l'état et du comportement du procédé pendant l'usinage. Parmi ces indicateurs, on peut citer :

1. Force de coupe - Les sollicitations mécanique et thermiques que subit le système machine-outil-pièce dans la section contenant le point de contact entre la pièce et l'outil et produisant des déviations dimensionnelles des pièces usinées est une conséquence directe de la force de coupe appliquée. La déflexion de la pièce à usiner 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 également. 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.

2. Température de coupe – c'est la température générée sur la zone d'interface outil-pièce lors des opérations d'usinage. Elle a un effet considérable sur le taux d'usure en cratère et sur l'apparition d'arête rapporté. Une température de coupe élevée réduit considérablement la durée de vie de l'outil et affecte sérieusement le coût de production. Elle a également un effet significatif sur la qualité de la surface. La température peut normalement être mesurée par thermocouples (mesure par contact) ou par détecteurs infrarouge (mesure sans contact).
3. Durée de vie de l'outil – C'est la période effective de temps pendant laquelle un outil est utilisé avant son remplacement ou son réaffûtage. 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...).
4. 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 humains. Les vibrations sont utilisées comme indicateurs de qualité de surface et de stabilité dimensionnelle. Les vibrations sont généralement mesurées à l'aide d'accéléromètres.
5. 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 entraînent 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.

6. Les déflexions – 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.

### **0.3 COMMANDE DES PROCÉDÉS D'USINAGE**

La notion de commande en usinage remonte aux années 1940. Cela a commencé avec l'utilisation du copieur contrôleur pour générer le mouvement d'un outil le long d'un profil préétabli. Cette idée a connu des développements pour voir naître la première fraiseuse trois axes à commande numérique sous l'initiative de l'armée américaine en contrat avec John Parsons à Traverse City au Michigan, complétée en 1952 aux MIT [1]. Ce n'est que vers les années 1970, avec l'arrivée de l'ordinateur, que des appareils dédiés ont remplacé les cartes de contrôle numériques dans les premières MOCN [2]. Dans la même foulée, la compagnie Bendix a commencé le développement des premiers concepts de commande adaptative pour les machines-outils [3]. Depuis ce temps, la commande des systèmes dynamiques, tel que les procédés d'usinage, a connu quelques évolutions ponctuées par l'apparition de nouvelles innovations technologiques dans le domaine de l'électronique et de nouvelles techniques de modélisation, de prédiction et d'optimisation. La figure 0.4 offre un panorama des possibilités proposées pour mettre en œuvre une commande adéquate en fonction de la nature du système à commander et de ses paramètres.

Pour ce qui est de la commande des machines-outils, deux grandes classes de commande sont à considérer : les commandes classiques (servo-contrôleurs) qui sont typiquement couplés aux interpolateurs des MOCN et les commandes adaptatives qui sont des versions évoluées des commandes conventionnelles. La figure 0.5 montre une représentation schématique de

l'architecture d'une commande à plusieurs échelons hiérarchisés combinant différents niveaux de commande (interpolation, servocommande, compensations, adaptation).

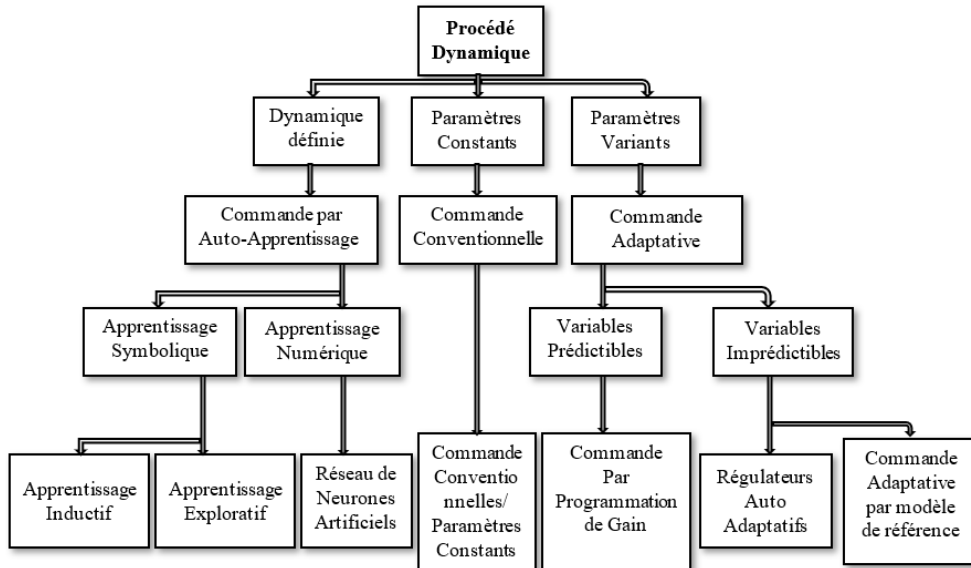


Figure 0.4 : Approches de commande pour les systèmes dynamiques [4].

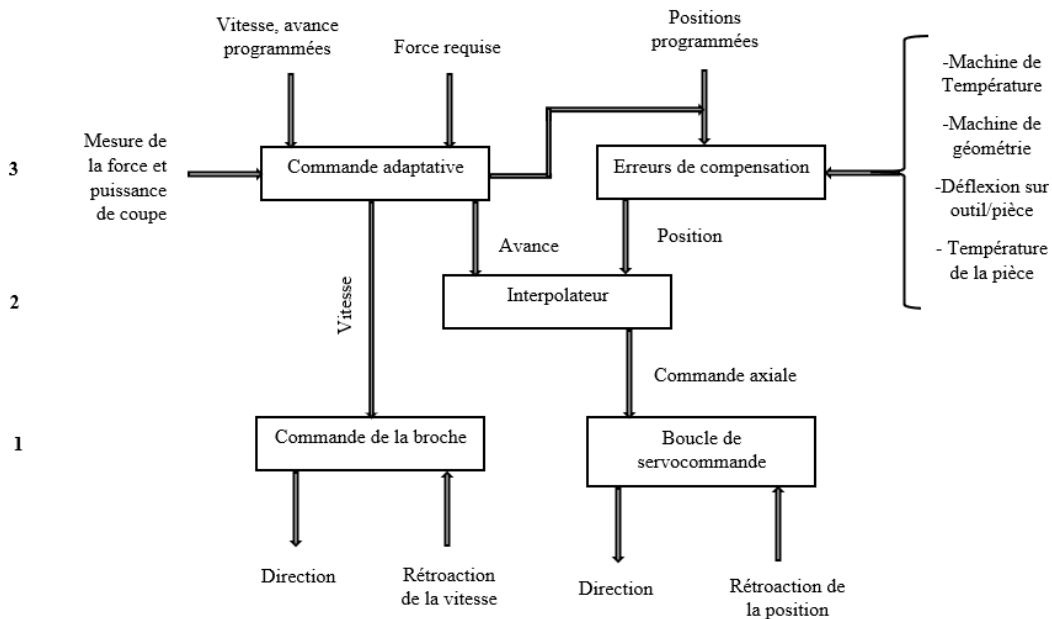


Figure 0.5 : Approche de commande par niveau hiérarchique [5].

Les servo-contrôleurs sont des commandes dites conventionnelles ayant comme objectif de réduire, voire éliminer, les erreurs de contour et de positionnement axial. Couplé à l'interpolateur, ils permettent de réduire l'erreur en se basant sur des modèles de contours géométriques typiques (linéaires, circulaires, etc.) [6-8].

Il existe plusieurs variétés de commandes conventionnelles applicables pour la commande des procédés d'usinage. La commande de type PID (Proportionnel / Intégral / Dérivé), basé sur le principe de boucle rétroactive, est certainement l'une des approches de commande les plus populaires. Elle est utilisée pour le contrôle des contours et peut être employée comme méthode de attrapage des erreurs dues aux frottements entre les composants mobiles de la machine (vis-mères, glissières, etc.) [9]. Bien que simple à utiliser, la commande PID est relativement limitée dans le suivi des erreurs dans le cas de contours non-linéaires.

La commande par anticipation, illustrée à la figure 0.6, dont l'architecture proposée par Koren [1], est qualifiée comme étant une commande par couplage croisé. L'idée derrière cette commande consiste à construire en temps réel un modèle d'erreur de contour sur la base des informations reçues en rétroaction pour trouver une règle de compensation optimale des erreurs. Une version dite rétroactive de cette commande peut également être utilisée pour le contrôle des opérations d'usinage [10-12].

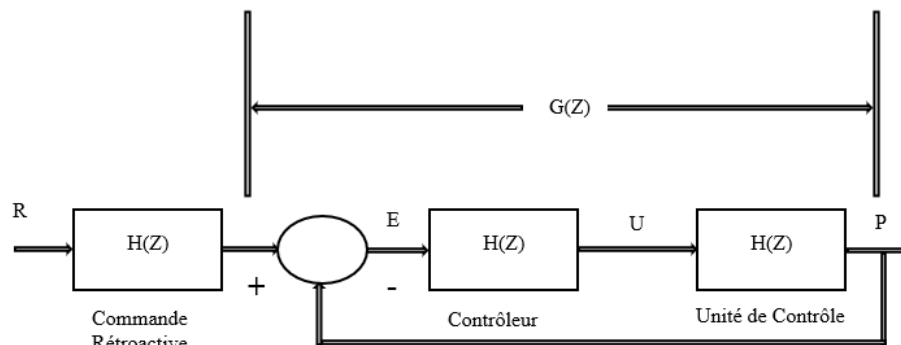


Figure 0.6 : Approche de commande par anticipation [5].

Dans le domaine de l'usinage, les commandes adaptatives se déclinent en deux groupes selon leurs objectifs :

- Amélioration des performances des procédés - Deux types de commande peuvent être mentionnés dans cette catégorie : commande adaptative optimale et commande adaptative avec contraintes. Les approches s'appuient sur la variation des paramètres de coupe en temps réel pour maximiser la production, réduire le coût et améliorer la qualité.
- Amélioration de la précision de la machine : Ce type de commande est qualifié de commande adaptative géométrique. Cette commande permet de réaliser la compensation en temps réel des erreurs géométriques et thermique de la machine.

*Commande adaptative optimale (ACO)* - Ce type de commande consiste à contrôler les paramètres de coupe (très souvent la vitesse de coupe l'avance de coupe) de manière à optimiser (maximiser ou minimiser) un ou plusieurs indices de performance du procédé tels que le taux de production, le coût de l'opération ou encore l'état de surface. Un exemple typique de cette approche a été développé par Liu et Chiang pour une commande adaptative optimale d'une opération de fraisage à l'aide de réseaux de neurones couplés à la méthode du lagrangien [13]. Ils ont montré qu'il est possible d'arriver à des résultats très avantageux par rapport à ceux obtenus à l'aide de systèmes de commande conventionnelle.

*Commande adaptative avec contraintes (ACC)* - Cette commande consiste à identifier les paramètres d'usinage permettant de maintenir une ou plusieurs conditions d'usinage telles que la force ou la puissance de coupe à des niveaux limites préalablement établies. La commande vise donc l'amélioration des performances en jouant sur les limites physiques et technologiques de la machine et du procédé. Des versions de cette commande sont disponibles sur le marché pour des opérations de tournage et de fraisage. Cependant, elles ne sont pas très utilisées dans l'industrie en raison de leur instabilité et des dommages potentiels qu'elles pourraient causer à l'outil, à la pièce ou à la MOCN par les multiples variations des paramètres d'usinage [2]. Les commande de type ACC peuvent se décliner selon plusieurs variantes [13]. Elles peuvent être basées sur des modèles de référence adaptatif, sur une



approche de contrôle rétroactif, sur des systèmes de variables structurées, sur les réseaux de neurones ou sur la logique floue.

*Commande adaptative géométriques (GAC)* - Cette commande consiste à améliorer la précision des machines-outils par la compensation en temps réel des erreurs de positionnement des axes et de la broche qui peuvent provenir du manque de précision géométrique de la MOCN ou suite à la modification de la structure de la machine sous les sollicitations, statiques, thermiques et dynamiques provoquées par le procédé. Cette approche peut s'avérer très prometteuse [14]. Sa mise en œuvre est tout de même relativement compliquée puisqu'elle exige l'identification de variables dépendant de l'interaction de plusieurs phénomènes complexes

#### **0.4 OPTIMISATION DES PROCÉDÉS D'USINAGE**

W. Gilbert est l'un des initiateurs des études sur l'optimisation des conditions de coupe en usinage [15]. En considérant la vitesse de coupe comme seule variable, il est arrivé à la conclusion qu'il existe une vitesse optimale pour la minimisation du coût et une autre pour la maximisation du taux de production. De nombreuses recherches sur l'optimisation des conditions de coupe se sont limitées à des cas simples. Cela consiste généralement à déterminer ses valeurs optimales de la vitesse de coupe et de l'avance de coupe pour une profondeur de coupe donnée (constante) en une seule passe. Dans certain cas, notamment des opérations d'usinage multi-passes, le problème d'optimisation concerne la détermination simultanée de la vitesse, de l'avances et du nombre de passes (profondeur de coupe pour chaque passe) [16].

Les problèmes d'optimisation peuvent souvent s'avérer très difficiles à résoudre et font appel à des techniques mathématiques très spécialisées. Pour tout problème d'optimisation, il convient d'abord de bien définir les objectifs et la spécificité du problème à résoudre, d'évaluer sa complexité, d'établir un processus de résolution avant de choisir la technique

d'optimisation appropriée. Les techniques d'optimisation peuvent être qualifiées de traditionnelle ou non traditionnelle.

Plusieurs techniques d'optimisation traditionnelles peuvent être considérées pour la résolution des problèmes d'optimisation des opérations d'usinage. Parmi ces techniques, la programmation linéaire est la plus simple. Les différentes contraintes sont exprimées sous forme de transformées de puissance et les relations mathématiques sont linéarisées par des algorithmes appropriés [17]. L'algorithme du Simplex est une méthode de résolution de problèmes d'optimisation linéaire qui consiste à chercher un sommet voisin qui permet d'améliorer l'objectif [18, 19]. Des méthodes de programmation non linéaires sont également possibles. C'est le cas de la technique de minimisation séquentielle sans contrainte en utilisant l'algorithme de Davidon – Fletcher – Powell [20]. Ces méthodes sont toutes qualifiées d'approches déterministes. Des approches probabilistes comme celles suggérées par Iwata et al. [21] sont aussi envisageables. Une approche de programmation géométrique de nature probabiliste a été appliquée aux fonctions multi-objectives est également digne d'intérêt [22]. La méthode d'optimisation par programmation dynamique est très utile pour traiter des problèmes d'optimisation à passes multiples dans lequel chaque passage de coupe est indépendant des passages précédents [23].

A l'opposé des techniques traditionnelles, on retrouve des algorithmes basés sur des techniques de recherche aléatoire qui sont des méthodes dites non traditionnelles. Parmi ces techniques, on peut citer : les algorithmes génétiques (GA), le recuit simulé (SA), l'optimisation par essaims de particules (PSO), les algorithmes de colonies de fourmis (CO) et les réseaux neuroniques (RN) entre autres.

Les algorithmes génétiques sont inspirés de la sélection naturelle basée sur les principes de l'évolution. Ils ont été utilisés à plusieurs reprises pour la modélisation et l'optimisation des processus dynamiques [24, 25]. Il en est de même pour l'optimisation par essaims de particules par recuit simulé qui se sont révélés très performants dans la prédiction et l'optimisation des coûts de production [26] et de la rugosité de surface [27]. L'algorithme, inspiré de l'observation des colonies de fourmis est aussi utilisé en usinage pour

l'optimisation des coûts [28]. Les réseaux de neurones, très souvent associés aux méthodes non traditionnelles, est également utilisée dans l'optimisation des opérations de tournage [29].

## **0.5 COMMANDE ADAPTATIVE OPTIMALE DES PROCÉDÉS D'USINAGE**

Plusieurs recherches sur les ACO en usinage ont été menées au cours des dernières décennies. Malheureusement, la plupart des systèmes proposés sont restés au niveau des laboratoires de recherche à cause des difficultés liées au manque de dispositifs fiables permettant de mesurer directement et en temps réel des variables représentatives des performances du procédé [30]. Des tentatives pour remédier à ce déficit ont permis de proposer des alternatives à la mesure en ligne en adoptant des méthodes indirectes. Ces méthodes utilisent des mesures de forces, de courant moteur, de puissance, de vibration, d'émissions acoustiques, la température, le bruit, etc. pour estimer des variables telles que les déformations de l'outil ou de la pièce, l'usure de l'outil, la rugosité de surface, le débit de copeaux, etc. [31, 32]. À noter que dans la plupart des cas, les ACO ont été utilisés principalement pour des optimisations monocritère. À noter également que les techniques ACO basées sur les réseaux de neurones ont apporté une amélioration significative aux commandes adaptatives aussi bien au niveau de la modélisation en ligne du procédé qu'au niveau de l'identification des paramètres optimaux du procédé [33, 34]. Un exemple typique de la configuration d'un tel système est présenté à la figure 0.7. La figure montre que l'approche est basée sur trois entités distinctes représentant respectivement le procédé, le modèle du procédé (BP\_NN) et le module d'optimisation (ALM\_NN).

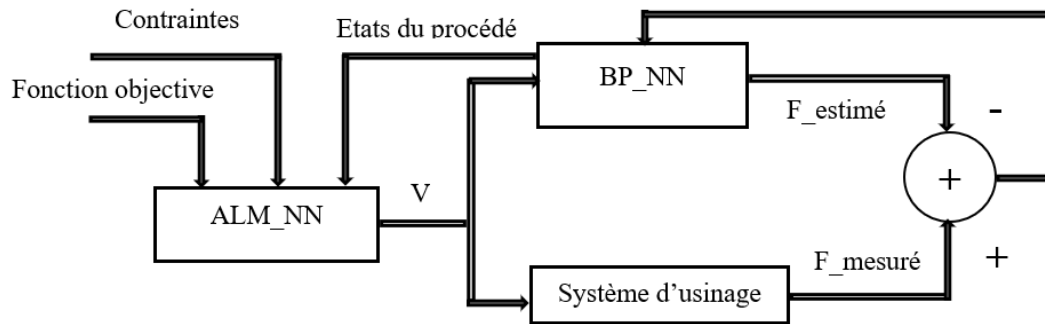


Figure 0.7 : Illustration d'une commande ACO basé sur les RN pour une opération de fraisage [13].

## 0.6 PROBLÉMATIQUE, OBJECTIFS ET MÉTHODOLOGIE

### 0.6.1 Problématique

Au cours des dernières décennies, les MOCN ont connu une popularité sans précédent dans tous les secteurs de l'industrie manufacturière. Cependant, l'un des problèmes majeurs avec ces machines réside dans la difficulté à sélectionner les paramètres d'usinage (vitesse, avance et profondeurs de coupe) les plus appropriés pour une opération donnée. Le choix de ces paramètres dépend de nombreux facteurs. Selon son expérience ou en se basant sur les données disponibles dans les manuels, le programmeur de la MOCN sélectionne les paramètres d'usinage les plus courants. En effet, dans la plupart des cas, les conditions mécaniques, thermiques et dynamiques varient considérablement pendant l'usinage, imposant au programmeur des choix conservateurs des paramètres afin d'éviter des défaillances de l'outil, de la pièce ou de la machine. Ces choix conduisent évidemment à des résultats qui sont loin d'être optimaux.

L'une des solutions les plus prometteuses consiste donc à ajuster en temps réel les paramètres d'usinage sur la base d'informations provenant de capteurs implantés dans le procédé. Les réponses des capteurs reflètent la variation des conditions de coupe durant

l'usinage. Les systèmes qui possèdent de telles capacités sont qualifiés de systèmes de commande adaptative. Ces commandes sont classées dans deux catégories : Commandes Adaptatives par Contraintes (CAC) et Commandes Adaptatives avec Optimisation (CAO).

La philosophie sous-jacente aux commandes adaptatives par contraintes réside dans l'ajustement des paramètres d'usinage de manière à maximiser la productivité tout en respectant certaines contraintes relatives au procédé. On peut citer la force de coupe ou la puissance de la machine. Cette commande peut être considérée comme une régulation de la force de coupe ou de la puissance pour une maximisation de la productivité. En pratique, l'inconvénient le plus important de ce type de commande est leur manque de souplesse pour prendre en charge la qualité des pièces produites notamment la précision dimensionnelle et géométrique ainsi que l'état de surface. La maximisation de la productivité peut souvent entraîner des effets négatifs sur la qualité à moins que des mesures d'atténuation ne soient prises. En revanche, les commandes adaptatives avec optimisation utilisent l'ajustement en temps réel des paramètres d'usinage afin d'optimiser un ou plusieurs indices de performance prédéfinis. La plupart des commandes adaptatives avec optimisation supposent la disponibilité d'un modèle du procédé précis et fiable, qu'il soit analytique ou empirique, qui peut être combiné avec des mesures provenant des capteurs pour assurer l'adaptation des paramètres du procédé d'usinage. Malheureusement, dans de nombreux cas, ni capteurs fiables ni modèles précis et robustes ne sont disponibles. Cela se voit lorsqu'il est question de considérer la précision dimensionnelle et géométrique de même que l'état de surface en usinage de matériaux difficiles le tout en présence de perturbations importantes telles que les vibrations et l'usure excessives.

De plus, quand l'optimisation est prise en compte dans les commandes adaptatives avec optimisation, elle se limite souvent à une optimisation monocritère tels que la minimisation des coûts ou la maximisation du taux de production. Mais, dans la pratique, une amélioration globale des performances du procédé nécessite l'optimisation simultanée de plusieurs indices de performance. Ceux-ci sont parfois contradictoires et souvent conflictuels. Dans certains cas, on souhaite simultanément maximiser le taux de production et la qualité, tout en

réduisant le coût par exemple. Or, l'augmentation de la production passe par la maximisation des paramètres de coupe qui entraîne une augmentation du coût de l'opération en raison de l'usure excessive de l'outil et contribue à la détérioration de la qualité suite à des forces et des vibrations excessives. Dans ces conditions, la détermination des conditions optimales consiste à identifier la meilleure combinaison des paramètres qui permet d'établir un compromis entre les différents critères tout en respectant les contraintes technologiques associées à la machine, à l'outil et à la pièce. Ce processus passe nécessairement par l'évaluation des interdépendances entre les différents indices de performances afin d'obtenir une formulation globale permettant de tenir compte des besoins des utilisateurs de façon structurée et cohérente.

Pour pallier certains de ces problèmes et doter les modèles de plus de précision et de souplesse (avec un meilleur ajustement au caractère non linéaire des procédés d'usinage et une capacité d'adaptation dans le temps), les réseaux de neurones apparaissent comme l'une des techniques de modélisation les plus intéressantes pour produire les modèles. Ces réseaux sont capables de prendre en charge la modélisation de phénomènes physiques complexes et des processus mécaniques et thermiques interdépendants. Ils permettent par ailleurs de décrire avec précision l'état du procédé même en l'absence de données complètes dans un milieu avec de fortes incertitudes. Plusieurs études ont montré que les modèles de procédé d'usinage construits à partir de réseaux de neurones sont, en général, supérieurs à ceux obtenus par des techniques de modélisation conventionnelles telles que les polynômes établis à partir de régressions multiples.

En effet, la disponibilité de données sous forme d'un ensemble d'exemplaires entrées-sorties représentant à la fois les paramètres d'usinage, les conditions physiques et dynamiques du procédé d'usinage. Elles sont représentées par les réponses des capteurs ainsi qu'un ensemble d'indices de performances. Il est possible de produire des modèles prédictifs robustes et précis permettant de décrire le comportement physique et dynamique du procédé. De plus, en se basant sur l'une des caractéristiques les plus frappantes des réseaux de neurones, à savoir leur capacité à apprendre non seulement les relations directes entre variables

entrées/sorties également l'inverse de ces relations simplement en commutant les entrées et les sorties dans l'ensemble des exemplaires avant l'apprentissage. Il est possible de produire un modèle inverse de la physique et de la dynamique du procédé. Ce modèle peut être le support d'une commande par modèle inverse pour les procédés d'usinage. Un processus d'optimisation peut être incorporé à ce modèle pour former une nouvelle structure de commande. Ce projet propose d'intégrer ces solutions dans le but de développer une stratégie de commande adaptative optimale combinant réseaux de neurones, modèles directs et modèles inverses capables d'optimiser les performances du procédé de tournage aussi bien en termes de qualité, de productivité et de coût.

### **0.6.2 Objectifs**

L'objectif principal de cette étude est de développer une stratégie de commande adaptative optimale d'un procédé de tournage combinant réseaux de neurones, modèle prédictif direct, et modèle inverse du procédé pour optimiser ses performances aussi bien au niveau de la qualité et de la productivité qu'au niveau du coût. Plus spécifiquement, il s'agit de :

1. Identifier et définir les paramètres, les conditions et les indices de performance à considérer. Par la suite proposer une structure de commande adaptative optimale compatible avec la nature et la spécificité du procédé.
2. Réaliser une investigation expérimentale dans le but de comprendre et d'évaluer la nature des relations entre les principaux paramètres et les indices de performance. Analyser ensuite les effets des conditions dynamiques du procédé sur ces relations dans le but d'identifier les paramètres et les conditions à considérer dans le développement des modèles directs et inverses.
3. Développer et valider expérimentalement les modèles prédictifs directs, le modèle inverse du procédé, et la procédure d'optimisation.
4. Tester la stratégie de commande adaptative optimale sur des cas typiques.

### 0.6.3 Méthodologie

Ce projet vise le développement d'une stratégie de commande adaptative combinant les capacités de modélisation et de prédiction des réseaux de neurones avec une approche structurée intégrant modèles directs, modèles inverses et procédure d'optimisation des performances (qualité, productivité et coût) du procédé de tournage. La faisabilité d'une telle stratégie sera testée en considérant cinq indices de performance, que sont : la déviation dimensionnelle (Dd), l'état de surface (Ra), le taux d'enlèvement de métal (MRR), le coût d'opération (Cop) et le taux de production (Tprod). Les modèles d'estimation des indices de performance sont basés sur une approche prédictive combinant design d'expériences, expérimentation, modélisation par réseaux de neurones et diverses méthodes statistiques d'analyse et d'aide à la décision. Pour atteindre cet objectif, une méthodologie en quatre phases est adoptée :

Sachant que de nombreux paramètres et conditions d'usinage peuvent avoir une influence importante sur les performances du procédé, il est nécessaire, dans une première phase, d'identifier et de définir ces paramètres et conditions. L'objectif étant de proposer une structure de commande adaptative optimale compatible avec la nature et la spécificité du procédé. Dans cette perspective, deux catégories de facteurs sont à considérer dans cette analyse. La 1ere catégorie concerne cinq facteurs liés aux paramètres de coupe et à la géométrie de la pièce : vitesse de coupe (V), vitesse d'avance de coupe (f), profondeur de coupe (d), diamètre de la pièce (Di) et longueur de la pièce (L). La deuxième catégorie concerne des facteurs liés aux conditions dynamiques du procédé : les forces de coupe, les vibrations, les émissions acoustiques sonores et ultrasonores ainsi que les déflexions de l'outil ou de la pièce.

La 2e phase consiste à réaliser une investigation expérimentale, portant sur l'usinage d'une série de pièces en acier 1018 sur un centre de tournage instrumenté, selon une planification expérimentale structurée, inspiré de la méthode de Taguchi, qui combine l'ensemble des paramètres et conditions d'usinage identifiés et définis à la phase précédente.



Cette investigation porte essentiellement sur l'identification, l'évaluation et l'analyse des effets de divers paramètres et conditions d'usinage sur la variation des indices de performance. Des outils statistiques éprouvés tel que l'analyse de la variance constituent l'un des ingrédients de base de cette analyse. La variation des indices de performance est évaluée à la fois en fonction de la variation des paramètres d'usinage et des conditions dynamiques du procédé. Les résultats de cette phase devraient fournir une base solide pour l'identification des variables entrées / sorties à considérer dans le développement des modèles prédictifs des indices de performances.

La 3e phase consiste à développer un modèle de prédiction rapide, précis et robuste capable de prédire les indices de performances peu importe les paramètres et les conditions d'usinage. Le choix du type de modèle et la sélection des variables à y inclure sont deux éléments clés à considérer dans cette étape. Grâce à leur forte capacité d'apprentissage et de généralisation, les modèles à base de réseaux de neurones sont indiqués pour prendre en charge les relations complexes et hautement non linéaires entre les différentes variables du procédé de tournage. Le perceptron multicouche avec propagation en arrière peut être considéré parmi les options les mieux adaptées pour la prédiction et pour la commande dans la présente application. Le choix des variables à inclure dans les modèles est basé sur l'analyse de leurs contributions dans la précision et dans la robustesse des modèles qu'elles sont supposées supporter. Plusieurs modèles représentant de nombreuses combinaisons de variable sont développés et testés. La contribution des différentes variables à l'amélioration de la qualité des modèles est évaluée en utilisant ANOVA. Les données nécessaires à l'entraînement et à la validation des modèles développés, sont extraites des mesures issues de l'expérimentation de la phase précédente. Une variété de critères de validation est utilisée pour évaluer la capacité de chaque modèle afin de sélectionner les meilleures options. Les modèles obtenus seront combinés au modèle d'optimisation paramétrée permettant de tenir compte du besoin de l'utilisateur.

La 4e phase consiste à intégrer tous les modèles développés dans une même structure afin de tester et valider la stratégie de commande adaptative optimale proposée. Ces tests sont basés

sur cas typiques et atypiques. La robustesse des modèles est évaluée en introduisant des incertitudes de mesure dans les données de modélisation. La stabilité du modèle d'optimisation est testée en faisant varier de façon aléatoire les conditions initiales.

## **0.7 ORGANISATION DU MÉMOIRE**

Avec une présentation du contexte et de la problématique au chapitre zéro qui fait office d'introduction générale, ce mémoire est constitué de quatre chapitres et d'une conclusion générale.

Le chapitre 0 définit le contexte, présente les principaux éléments et concepts ayant un rapport direct avec le sujet de recherche. Il présente également une brève revue des techniques de commande et d'optimisation utilisées en usinage, pose la problématique à traiter, identifie les objectifs à atteindre et clarifie la méthodologie de résolution adoptée.

Le premier chapitre présente les détails relatifs à l'approche proposée, la formulation conceptuelle de la structure proposée pour le développement du système de commande adaptative optimale.

Le deuxième chapitre présente une investigation expérimentale du procédé. Les expériences sont réalisées à l'aide d'une MOCN suivant un plan d'expérience structurée selon la méthode de Taguchi. Une série de tests préliminaires est conduite pour définir, évaluer et analyser les relations entre différentes variables intervenant lors du procédé. Cette investigation se conclut avec la sélection des variables à considérer pour une modélisation ultérieure.

Le troisième chapitre présente une approche de modélisation prédictive du procédé de tournage, par les techniques des réseaux de neurones et de régression multiple, il spécifie les critères d'évaluation des performances des modèles proposés. Les modèles obtenus sont

robustes et hautement précis, développés et entraînés à l'aide de base de données sélective. Ils sont capables de prédire simultanément plusieurs indices de performance du procédé.

Le quatrième chapitre présente le développement du modèle inverse, la procédure d'optimisation ainsi que la structure d'intégration des modèles directs et inverses dans la stratégie de commande adaptative optimale proposée. Un ensemble de simulations et de tests sur des cas typiques et atypiques d'usinage est effectué afin de valider la commande.

Finalement, la conclusion générale revient sur la problématique et sur les objectifs en faisant le lien avec les résultats obtenus et les observations constatées tout en présentant des pistes à donner à ce projet de recherche.

## CHAPITRE 1 APPROCHE PROPOSEE

### 1.1 INTRODUCTION

L'approche proposée consiste à développer un système de commande adaptatif et capable de fournir à la machine-outil (MO) une commande optimale sous la forme d'un vecteur  $U$  comprenant la vitesse de coupe  $V$  et l'avance de coupe  $f$ . La réponse du procédé à cette commande est mesurée à l'aide d'un ensemble de capteurs implantés le plus proche possible de la zone de coupe. Sur la base des informations fournies par ces capteurs, un modèle prédictif est activé pour estimer un vecteur d'indices de performance  $X$  formé de  $Dd$ ,  $Ra$ ,  $MRR$ ,  $Tprod$  et  $Cop$ . Celui-ci représente la qualité de la pièce en fonction de la déviation dimensionnelle, ( $Dd$ ) et du fini de surface ( $Ra$ ), de la productivité (en termes de taux d'enlèvement de métal  $MRR$  et de taux de production  $Tprod$ ) et du coût par pièce ( $Cop$ ). La combinaison de ces différents indices de performances est représentée sous la forme d'une sortie  $Y$  qui représente un indice global de la performance du procédé. Cet indice global se traduit par une fonction de perte  $P$  exprimée en fonction de  $Dd$ ,  $Ra$ ,  $MRR$ ,  $Tprod$  et  $Cop$ . Une procédure d'optimisation est alors exécutée pour assister un modèle inverse du procédé à minimiser en temps réel la sortie  $Y$  et la perte  $P$  correspondant pour atteindre à l'itération suivante la sortie désirée  $Y^*$  qui correspond à la perte minimale souhaitée  $P^*$ . Dans ce système de commande, le modèle prédictif direct est mis en cascade avec le modèle inverse comme l'illustre la figure 1.8. L'avantage principal de cette approche réside dans l'utilisation directe du modèle inverse pour construire la commande du procédé. Le modèle inverse utilise les caractéristiques souhaitées du procédé comme variables d'entrée et les paramètres de commande comme variables de sortie. Cela permet de prédire la commande à engager pour produire le comportement souhaité du procédé. Cette stratégie a donné des résultats intéressants dans des quelques applications [35-39].

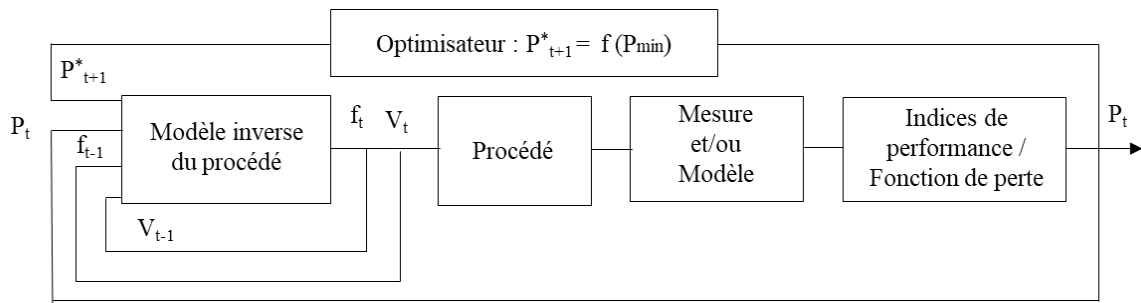


Figure 1.8 : Représentation schématique de l'approche de commande proposée.

## 1.2 MODÈLE PRÉDICTIF DU PROCÉDÉ

La concrétisation de l'approche de commande adaptative optimale proposée nécessite la disponibilité de dispositifs de mesure précis et fiables permettant l'évaluation en temps réel de l'ensemble des indices de performance au cours de l'opération d'usinage. Or, les incertitudes associées à ce type de mesure dans un environnement aussi inhospitalier qu'est l'usinage ne favorisent pas cette option. De plus, certains éléments tels que des variations relativement faibles dans les propriétés des matériaux, l'application de lubrifiant, l'évacuation des copeaux, l'usure des outils, à titre d'exemple, peuvent conduire à des erreurs d'estimation et éventuellement des instabilités dans le processus de commande. Plusieurs chercheurs ont démontré que les réseaux de neurones peuvent généralement fournir de meilleures estimations des variables d'états du procédé d'usinage contrairement à des mesures indirectes ou des techniques de modélisation conventionnelles. Pour ces raisons, un modèle à base de réseau de neurones est adopté pour prédire les indices de performances du procédé ayant pour variables d'entrée les paramètres de coupe et des conditions d'usinage facile à mesurer telles que les forces, les vibrations, etc. La structure que peut prendre un tel modèle est présentée à la figure 1.9.

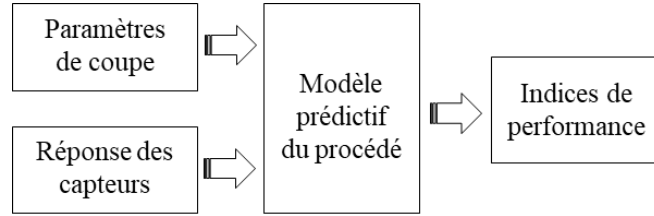


Figure 1.9 : Structure du modèle prédictif proposé.

### 1.3 INDICES DE PERFORMANCE

Dans les meilleures conditions, le système de commande devrait être capable de repérer les performances optimales du procédé sur la base des informations produites par les capteurs et traitées par le modèle prédictif en identifiant automatiquement au passage le meilleur compromis entre l'ensemble des indices de performance à optimiser considérés dans la fonction de perte (P). La fonction de perte combine déviation dimensionnelle (Dd), rugosité de surface (Ra), taux d'enlèvement de métal (MRR), taux de production (Tprod) et coût par pièce (Cop) estimé par le modèle prédictif.

Inspiré de la fonction de perte de qualité de Taguchi, P représente les pertes engagées pour une opération d'usinage à cause du manque de performance. P est donnée par :

$$P(t) = P_{Dd(t)} + P_{Ra(t)} + P_{MRR(t)} + P_{Cop(t)} + P_{Tprod(t)} \quad (1.13)$$

$$P_{Dd(t)} = \alpha_1 (Dd)^2 \quad \text{Avec} \quad \alpha_1 = \beta_1 P_c / (Dd_c)^2 \quad (1.14)$$

$$P_{Ra(t)} = \alpha_2 (Ra)^2 \quad \text{Avec} \quad \alpha_2 = \beta_2 P_c / (Ra_c)^2 \quad (1.15)$$

$$P_{MRR(t)} = \alpha_3 (MRR)^{-1} \quad \text{Avec} \quad \alpha_3 = \beta_3 P_c * MRR_c \quad (1.16)$$

$$P_{Cop(t)} = \alpha_4 (Cop)^2 \quad \text{Avec} \quad \alpha_4 = \beta_4 P_c / (Cop_c)^2 \quad (1.17)$$

$$P_{TP(t)} = \alpha_5 (T_{prod})^{-1} \quad \text{Avec} \quad \alpha_5 = \beta_5 P_c * T_{prod_c} \quad (1.18)$$

Dans ces équations,  $\beta_i$  sont les coefficients de pondération des indices de performance laissés au choix et à la discrétion de l'utilisateur,  $t = n\Delta t$  est le temps d'échantillonnage avec  $\Delta t$  comme période d'échantillonnage. Les constantes  $Dd_c$ ,  $Ra_c$  et  $MRR_c$ ,  $Cop_c$  et  $T_{prod_c}$  représentent les valeurs critiques respectivement pour la déviation dimensionnelle, le fini de surface, le taux d'enlèvement de métal, le taux de production et le coût par pièce au-delà desquelles la perte critique  $P_c$  serait dépassée.  $P_c$  peut être estimée en se basant sur des données obtenues lors d'une opération d'usinage typique.

#### **1.4 MODÈLE INVERSE DU PROCÉDÉ.**

Le rôle du modèle inverse consiste à prédire les variables optimales d'entrées du procédé à utiliser pour assurer une perte minimum souhaitée à la prochaine itération ( $P^*_{t+1}$ ) en fonction de perte actuelle ( $P_t$ ) et des paramètres d'usinage de l'itération précédente ( $V_{t-1}$ ) et ( $f_{t-1}$ ). Il est également possible d'utiliser une commande d'un ordre plus élevé en considérant  $P$ ,  $V$  et  $f$  obtenus pour plusieurs itérations auparavant ( $t-1$ ,  $t-2$ , ...,  $t-n$ ). Cependant, étant donné la nature hautement dynamique du procédé d'usinage et sa rapidité de réponse face à chaque nouvelle commande, un délai d'une seule période d'échantillonnage sera considéré dans la présente application. Comme le modèle prédictif proposé permet d'anticiper le comportement physique et dynamique du procédé, un plus grand délai risquerait d'entraîner une instabilité. L'architecture proposée pour le modèle inverse est présentée à la figure 1.10.

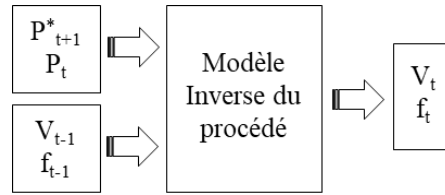


Figure 1.10 : Structure du modèle inverse proposé.

### 1.5 STRATÉGIE DE D'OPTIMISATION

Il est évident que la perte totale  $P$  sera toujours significativement différente de zéro, même à son minimum global. Par conséquent, fixer la perte souhaitée  $P^*_{t+1}$  à zéro ne ferait que conduire le système de commande à extrapoler sévèrement vers des valeurs extrêmes de  $V$  et de  $f$  conduisant ainsi à l'instabilité du processus. Pour y remédier, une procédure simple permettant de réduire progressivement la perte  $P$  en fixant la perte souhaitée au prochain pas d'échantillonnage  $P^*_{t+1}$  à une portion définie de la perte minimale ( $P^*_{t+1} = \gamma P_{\text{mini}}$ ) est utilisée. Il convient d'indiquer que  $\gamma$  est un facteur constant d'extrapolation compris entre 0 et 1. Il est évident que plus  $\gamma$  est proche de l'unité, plus les risques d'instabilités sont réduits.



## **CHAPITRE 2 CARACTERISATION EXPERIMENTALE DES PERFORMANCES DU PROCEDE**

### **2.1 INTRODUCTION**

De nombreux facteurs ont un impact important sur les performances du procédé d'usinage. Ce chapitre propose une étude expérimentale dans le but d'analyser la nature de cet impact et d'identifier les facteurs les plus influents sur les performances du procédé. Cette étude considère quatorze facteurs connus ayant des effets sur les performances du procédé. 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 ( $S$ ), l'avance de coupe ( $f$ ), la profondeur de coupe ( $d$ ), le diamètre de la pièce ( $D_i$ ) et la longueur de la pièce ( $L$ ). Les neuf autres facteurs sont liés aux conditions dynamiques du procédé reconnus pour avoir une influence significative sur la qualité des pièces usinées (erreurs diamétrales  $D_d$  et rugosité de surface  $R_a$ ). Ces facteurs sont : les forces de coupe tangentielle, radiale, et axiale ( $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ ), les vibrations radiales et axiales du système machine-pièce-outil ( $V_{bx}$  et  $V_{by}$ ), les émissions acoustiques (AE), la température ( $T_{em}$ ), et les déviations radiales et axiales de l'outil ( $D_x$  et  $D_z$ ).

### **2.2 PLANIFICATION EXPERIMENTALE**

Dans toute expérience, la qualité des données acquises dépend principalement des méthodes utilisées pour planifier les essais et collecter les données. Dans de nombreux cas, des plans factoriels complets sont adoptés. Cependant, cette conception ne peut être mise en œuvre lorsque trop de facteurs sont pris en compte car le nombre d'essais nécessaires entraîne des coûts prohibitifs. En revanche, l'utilisation d'une stratégie basée sur les matrices orthogonales (OA), développée par Taguchi, peut conduire à une conception factorielle fractionnaire efficace et robuste des expériences permettant de collecter des données

statistiquement significatives avec un nombre minimum d'essais. En conséquence, les OA sont utilisés dans cette étude pour planifier les expériences.

### 2.3 MONTAGE EXPÉRIMENTAL

Les expérimentations sont réalisées sur centre de tournage à commande numérique pour l'usinage de pièces en acier 1018 en utilisant une plaquette en carbure. L'outil de coupe est fixé sur un dynamomètre Kistler fixé rigidement sur la tourelle porte-outil afin de pouvoir mesurer les trois composantes de la force de coupe. Un accéléromètre biaxial, un capteur d'émission acoustique et deux sondes capacitatives sont montés sur le porte-outil à proximité de la zone de coupe pour mesurer respectivement les vibrations et les émissions acoustiques générées par l'opération d'usinage ainsi que les déviations de l'outil dans les directions radiale et axiale. La Figure 2.11 montre une représentation schématique du montage expérimental.

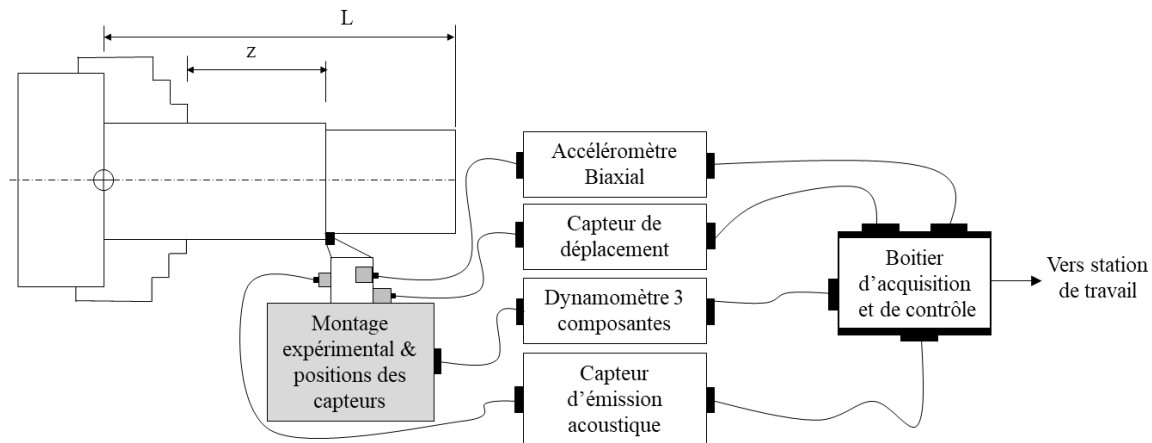


Figure 2.11 : Représentation schématique du montage expérimental.

## 2.4 PLAN D'EXPÉRIENCE

Les expériences sont réalisées en deux étapes en utilisant deux matrices orthogonales L32 et L9. Dans la première étape, un ensemble de 32 tests expérimentaux est effectué pour obtenir les données d'entrée pour la modélisation du procédé. Dans la deuxième étape, un ensemble supplémentaire de 9 tests expérimentaux est effectué pour obtenir les données d'entrée qui serviront à évaluer et confirmer la capacité du modèle obtenu. Les paramètres de coupe utilisés dans les expériences de première et de deuxième étape sont résumés dans le tableau 1. Afin de s'assurer la validité et de la fiabilité des résultats expérimentaux, un test choisi aléatoirement a été répété 6 fois. Les niveaux d'avance et de vitesse de coupe sont choisis en fonction du matériau de la pièce en tenant compte de la plage recommandée par le fabricant d'outil. La profondeur de coupe a été limitée à moins de 3.5 mm pour représenter les conditions de finition et de semi-finition. Les tests sont exécutés selon un ordre aléatoire. De plus, les plaquettes ont été changées tous les 4 tests afin de maintenir une faible usure de l'outil de coupe et d'éviter d'inclure l'usure comme facteur supplémentaire dans l'analyse.

Tableau 1 : Facteurs et niveaux considérés dans l'expérimentation.

Paramètres	Modélisation	Validation
V (m/min)	150 200 250 300	175 225 275
f (mm/tr)	0.1 0.2 0.3 0.4	0.15 0.25 0.35
d (mm)	0.5 1.5 2.5 3.5	1 2 3
Di (mm)	25	25
L (mm)	80	80

Tous les signaux des capteurs sont acquis et conditionnés de sorte que seules les parties en régime permanent soient conservées tel que présenté à la figure 2.12. Pour chaque test, les valeurs min, max et moyenne des forces de coupe tangentielle, radiale, et axiale ( $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ ), vibrations radiales et axiales du système machine-pièce-outil ( $V_{bx}$  et  $V_{by}$ ), émissions acoustiques (AE), la température ( $T_{em}$ ), et déviations radiales et axiales de l'outil ( $D_x$  et  $D_z$ )

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 mesurer tridimensionnelle de type pont mobile avec une précision inférieure à 1  $\mu\text{m}$ . Les pièces usinées sont mesurées 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 prises en compte. La rugosité de la surface est inspectée sur trois profils distincts à l'aide d'un profilomètre Mitutoyo SurfTest de précision. Là également, la moyenne de trois lectures est considérée. 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 d'usinage, les conditions d'usinage et les performances du procédé.

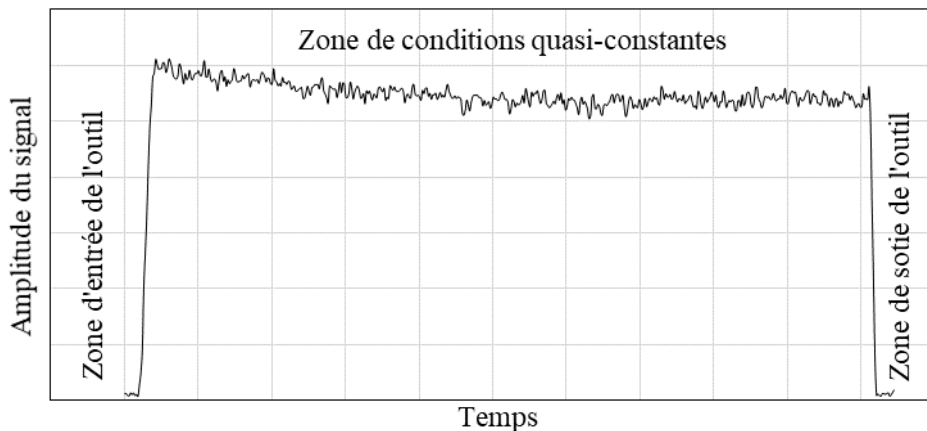


Figure 2.12 : Exemple typique de la réponse d'un capteur après conditionnement.

## 2.5 STRATÉGIE D'ANALYSE

Les données expérimentales sont analysées à l'aide de trois outils statistiques : les graphes des effets moyens de chaque facteur, le pourcentage de contribution des facteurs dans la variation des performances du procédé extraits de l'analyse de la variance (ANOVA),

et les niveaux d'incertitudes dans la mesure des capteurs provenant des tests de répétabilité. Le pourcentage de contribution d'un facteur reflète la part de la variation totale observée dans l'expérience qui est attribuée à ce facteur. Idéalement, la contribution totale en pourcentage de tous les facteurs considérés doit totaliser 100. Toute différence par rapport à 100 représente la contribution d'autres facteurs non contrôlés dans l'expérimentation ou la contribution des erreurs expérimentales. Comme les expériences sont conçues à l'aide d'une matrice orthogonale, l'estimation de l'effet moyen d'un facteur donné sur diverses réponses ne sera pas biaisée.

Trois séries ANOVA sont effectuées dans cette analyse. La première permet d'évaluer les effets des paramètres de coupe (S, f, d, Di et L) sur les indices de performance (Dd, Ra, Cop, Tprod). Dans le cas où les résultats de cette analyse montrent qu'une portion significative des variations des indices de performance sont dues à des facteurs autres que les paramètres S, f, d, Di et L, une deuxième série ANOVA sera réalisée. Cette seconde série permet d'évaluer les effets des réponses des capteurs (Fx, Fy, Fz, Vbx, Vbz, AE, Tem, Dx et Dz) sur la variation des indices de performance (Dd, Ra, Cop, Tprod). Cette analyse permet d'identifier les capteurs, les plus fiables, qui présentent les corrélations les plus fortes avec les indices de performances. La troisième série d'ANOVA vise l'évaluation des effets de la combinaison des paramètres d'usinage (S, f, d, Di et L) et les réponses des capteurs sélectionnées, suite à un test de répétabilité, sur la variation des indices de performance (Dd, Ra, Cop, et Tprod). Cette analyse est susceptible de conduire à la sélection des variables à considérer dans le processus de modélisation et de prédiction. Bien noter que la relation exacte entre les paramètres d'usinage et le taux d'enlèvement de métal étant connue, le MRR n'est considéré dans aucune des séries ANOVA.

## 2.6 ANALYSE DES RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

### 2.6.1 Évaluation des effets des paramètres de coupe sur les indices de performance

La première série d'ANOVA est réalisée entre les paramètres de coupe et les caractéristiques de la performance. Le tableau 2 résume les pourcentages de contribution de chaque paramètre et les graphiques d'effets principaux résultant de cette analyse sont présentés à la figure 2.13. Sur les graphes des effets principaux, les courbes des variations sont non linéaires. Cela traduit l'existence d'interactions entre prédicteurs et réponses. Au regard des pourcentages de contributions de chaque paramètre, ceux-ci permettent la description des variations des indices de performance bien que le pourcentage de contribution dû à l'erreur soit élevé (jusqu'à 18% pour certains indices de performance). Il serait judicieux, dans ces circonstances, de pousser les analyses un peu plus loin dans le but de vérifier si d'autres facteurs pouvant contribuer à la variation des indices de performance n'ont pas été omis dans cette première étape de l'analyse.

Tableau 2 : Contributions des paramètres de coupe dans la variation des indices de performance.

Indices	Contributions en %			
	S	f	d	Erreur
Dd	1.71	75.28	4.96	18.06
Ra	8.74	81.80	1.98	7.48
Cop	13.36	70.47	0.08	16.08
Tprod	16.81	72.97	0.02	10.21

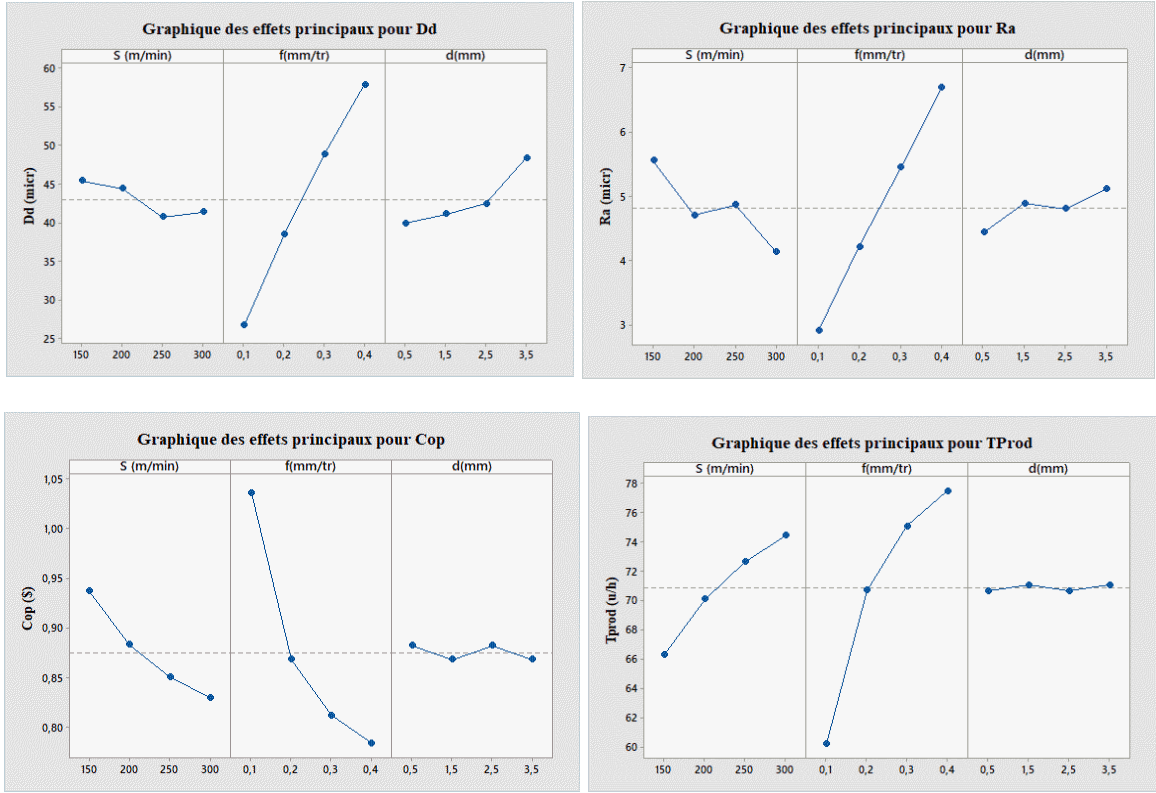


Figure 2.13 : Graphe des effets des paramètres de coupe sur les indices de performances.

### 2.6.1 Évaluation des effets des réponses des capteurs sur les indices de performance

La deuxième série d'ANOVA est réalisée en prenant les réponses des capteurs en entrée et les indices de performance en sortie. Les pourcentages de contribution de chaque mesure sont résumés dans le tableau 3. Bien que les pourcentages de contributions dus à l'erreur soient très élevés dans cette série, il faut néanmoins signaler les contributions relativement élevées de certaines variables mesurées dans la variation des indices de performance. Cependant avant de considérer ces variables mesurées, il a été nécessaire de s'assurer de leur fiabilité. Une série de tests de répétabilité a été conduite à cet effet.

Tableau 3 : Contributions des conditions de coupe dans la variation des indices de performance.

Indices		Dd	Ra	Cop	Tprod
Contributions en %	Fx	31.98	33.91	18.15	17.94
	Fy	20.62	15.68	24.48	22.82
	Fz	1.12	2.22	1.49	2.58
	Vbx	5.76	1.52	32.22	38.09
	Vbz	0.16	1.96	0.56	0.34
	AE	4.07	0.64	0.82	0.93
	Dz	0.45	0.05	0.13	0.20
	Dx	2.49	0.30	0.00	0.01
	Tem	1.66	2.79	5.22	4.84
	Erreur	31.69	40.92	16.93	12.26

Une série de cinq tests de répétabilité a été réalisée en utilisant la moyenne des conditions de coupe sélectionnées pour l'expérimentation. Le tableau 4 présente les résultats de ces tests. Dans ce tableau l'indice de fiabilité est représenté par le pourcentage d'erreur. Ces résultats suggèrent qu'il est judicieux d'éliminer les capteurs dont la fiabilité est douteuse. En considérant un seuil maximal d'erreur de répétabilité de 10%, il est recommandé de rejeter les réponses des capteurs de vibrations radiales et axiales (Vbx et Vbz qui ont 18% et 17%), des émissions acoustiques (AE avec 21%) et la déflexion axiale (Dz avec 13,05%).

Tableau 4 : Synthèse des incertitudes dans les réponses des capteurs - Tests de répétabilité.

Paramètres	Fx	Fy	Fz	Vbx	Vbz	AE	Dx	Dz	Tem
Moyenne	867	306	500	20.65	9.01	91.22	5.21	2.15	376.14
Erreur (%)	1.45	2.66	2.13	18.16	17.19	21.65	4.22	13.05	4.12



### 2.6.2 Évaluation des effets de la combinaison des paramètres de coupe et des réponses des capteurs sur les indices de performance.

Après avoir négliger Vbx, Vbz, AE, et Dz, une nouvelle série d'ANOVA est réalisée avec cette fois, la combinaison des paramètres de coupe et des réponses des capteurs comme entrées et les indices de performance comme sortie. Le pourcentage de contribution de chaque variable est présenté au tableau 5. Cela a permis de constater une chute globale significative de la contribution due à l'erreur. Cela vient confirmer l'intérêt d'inclure les réponses des capteurs comme variables pertinentes pour l'estimation des indices de performance.

Tableau 5 : Contributions des paramètres de coupe et des conditions de coupe dans la variation des indices de performance.

Indices		Dd	Ra	Cop	Tprod
Contributions en %	S	1.71	8.74	13.36	16.81
	f	75.28	81.80	70.47	72.97
	d	4.96	1.98	0.08	0.02
	Fx	2.67	0.00	0.24	0.14
	Fy	1.74	0.01	1.58	0.79
	Fz	2.27	0.04	0.00	0.04
	Dx	3.85	0.00	0.08	0.03
	Tem	0.12	0.29	1.79	1.46
	Erreur	7.41	7.14	12.39	7.63

En considérant un seuil de contribution minimale de 2% pour au moins un des indices de performance, la température (Tem) et la force radiale (Fy) sont rejetées en raison de leurs contributions jugées négligeables. A ce niveau, il est raisonnable d'estimer avoir fait la sélection de toutes les variables dont la contribution est significative et qui permettent de caractériser les variations observées sur les indices de performances. Le tableau 6 présente la

synthèse des pourcentages de contribution issus l'analyse ANOVA entre les paramètres de coupe combinés aux réponses des capteurs sélectionnés et les indices de performance du procédé. Les graphes d'effets moyens présentés à la figure 2.14 illustrent la présence effective des relations révélées par les pourcentages de contribution. À la lumière de cette analyse, il apparaît clairement, que S, f, d, Fx, Fz et Dx sont les variables qu'il faut considérer dans une éventuelle modélisation pour l'estimation et la prédiction des indices de performance du procédé.

Tableau 6 : Contributions des variables sélectionnées dans la variation les indices de performances.

Indices	Contributions en %						
	S	f	d	Fx	Fz	Dx	Erreur
Dd	1.71	75.28	4.96	2.67	0.44	1.84	13.11
Ra	8.74	81.8	1.98	0.00	0.05	0.11	7.33
Cop	13.36	70.47	0.08	0.24	0.43	0.31	15.10
Tprod	16.81	72.97	0.02	0.14	0.37	0.15	9.55

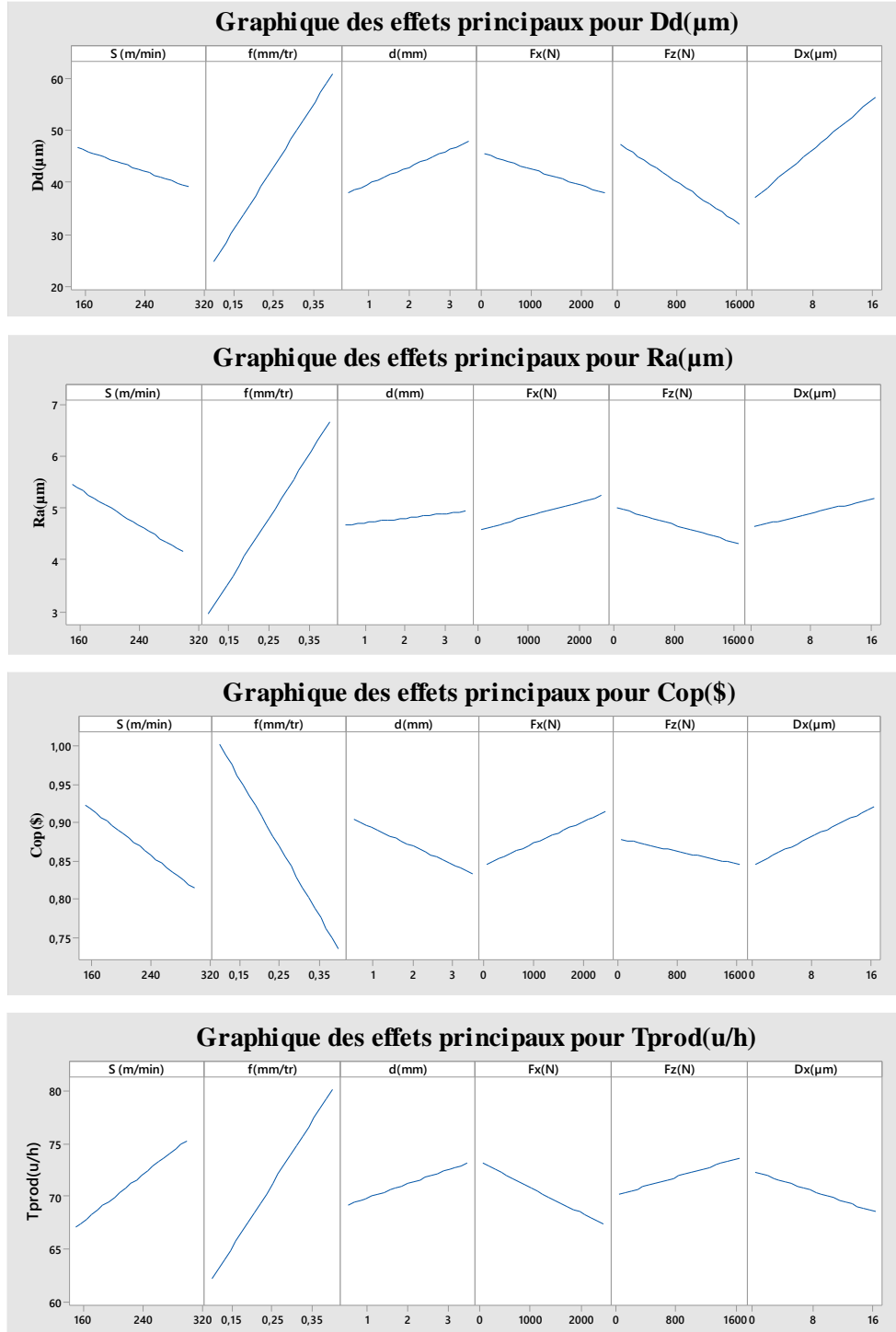


Figure 2.14 : Graphe des effets des variables sélectionnés sur les indices de performances.

## **CHAPITRE 3 MODELISATION ET PREDICTION DES INDICES DE PERFORMANCE**

### **3.1 INTRODUCTION**

Il est généralement admis qu'en l'absence de bases théoriques plausibles, le modèle de comportement d'un système dynamique est difficile à établir. Il est aussi admis que la description du comportement de ce type de système peut avantageusement être réalisée à l'aide d'un modèle empirique à condition de disposer de données fiables et suffisamment diversifiées sur les variables et les conditions (internes et externes) du fonctionnement du système. Dans le processus de préparation d'un tel modèle, deux dimensions importantes sont à considérer : le choix de la technique de modélisation et la sélection des paramètres du modèle.

Le choix de la technique de modélisation est généralement relié à la nature du système à modéliser, et à la complexité de son comportement. Dans la plus part des cas, ce choix se caractérise par la recherche d'un formalisme mathématique susceptible d'intégrer de façon structurée l'ensemble des variables du système. L'évaluation des effets réels des variables considérées ainsi que leurs contributions dans l'exactitude de la description du comportement du système relève du processus de sélection des variables. Les variables les plus pertinentes sont à inclure dans le formalisme mathématique choisis afin d'obtenir le meilleur modèle.

Ce chapitre présente en détail une procédure adaptée pour le développement des modèles nécessaires à la prédiction des indices de performance du procédé en fonction des paramètres et des conditions d'usage. Dans cette procédure, deux techniques de modélisation seront examinées : modélisation par régression et modélisation par réseaux de neurones.

## **3.2 CHOIX DE LA TECHNIQUE DE MODÉLISATION**

Développer un modèle prédictif précis et fiable nécessite une approche de modélisation capable de prendre en charge les effets de l'ensemble des variables du système 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 indices de performance du procédé d'autre part. Par manque de modèles analytiques adéquats pour représenter ces relations, seuls des modèles empiriques obtenus à partir de données issues d'expérimentations ou de simulations sont utilisés pour le développement de modèles prédictifs acceptables. Dans le cadre de l'approche proposée dans ce projet, ce type de modèles représente une alternative simple et économique. Les modèles de régression (MR) et les modèles à base de réseaux de neurones (MRN) sont des techniques de modélisation empirique parmi les plus populaires. Les avantages et les inconvénients majeurs de ces deux techniques sont illustrés et commentés dans une brève revue traitant du cas de la modélisation de l'état de surface en usinage [40].

Les deux techniques nécessitent une phase initiale d'entraînement pour établir les relations entre les variables dépendantes et indépendantes. Cette phase exige la disponibilité de données regroupant les paramètres d'entrées du système pour lesquelles les valeurs des sorties sont connues et disponibles. Suite une phase d'entraînement satisfaisante, les modèles MR et MRN obtenus peuvent être appliqués pour l'estimation des indices de performance du procédé en tenant compte des paramètres et des conditions d'usinage.

### **3.2.1 Modélisation par régression multiple**

La régression linéaire multiple constitue une généralisation naturelle à  $p$  variables de la régression simple. Elle permet de définir la relation entre une variable dépendante  $Y$  (réponse) et une série de  $p$  variables indépendantes  $X_i$  (prédicteurs). Les données utilisées

pour établir cette relation sont supposées provenir de l'observation d'un échantillon statistique de taille  $n$ . Typiquement, le modèle peut prendre la forme suivante :

$$Y_i = a_0 + a_1X_{i1} + a_2X_{i2} + \dots + a_pX_{ip} + \varepsilon_i, \quad \text{avec } i = 1 \dots n \quad (3.19)$$

Où  $a_0, a_1, \dots, a_p$  sont les paramètres à estimer et  $\varepsilon_i$  représente l'erreur du modèle.

### **3.2.2 Modélisation par réseaux de neurones**

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. Durant la phase d'apprentissage, les informations caractérisant le modèle sont conservées dans les poids associés aux connexions entre les processeurs et les dans les paramètres des fonctions d'activation associées aux différents processeurs. La représentation des relations entre les entrées et les sorties 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 [41, 42]. 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.

### **3.2.3 Stratégie d'évaluation des modèles**

Pour évaluer la précision des modèles empirique et vérifier leur capacité de généralisation, il est généralement admis qu'il faut les tester à l'aide de données

supplémentaires qui n'ont servi à leur élaboration. De plus, le choix de critères appropriés pour analyser ces tests permet d'approfondir l'évaluation des modèles et générer des informations utiles de nature à faciliter la formulation de compromis entre précision et robustesse. Se contenter d'évaluer l'erreur quadratique ne constitue pas un indice suffisant pour garantir l'aptitude des modèles obtenus en termes de précision des prédictions. Des critères additionnels sont nécessaires pour être en mesure d'évaluer les performances globales des modèles.

Sur la base de ces observations, cinq critères ont été sélectionnés pour approfondir l'analyse en vue du choix du meilleur modèle aussi bien dans la phase d'apprentissage que dans la phase de prédiction. L'écart absolu moyen (Mean Absolute Error : MAE), l'écart absolu moyen en pourcentage (Mean Absolute Percent Error : MAPE), l'écart quadratique moyen (Mean Squared Error : MSE), la racine de l'écart quadratique moyen (Root Mean Squared Error : RMSE) et le coefficient de détermination (R<sup>2</sup>) sont les critères choisis. Ces critères sont définis par les relations ci-dessous.

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (3.20)$$

$$\text{MAPE} = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \right) \times 100\% \quad (3.21)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (3.22)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (3.23)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.24)$$

### 3.2.4 Exemple d'application pour le choix de la technique de modélisation

Pour illustrer le choix de la technique de modélisation, considérons le cas d'un modèle prédictif pour la rugosité  $R_a$ . La base de données issue de l'expérimentation est utilisée pour établir des modèles à base de régression et à base de réseau de neurones. Le modèle obtenu par régression est donné par l'équation (3.25).

$$R_a = 3.133 - 0.0082 \cdot S + 12.54 \cdot f + 0.195 \cdot d \quad (3.25)$$

Les conditions ayant permis d'obtenir le modèle neuronique de prédiction de la rugosité  $R_a$  sont résumées dans le tableau 7. Les résultats des deux modélisations sont résumés sous forme d'un tableau comparatif. Le tableau 8 montre que le modèle à basé de la modélisation MRN est plus efficace avec 4.84% de pourcentage moyen d'erreur absolu (MAPE) et un coefficient de détermination  $R^2=98\%$  contre 6.32% de pourcentage d'erreur et  $R^2=92\%$  pour le modèle issu de la régression multiple. Cela suggère la supériorité du MRN comme technique de modélisation. Les modèles prédictifs relatifs aux autres indices de performances donnent des résultats analogues. Dans l'application qui suit, seule la modélisation par réseaux de neurones sera considérée.

Tableau 7 : Conditions d'entraînement du modèle pour la prédiction de  $R_a$ .

Nombre de couche	3 (couche d'entrées – couche cachée – Couche des sortie)
Nombre de neurones par couches	Entrées : 3 (S, F, d). Couche Cachées : 1. Sortie : 1 ( $R_a$ )
Initialisation des poids et des $\theta_0$	Aléatoires entre [-1 : +1]
Nombre d'itérations	1000



Tableau 8 : Comparaison des modèles MR et MRN pour la prédiction de Ra.

Critères	MAE	MAPE (%)	MSE	RMSE	R <sup>2</sup> (%)
Modèle RM	0.32	6.32	0.19	0.43	92
Modèle MRN	0.19	4.84	0.07	0.26	98

### 3.3 APPLICATION DE L'APPROCHE PROPOSÉE POUR LA MODÉLISATION PRÉDICTIVE

Dans le développement des modèles prédictifs, deux options sont considérées : Un modèle hors ligne (offline) et un modèle en ligne (online). Dans les deux cas, la base de données qui va servir au développement des modèles prédictifs et à leur validation est obtenue par expérimentation. Ces données ont été produites selon deux plans orthogonaux L32 et L9. Les facteurs et les niveaux utilisés dans cette planification sont résumés dans le tableau 1.

#### 3.3.1 Modèle de prédiction hors-ligne

La figure 3.15 montre l'architecture du modèle de prédiction hors ligne retenu, il se compose de deux réseaux neuroniques. Le premier réseau permet de prédire les conditions de coupe d'autant plus qu'on est hors ligne, et pas d'accès direct aux informations à la périphérie du processus, pour y remédier, nous utilisons les données enregistrées pour entraîner ce premier réseau. Les données collectées à partir de l'expérimentation sont utilisées hors ligne. Le réseau 1 est entraîné grâce aux paramètres de coupes en entrée et aux conditions du procédé en sortie et il permet de prédire les forces tangentielle et axiale (F<sub>x</sub> et F<sub>z</sub>) ainsi que la déviation radiale (D<sub>x</sub>). Les valeurs prédites par le réseau 1 sont ajoutés aux paramètres de coupe pour constituer les entrées du deuxième réseau avec en sortie les caractéristiques de la performance. Ce deuxième réseau est entraîné et au final, l'ensemble

des deux réseaux forment le modèle qui permet de prédire les indices de performance en mode hors ligne.

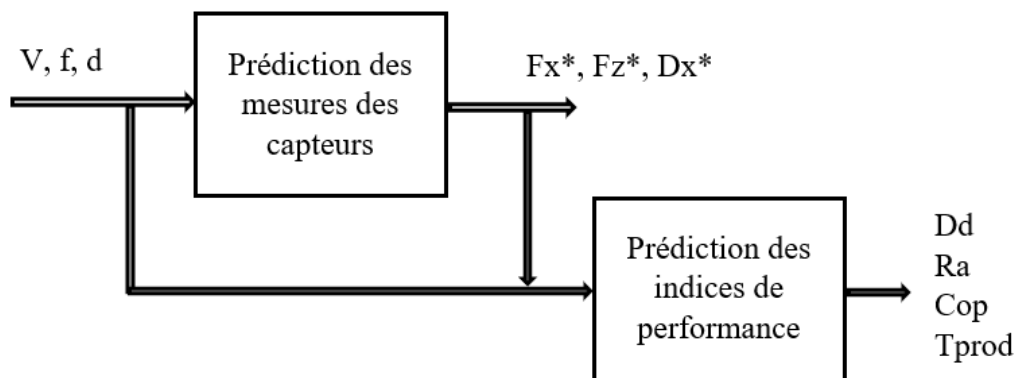


Figure 3.15 : Architecture du modèle prédictif hors ligne (MPHL).

Tableau 9 : Résultats de l'apprentissage et de la validation du modèle prédictif des réponses des capteurs.

Critères		MAE	MSE	RMSE	MAPE (%)	R <sup>2</sup> (%)
Fx	t	31.02	1507.2	38.82	6.10	99.45
	val	46.92	4029.3	63.47	7.70	
	tot	34.51	2060.8	45.39	6.45	
Fz	t	13.53	295.4	17.18	5.97	99.35
	val	58.85	4144.6	64.37	16.98	
	tot	23.48	1140.4	33.77	8.39	
Dx	t	0.18	0.05	0.23	7.17	98.57
	val	0.62	0.58	0.76	14.34	
	tot	0.28	0.17	0.41	8.74	

Le tableau 9 montre les estimateurs qui ont permis de valider le réseau permettant de prédire les conditions de coupe avec une erreur moyenne de 7.85% ce qui est acceptable. Les

figures 3.16 à 3.18 montrent la dispersion des prédictions de ce réseau pour les forces tangentielle et axiale ( $F_x^*$ , et  $F_z^*$ ) ainsi que la déviation radiale ( $D_x^*$ ).

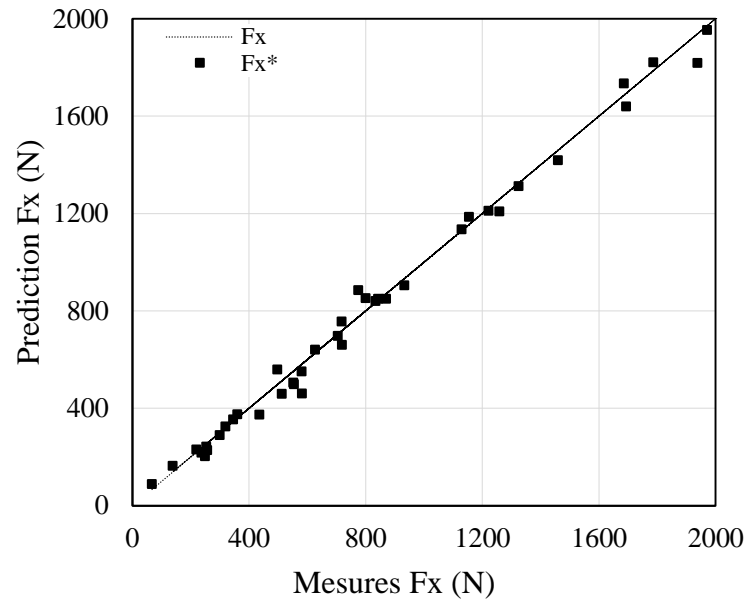


Figure 3.16 : Performance du modèle pour la prédiction de  $F_x$ .

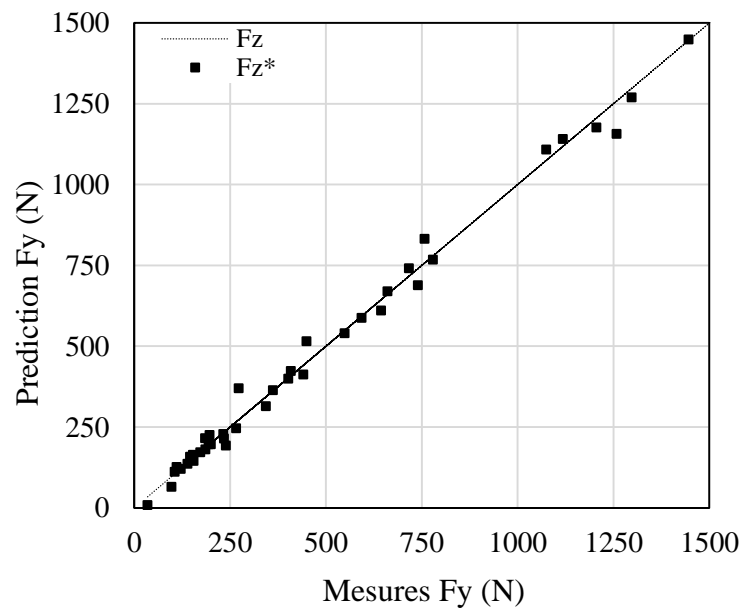


Figure 3.17 : Performance du modèle pour la prédiction de  $F_z$ .

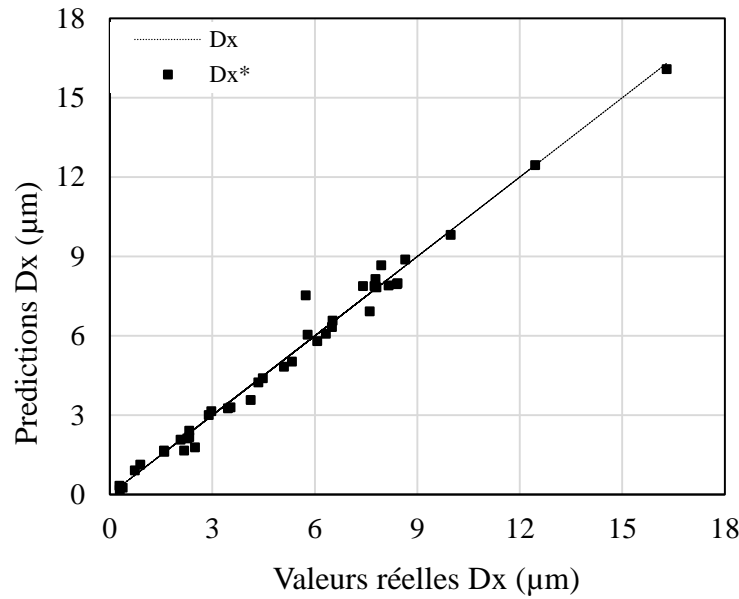


Figure 3.18 : Performance du modèle pour la prédiction de Dx.

### 3.3.2 Modèle de prédiction en ligne

La modélisation prédictive en ligne est un modèle en temps réel dans laquelle les informations et conditions autour de la circonférence de coupe sont accessibles grâce au système d'acquisition. Il est possible dans ce cas de recueillir puis enregistrer les informations au cours du processus. Cet aspect est à prendre en compte lors de la modélisation du système de prédiction. Pour cette raison, les données en entrées du réseau sont les paramètres de coupe ( $f$ ,  $v$ , et  $d$ ) et les conditions du procédé ( $F_x$ ,  $F_z$  et  $D_x$ ). La figure 3.19 montre une illustration l'architecture du système de prédiction et présente des détails sur les paramètres qui ont servi à entraîner le réseau prédictif.

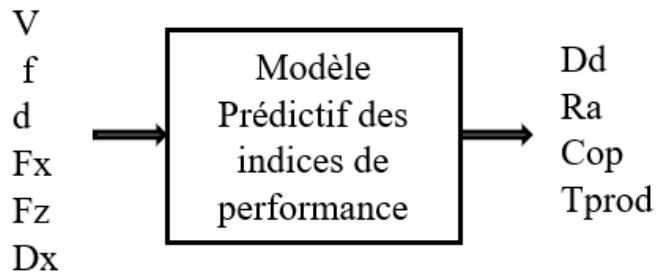


Figure 3.19 : Architecture du modèle prédictif en ligne (MPEL).

### 3.3.3 Résultats et discussions

La comparaison des performances des modèles entre la phase modélisation et la phase prédiction révèle quelques variations au niveau des critères. Étant donné que la phase prédiction utilise des données qui n'ont pas servies à l'établissement des modèles, il est normal d'observer que les performances en mode entraînement sont légèrement supérieures à celles obtenues en mode application. Les résultats montrent que la modélisation est de qualité acceptable. Les courbes des figures 3.20 à 3.23 donnent une idée sur la précision des modèles prédictifs en présentant les écarts entre les indices réels et les indices estimés par les modèles.

Les performances des modèles à base de réseau de neurones sont suffisamment bonnes pour constituer une base fiable pour la prédiction des indices de performance du procédé. Ils présentent une incertitude globale ne dépassant pas 3% pour un éventail relativement large de conditions d'opération du procédé.

Le tableau 10 présente les estimateurs statistiques choisis pour évaluer les performances des deux modèles. Tous ces critères sont calculés sur la base des données de validation (9 observations noté val), des données d'apprentissage (32 observations noté t) et des données totales (apprentissage plus validation 41 au total noté tot) des deux modèles. La très bonne précision des modèles trouve son explication dans l'utilisation des réseaux

neuroniques comme technique de modélisation. Le modèle prédictif en ligne (MPEL) se démarque étant plus précis que le modèle hors ligne selon ces estimateurs statistiques de performance. Le fait que le modèle de prédiction hors ligne (MPHL) traîne une erreur d'environ 7% du réseau 1 vers le réseau 2 pourrait bien expliquer ce léger décalage de précision. Ce léger décalage est également visible sur les figures 3.20 à 3.23 où les prédictions du MPHL sont plus éloignées des valeurs réelles que ceux du MPEL.

Tableau 10 : Résultats de l'apprentissage et de la validation des modèles prédictifs hors ligne (MPHL), et en ligne (MPEL).

Indices		MAE		MAPE (%)		MSE		RMSE		R <sup>2</sup> (%)	
		MPHL	MPEL	MPHL	MPEL	MPHL	MPEL	MPHL	MPEL	MPHL	MPEL
Dd	t	1.13	0.64	3.06	1.58	1.71	0.66	1.31	0.81	98.28	98.22
	v	1.62	2.39	3.92	5.12	6.17	7.3	2.48	3.21		
	tot	1.24	1.02	3.25	2.57	2.69	2.78	1.64	1.67		
Ra	t	0.19	0.16	4.50	4.15	0.07	0.05	0.26	0.22	97.05	98.00
	v	0.17	0.15	3.44	3.36	0.04	0.02	0.21	0.16		
	tot	0.18	0.16	4.27	3.98	0.06	0.04	0.25	0.21		
Cop	t	0.006	0.004	0.63	0.50	0.0005	0.0003	0.007	0.006	99.21	99.53
	v	0.009	0.007	1.05	0.84	0.001	0.0009	0.001	0.010		
	tot	0.007	0.005	0.72	0.58	0.0008	0.0004	0.009	0.007		
Tprod	t	0.32	0.27	0.45	0.39	0.16	0.11	0.39	0.33	99.57	99.73
	v	0.52	0.34	0.75	0.48	0.36	0.17	0.60	0.42		
	tot	0.36	0.29	0.51	0.41	0.20	0.12	0.44	0.35		

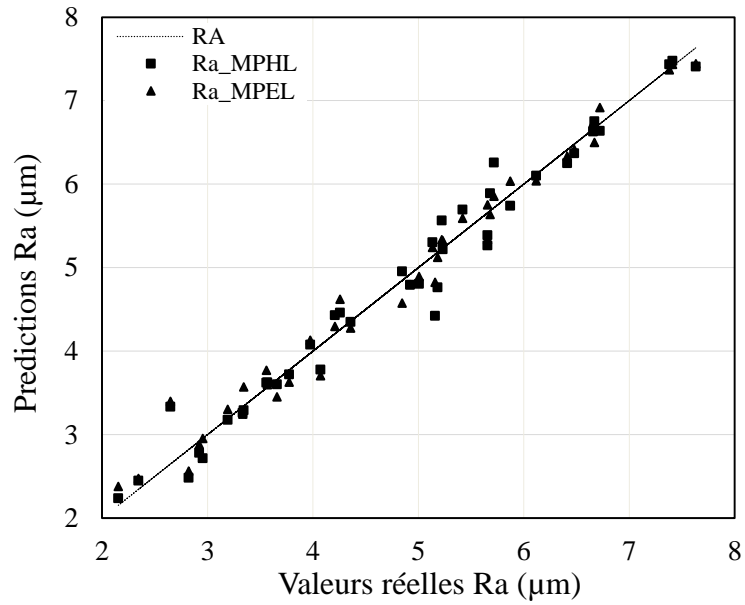


Figure 3.20 : Performance du modèle pour la prédiction de Ra.

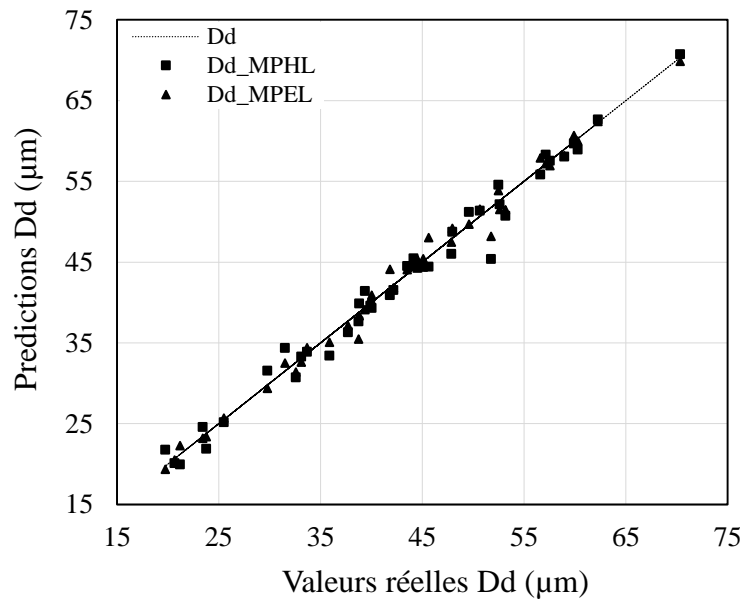


Figure 3.21 : Performance du modèle pour la prédiction de Dd.

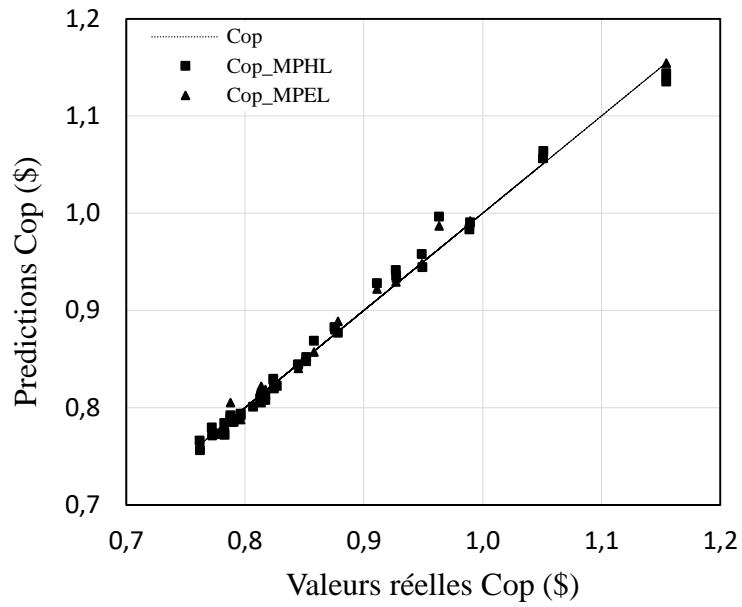


Figure 3.22 : Performance du modèle pour la prédiction de Cop.

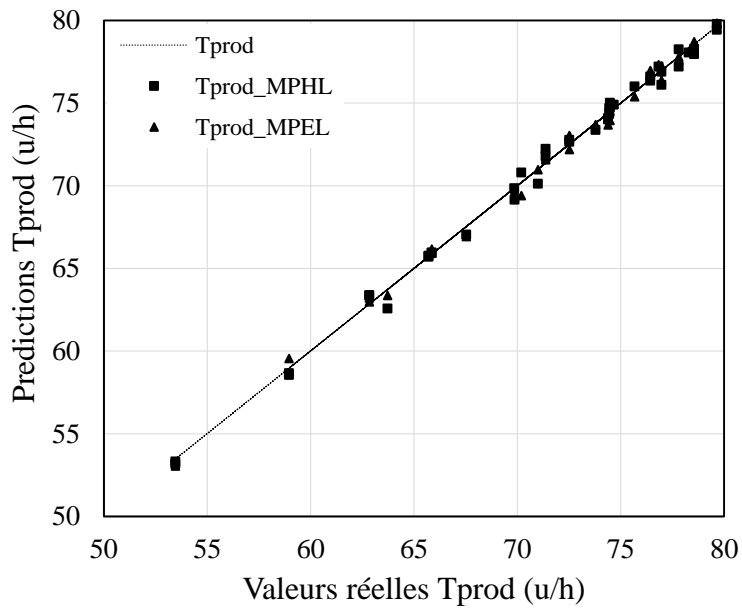


Figure 3.23 : Performance du modèle pour la prédiction de Tprod.



## **CHAPITRE 4 DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE INVERSE ET MISE EN ŒUVRE DU SYSTÈME DE COMMANDE ADAPTATIVE OPTIMALE**

### **4.1 INTRODUCTION**

Ce chapitre présente une application intégrée de l'approche de commande adaptative optimale présentée dans le chapitre 1. Après l'expérimentation et la production des données nécessaires au développement du modèle prédictif des indices de performance du procédé, il est maintenant possible de développer le modèle inverse, qui constitue le cœur du système de commande, et de le déployer en combinaison avec la procédure d'optimisation sélectionnée. Il faut noter que l'évaluation du modèle prédictif, présentée au tableau 10, a permis de constater que ce modèle est suffisamment précis et robuste pour constituer une base valable pour une commande optimale fiable. Les erreurs et les incertitudes qui sont associées à l'estimation de chaque indice de performance sont minimales et pourraient être considérées comme négligeables.

### **4.2 CALCUL DES PARAMÈTRES DE LA FONCTION DE PERTE**

L'opération d'usinage sur laquelle va s'appuyer cette application est réalisée en utilisant un cas typique dont les conditions sont reconnues compatibles avec les exigences des indices de performance. Ces conditions sont résumées dans le tableau 11 ci-dessous. Ces conditions sont courantes dans des opérations d'usinage pour la fabrication d'une grande variété de pièces en acier. Les valeurs critiques choisies comme limites pour les indices de performances ainsi que le poids associé à chaque indice ( $\beta_i$ ) sont identifiées dans le tableau 12 à la colonne 4. En supposant que la pièce est évaluée initialement à 7.5 \$, que le coût pour les opérations précédentes est de 3.94 \$ et que le coût de l'opération courante est de 0.92 \$, la perte totale critique est estimée à environ  $P_c = 12.36$  \$. L'utilisation par la suite des équations 1.13 à 1.18 permet de calculer les valeurs des coefficients  $\alpha_i$ . Les résultats de ces

calculs sont indiqués à la colonne 5 du tableau 12. L'équation nécessaire à l'estimation de la fonction de perte est présentée ci-dessous.

$$P = 0.00155 (DD^2) + 0.19076 (Ra^2) + 1236.10 (MRR^{-1}) + 1.099 (C\$^2) + 148.33 (Tprod^{-1}) \quad (4.26)$$

Tableau 11 : Paramètres de coupe utilisés pour le cas typique d'usinage.

S (m/min)	f (mm/tr)	d (mm)	Di (mm)	L (mm)
200	0.16	1.5	25	80

Tableau 12 : Valeurs critiques des indices de performance, pondération des indices et calcul des coefficients du modèle d'estimation de la fonction de perte.

Indices de performance	Valeurs critiques		Poids des indices :	Paramètres de
	Min	Max	$\beta_i$ (%)	P : $\alpha_i$
Dd ( $\mu\text{m}$ )	0	40	20	0.00155
Ra ( $\mu\text{m}$ )	0	3.60	20	0.19076
MRR ( $\text{mm}^3/\text{s}$ )	500	-	20	1236.10
Cop (\$)	0	1.50	20	1.099
Tprod (u/h)	60	-	20	148.33

### 4.3 DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE INVERSE DU PROCÉDÉ

Les mêmes données expérimentales ( $L_{32}$  et  $L_9$ ) utilisées pour le développement du modèle prédictif sont utilisées pour établir le modèle inverse. Elles sont représentées sous la forme  $[P_{t+1}, P_t, V_{t-1}, f_{t-1}]$  comme combinaisons d'entrées et  $[V_t, f_t]$  comme combinaisons de sorties. Cela donne 63 combinaisons pour l'apprentissage et 17 combinaisons, pour la validation du modèle inverse. Les valeurs de la fonction de perte sont estimées en utilisant le modèle prédictif développé au chapitre 3 intégrées à l'aide de l'équation 4.26. Les résultats

relatifs à la performance de ce modèle en termes d'apprentissage et de validation sont présentés dans le tableau 13.

Tableau 13 : Résultats de l'apprentissage et de la validation du modèle inverse.

Critères		MAE	MSE	RMSE	MAPE (%)	R <sup>2</sup> (%)
V	tr	16.30	451.92	21.25	7.50	82.40
	val	19.45	619.83	24.89	8.93	
	tot	16.97	487.60	22.08	7.80	
f	tr	0.024	0.001	0.033	12.91	90.60
	val	0.023	0.001	0.029	10.40	
	tot	0.023	0.001	0.032	12.37	

#### 4.4 MISE EN ŒUVRE DE LA COMMANDE ADAPTATIVE OPTIMALE

Pour analyser et valider les performances de l'approche proposée, plusieurs simulations ont été réalisées. Dans ces simulations, les mesures supposées provenant des capteurs sont remplacées temporairement par les estimations produites par le modèle prédictif. Les simulations ont été réalisées en utilisant des conditions initiales variées. Dans tous les cas, le processus d'optimisation et de commande a convergé vers des solutions semblables. Les écarts entre les combinaisons proposées ne dépassent pas les 5 %.

Le choix de la constante d'extrapolation  $\gamma$  à 0.95 s'est validé après plusieurs essais. Pour une constante d'extrapolation de 0.98, le système converge lentement et pour une constante fixée à 0.90 le système peine à se stabiliser.

Le cas présenté dans cette section, pour illustrer l'application de l'approche proposée, est réalisé avec des conditions initiales dont l'objectif est de maximiser la productivité de l'opération. Ces conditions sont présentées dans le tableau 14. Les contraintes utilisées dans cette application sont présentées par les équations 4.27 à 4.33. Le tableau 14 présente

également une synthèse des résultats des effets de la commande proposée ainsi qu'une analyse comparative entre les conditions initiales et les conditions optimales (1ere et 20e itérations).

Paramètres de coupe

$$50 \leq V_{opt} \leq 350$$

$$0.05 \leq f_{opt} \leq 0.5 \tag{4.27}$$

$$0.5 \leq d_{opt} \leq 5$$

Conditions de coupe

$$F_{max} \leq 4 \text{ KN} \tag{4.28}$$

Indices de performance

$$Dd_{opt} < Dd_c \tag{4.29}$$

$$Ra_{opt} < Ra_c \tag{4.30}$$

$$Cop_{opt} < Cop_c \tag{4.31}$$

$$MRR_{opt} > MRR_c \tag{4.32}$$

$$Tprod_{opt} > Tprod_c \tag{4.33}$$

Tableau 14 : Résultats de l'application du système de commande proposé (Conditions initiales vs Conditions optimales).

Itérations	S	f	d	Fx	Fz	Dx	Dd	Ra	MRR	Cop	Tprod	Perte
Cond. Initiales	200	0.350	1.5	736	501	4.97	55.83	6.40	1750	0.80	75.68	16.01
Cond. Optimales	287	0.089	1.5	342	175	1.71	22.12	2.37	641	0.98	63.90	7.13
Variation (%)	30	74	-	53	65	66	60	63	63	18	16	55

L'examen des résultats présentés au tableau 14 montre que les conditions optimales respectent l'ensemble des exigences identifiées dans le tableau 12 et toutes les contraintes présentées dans les équations 4.27 à 4.33. Les figures 4.24 à 4.26 montrent l'évolution de la fonction de perte, des paramètres d'usinage ( $V$  et  $f$ ), des indices de performance du procédé ainsi que la réponse des capteurs durant le processus d'optimisation et de commande. Tel qu'illustré à la figure 4.24, au début de l'opération (itération 1) avec des conditions initiales la perte totale s'élevait à 16.01 \$ par pièce. Cette somme aurait été le coût de fabrication de la pièce si les paramètres d'usinage avaient été maintenues constants pendant toute l'opération. Bien que les conditions initiales permettent d'avoir une bonne productivité, elles n'auraient pas permis de respecter les exigences de qualité ( $D_d$  et  $R_a$ ). La pièce aurait donc été produite avec une perte totale élevée. Cependant, après quelques oscillations, le système de commande a pu ramener la perte de 16.01 à 7.13 \$. Cela représente une réduction de plus de 55,5 %. Ce résultat est la conséquence de la diminution de l'avance à environ 0.09 mm/tr et l'augmentation de la vitesse à environ 285 m/min. Bien noter que la stratégie adoptée a convergé vers une solution optimale après au moins 10 itérations.

Le tableau 14 montre que la baisse de la perte de 16.01 à 7.13 \$ s'est traduite par des réductions de la déviation dimensionnelle et de la rugosité de la surface de 60 et de 63 % respectivement. Les indices relatifs à la productivité sont restés à niveaux acceptables avec un MRR et un  $T_{prod}$  de plus de 600 mm<sup>3</sup>/s et 60 u/h respectivement. Le coût de l'opération a connu une légère augmentation passant 0.80 à 0.98 \$.

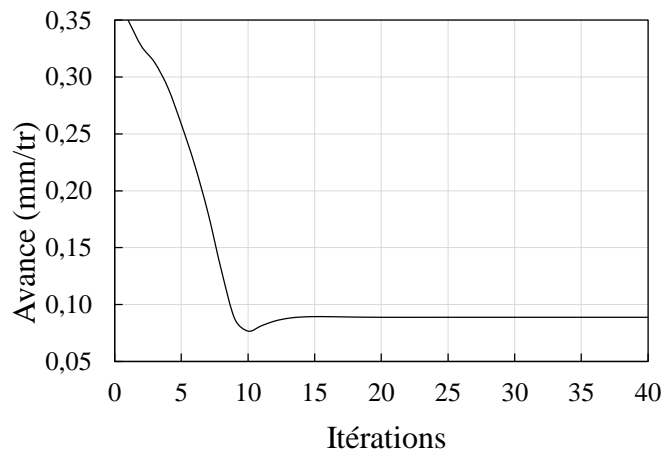
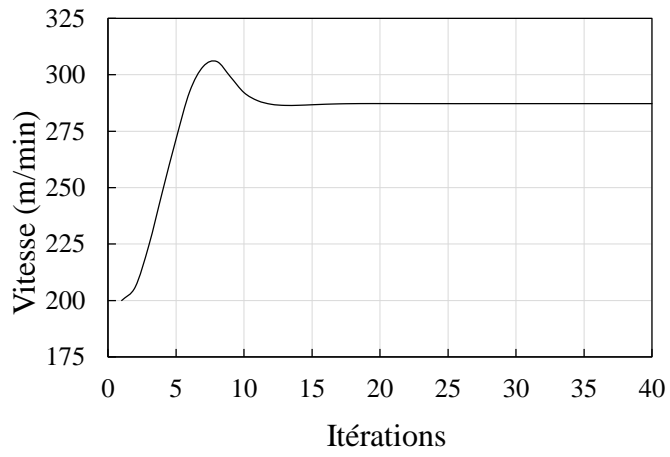
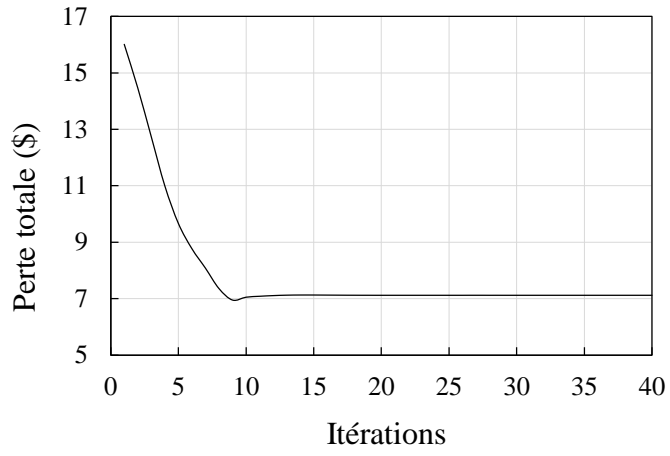


Figure 4.24 : Évolution de la fonction de perte et des paramètres de coupe.

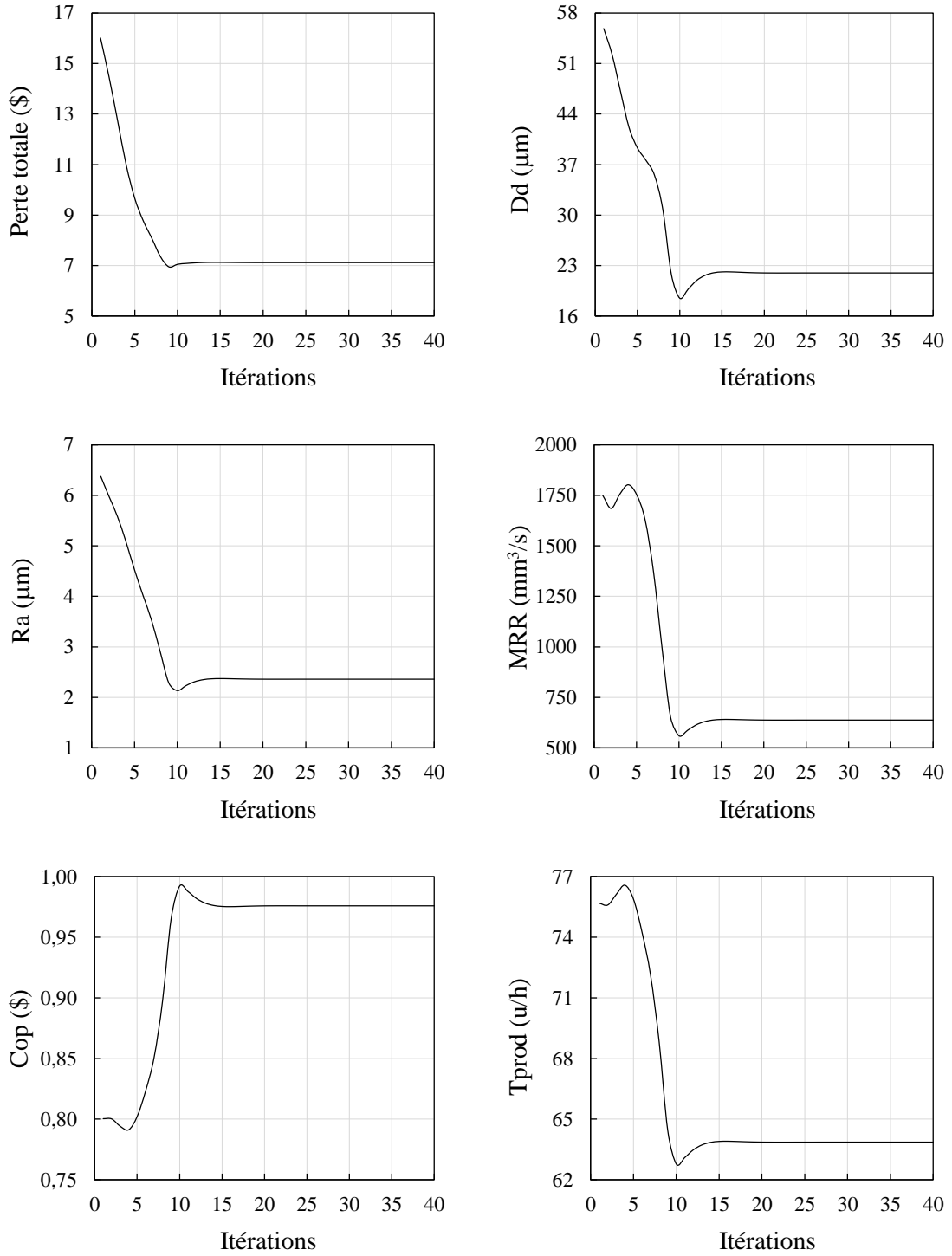


Figure 4.25 : Évolution de la fonction de perte et des indices de performances.

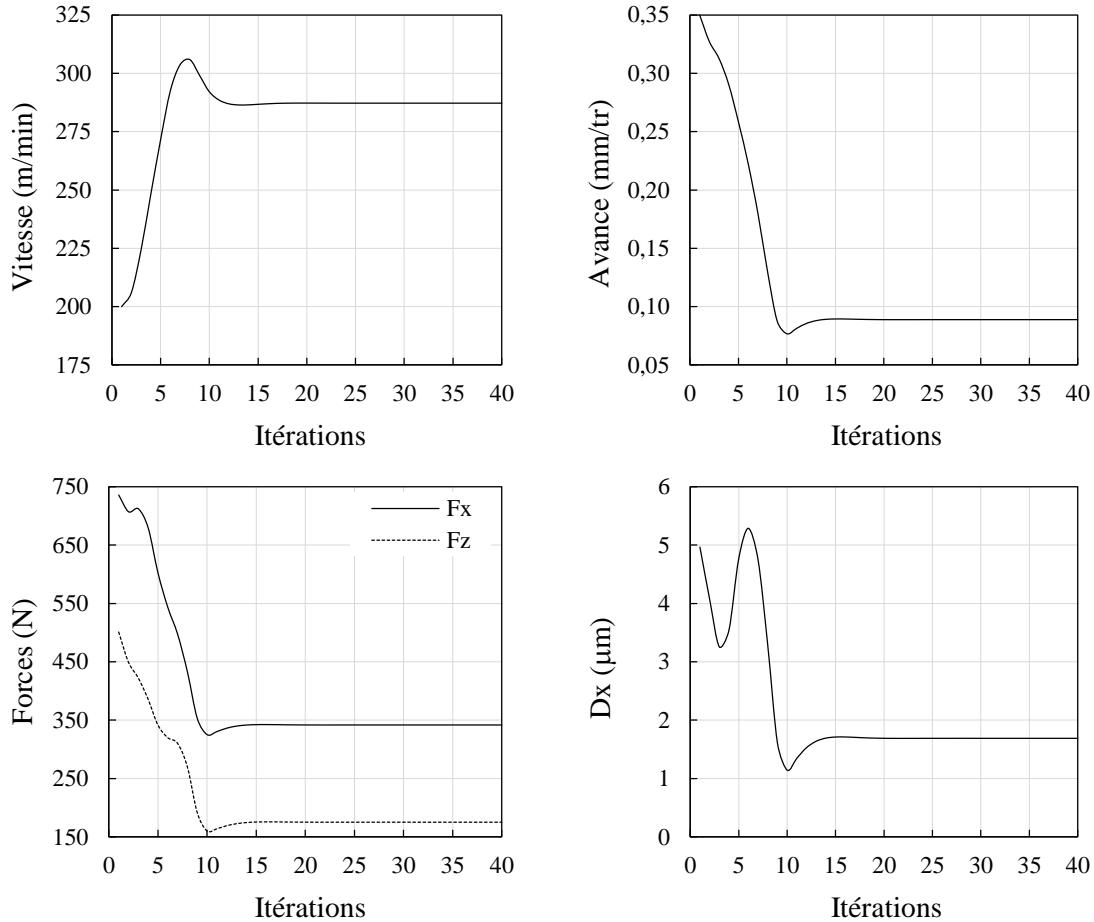


Figure 4.26 : Évolution des réponses des capteurs en fonction des paramètres de coupe.

Avec une profondeur de coupe quasi constante et une baisse de l'avance de coupe, la section du copeau a diminué entraînant une baisse du niveau des forces qui ont un effet direct sur les déformations de l'outil et de la pièce. Cela a contribué substantiellement à l'amélioration de la précision réduisant les déviations dimensionnelles. Une section de copeau moins importante a conduit inévitablement à un débit moins élevé et donc à un MRR et un taux de production relativement limités avec une légère augmentation du coût de l'opération. L'augmentation de la vitesse, bien qu'elle ait contribué à l'aggravation de l'usure, étant combinée à la réduction de l'avance ont permis d'améliorer l'état de surface de façon significative.



Pour tester la robustesse et la stabilité de la commande proposée face à des variations soudaines dans le comportement du procédé, quelques simulations supplémentaires ont été exécutées. Ainsi, à la 25<sup>e</sup> itération, les estimations du modèle prédictif ont été augmentées intentionnellement pour simuler des variations dans le comportement du procédé qui auraient pu provenir d'un changement dans des propriétés mécaniques du matériau de la pièce, d'une variation dans la profondeur de coupe, d'une usure accélérée ou d'une défektivité d'un des capteurs. Ces variations n'ont pas provoqué de changements significatifs dans la valeur de la perte totale. Une surestimation des indices de performances de 5 % a produit une variation de moins de 1.25% de la perte totale provoquant des variations maximales de la vitesse et de l'avance respectivement de 1.25 et 1.50 %. Après quelques itérations, la commande s'est adaptée au comportement du procédé et s'est stabilisée en convergeant de nouveau vers les conditions optimales.

Les résultats présentés dans ce chapitre montrent que les modèles à base de réseaux de neurones sont capables d'apprendre non seulement les relations entre paramètres de coupe, conditions d'usinage et indices de performance du procédé mais également l'inverse de ces relations. Ces modèles possèdent également le potentiel de représenter et de s'adapter sans difficulté à la nature dynamique du comportement du procédé d'usinage et ce dans une large gamme de conditions.

Le tableau 15 présente une comparaison entre les indices de performance obtenus avec les paramètres de coupe optimaux et les indices de performance obtenus lors d'un test d'usinage réalisé avec des paramètres semblables aux paramètres optimaux. Avec une baisse de la vitesse de 13 % et une hausse de l'avance de 11 %, la perte a diminué de 4 %.

Cependant, étant donnée la nature complexe qui lie les paramètres de coupe et les indices de performance, cette baisse n'est pas traduite par une amélioration uniforme pour tous les indices de performance. Elle s'est traduite par des améliorations pour  $D_d$  et  $R_a$  mais par des dégradations de performance pour le MRR, le Cop et le Tprod. Le niveau relativement faible des écarts entre les performances obtenues avec conditions optimales et celles obtenus

durant le test conditions d'usinage permet de confirmer la précision et la fiabilité de l'approche proposé.

Tableau 15 : Évaluation des performances du système de commande proposé (Conditions optimales vs test d'usinage).

Itérations	S	f	d	Dd	Ra	MRR	Cop	Tprod	Perte
Conditions optimales	287	0.089	1.5	22.12	2.37	641	0.98	63.90	7.13
Test d'usinage	250	0.1	1.5	15.91	2.35	625	0.99	62.84	6.86
Écarts (%)	-13	+11	-	-28	-1	-2	+1	-2	-4

## CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Le but de ce projet de recherche consiste à développer une stratégie de commande adaptative optimale dans le but d'améliorer les performances des procédés de tournage. Cette stratégie s'est concrétisée autour d'une structure de commande intégrant modèle direct et modèle inverse du procédé ainsi qu'une procédure d'optimisation multicritère pour prédire les paramètres optimaux nécessaires au fonctionnement optimal du procédé. La mise en œuvre de la stratégie vise l'optimisation de cinq indices de performance, soient la réduction des déviations dimensionnelles, de la rugosité de la surface et du coût d'opération ainsi que la maximisation du taux d'enlèvement de métal et du taux de production. L'ajustement des paramètres de commande du procédé est basé sur l'estimation en temps réel de ces indices de performance à partir des informations sur la dynamique du procédé fournies par de capteurs de forces, de déformation, de vibrations et d'émissions acoustiques implantés dans le procédé.

L'atteinte de cet objectif a nécessité : (i) la conduite d'une investigation expérimentale, (ii) le développement et la validation d'un modèle prédictif des performances du procédé en comparant deux techniques de modélisation parmi les plus populaires dans le domaine, (iii) la conception d'un modèle inverse du procédé intégrant prédiction et optimisation des paramètres d'usinage, (iv) le développement d'une structure de commande intégrant l'ensemble des fonctionnalités et la réalisation d'une série de simulations et de tests pour valider l'approche de commande adaptative optimale proposée.

L'investigation expérimentale a couvert une large variété de paramètres et de conditions d'usinage et a permis de conduire une analyse statistique approfondie des effets de chaque paramètre d'usinage sur la variation des indices de performance du procédé. Elle a également permis d'évaluer les relations de cause à effet entre paramètres d'usinage,

informations provenant des capteurs et indices de performance. Cette analyse a permis d'identifier les combinaisons de variables les plus appropriées à considérer dans une éventuelle phase modélisation prédictive. Dans cette application, il s'est avéré que la vitesse de coupe, l'avance de coupe, la profondeur de passe, la force axiale, la force tangentielle et la déformation de l'outil dans la direction radiale sont les variables les plus pertinentes pour la conception du modèle prédictif. Les données expérimentales, étant obtenues à partir d'une planification structurée (une L32 pour la modélisation et une L9 pour la validation des modèles), constituent une base de données suffisamment riche et variée pour conduire à l'établissement du meilleur modèle prédictif possible.

Les données expérimentales ont servi pour la comparaison de deux techniques de modélisation prédictive basées sur la régression et sur les réseaux de neurones. Une version de chaque type de modèle a été développée pour Ra. Cinq critères statistiques ont été utilisés pour comparer les performances des deux modèles. Les résultats ont révélé une supériorité décisive du modèle à base de réseaux de neurones sur celui obtenu par régression. Les réseaux de neurones ont donc été adoptés pour le développement de deux versions du modèle prédictif direct du procédé : version hors ligne et version en ligne. La version hors ligne est un modèle composé de deux réseaux de neurone en cascade. Le 1er prédit les conditions dynamiques du procédé à partir des paramètres d'usinage et le second intègre paramètres d'usinage et conditions dynamiques pour produire une prédiction des indices de performance du procédé. Cette version est très utile lorsque l'on ne dispose pas de mesure en temps réel. La version en ligne produit une prédiction des indices de performance du procédé directement à partir des paramètres d'usinage et des réponses des capteurs. Cette version est complètement compatible avec une application en temps réel. En utilisant les mêmes critères d'évaluation les performances, les deux versions hors ligne et en ligne ont été évaluées, comparées et soigneusement analysées. Les résultats montrent une légère supériorité du modèle en ligne avec une erreur de prédiction d'environ 1.9 % contre 2.2 % pour le modèle hors ligne. Les erreurs maximales ont été enregistrée pour Ra avec 3.95 et 4.27 %. La version en ligne a été adoptée pour développer le modèle inverse du procédé.

Ces modèles sont ensuite combinés à une procédure d'optimisation paramétrée et intégrés dans une même structure afin de tester et de valider la stratégie de commande adaptative optimale proposée. Une série de simulations basée sur des cas typiques et atypiques d'usinage ont servi de base pour ces tests. La robustesse du système de commande a été évaluée en introduisant des incertitudes dans les mesures et dans l'estimation des indices de performance. La stabilité du modèle d'optimisation a également été testée en faisant varier de façon aléatoires les conditions initiales des simulations.

Les résultats obtenus montrent que la stratégie de commande adaptative optimale proposée a permis une amélioration globale des performances du procédé de plus de 55 % tout en respectant l'ensemble des exigences aussi bien en termes de qualité, de productivité qu'en terme de coût et en s'adaptant aux variations qui peuvent se produire pendant le fonctionnement du procédé. Cette stratégie est également transplantable dans d'autres procédés de même niveau de complexité et de même nature dynamique.

Finalement, bien que les résultats obtenus dans le cadre de ce projet soient très satisfaisants, des expérimentations additionnelles seraient souhaitables pour améliorer la qualité des données et pour les enrichir avec des données couvrant plus de conditions. Des améliorations au niveau de la procédure de modélisation et de l'optimisation peuvent également conduire à des modèles plus précis et plus robustes. Des données plus précises et plus diversifiées, combinées à des algorithmes plus adaptés à la nature dynamique du procédé, pourraient fort probablement réduire les erreurs de prédiction à moins de 5% au niveau du modèle inverse.

## RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] Koren, Y., *Computer control of manufacturing systems*. 1983. McGraw-Hill, New York.
- [2] Ulsoy, A.G. & Koren, Y. *Applications of adaptive control to machine tool process control*. IEEE Control Systems Magazine, 1989. **9**(4): p. 33-37.
- [3] Centner, R., *Development of Adaptive Control Techniques for Numerically-Controlled Milling Machines*. 1963, Bendix Corp Southfield.
- [4] Li, B.H. et al. *Applications of artificial intelligence in intelligent manufacturing: a review*. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017. 18(1): p. 86-96. 2001.
- [5] Koren, Y. *Control of machine tools*. 1997.
- [6] Burhoe, J. & Nwokah. O. *Multivariable Control of a Biaxial Machine Tool*. In Proceedings of the Symposium on Dynamic Systems, Measurement, and Control. 1989.
- [7] Chuang, H. Y. & Liu, C.H. *Cross-coupled adaptive feedrate control for multiaxis machine tools*. 1991.
- [8] Koren, Y. and Lo, C.C. *Advanced controllers for feed drives*. CIRP annals, 1992. **41**(2): p. 689-698.
- [9] Antony, J., et al., *Lean Six Sigma for higher education institutions (HEIs)*. International Journal of Productivity and Performance Management, 2012.
- [10] Dinakaran, D. & Nakandhrakumar. R. *Adaptive optimization using grey relational analysis and PID control of CNC drilling process*. In 2015 International conference on robotics, automation, control and embedded systems (RACE). 2015. IEEE.
- [11] Li, Z.-h. & Yao, X.F. *The PID control of machining process based on optimization design [J]*. Machinery Design & Manufacture, 2010. **5**.
- [12] Paul, S. & Morales-Menendez, R. *Active control of chatter in milling process using intelligent PD/PID control*. IEEE Access, 2018. **6**: p. 72698-72713.

- [13] Asiltürk, İ. & Ünüvar, A. *Intelligent adaptive control and monitoring of band sawing using a neural-fuzzy system*. Journal of materials processing technology, 2009. **209**(5): p. 2302-2313.
- [14] Wu, C., et al., *Closed-loop machining control for cylindrical turning*. Modeling, sensing and control of manufacturing systems. 1986. p. 189-204, ASME, New York.
- [15] Gilbert, W., *Machining theory and practice*. 1950: p. 465. American Society for Metals, Cleveland, Ohio
- [16] Stephenson, D.A. and Agapiou, J.S. *Metal cutting theory and practice*. 2016. CRC press.
- [17] Mavliutov, A.R. & Zlotnikov, E.G. Optimization of cutting parameters for machining time in turning process. In Institute of Physics (IOP) Conference Series: Materials Science and Engineering. 2018. IOP Publishing.
- [18] Nabli, H. *An overview on the simplex algorithm*. Applied Mathematics and Computation, 2009. **210**( 2): p. 479-489.
- [19] Lee, Y., Resiga, A., Yi, S. & Wern, C. The optimization of machining parameters for milling operations by using the Nelder-Mead simplex method. Journal of manufacturing and materials processing, 2020. **4**(3): p. 66.
- [20] Ermer, D., *Optimization of the constrained machining economics problem by geometric programming*. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 1971. **93**(4): 1067-1072 .
- [21] Iwata, K., et al., *A probabilistic approach to the determination of the optimum cutting conditions*. Journal of Engineering for Industry, 1972, **94**(4): p. 1099-1107.
- [22] Vitanov, V., et al., *An expert system shell for the selection of metal-cutting parameters*. Journal of materials processing technology, 1995. **55**(2): p. 111-116.
- [23] Nemhauser, G.L., *Introduction to dynamic programming*. Wiley, 1966.
- [24] Kumar, S.P.L. *Experimental investigations and empirical modeling for optimization of surface roughness and machining time parameters in micro end milling using Genetic Algorithm*. Measurement, 2018, vol. **124**, p. 386-394.
- [25] D'addona, D.M. & Teti, R. *Genetic algorithm-based optimization of cutting parameters in turning processes*. Procedia CIRP, 2013. **7**: p. 323-328.

- [26] Marko, H., Simon, K., Tomaz, I., Matej, P., Joze, B. & Miran, B. *Turning parameters optimization using particle swarm optimization*. Procedia Eng, 2014. **69**: p. 670-677
- [27] Acayaba, G.M.A. & de Escalona, P.M. *Prediction of surface roughness in low speed turning of AISI316 austenitic stainless steel*. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2015. **11**: p. 62-67.
- [28] Xie, S. & Guo, Y. *Optimisation of machining parameters in multi-pass turnings using ant colony optimisations*. International Journal of Machining and Machinability of Materials, 2012. **11**(2): p. 204-220.
- [29] Karpat, Y. & Özel, T. *Multi-objective optimization for turning processes using neural network modeling and dynamic-neighborhood particle swarm optimization*. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2007. **35**(3): p. 234-247.
- [30] Centner, R., *Final report on the development of an adaptive control technique for a numerically controlled milling machine*. USAF Technical Documentary Report ML-TDR-64-279, August, 1964.
- [31] Tlustý, J. & Andrews, G. *A critical review of sensors for unmanned machining*. CIRP annals, 1983. **32**(2): p. 563-572.
- [32] Kannatey-Asibu Jr, E. & Dornfeld, D. *A study of tool wear using statistical analysis of metal-cutting acoustic emission*. Wear, 1982. **76**(2): p. 247-261.
- [33] Pourmostaghimi, V. & Zadshakoyan, M., *Designing and implementation of a novel online adaptive control with optimization technique in hard turning*. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2021. **235**(5), p. 652-663.
- [34] Buckner, G.D., *Intelligent sliding mode control of cutting force during single-point turning operations*. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2001. **123**(2): p. 206-213.
- [35] Murray-Smith, D., *The inverse simulation approach: a focused review of methods and applications*. Mathematics and computers in simulation, 2000. **53**(4-6): p. 239-247.
- [36] Hussain, M.A. *Neural-network-inverse-model control strategy-discrete-time analysis for relative order one system*. In Proceedings of the 1998 American Control Conference. ACC (IEEE Cat. No. 98CH36207). 1998. IEEE.



- [37] Hussain, M.A., Kittisupakorn, P. & Daosu, W. *Implementation of neural-network-based inverse-model control strategies on an exothermic reactor*. Science Asia, 2001. **27**: p. 41-50.
- [38] Rajesh, R., et al. *Artificial neural network based inverse model control of a nonlinear process*. In 2015 International Conference on Computer, Communication and Control (IC4). 2015. IEEE.
- [39] Wolpert, D.M. & Kawato, M. *Multiple paired forward and inverse models for motor control*. Neural networks, 1998. **11**(7-8): p. 1317-1329.
- [40] Feng, C.-X. & Wang, X.F. *Surface roughness predictive modeling: neural networks versus regression*. IIE Transactions, 2003. **35**(1): p. 11-27.
- [41] Huang, S.H. & Zhang, H.C. *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.
- [42] Meireles, M.R., Almeida, P.E. & Simões, M.G. *A comprehensive review for industrial applicability of artificial neural networks*. IEEE transactions on industrial electronics, 2003. **50**(3): p. 585-601.