

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Ibn Khaldoun de Tiaret



Faculté des Sciences Appliquées

Département de Génie Mécanique

Laboratoire de Recherche des Technologies Industrielles

THÈSE

Pour l'obtention du diplôme de
Doctorat 3^{ème} cycle LMD

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Génie Mécanique

Spécialité : Construction Mécanique

Thème

Contribution à l'amélioration de l'intégrité de surface en usinage dur

Présentée par :

Monsieur ABED Zaki Abdelfetah

Soutenue publiquement le 26/11/2025, devant le Jury composé de :

MM.

BOUSMAHA Mohamed	Professeur (Université de Tiaret)	Président
HADDOUCHE Kamel	Professeur (Université de Tiaret)	Encadrant
AISSAT Sahraoui	Professeur (Université de Tiaret)	Co-encadrant
MERGHACHE Sidi Mohammed	Professeur (Université de Tissemsilt)	Examinateur
HAMDI Amine	MCA (Université de Tissemsilt)	Examinateur
ELGUERRI Mohamed	MCA (Université de Tiaret)	Examinateur

Année universitaire : 2025 – 2026

Dédicace

À

La mémoire de mon très cher grand-père,

Ma famille,

Mes frères : Amir, Yanis, Farouk, Mansour,

Abdallah, Mohamed,

Ma sœur Nourelhouda,

Mes chers amis : Khaled, Yacine,

Oussama, Abdelillah.

Remerciements

Je souhaite exprimer ma profonde reconnaissance au Professeur HADDOUCHE Kamel de l'Université de Tiaret, Directeur de cette thèse, pour son encadrement rigoureux, ses orientations claires, ainsi que pour sa disponibilité et son appui constant tout au long de ma formation doctorale. Son rôle a été déterminant tant sur le plan scientifique que technique ; notamment en tant que Directeur du laboratoire de recherche des Technologies Industrielles, il m'a permis d'accéder aux équipements informatiques nécessaires à la réalisation des simulations numériques.

Je tiens à remercier le Professeur AISSAT Sahraoui de l'Université de Tiaret, Co-directeur de cette thèse, pour sa contribution, ses orientations pertinentes, ses conseils stratégiques et son engagement pour l'achèvement de ce travail.

J'adresse ma profonde gratitude au Professeur BOUSMAHA Mohamed, de l'Université de Tiaret, pour l'acceptation de présider le Jury de soutenance. Je remercie également Monsieur MERGHACHE Sidi Mohammed et Monsieur HAMDI Amine, respectivement Professeur et Maître de Conférences (A) à l'Université de Tissemsilt, pour l'attention portée à l'expertise de mon travail. Enfin, j'exprime ma sincère reconnaissance à Monsieur ELGUERRI Mohamed, Maître de Conférences (A) à l'Université de Tiaret, pour avoir accepté de participer à l'examen de cette thèse.

Je tiens également à remercier chaleureusement l'ensemble des Enseignants du Département de Génie Mécanique, ainsi que les Doctorants du laboratoire de recherche des Technologies Industrielles, pour leur disponibilité, leurs échanges enrichissants, et le soutien technique et moral qu'ils m'ont apporté tout au long de ce travail.

Ma gratitude s'étend à ma famille et à mes amis, dont l'appui constant, l'encouragement et la bienveillance ont constitué un socle essentiel à la réalisation de cette thèse.

Enfin, je n'oublie pas toutes les personnes qui ont contribué par leurs gestes ou leurs paroles, de près ou de loin, à l'aboutissement de ce travail ; je leur adresse ici mes remerciements les plus sincères.

Table des matières

Table des matières	i
Liste des figures	iii
Liste des tableaux	v
Nomenclature	vi
Introduction générale	1
Chapitre 1 : Généralités sur l'usinage et l'intégrité de surface	
1.1. Introduction	3
1.2. Bref historique sur l'usinage	3
1.3. Procédé d'usinage.....	6
1.4. Processus de tournage.....	7
1.4.1. Paramètres de coupe en tournage	8
1.4.2. Plans et angles d'un outil de coupe	9
1.5. Tournage dur	11
1.6. Formation du copeau et configurations de coupe	11
1.6.1. Formation du copeau	11
1.6.2. Configurations de coupe.....	15
1.7. Intégrité de la surface usinée	15
1.7.1. Rugosité de surface.....	16
1.7.2. Contraintes résiduelles.....	19
1.7.2.1. Influence des paramètres de coupe	22
1.7.2.2. Mesure des contraintes résiduelles	23
1.7.3. Microstructure	24
1.8. Conclusion	25
Chapitre 2 : Modélisations prédictives et optimisation	
2.1. Introduction	27
2.2. Techniques d'apprentissage automatique.....	27
2.2.1. Réseaux de neurones artificiels	27
2.2.1.1. Fonctionnement simplifié des neurones artificiels	27
2.2.1.2. Apprentissage des ANN	30
2.2.1.3. Conception d'un Réseau de Neurones Artificiels.....	32
2.2.2. ANFIS (Système d'inférence neuro-floue adaptatif)	34
2.2.2.1. Types de raisonnement flou.....	35
2.2.2.2. Règles d'ANFIS	35
2.2.3. Machine à vecteurs de support	40
2.2.4. Régression par processus Gaussien	41
2.3. Optimisation par algorithme génétique	42
2.3.1. Fonctionnement de l'algorithme génétique	42
2.3.2. Formulation du problème d'optimisation	43
2.4. Approches de simulation	44
2.4.1. Approche numérique	44
2.4.1.1. Formulations de simulation numérique	44
2.4.1.2. Choix et éléments du modèle numérique	45
2.4.2. Approche analytique.....	46

Table des matières

2.5.	Conclusion	49
Chapitre 3 : Prédiction des contraintes résiduelles par ML et optimisation		
3.1.	Introduction	50
3.2.	Données expérimentales pour l’élaboration des modèles prédictifs	50
3.3.	Indicateurs de performance des modèles prédictifs.....	53
3.4.	Entraînement du réseau de neurones artificiels	54
3.5.	Apprentissage du système d’inférence neuro-floue adaptatif	57
3.6.	Phase d’entraînement pour la SVM.....	59
3.7.	Apprentissage du modèle GPR.....	63
3.8.	Analyse comparative des performances des modèles prédictifs pour la phase d’apprentissage	64
3.9.	Analyse comparative des performances des modèles prédictifs pour la phase de test.	68
3.10.	Optimisation par algorithme génétique	71
3.11.	Conclusion	72
Chapitre 4 : Modélisation et simulation de l’usinage de l’acier AISI H13		
4.1.	Introduction	74
4.2.	Données de simulation	74
4.2.1.	Propriétés physiques et rhéologiques du matériau usiné	74
4.2.2.	Géométrie et propriétés physiques de l’outil de coupe.....	76
4.3.	Elaboration des modèles prédictifs.....	77
4.3.1.	Elaboration du modèle numérique 2D.....	77
4.3.2.	Modèle analytique thermomécanique.....	82
4.4.	Résultats de simulation et discussions.....	83
4.4.1.	Résultats de simulation relatifs au modèle numérique	83
4.4.1.1.	Prédiction des composantes de l’effort de coupe	83
4.4.1.2.	Distribution de la température dans la zone de coupe	87
4.4.1.3.	Analyse et prédiction des contraintes	88
4.4.2.	Résultats de simulation relatifs au modèle analytique thermomécanique	93
4.4.3.	Confrontation des résultats de modélisation et simulation.....	95
4.5.	Conclusion	98
Conclusion générale et perspectives		99
Références bibliographiques		
Résumé		

Liste des figures

Chapitre 1 : Généralités sur l’usinage et l’intégrité de surface

Figure 1.1 : Première exposition internationale de machines-outils en 1898 [1].....	4
Figure 1.2 : Procédé de tournage (Rizal et al., 2022).....	8
Figure 1.3 : Partie active d’un outil de coupe [2].....	9
Figure 1.4 : Plans et angles d’un outil à tranchant unique « en main » [3].....	10
Figure 1.5 : Zones de déformation en coupe orthogonale (Habak et al., 2006).....	12
Figure 1.6 : Copeau continu [3, 4].....	13
Figure 1.7 : Copeau continu avec arrête rapportée [3]	13
Figure 1.8 : Copeau discontinu [5].....	14
Figure 1.9 : Copeau dentelé [3]	14
Figure 1.10 : Coupe oblique (Athmani, 2008)	15
Figure 1.11 : Facteurs influençant la rugosité de surface (Abellán-Nebot et al., 2024).....	17
Figure 1.12 : Interférences thermiques, métallurgiques et mécaniques dans une pièce (Barralis et al., 1999).....	19
Figure 1.13 : Effets des contraintes résiduelles (Outeiro, 2018).....	20
Figure 1.14 : Influence de la microstructure sur la contrainte d’écoulement (Ebrahimi et al., 2012).....	25

Chapitre 2 : Modélisations prédictives et optimisation

Figure 2.1 : Représentation d’un neurone biologique (Khalil et al., 2008).....	28
Figure 2.2 : Modèle mathématique du neurone artificiel (Baléo et al., 2003)	29
Figure 2.3 : Fonctions d’activation : (a) seuil, (b) linéaire et (c) sigmoïde (Makhfi, 2018) ..	30
Figure 2.4 : Processus de création d’un réseau neuronal (Baléo et al., 2003)	33
Figure 2.5 : Exemple de chaîne d’inférence.	36
Figure 2.6 : Architecture d’ANFIS (Negnevitsky, 2005).....	36
Figure 2.7 : Architecture d’ANFIS à deux entrées (Alice Hepzibah & Premkumar, 2020)...	39
Figure 2.8 : Hyperplans et marge de la SVM (Jaggi, 2013).....	40
Figure 2.9 : Approches Lagrangienne, Eulérienne et ALE (Guediche, 2017)	44

Chapitre 3 : Prédiction des contraintes résiduelles par ML et optimisation

Figure 3.1 : Microstructures de l’acier AISI 52100 (Habak, 2006)	51
Figure 3.2 : Directions d’analyse des contraintes résiduelles (Habak, 2006)	51
Figure 3.3 : ANN de type "feed-forward" sous Matlab.....	54
Figure 3.4 : Entraînement du ANN pour la structure 6-10-2.	55
Figure 3.5 : Régression linéaire entre les contraintes résiduelles cibles et prédites en phase d’entraînement.....	55
Figure 3.6 : Apprentissage d’ANFIS pour σ_{xx}	57
Figure 3.7 : Apprentissage d’ANFIS pour σ_{yy}	58
Figure 3.8 : Corrélation prédition-expérimentation pour σ_{xx} – SVM Cubique.	62
Figure 3.9 : Corrélation prédition-expérimentation pour σ_{yy} – SVM Cubique.	62
Figure 3.10 : Comparaison entre les contraintes σ_{xx} expérimentales et prédites – Phase d’entraînement (Abed et al., 2024).....	67
Figure 3.11 : Comparaison entre les contraintes σ_{yy} expérimentales et prédites – Phase d’entraînement (Abed et al., 2024).....	67

Liste des figures

Figure 3.12 : Comparaison entre les contraintes σ_{xx} expérimentales et prédictives – Phase de test (Abed et al., 2024)	69
Figure 3.13 : Comparaison entre les contraintes σ_{yy} expérimentales et prédictives – Phase de test (Abed et al., 2024)	70
Figure 3.14 : Confrontation graphique entre les valeurs observées, MLR et GA pour l'effort de coupe (Abed et al., 2021).....	72

Chapitre 4 : Modélisation et simulation de l'usinage de l'acier AISI H13

Figure 4.1 : Propriétés du matériau usiné (acier AISI H13, 52 HRC).....	75
Figure 4.2 : Rhéologie de l'acier AISI H13 (52 HRC) pour $\dot{\varepsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$	76
Figure 4.3 : Design de la partie active de la plaquette.....	77
Figure 4.4 : Introduction des paramètres de coupe.....	78
Figure 4.5 : Introduction des conditions thermiques et tribologiques.	79
Figure 4.6 : Choix du type de la partie active de l'outil de coupe.....	79
Figure 4.7 : Conception de la géométrie de la pièce.	80
Figure 4.8 : Maillage de la pièce et conditions aux limites.	80
Figure 4.9 : Positionnement et contact outil-pièce.	81
Figure 4.10 : Modèles de frottement.	82
Figure 4.11 : Evolution temporelle de la composante F_c pour $V_c = 75 \text{ m/min}$	83
Figure 4.12 : Evolution temporelle de la composante F_f pour $V_c = 75 \text{ m/min}$	84
Figure 4.13 : Evolution temporelle de la composante F_c pour $V_c = 150 \text{ m/min}$	84
Figure 4.14 : Evolution temporelle de la composante F_f pour $V_c = 150 \text{ m/min}$	85
Figure 4.15 : Evolution temporelle de la composante F_c pour $V_c = 200 \text{ m/min}$	85
Figure 4.16 : Evolution temporelle de la composante F_f pour $V_c = 200 \text{ m/min}$	85
Figure 4.17 : Confrontation graphique des prédictions pour l'effort de coupe.....	86
Figure 4.18 : Répartition de la température pour $V_c = 75 \text{ m/min}$	87
Figure 4.19 : Répartition de la température pour $V_c = 150 \text{ m/min}$	87
Figure 4.20 : Répartition de la température pour $V_c = 200 \text{ m/min}$	88
Figure 4.21 : Distribution de la contrainte σ_{xx} pour $V_c = 75 \text{ m/min}$	89
Figure 4.22 : Répartition de la contrainte σ_{yy} pour $V_c = 75 \text{ m/min}$	89
Figure 4.23 : Distribution de la contrainte σ_{zz} pour $V_c = 75 \text{ m/min}$	90
Figure 4.24 : Répartition de la contrainte σ_{xy} pour $V_c = 75 \text{ m/min}$	90
Figure 4.25 : Evolution des contraintes avec la vitesse de coupe et l'avance.	91
Figure 4.26 : Répartition de la contrainte σ_{xx} pour $V_c = 75 \text{ m/min}$ et $f = 0.125 \text{ mm/tr}$	92
Figure 4.27 : Evolution des contraintes résiduelles avec la vitesse de coupe et l'avance.	93
Figure 4.28 : Comparaison des résultats pour la composante F_c	96
Figure 4.29 : Confrontation des résultats pour la composante F_f	96
Figure 4.30 : Confrontation des résultats pour la température à l'interface outil-copeau.....	97

Liste des tableaux

Chapitre 3 : Prédiction des contraintes résiduelles par ML et optimisation

Tableau 3.1 : Composition chimique de l'acier AISI 52100 (Habak, 2006).	50
Tableau 3.2 : Bases de données d'entraînement et de test (Makhfi, 2018).....	53
Tableau 3.3 : Choix du nombre de neurones cachés.	54
Tableau 3.4 : Valeurs prédites de σ_{xx} et σ_{yy} par ANN – Phase d’entraînement.	56
Tableau 3.5 : Valeurs prédites de σ_{xx} et σ_{yy} par ANFIS – Phase d’apprentissage.	59
Tableau 3.6 : Résultats de prédiction de σ_{xx} par la SVM – Phase d’entraînement.	60
Tableau 3.7 : Résultats de prédiction de σ_{yy} par la SVM – Phase d’entraînement.	61
Tableau 3.8 : Indicateurs de performance pour la SVM – Phase d’entraînement	61
Tableau 3.9 : Résultats de prédiction de σ_{xx} et σ_{yy} par GPR – Phase d’apprentissage.	63
Tableau 3.10 : Indicateurs de performance pour la GPR – Phase d’entraînement.....	64
Tableau 3.11 : Récapitulatif des indicateurs de performance – Phase d’entraînement (Abed et al., 2024).	65
Tableau 3.12 : Confrontation des résultats pour la phase d’entraînement (Abed et al., 2024).	66
Tableau 3.13 : Récapitulatif des indicateurs de performance – Phase de test (Abed et al., 2024).	68
Tableau 3.14 : Résultats de simulation pour la phase de test (Abed et al., 2024).....	69
Tableau 3.15 : Récapitulatif des indicateurs de performance pour l’ensemble des données (Abed et al., 2024).	70

Chapitre 4 : Modélisation et simulation de l’usinage de l’acier AISI H13

Tableau 4.1 : Propriétés de l’outil de coupe (Ng et al., 1999).	77
Tableau 4.2 : Paramètres de coupe utilisés (Ng et al., 1999).	78
Tableau 4.3 : Récapitulatif et confrontation des prédictions pour l’effort de coupe.....	86
Tableau 4.4 : Paramètres rhéologiques de l’acier AISI H13 (Shalta et al., 2001).	93
Tableau 4.5 : Propriétés de l’acier AISI H13 (Ng et al., 1991 ; Huang & Liang, 2003).	94
Tableau 4.6 : Confrontation des prédictions du modèle d’Oxley.	94
Tableau 4.7 : Confrontation des prédictions du modèle d’Oxley corrigé.	94
Tableau 4.8 : Résultats de simulation du modèle d’Oxley corrigé.	95
Tableau 4.9 : Confrontation des résultats pour la composante F_c	95
Tableau 4.10 : Confrontation des résultats pour la composante F_f	96
Tableau 4.11 : Confrontation des résultats pour la température à l’interface outil-copeau.	97

Nomenclature

Symbol	Désignation	Unité
A, B	Paramètres de la contrainte d'écoulement de J-C	MPa
A ₁ , A ₂	Ensembles flous pour x_1 (ANFIS)	
A _{eq} , b _{eq}	Matrice et vecteur du système linéaire d'égalité	
A _{ineq} , b _{ineq}	Matrice et vecteur du système linéaire d'inégalité	
a _p	Profondeur de passe	mm
\bar{a}_i , \bar{b}_i et \bar{c}_i	Paramètres de contrôle de la fonction d'activation du neurone i	
b	Biais	
B ₁ , B ₂	Ensembles flous pour x_2 (ANFIS)	
b _j	Biais du neurone j	
c	Contraintes non-linéaires d'inégalité	
C, D, E, n, m	Coefficients de la contrainte d'écoulement de J-C (généralisée)	
C ₀	Constante de la vitesse de déformation du modèle d'Oxley	
c _{eq}	Contraintes non-linéaires d'égalité	
C _p	Chaleur spécifique du matériau usiné	J·kg ⁻¹ ·°C ⁻¹
C _t	Fonction coût	
D _p	Diamètre de la pièce	mm
e	Erreur de prédiction	
F	Effort tangentiel à l'interface outil-copeau	
f	Avance	mm/tr
\bar{f}_i	Sorties après défuzzification	
F _c	Effort de coupe ou composante tangentielle de l'effort de coupe	N
F _f	Effort d'avance ou composante axiale de l'effort de coupe	N
F _N	Effort normal dans le plan de cisaillement primaire	N
F _{obj}	Fonction_objectif	
F _r	Effort radial ou composante radiale de l'effort de coupe	N
F _R	Effort de coupe résultant	N
F _S	Effort tangentiel dans le plan de cisaillement primaire	N
g	Fonction d'activation du neurone	
\bar{g}	Fonction de prédiction pour la GPR	
G	Gradient	
H	Hessien	
h	Longueur de contact outil-copeau	mm
H _c	Coefficient de pondération τ_{int}	
H _{env}	Coefficient d'échange par convection avec l'environnement	W·m ⁻² ·°C ⁻¹
H _h	Coefficient correctif de la longueur de contact outil-copeau	
h _{int}	Coefficient d'échange thermique à l'interface outil-copeau	W·m ⁻² ·°C ⁻¹
H _N	Coefficient de pondération de la contrainte normale à l'interface outil-copeau	
I	Matrice unitaire	
J	Jacobien	

Nomenclature

K	Conductivité thermique du matériau usiné	$\text{W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$
k	Contrainte maximale en cisaillement du matériau usiné	MPa
$K(X_i, x)$	Fonction du noyau	
k_{AB}	Contrainte de cisaillement dans la zone Z_I	MPa
k_{chip}	Contrainte d'écoulement au cisaillement dans le copeau	MPa
$\bar{K}(X, X')$	Fonction de covariance	
lb, ub	Limites inférieure et supérieure du point recherché	
\bar{m}	Coefficient de frottement dû au cisaillement	
N	Effort normal à l'interface outil-copeau	N
N_b	Fréquence de rotation de la broche	tr/min
n_{eq}	Exposant d'écrouissage équivalent	
N_T	Nombre de tests ou d'essais	
P_c	Puissance de coupe	W
R^2	Coefficient de détermination	
R_a	Rugosité arithmétique de surface	μm
R_T	Nombre thermique adimensionnel	
r_ε	Rayon de bec de l'outil	mm
s_j	Sortie du neurone j	
T	Température	$^\circ\text{C}$
T_0	Température initiale du matériau usiné	$^\circ\text{C}$
T_{AB}	Température moyenne dans la zone Z_I	$^\circ\text{C}$
t_c	Épaisseur du copeau	mm
T_f	Température de fusion du matériau usiné	$^\circ\text{C}$
T_{int}	Température moyenne dans la zone Z_{II}	$^\circ\text{C}$
u_j	Activité du neurone j	
V_c	Vitesse de coupe	m/min
V_{cop}	Vitesse du copeau	m/s
V_f	Vitesse d'avance	mm/s
V_s	Vitesse de passage à travers la zone de cisaillement primaire	m/s
w_{ij}	Poids de pondération des entrées i du neurone j	
x	Point recherché	
X_i	Entrées du réseau	
\bar{x}_G	Coordonnée du centre de gravité	mm
X_i	Vecteurs de support	
y	Sortie observée	
\hat{y}	Sortie prédictive	
\bar{y}	Sortie moyenne	
α	Angle de dépouille	$^\circ$
α_i	Coefficients de la régression SVM	
α_n	Angle de dépouille dans le plan P_n	$^\circ$
$\bar{\alpha}$	Coefficient de la contrainte d'écoulement de J-C (généralisée)	

Nomenclature

β	Fraction de chaleur qui passe vers la pièce	
β_n	Angle taillant dans le plan Pn	°
γ	Angle de coupe	°
γ_n	Angle de coupe dans le plan Pn	°
δ	Fraction de l'épaisseur du copeau	
ΔT_M	Élévation de température dans la zone de cisaillement secondaire	°C
ΔT_{Sz}	Élévation de température dans la zone de cisaillement primaire	°C
ΔW_{ij}	Pas des poids	
ϵ	Déformation	
ϵ_{AB}	Déformation dans la zone Z _I	
ϵ_{int}	Déformation dans la zone Z _{II}	
ϵ_r	Angle de pointe de l'outil	°
$\dot{\epsilon}$	Vitesse de déformation	s ⁻¹
$\dot{\epsilon}_0$	Vitesse de déformation de référence	s ⁻¹
$\dot{\epsilon}_{AB}$	Vitesse de déformation dans la zone Z _I	s ⁻¹
ζ_i	Bruit Gaussien	
η	Coefficient d'ajustement thermique dans la zone primaire	
$\bar{\eta}$	Rendement de la machine-outil	
κ_r	Angle de direction de l'arête	°
λ	Angle de frottement	°
λ_s	Angle d'inclinaison de l'arête	°
ν	Coefficient de Poisson	
ρ	Masse volumique	kg·m ⁻³
σ_{int}	Contrainte normale à l'interface outil-copeau	MPa
σ_{Nmax}	Contrainte normale maximale à l'interface outil-copeau	MPa
σ_{xx}	Contrainte résiduelle axiale	MPa
σ_{yy}	Contrainte résiduelle circonférentielle	MPa
$\bar{\sigma}$	Contrainte d'écoulement du matériau usiné	MPa
σ_i^2	Variance	
τ_{int}	Contrainte de cisaillement à l'interface outil-copeau	MPa
ϕ	Angle de cisaillement primaire	°
Ψ	Coefficient d'ajustement thermique dans la zone secondaire	

Abréviations

AISI	American Iron and Steel Institute
ALE	Arbitrary Lagrangian-Eulerian
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
ANN	Artificial Neural Network
APE	Absolute Percentage Error
BUE	Built-Up-Edge
CBN	Cubic Boron Nitride

Nomenclature

CEL	Coupled Eulerian-Lagrangian
DOE	Design Of Experiments
GA	Genetic Algorithm
GPR	Gaussian Process Regression
HRC	Dureté Rockwell (Echelle C)
IA	Intelligence Artificielle
J-C	Johnson-Cook
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
MEF	Méthode des Eléments Finis
MRR	Material Removal Rate
PCBN	Polycrystalline Cubic Boron Nitride
RMSE	Root Mean Square Error
SCR	Somme des Carrés Résiduels
SCT	Somme des Carrés Totaux
SVM	Support Vector Machine
Z _I , Z _{II}	Zones de cisaillements primaire et secondaire

Introduction générale

Introduction générale

L’usinage demeure l’un des procédés de fabrication les plus utilisés dans l’industrie, notamment dans les secteurs de l’aéronautique, de l’automobile, de la fabrication d’outillages, etc. Malgré l’émergence de techniques avancées telles que l’usinage non-traditionnel, les procédés de coupe conservent une place prépondérante pour la réalisation de produits qui requirent des surfaces de qualité. Parmi ces procédés, le tournage dur représente une alternative économique et performante à la rectification traditionnelle pour l’usinage des matériaux à dureté supérieure à 45 HRC. Il permet d’obtenir une bonne précision dimensionnelle et une bonne qualité de surface, tout en réduisant les coûts et les temps de production.

Cependant, l’usinage dur présente des défis importants liés à la complexité des phénomènes thermomécaniques qui se développent dans la zone de coupe. Ces phénomènes influencent directement l’intégrité de surface des pièces usinées, laquelle constitue un critère déterminant pour leurs performances en service. En particulier, les contraintes résiduelles générées durant le processus de coupe jouent un rôle essentiel dans la résistance en fatigue, la stabilité dimensionnelle et la durée de vie des produits. Face à la complexité des phénomènes liés à la coupe, les modélisations numérique et analytique constituent des approches fondamentales ; néanmoins, les techniques d’apprentissage automatique (Machine Learning) apparaissent comme des outils complémentaires et prometteurs capables d’établir des relations non-linéaires complexes entre les entrées et les réponses du processus. Ainsi, les travaux présentés dans cette thèse s’inscrivent dans une démarche utilisant ces outils pour développer des modèles capables de fournir des prédictions meilleures.

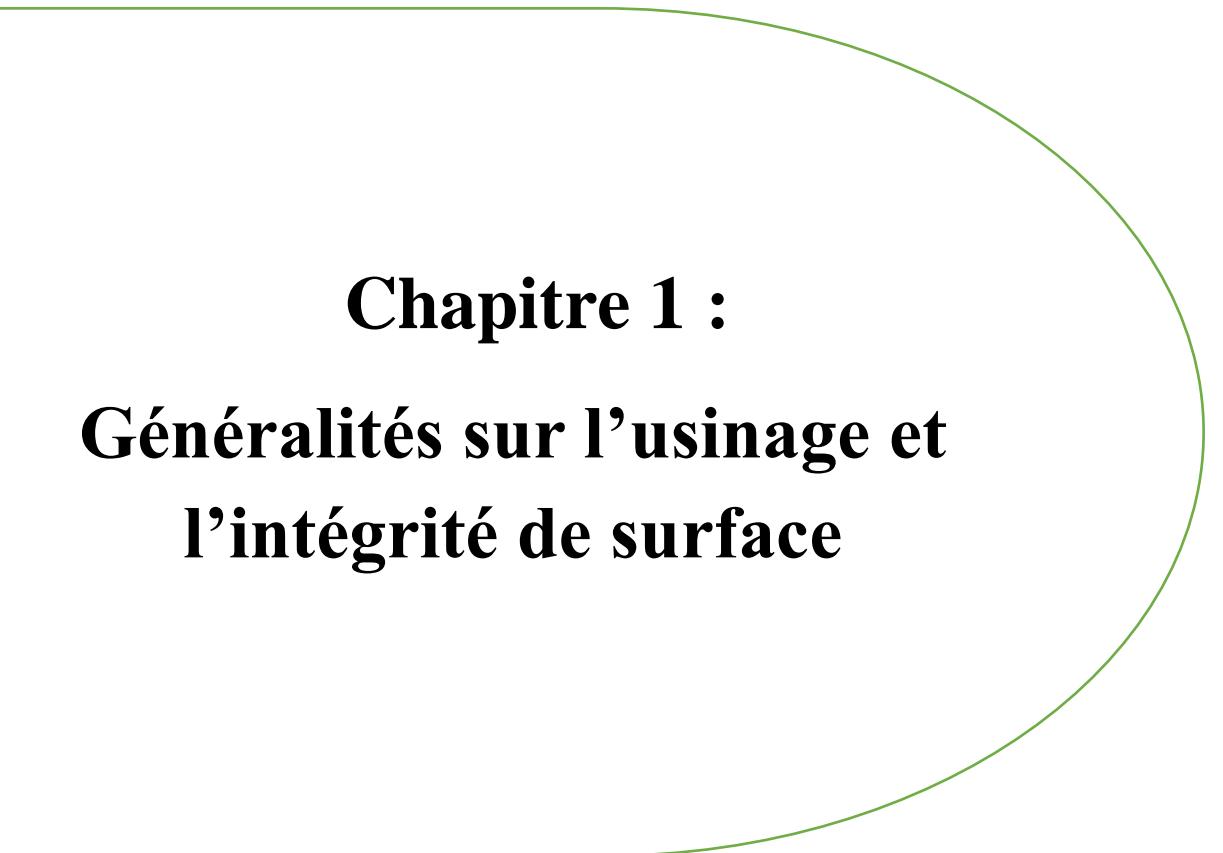
La présente thèse est structurée en quatre chapitres décrits comme suit :

- ✓ Le premier chapitre présente des généralités sur l’usinage, en mettant l’accent sur la classification de ses procédés. Aussi, les paramètres de coupe associés au processus de tournage, et les caractéristiques spécifiques liées à l’usinage dur sont abordés. Enfin, nous évoquerons des notions clés de l’intégrité de surface telles que la rugosité, les contraintes résiduelles et la microstructure, essentielles pour comprendre les implications sur les performances en service des pièces usinées.
- ✓ Le deuxième chapitre expose les fondements théoriques et les formulations mathématiques utilisées pour la modélisation. Il reporte les différentes techniques d’apprentissage automatique (ANN, ANFIS, SVM, et GPR), et la formulation du problème d’optimisation non-linéaire avec contraintes visant la maximisation du débit de copeaux lors d’une opération de tournage dur par algorithme génétique (GA). Aussi, les aspects liés aux modélisations numérique et analytique d’une coupe orthogonale sont abordés.

Introduction générale

- ✓ Le troisième chapitre est consacré à la prédiction des contraintes résiduelles induites par le tournage dur à sec de l'acier AISI 52100 par un outil de coupe CBN. À cet effet, des techniques d'apprentissage automatique (Machine Learning) qui incluent le réseau de neurones artificiels (ANN), le système d'inférence neuro-floue adaptatif (ANFIS), la machine à vecteurs de support (SVM) et la régression par processus Gaussien (GPR) sont utilisés. Aussi, les modèles élaborés sont confrontés sur la base de leurs efficacités respectives pour dégager les points forts et les limites de chaque modèle. Les efficacités sont analysées et comparées à travers les indicateurs de performance R^2 , RMSE et MAPE.
- ✓ Le quatrième chapitre traite de la simulation numérique et analytique de la coupe orthogonale de l'acier AISI H13 par un outil PCBN. L'évaluation de la performance des modèles élaborés est réalisée en comparant leurs prédictions aux données expérimentales et de simulation tout en analysant l'influence des paramètres de coupe, notamment la vitesse, sur les efforts de coupe, la température et les contraintes résiduelles. La simulation numérique est effectuée sous le progiciel Deform tout en introduisant la loi rhéologique du matériau usiné et la nature du frottement à l'interface outil-copeau. Pour la modélisation analytique, la modélisation d'Oxley est adoptée avec l'intégration de corrections liées à la répartition des contraintes normale et tangentielle à l'interface outil-copeau.

Enfin, nous clôturons cette thèse par une conclusion générale et des perspectives.



Chapitre 1 :

Généralités sur l'usinage et l'intégrité de surface

1.1. Introduction

Ce premier chapitre présente des généralités sur l'usinage, en mettant l'accent sur ses différents types, les paramètres influençant la coupe et les phénomènes associés. Une attention particulière sera portée à l'usinage dur qui est une technique relative au travail des matériaux difficiles à usiner, ainsi qu'à l'intégrité de surface qui présente un critère fondamental dans l'évaluation de la qualité des pièces usinées.

Nous commencerons par une brève présentation historique sur l'usinage, suivie d'une classification de ses différents procédés utilisés dans l'industrie. Aussi, nous allons évoquer les paramètres de coupe associés au processus de tournage, et les caractéristiques spécifiques liées à l'usinage dur. Enfin, nous aborderons des notions clés de l'intégrité de surface telles que la rugosité, les contraintes résiduelles et la microstructure, essentielles pour comprendre les implications sur la qualité des pièces usinées.

1.2. Bref historique sur l'usinage

L'usinage est un procédé de fabrication essentiel dans l'industrie manufacturière, permettant la mise en forme de pièces mécaniques avec la précision souhaitée. Souvent, des opérations supplémentaires sont nécessaires pour les pièces fabriquées par formage, moulage et autres processus de mise en forme afin de garantir par la suite un assemblage correct et précis. Le contrôle des tolérances et de l'état de surface des pièces fabriquées est de la plus haute importance car il est nécessaire que les pièces aient des caractéristiques interchangeables afin qu'elles fonctionnent comme prévu durant leur durée de vie.

Les premiers outils utilisés pour les opérations de coupe étaient fabriqués à partir de bâtons, de pierres ou d'os. Avec le progrès, les métaux élémentaires tels que le fer et le bronze ont été employés pour produire des outils manuels. Ces derniers ont contribué à la fabrication de navires de guerre, de chariots, de meubles et d'ustensiles d'usage quotidien. Plus tard, les outils motorisés sont apparus avec l'introduction de la vapeur, de l'eau et de l'électricité.

Vaucanson a créé en 1751 son célèbre "tour à charioter à bâti métallique ", actuellement exposé au musée du Conservatoire National des Arts et Métiers (CNAM) en France. Le chariot porte-outil, qui se déplace parallèlement à l'axe des pointes et possédant un guide prismatique, est l'innovation fondamentale de ce tour dont le bâti est construit en barres de fer boulonnées. Le chariot permet d'usiner avec précision des pièces jusqu'à 1 m de long et 30 cm de diamètre (Maurice et al., 1979).

Les premières machines-outils ont été créées principalement grâce aux efforts des ingénieurs

Français au 18^{ème} siècle pour deux raisons principales :

- ✓ Certains ont reconnu le potentiel d'effectuer mécaniquement des activités que les approches artisanales ne pouvaient pas accomplir avec précision. À la suite de Wilkinson et Maudslay, les ingénieurs Anglais ont contribué à l'avancement et au développement de la machine-outil dans cette optique.
- ✓ Les autres sont motivés par le souci d'augmenter le rendement, comme Frédéric Japy, qui dépose un brevet pour une douzaine de machines en 1799. Depuis cette époque, la prolifération importante de ces "machines à fabriquer des machines" et leur précision toujours plus grande sont une composante essentielle du machinisme industriel.

La figure 1.1 illustre la première exposition internationale de machines-outils en 1898. Il s'agit d'une méthode de fabrication destinée à tenir un outil fixe, mobile ou rotatif et à lui imprimer un mouvement afin de fabriquer ou de déformer une pièce ou un ensemble monté sur une table fixe ou mobile.



Figure 1.1 : Première exposition internationale de machines-outils en 1898 [1].

Les outils à entraînement mécanique ont donc été remplacés par des outils à entraînement électrique pour un grand nombre d'applications. Une nouvelle catégorie de machines-outils a vu le jour au 19^{ème} siècle avec l'arrivée des aciers alliés comme matériaux de coupe.

John Wilkinson a été l'un des principaux contributeurs ; en 1774, il a construit une machine-outil pour l'alésage des cylindres de moteur qui a surmonté les difficultés associées à la première série de machines-outils fonctionnant à la vapeur et un tour à décolleter a ensuite été conçu en 1797 par Henry Maudslay. Des machines-outils de façonnage et de planification ont été développées par James Nasmyth pour l'usinage de surfaces planes, d'épaulements, de rainures,

et de surfaces angulaires. Un outil de coupe à pointe unique était utilisé par ces machines. Un autre ensemble de machines-outils était la perceuse utilisant des forets hélicoïdaux pour produire des trous. La première fraiseuse a été développée en 1818 par Whitney pour la découpe des rainures en T et des queues d'aronde. Brown a inventé la fraiseuse universelle en 1862, qui était utilisée pour usiner les cannelures hélicoïdales des forets. La rectifieuse a été introduite à la fin du 19^{ème} siècle. Avec les progrès réalisés, la machine à roder a vu le jour pour produire des surfaces de haute qualité.

L'une des inventions les plus remarquables est le tour à tourelle, conçu au milieu du 19^{ème} siècle pour la production automatique de vis. En 1896, Fellows a conçu une machine capable de produire n'importe quel type d'engrenage. Parmi les autres exemples notables des progrès de la technologie des machines-outils, on peut citer les tours verticaux à stations multiples, les fraiseuses de production, les perceuses à colonne et d'autres machines à usage spécial comme le rodage, le brochage et l'alésage (McGeough et al., 1988).

À la fin du 19^{ème} siècle et au début du 20^{ème} siècle, l'énergie électrique a remplacé la vapeur pour alimenter les différentes machines-outils. D'autres perfectionnements ont été apportés aux machines-outils de base pour aboutir à des versions avancées de celles-ci. Par exemple, des outils de coupe multipoints ont été introduits pour les fraiseuses. Cependant, la technologie des machines repose essentiellement sur le principe de l'utilisation d'outils de coupe dans un matériau plus dur que celui de la pièce à usiner.

Les machines existantes ont été perfectionnées grâce à l'utilisation de cames et de mécanismes automatiques, ce qui a permis de réduire le coût de la main-d'œuvre et d'améliorer la qualité du produit (McGeough et al., 1988). La précision du produit a été le principal objectif des progrès réalisés après les années 1950. Avec l'avènement de la commande numérique, les machines à commande numérique par ordinateur (CNC) et à commande numérique directe (DNC) ont vu le jour en 1953 et ont permis d'améliorer la qualité de la surface. Les progrès rapides des industries informatique et électronique ont permis un développement continu et rapide de la technologie des machines pendant 50 ans. Les progrès récents sont ceux des machines de rectification, d'alésage et de superfinition.

Dans l'ère moderne, les matériaux utilisés pour la fabrication sont plus durs, plus résistants et relativement plus difficiles à couper. Par conséquent, l'attention s'est portée sur le développement de processus d'usinage qui ne limitent pas leur performance en raison des propriétés mécaniques des matériaux. Ainsi, les procédés d'usinage non conventionnels sont nés de l'évolution constante de la technologie des machines. Ils sont apparus comme une alternative à la production de formes complexes, à l'intégrité des surfaces et à l'usinabilité. La

combinaison des différents procédés d'usinage était une nécessité pour étendre les capacités des outils d'usinage actuels. Cette combinaison était connue sous le nom de système d'usinage hybride qui combinait les avantages des processus impliqués dans la combinaison et annulait ainsi les effets négatifs des composants individuels.

La réduction de la taille et des dimensions des pièces à usiner a été mise en avant par la communauté des chercheurs après la possibilité de percer des trous de très petits diamètres. Une réduction supplémentaire de la taille des pièces a été possible avec l'avènement du micro-usinage. Le micro-usinage vise à produire des systèmes complètement intégrés, intégrant des circuits microélectroniques dans des structures micro-usinées. Parmi les applications récentes du micro-usinage figurent les lasers, le micro-usinage du silicium et la photolithographie.

Le mécanisme d'enlèvement de matière peut désormais impliquer l'enlèvement d'atomes ou de molécules plutôt que de copeaux comme dans le cas de l'usinage par faisceau ionique. Tanigushi et al. (Tanigushi et al., 1983) ont présenté le nano-usinage qui permet d'usiner des composants avec des tolérances allant du niveau submicronique au niveau nanométrique, couvrant ainsi la tendance à la miniaturisation. L'exigence de haute performance et d'efficacité dans différents domaines tels que l'industrie aéronautique nécessite la production de composants avec des niveaux de tolérance faibles. Le microscope électronique à balayage, l'équipement de diffraction des électrons ou l'analyseur de faisceau d'ions sont les instruments qui peuvent être utilisés pour mesurer ces niveaux d'ultra-précision.

Avec tous ces développements, les procédés d'usinage conventionnels continuent d'occuper une part dominante de toutes les opérations de fabrication. Les nouvelles améliorations des technologies des machines-outils et des outils de coupe, de même que le développement de matériaux de pointe, qui visent tous à améliorer la productivité de la fabrication, la qualité des produits et la réduction des coûts, nécessitent des modèles prédictifs à intégrer dans les systèmes de planification des processus d'usinage.

1.3. Procédé d'usinage

Le terme « usinage », employé par excès de langage, est dédié par l'usage pour tous les procédés relatés ci-dessous ; il concerne même les procédés sans utilisation d'outil mais utilisant un milieu agressif. On sépare fréquemment les procédés d'usinage mécaniques dits traditionnels de ceux qualifiés par non-traditionnels ; ce dernier terme désigne les procédés qui ont vu le jour après 1945 principalement pour travailler des matériaux qui ne se prêtent pas aisément aux techniques d'usinage classiques (Felder, 1997).

Les procédés d'usinage peuvent être classés en trois catégories principales, et ce en fonction des

phénomènes physiques associés :

- **Procédés de coupe :** La matière est enlevée par l'intervention mécanique d'un outil tranchant. L'effort exercée entraîne la création, à une échelle macroscopique, d'un ou plusieurs fragments dits copeaux ; à cet effet, on distingue :

- ✓ Les procédés à grande vitesse ($\geq 15 \text{ m/min}$) et fort débit de matière (fraisage, tournage, perçage).
- ✓ Les procédés de faible vitesse (sciage, rabotage, mortaisage, brochage, ...).

- **Procédés par abrasion**

La matière est enlevée par l'intervention mécanique d'un grand nombre de petits grains abrasifs durs qui interagissent de deux manières distinctes :

- ✓ Soit ils sont attachés à un support solide (abrasion à deux corps) : rectification, meulage.
- ✓ Soit transportés par un milieu fluide (abrasion à trois corps) : rodage et polissage à la pâte abrasive, usinage par ultrasons, par un jet de fluide abrasif. Ces deux derniers procédés sont qualifiés de non-traditionnels.

- **Procédés physico-chimiques**

Ils sont considérés de non-traditionnels où l'enlèvement de matière se fait (excepté l'effet d'un jet d'eau) par des techniques non-mécaniques :

- ✓ Action thermoélectrique d'un arc électrique (électroérosion), d'un plasma ou d'un faisceau lumineux cohérent (laser) ou d'électrons.
- ✓ Intervention thermochimique de la flamme d'un chalumeau (oxycoupage).
- ✓ Réaction électrochimique dans un électrolyte (usinage électrochimique).
- ✓ Réaction chimique avec un liquide (usinage chimique).

Dans le cadre de cette thèse, notre étude porte spécifiquement sur le procédé de coupe, et plus particulièrement, nous nous intéressons au processus de tournage ; le choix de ce dernier s'appuie sur plusieurs points justifiés dans la littérature, notamment ceux énoncés par Haddouche (Haddouche, 1995).

1.4. Processus de tournage

Le processus de tournage est un procédé de coupe où la pièce est animée par un mouvement de coupe ayant une trajectoire circulaire avec une fréquence de rotation (N_b). L'outil est animé par un mouvement d'avance (M_f) avec une trajectoire de translation ayant une vitesse d'avance (V_f). La conjugaison de ces deux mouvements et la forme de la partie active de l'outil

vont permettre de réaliser des profils de révolution (cylindrique, conique). La figure 1.2 adaptée illustre les composantes d'un processus de tournage.

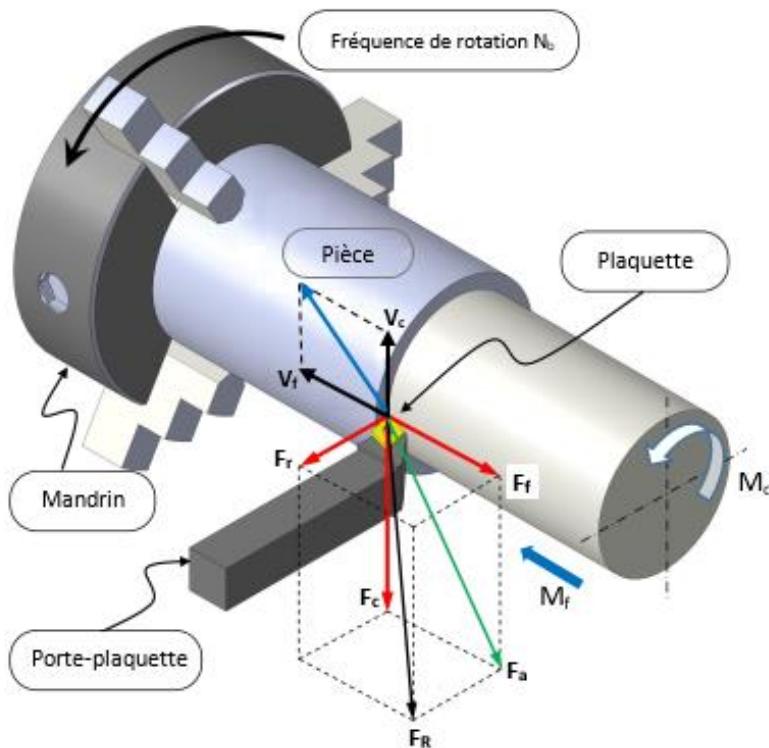


Figure 1.2 : Procédé de tournage (Rizal et al., 2022).

1.4.1. Paramètres de coupe en tournage

Les conditions de coupe impliquées lors du tournage, en dehors de la géométrie de l'outil et de la lubrification, sont nommées les paramètres de coupe ; à savoir : la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe.

- **Vitesse de coupe :** C'est la vitesse relative de l'outil par rapport à la pièce, mesurée en mètres par minute [m/min]. Il s'agit donc de la vitesse tangentielle au point de la pièce coïncidant avec la pointe de l'outil de coupe. Elle est liée, d'une part, à la fréquence de rotation de la broche (porte-pièce) N_b , exprimée en tours par minute [tr/min], et, d'autre part, au diamètre de la pièce D_p [mm] ; soit :

$$V_c = \frac{\pi D_p \times N_b}{1000} \quad (1.1)$$

- **Avance par tour :** La vitesse d'avance V_f est liée au déplacement de l'outil exprimée en [mm/s] ; par contre, l'avance f est relative au déplacement de l'outil par tour de broche exprimée en [mm/tr]. Ces deux grandeurs sont liées par l'équation qui suit :

$$V_f = \frac{N_b \times f}{60} \quad (1.2)$$

- **Profondeur de passe :** Est la quantité de matière enlevée par l'outil de coupe lors d'une passe, c'est-à-dire lors d'un passage de l'outil dans la pièce à usiner. Cette grandeur, notée a_p et exprimée en [mm], représente aussi la différence entre les rayons initial et final de la pièce.

1.4.2. Plans et angles d'un outil de coupe

Quelle que soit le matériau à usiner, l'outil est l'un des éléments les plus déterminants pour la réalisation de la coupe. Plusieurs facteurs conditionnent le champ d'utilisation d'un outil de coupe tels que la géométrie, le matériau, le type de revêtement et les conditions de lubrification. La figure 1.3 montre la zone fonctionnelle d'un outil de coupe ; cette zone est délimitée par trois surfaces :

- La face de coupe où s'effectue le glissement du copeau.
- Les faces de dépouille (principale et secondaire) qui sont en contact avec la surface usinée et la surface générée lors de la coupe.

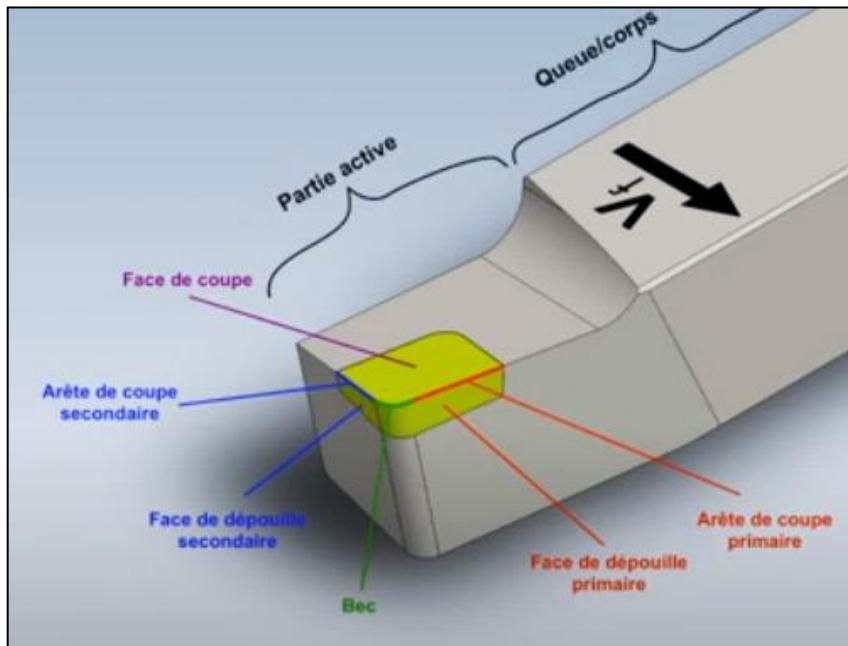


Figure 1.3 : Partie active d'un outil de coupe [2].

L'arête principale correspond à la ligne de rencontre entre la face de coupe principale et la face de dépouille principale. L'arête secondaire, quant à elle, naît de l'intersection entre la face de coupe secondaire et la face de dépouille secondaire. La connexion de ces deux arêtes définit le bec de l'outil dont le profil peut-être rectiligne ($r_e = 0$) ou arrondi ($r_e \neq 0$).

Dans ce qui suit, nous allons considérer les plans et les angles d'un outil de coupe illustrés par la figure 1.4.

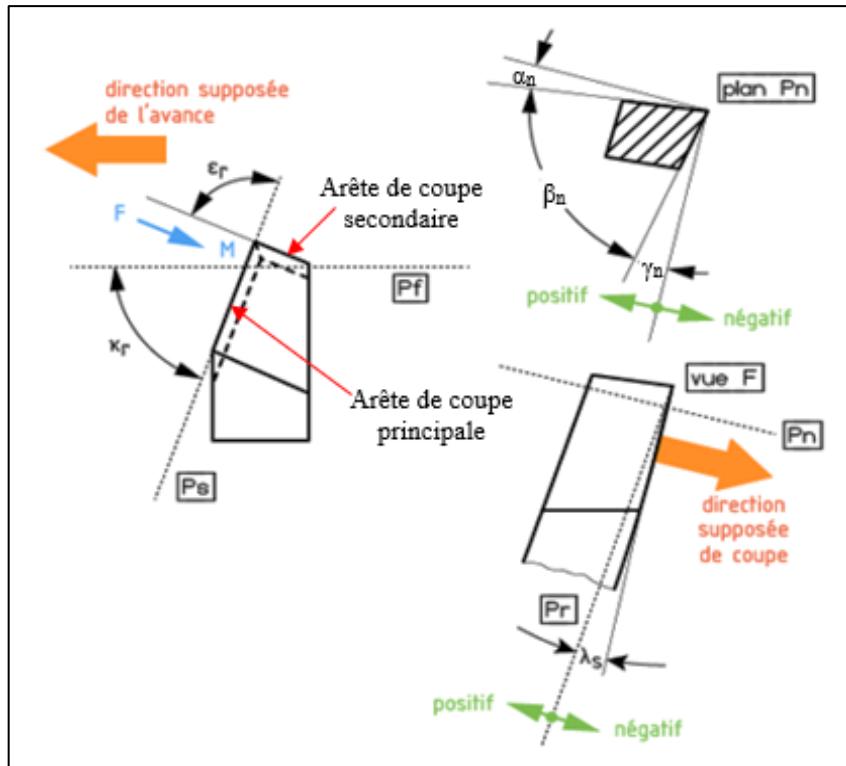


Figure 1.4 : Plans et angles d'un outil à tranchant unique « en main » [3].

- ✓ L'angle de direction de l'arête κ_r : est situé entre les plans Pf et Ps ; il oriente la distribution des composantes de l'effort de coupe, guide l'évacuation des copeaux et influence la longueur de l'arête en coupe.
- ✓ L'angle d'inclinaison de l'arête λ_s : est situé entre l'arête de coupe principale et le plan Pr ; il décrit l'orientation de l'arête de coupe par rapport à la direction de la coupe. Cet angle influence la formation des copeaux, les efforts de coupe et la longévité de l'outil.
- ✓ L'angle de pointe ε_r : est mesuré entre le plan Ps et le plan orthogonal contenant l'arête de coupe secondaire.
- ✓ L'angle de dépouille α_n : est mesuré entre la face de dépouille et le plan Ps. S'il est trop grand, l'arête de coupe est fragile ; au contraire s'il est trop petit, la surface de contact entre la pièce et la face de dépouille est augmentée, ce qui a pour effet d'accroître le risque de contre-dépouille. Aussi, il régule le frottement généré au contact de la surface usinée influençant ainsi la longévité de l'outil.
- ✓ L'angle de coupe γ_n : est situé entre la face de coupe et le plan Pr ; il impacte directement l'écoulement du copeau sur la face de coupe, ce qui module les forces mécaniques engagées, l'énergie requise et la dissipation thermique. Selon le matériau à usiner, il peut passer d'une valeur positive à une valeur négative.

1.5. Tournage dur

Le tournage dur permet, à des débits de copeaux nettement plus élevés, d'obtenir une bonne qualité de surface usinée autant que celle produite par un processus de rectification traditionnelle ; à noter que ce dernier implique un faible taux d'enlèvement de matière associé parfois à des temps de rectification longs.

Le tournage dur peut produire une meilleure finition de la surface usinée lorsque principalement la bonne combinaison du rayon de bec de plaque et de l'avance est correctement choisie. Aussi, le tournage dur permet d'obtenir des surfaces qui ne peuvent pas être réalisées par rectification. Pour un tournage dur réussi (Huddle et al., 2001), les exigences suivantes concernant la machine-outil, l'outil, les conditions de coupe, etc. doivent être respectées.

- ✓ Les vitesses de coupe impliquées sont grandes par conséquent la machine-outil doit présenter une grande rigidité surtout en raison des forces élevées attendues lors de l'usinage de pièces d'une dureté supérieure à 45 HRC. Généralement, le tournage dur est essentiellement un procédé de finition à grande vitesse de coupe, à faible avance et à faible profondeur de coupe.
- ✓ Un matériau d'outil plus résistant avec de faibles propriétés d'usure est nécessaire. Le tournage dur implique des outils à haute dureté comme les carbures revêtus, les céramiques et les CBN. Aussi, la géométrie de l'outil (chanfrein, arrondi, etc.) a une grande influence sur le processus de coupe.
- ✓ Bien qu'on recommande a priori l'utilisation de liquides de refroidissement, le tournage dur est généralement effectué à sec. La température élevée dans la zone de coupe entraîne une ébullition instantanée du liquide de refroidissement, ce qui réduit la durée de vie de l'outil et dégrade l'état de la surface usinée en créant des distorsions thermiques. Pour les coupes continues, la température élevée de la pointe de l'outil lors du tournage à sec sert à recuire la zone pré-coupée ; ceci diminue la valeur de la dureté et rend le matériau usiné plus facile à cisailier. Ceci explique pourquoi il est bénéfique d'augmenter la vitesse de coupe lors d'un usinage à sec. La coupe sans liquide de refroidissement présente également des avantages évidents en termes de coûts.

1.6. Formation du copeau et configurations de coupe

1.6.1. Formation du copeau

Un copeau est un morceau de la matière usinée qui se détache lors du processus de coupe. L'observation d'une séquence d'usinage conduit à observer principalement quatre zones de déformation lors de la formation du copeau illustrées par la figure 1.5.

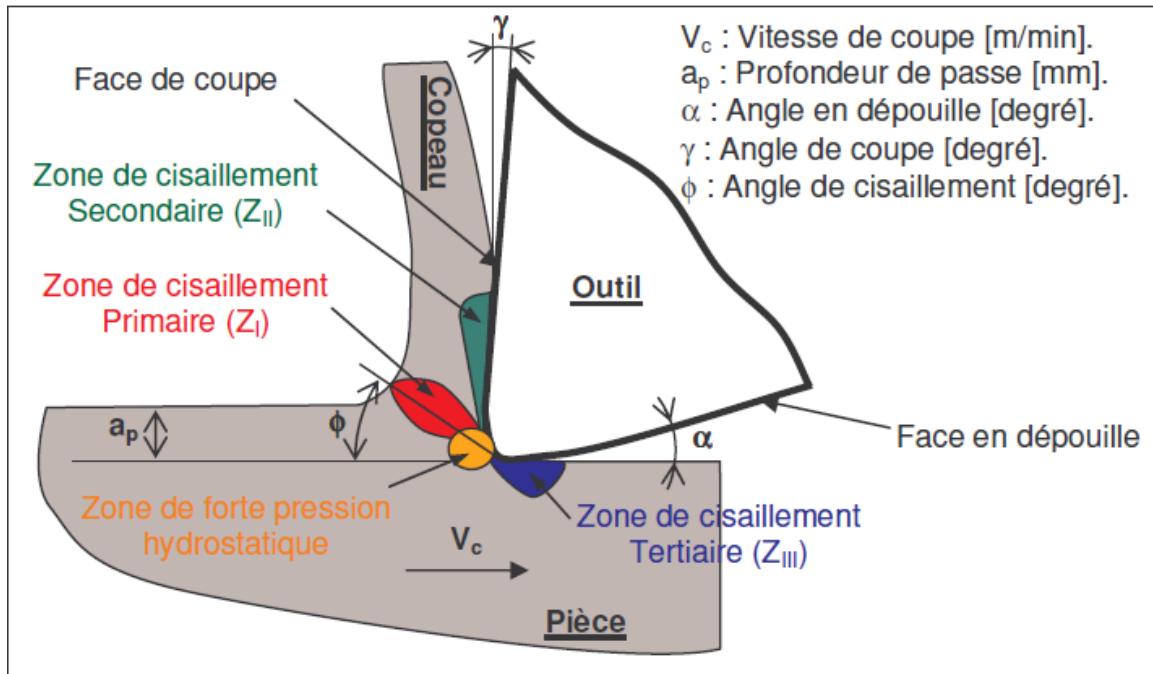


Figure 1.5 : Zones de déformation en coupe orthogonale (Habak et al., 2006).

- **Zone de forte pression hydrostatique** : C'est une région liée à la pénétration de l'outil de coupe dans la matière usinée ; cette dernière est refoulée devant l'outil et subit une compression.

- **Zone Z_I** : désignée comme zone de cisaillement primaire où le matériau usiné génère un copeau. Elle endure une déformation plastique importante en un laps de temps très court à cause du changement soudain de direction.

- **Zone Z_{II}** : nommée zone de cisaillement secondaire où la face de coupe de l'outil subit un frottement intense dû au dégagement du copeau. La bande de cisaillement dans cette zone est caractérisée par son épaisseur qui représente une fraction de l'épaisseur du copeau ($\approx 2\%$).

- **Zone Z_{III}** : est la zone de frottement entre la surface usinée et la face de débouille de l'outil de coupe.

À que dans les zones de cisaillements primaire et secondaire, le matériau usiné subit d'importantes déformations plastiques à grande vitesse et un frottement intense. Cela entraîne localement un fort gradient de température et une production de chaleur qui se dissipe dans le copeau, l'outil et la pièce.

Ernst (Ernst, 1938) a présenté en 1938 une classification des copeaux qui est encore en vigueur ; à cet effet, trois types basiques du copeau ont été identifiés : continu, continu avec arête rapportée, et discontinu. Depuis, les métaux disponibles pour l'usinage, les matériaux des outils de coupe et les vitesses de coupe ont tous augmenté, un quatrième type de copeau nommé

dentelé a été identifié.

- ✓ **Copeau continu :** Lorsque des matériaux ductiles sont usinés à des vitesses élevées et avec des avances et des profondeurs relativement faibles, de longs copeaux continus se forment (Groover, 2010). Des copeaux longs et continus (comme en tournage) peuvent entraîner des problèmes d'évacuation et/ou d'enchevêtrement autour de l'outil. Pour résoudre ces problèmes, les outils de tournage sont souvent équipés de brise-copeaux.

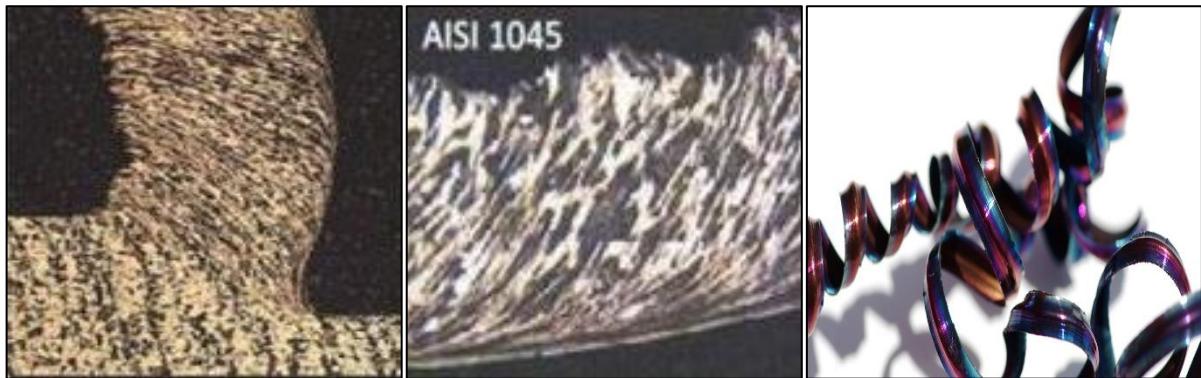


Figure 1.6 : Copeau continu [3, 4].

- ✓ **Copeau continu avec arête rapportée :** Lors de l'usinage de matériaux ductiles à des vitesses de coupe faibles à moyennes, le frottement entre l'outil et le copeau tend à faire adhérer des parties de la matière à la face de coupe de l'outil près de l'arête de coupe. Cette formation est appelée arête rapportée (BUE) (Groover, 2010). La formation de cette dernière est cyclique : elle se forme et s'agrandit, puis devient instable et se rompt. Une grande partie de l'arête rapportée détachée est emportée par le copeau, entraînant parfois des fragments de la face de coupe de l'outil ; ce qui réduit la durée de vie de l'outil. Aussi, les parties de l'arête rapportée détachées et qui ne sont pas emportées par le copeau s'incrustent dans la surface usinée nouvellement créée, ce qui rend cette dernière rugueuse.

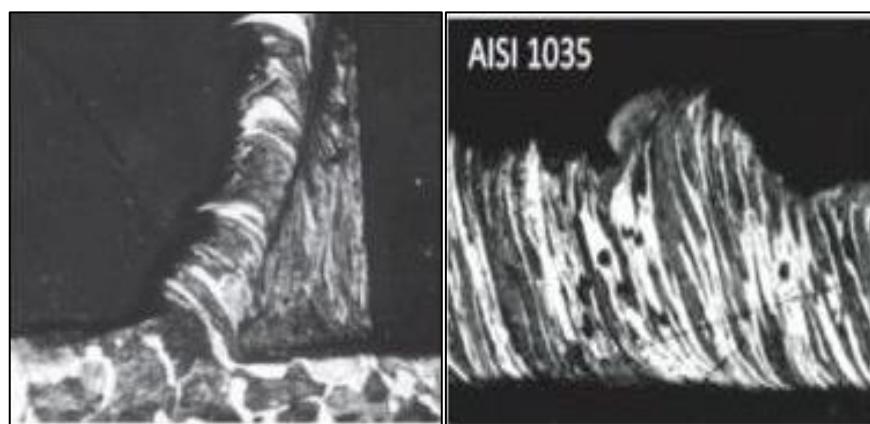


Figure 1.7 : Copeau continu avec arrête rapportée [3].

✓ **Copeau discontinu** : Lorsque des matériaux relativement fragiles (par exemple, la fonte) sont usinés à faible vitesse de coupe, les copeaux se divisent souvent en segments séparés (parfois peu liés) (Groover, 2010). Cela tend à conférer une texture irrégulière à la surface usinée. Un frottement outil-copeau élevé, une avance et une profondeur de coupe importantes favorisent la formation de ce type de copeaux.



Figure 1.8 : Copeau discontinu [5].

✓ **Copeau dentelé (en dents de scie ou à cisaillement localisé)** : Ces copeaux sont semi-continus, car ils présentent un aspect en dents de scie produit par une formation cyclique de copeaux alternant entre une contrainte de cisaillement élevée et une contrainte de cisaillement faible (Groover, 2010). Ce type de copeaux est plus particulièrement associé à certains métaux difficiles à usiner, tels que les alliages de titane, les superalliages à base de nickel et les aciers inoxydables austénitiques lorsqu'ils sont usinés à des vitesses de coupe élevées. Cependant, ce phénomène se retrouve également avec des métaux usinés plus courants (par exemple, les aciers) lorsqu'ils sont usinés à des vitesses élevées.



Figure 1.9 : Copeau dentelé [3].

1.6.2. Configurations de coupe

L'usinage est qualifié d'orthogonal lorsque seule l'arête principale de coupe est prise en compte, cette dernière étant perpendiculaire à la fois à la vitesse de coupe et à la vitesse d'avance ($\kappa_r = 90^\circ$ et $\lambda_s = 0^\circ$). Cette situation implique souvent une hypothèse simplificatrice largement adoptée, qui considère un état plan de déformations. Toutefois, cette approche n'est valable que lorsque la profondeur de passe dépasse significativement l'avance (Athmani, 2008). La plupart des modélisations d'usinage, qu'elles soient numériques ou analytiques, s'appuient sur une configuration de coupe orthogonale. Cependant, les cas réels nécessitent souvent une modélisation en coupe oblique où l'arête principale n'est plus alignée orthogonalement aux vecteurs de vitesse de coupe (V_c) et/ou d'avance (V_f) comme illustré dans la figure 1.10.

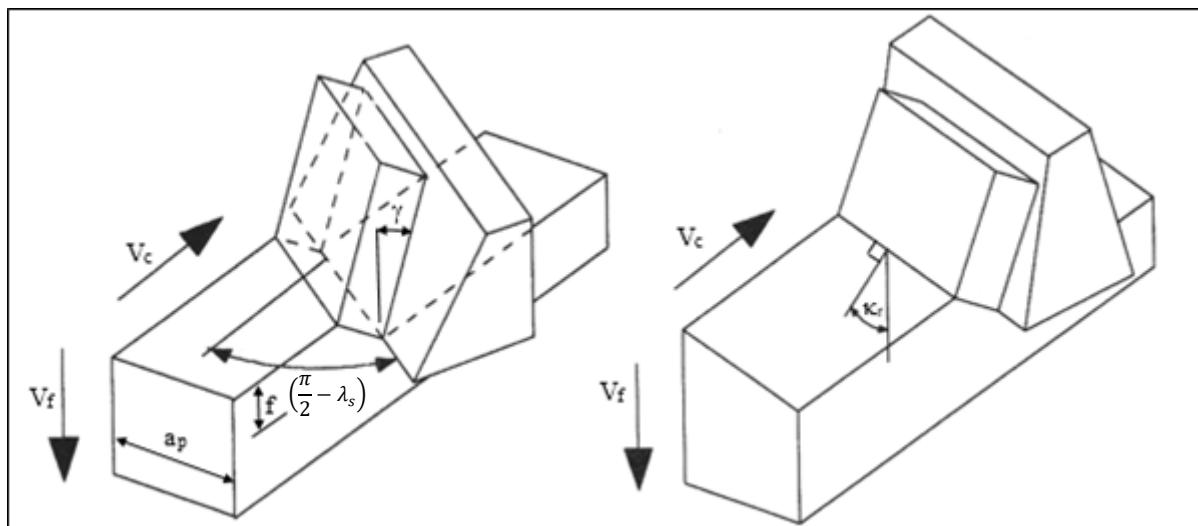


Figure 1.10 : Coupe oblique (Athmani, 2008).

1.7. Intégrité de la surface usinée

L'expression « intégrité de surface » a été inventée en 1964 par Field et Kahles (Field & Kahles, 1964) pour définir l'état de la surface en termes de performances de service probables. Le terme « intégrité de surface » a été défini comme suit :

- l'état inhérent ou amélioré d'une surface produite lors d'un usinage ou d'une autre opération de génération de surface (Field et Kahles, 1964) ;
- ou la valeur topographique, mécanique, chimique et métallurgique d'une surface manufacturée et sa relation avec les performances fonctionnelles (Griffiths, 1989).

Contrairement à la simple finition de surface (comme la rugosité), l'intégrité de surface englobe tous les effets physiques, chimiques et mécaniques d'un procédé de fabrication, et a un impact direct sur la performance et la durabilité d'un produit. Par exemple, une surface avec une

intégrité médiocre peut avoir une limite de fatigue beaucoup plus faible qu'une surface bien finie. Aussi, les fabricants doivent maîtriser les processus de fabrication (comme l'usinage) pour contrôler l'intégrité de surface et garantir que la pièce finale réponde aux spécifications de conception.

En usinage, l'intégrité de surface est définie globalement par trois paramètres (Moussaoui, 2013) :

- Paramètre géométrique : la rugosité ;
- Paramètre mécanique : les contraintes résiduelles ;
- Paramètre métallurgique : la microstructure.

Une surface rugueuse risque d'entraîner des performances fonctionnelles médiocres. Le comportement en fatigue des matériaux est conduit principalement par l'état de la surface puisque l'initiation de fissures apparaît à la surface usinée. Les défauts de surface induits par les opérations d'usinage varient de l'échelle nanométrique à l'échelle macroscopique, ce qui entraîne des effets microstructuraux, mécaniques et chimiques. Aussi, une contrainte résiduelle de traction risque également d'entraîner des performances fonctionnelles médiocres. Des affirmations similaires peuvent être formulées concernant les facteurs qui produisent de bonnes performances fonctionnelles. Ce lien entre le procédé, les aspects de la surface et les performances fonctionnelles est important.

Dans la présente étude, nous nous intéressons, plus particulièrement, à l'aspect mécanique lié aux contraintes résiduelles.

1.7.1. Rugosité de surface

Comprendre la génération de la rugosité de surface lors de l'usinage est essentiel pour estimer la qualité finale de la pièce, optimiser les conditions de coupe, réduire les coûts et améliorer la durabilité de la fabrication industrielle. Différents facteurs influençant la rugosité de surface ont été identifiés et classés comme facteurs de réglage (outil de coupe, machine-outil/montage et pièce), facteurs opérationnels (paramètres de coupe et de procédé) et facteurs de traitement tels que l'arête rapportée, le broutage, l'usure de l'outil, etc. (voir figure 1.11).

La rugosité de surface est l'une des caractéristiques les plus importantes de la qualité d'un produit, car elle a un impact direct sur ses performances, son aspect esthétique, sa résistance à la fatigue, à la corrosion, etc. Cette spécification importante est définie dans les dessins techniques par des annotations relatives à la rugosité de surface telles que Ra (hauteur moyenne arithmétique), Rt (hauteur totale) ou Rq (hauteur moyenne quadratique).

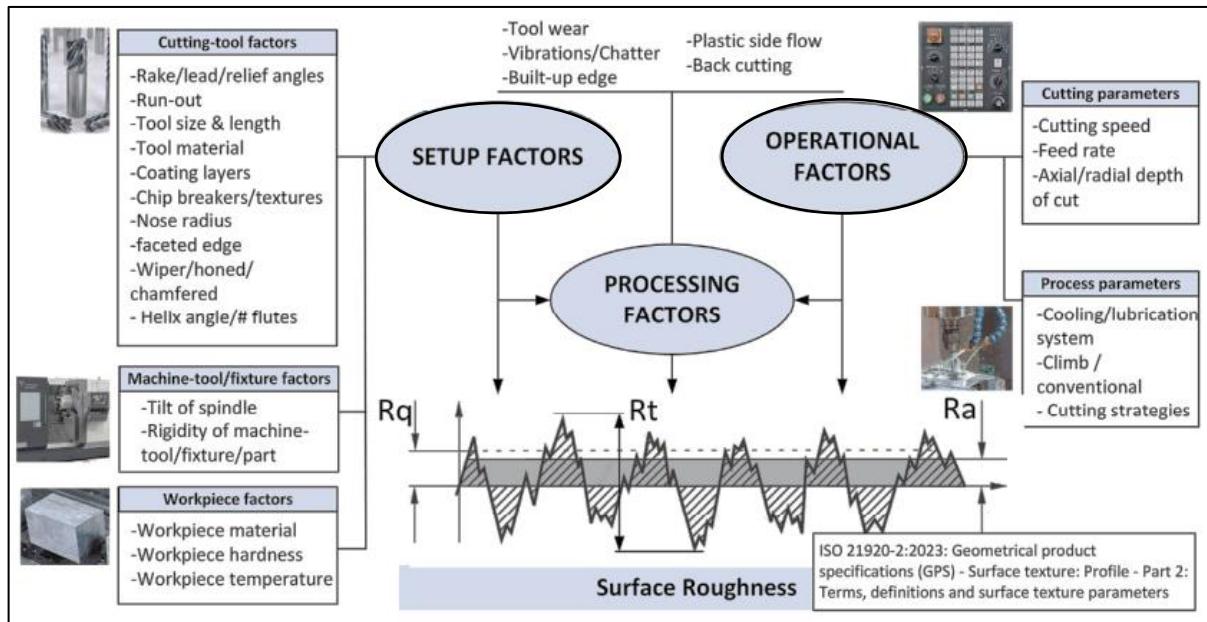


Figure 1.11 : Facteurs influençant la rugosité de surface (Abellán-Nebot et al., 2024).

Une détérioration de l'état de surface peut être un indice de changement de l'intégrité de la surface qui peut affecter la durée de vie du produit. Les irrégularités de surface telles que les marques d'avance sur la surface du produit constituent une grande menace pour l'amorçage des fissures de fatigue. Par contre, les surfaces réfléchissantes améliorent la résistance à la fatigue. Il est souhaitable dans l'industrie d'obtenir une finition de surface miroir d'un roulement, d'un arbre, d'un axe, etc. sans ajouter un processus de finition supplémentaire. À cet effet, l'usinage dur permet d'obtenir le meilleur état de surface possible. Comme le tournage dur est principalement utilisé comme un processus de finition, il est impératif d'étudier les paramètres affectant l'intégrité de la surface et, par conséquent, la durée de vie en fatigue des pièces usinées.

Dans ce qui suit, nous nous limitons à relater les effets des facteurs opérationnels, notamment les paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe).

✓ En général, il est connu qu'une augmentation de la vitesse de coupe améliore la qualité de surface, car des vitesses de coupe élevées réduisent les efforts de coupe et les vibrations, offrant ainsi une meilleure finition de surface (Cakir et al., 2009 ; Jasni & Lajis, 2013). De plus, la vitesse de coupe est un paramètre clé pour éviter la formation d'arête rapportée lors de l'usinage des matériaux tendres, et des vitesses de coupe élevées sont nécessaires pour réduire l'adhérence du matériau (Stephenson & Agapiou, 2018). Cependant, d'autres facteurs peuvent interagir et la rugosité de surface finale peut avoir un comportement différent ; Nalbant et al. (Nalbant et al., 2009) ont montré qu'une augmentation de la vitesse de coupe entraîne une réduction de la rugosité de surface moyenne en utilisant des outils de coupe en carbure cémenté

revêtus lors du tournage de l'acier AISI 1030. Cependant, dans le cas des outils de coupe en carbure cémenté non revêtus, l'accroissement de la vitesse de coupe augmente la rugosité de surface moyenne. Ceci s'explique par l'adhérence du matériau, l'usure rapide et la formation d'entailles sur les outils de coupe non revêtus.

✓ L'avance est le principal facteur utilisé dans les modèles cinématiques pour la prédiction de la rugosité de surface, et dans la quasi-totalité des études expérimentales, elle est l'un des paramètres les plus significatifs liés à la rugosité de surface. Selon (Tan et al., 2022), l'avance a une grande influence en affectant à la fois la rugosité de surface et la précision dimensionnelle. Lorsque l'avance diminue, la rugosité de surface diminue car les marques d'avance responsables de la rugosité sont moins prononcées. Généralement, l'avance est associée en matière de modélisation au rayon de bec de l'outil. Les auteurs des références (Bhushan, 2022 ; Kumar et al., 2021a ; Niu et al., 2021) ont également confirmé l'amélioration de la qualité de surface avec l'augmentation du rayon de bec de l'outil.

✓ L'influence de la profondeur de coupe sur la rugosité de surface est généralement moins importante que l'avance ou la vitesse de coupe. En fait, certaines études montrent que ce facteur n'est pas significatif (Wu & Lin, 2021 ; Srivastava et al., 2021) ; tandis que d'autres démontrent le contraire. Darwish (Darwish, 2000) a étudié les opérations de tournage de finition pour l'Inconel 718 où il a constaté que la profondeur de coupe était le deuxième facteur le plus important affectant la rugosité de surface après l'avance, et que l'effet de la profondeur de coupe était plus prononcé à des avances élevées où la qualité de surface s'améliorait lorsque la profondeur de coupe augmentait.

En matière de prédiction de la rugosité de surface par les outils d'intelligence artificielle, plusieurs approches ont été développées. Yang et al. (Yang et al., 2024) ont montré que les CNN offrent de bonnes performances mais nécessitent de grandes quantités de données et un coût de calcul élevé. Motta et al. (Motta et al., 2022) ont utilisé la régression par processus Gaussien, mais la généralisation restait limitée. Les auteurs des références (Mazid et al., 2023 ; Eser et al., 2021) ont constaté que la régression SVM donnait de bons résultats mais souffrait également d'un manque de généralisation. Ross et al. (Ross et al., 2024) ont proposé un modèle TransGAN (Transformers based Generative Adversarial Networks) avec MHA (Multi-Head Attention) performant mais peu adapté aux applications d'usinage. Enfin, Huang et al. (Huang et al., 2023) ont développé un modèle ANN atteignant une précision d'environ 97 % et capable de généraliser efficacement à différents matériaux et conditions d'usinage.

1.7.2. Contraintes résiduelles

Les contraintes résiduelles sont définies par Lu (Lu, 2006) comme étant des contraintes qui durent dans les pièces mécaniques et qui ne sont sollicitées par aucune charge extérieure. Ces contraintes sont en équilibre sur l'ensemble du volume qu'occupe un produit.

La qualité des produits mécaniques dépend en grande partie de l'intégrité surface, qui est caractérisée par les états mécanique, métallurgique et chimique des couches usinées affectées (Jawahir et al. 2011). Les contraintes résiduelles, outre la dureté, la limite d'élasticité, la résistance à la traction, etc., sont les paramètres qui caractérisent l'état mécanique des couches usinées. L'étude des opérations d'usinage induisant des contraintes résiduelles est particulièrement importante lors de l'usinage de produits structurels critiques, notamment pour atteindre des niveaux de fiabilité élevés et une longue durée de vie.

Les origines des contraintes résiduelles peuvent être de trois types : mécanique, métallurgique et thermique comme l'illustre la figure 1.12.

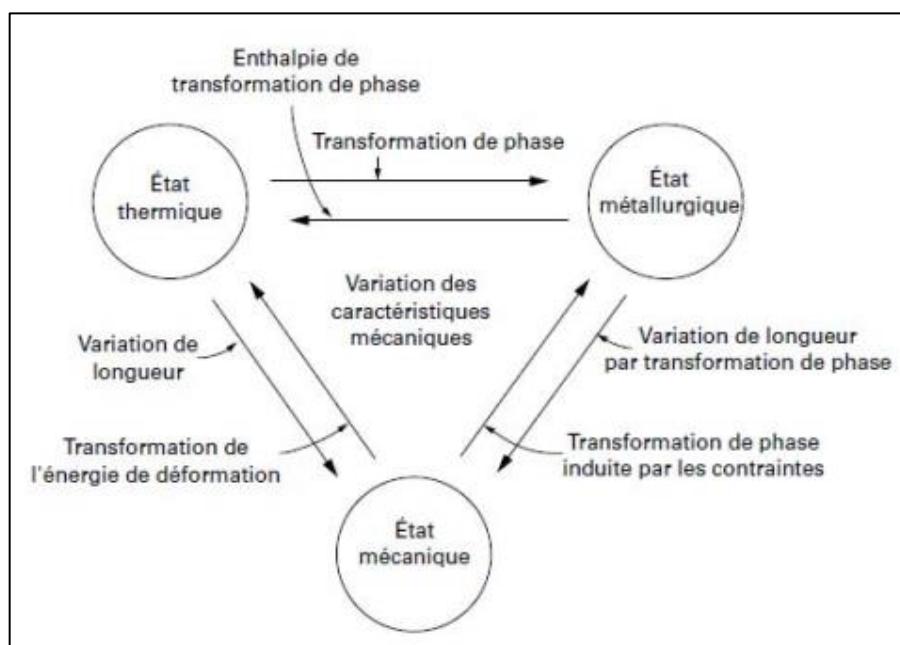


Figure 1.12 : Interférences thermiques, métallurgiques et mécaniques dans une pièce (Barralis et al., 1999).

Globalement, les contraintes macroscopiques peuvent avoir les origines suivantes (Lu, 2006) :

- un écoulement plastique non homogène dû aux charges extérieures (grenaillage, auto-frettage, galetage, etc.),
- une déformation plastique non homogène suite à un chauffage ou un refroidissement non uniforme (trempe, soudage, etc.),

- des hétérogénéités chimiques ou cristallographiques (nitruration, cémentation, etc.),
- des déformations structurales dues au traitement thermique,
- des revêtements surfaciques (émaillage, nickelage, chromage, PVD, CVD, etc.),
- des différences entre les coefficients de dilatation et des incompatibilités mécaniques des différents constituants des composites (composites à matrice métallique).

L'amplitude et la répartition des contraintes résiduelles dans les produits usinés peuvent être critiques pour leurs performances fonctionnelles et leur durée de vie. Elles peuvent entraîner une diminution de la résistance statique et dynamique, une diminution de la résistance à la corrosion, une instabilité dimensionnelle (déformation des pièces), des modifications des propriétés magnétiques, etc. (Brinksmeier et al., 1982) (voir figure 1.13).

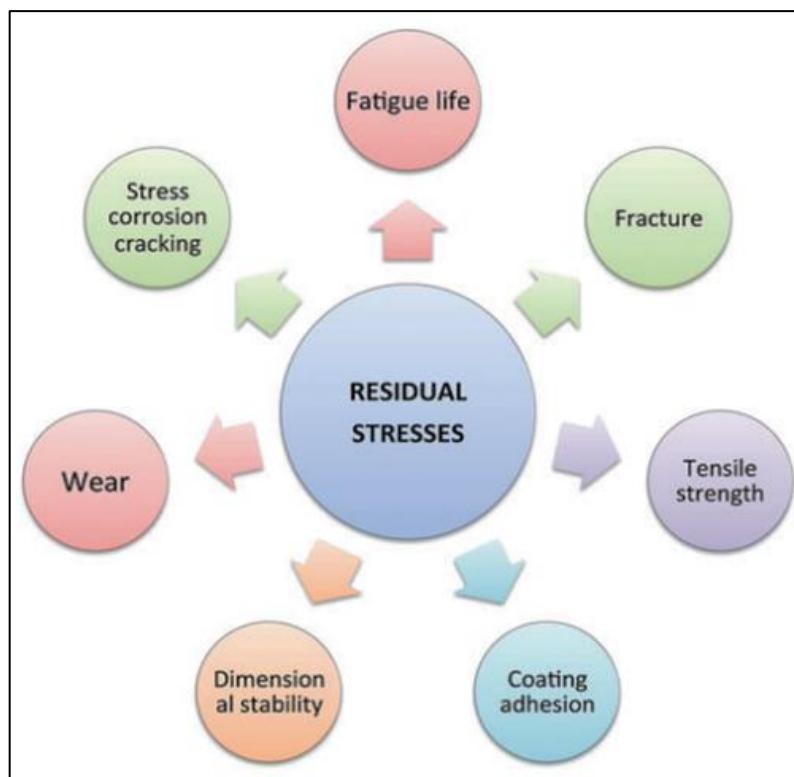


Figure 1.13 : Effets des contraintes résiduelles (Outeiro, 2018).

Les contraintes résiduelles doivent donc être prises en compte lors de la conception et de la fabrication des produits. En général, les contraintes résiduelles de traction au niveau des couches superficielles des produits sont indésirables car elles peuvent induire une fatigue prématuée et des défaillances par corrosion. Au contraire, les contraintes résiduelles de compression au niveau des couches superficielles des produits sont bénéfiques car elles augmentent la résistance à la fatigue et à la corrosion.

La répartition des contraintes résiduelles dans les produits usinés résulte de l'historique

d'usinage, mais aussi des traitements antérieurs des matériaux. L'historique d'usinage comprend une séquence d'opérations d'usinage (tournage, fraisage, perçage, etc.) et des paramètres d'usinage correspondants. Dans cette séquence, l'effet des passes d'usinage successives doit également être pris en compte (Guo et Liu, 2002). En définissant une séquence d'usinage logique pour un produit donné, la distribution des contraintes résiduelles dans les couches superficielles usinées dépendra des paramètres d'usinage utilisés pour chaque opération, la contribution la plus importante étant fournie par la dernière. L'objectif final est de sélectionner les paramètres d'usinage optimaux afin d'obtenir une distribution des contraintes résiduelles acceptable/souhaitable dans le produit.

Plusieurs chercheurs se sont intéressés à l'étude et à la prédition des contraintes résiduelles générées lors des procédés d'usinage (Zhou, 2024). Huang et al. (Huang et al., 2021) ont utilisé la théorie de l'inclusion pour estimer les contraintes résiduelles en ne considérant que les contraintes mécaniques. Cette approche, simple à mettre en œuvre, ne requiert pas de cycles complexes de chargement et de déchargement ; la déformation plastique y influence directement les contraintes résiduelles. Zhang et al. (Zhang et al., 2020) ont proposé un modèle analytique basé sur la méthode des contraintes équivalentes, prenant en compte le rayon de bec de l'outil et l'usure en dépouille. Shan et al. (Shan et al., 2020) ont développé des modèles englobant les étapes de modélisation de l'effort de coupe et de la température, ainsi qu'un modèle prédictif des contraintes résiduelles. Enfin, Liang et al. (Liang et al., 2021) ont présenté un modèle multi-physique intégrant l'usure de l'outil et décrivant les différentes étapes de prédition des contraintes résiduelles.

Concernant le tournage dur, Guo et al. (Guo et al., 2010) ont avancé que ce dernier effectué avec un outil neuf génère un profil de contraintes résiduelles en forme de "crochet" caractérisé par des contraintes résiduelles de compression en surface et des contraintes résiduelles de compression maximales en subsurface.

Au fur et à mesure que l'outil s'use, les contraintes résiduelles de surface deviennent des contraintes de traction mais hautement compressive dans la subsurface plus profonde. Notons que les contraintes résiduelles de traction élevées à la surface conduisent à une durée de vie en fatigue beaucoup plus courte (7.6 fois).

Aussi, un produit exempt de couche blanche peut avoir une durée de vie six fois supérieure à celle d'un composant à couche blanche. Plus l'épaisseur de la couche blanche augmente, plus la durée de vie en fatigue diminue.

Selon (Biček et al., 2012), à la surface de l'échantillon, les contraintes compressives sont faibles, mais elles augmentent dans les premiers micromètres sous la surface en raison des effets

thermiques marquant le début de la zone affectée thermiquement. Au-delà de cette zone, les contributions mécaniques dominent, entraînant une hausse des contraintes compressives. L'usinage cryogénique réduit drastiquement les contraintes thermiques induites par rapport à l'usinage à sec conventionnel, entraînant ainsi des contraintes compressives plus élevées en surface et juste en dessous, qui diminuent progressivement avec la profondeur sous l'effet des contributions mécaniques.

Cependant, seule la partie de la chaleur conduite vers la pièce peut générer des contraintes résiduelles. En général, cette chaleur contribue à la formation de contraintes résiduelles de traction dues à la dilatation et à la contraction thermiques des couches affectées par l'usinage de surface.

1.7.2.1. Influence des paramètres de coupe

- ✓ L'influence de la vitesse de coupe sur les contraintes résiduelles n'est pas évidente. Les résultats montrent que les contraintes résiduelles peuvent augmenter ou diminuer avec la vitesse de coupe en fonction des autres conditions de coupe, de la géométrie/matériau de l'outil et du matériau usiné (Outeiro et al., 2018). Selon Habak (Habak, 2006), il a été observé que l'augmentation de la vitesse de coupe augmentait les contraintes résiduelles de compression sur la surface lors d'un tournage dur. Au-delà, d'une certaine limite de la vitesse de coupe ces contraintes diminuent.
- ✓ En ce qui concerne l'avance, son influence sur les contraintes résiduelles de surface semble plus évidente (Outeiro et al., 2018). En général, les contraintes résiduelles de surface et l'épaisseur de la couche affectée par les contraintes résiduelles de traction augmentent avec l'avance. Quant aux contraintes compressives, elles diminuent avec l'augmentation de l'avance (Habak, 2006).
- ✓ Les contraintes résiduelles de surface restent constantes ou diminuent avec la profondeur de passe (Outeiro et al., 2018). L'épaisseur de la couche affectée par les contraintes résiduelles de traction diminue légèrement avec l'augmentation simultanée de la vitesse de coupe et la profondeur de passe. Selon Habak (Habak, 2006), l'augmentation de la profondeur de passe induit une variation non significative.

Des méthodes analytiques et numériques ont été mises au point pour prédire les contraintes résiduelles présentes sur la surface usinée et dans la couche sous-jacente. Par rapport aux modèles FEM équivalents, les modèles analytiques présentent des avantages majeurs en réduisant de manière significative le temps de calcul (Ayeb et al., 2024 ; Skondras et al., 2024).

1.7.2.2. Mesure des contraintes résiduelles

Plusieurs techniques peuvent être appliquées pour évaluer les contraintes résiduelles dans les pièces usinées. Ces techniques peuvent être classées en techniques mécaniques (perçage, contour, courbure et enlèvement de couches), diffractionnelles (diffraction des rayons X, diffraction des neutrons, rayonnement synchrotron) et autres (spectroscopie magnétique, ultrasonore et Raman). Le choix de la technique appropriée est crucial et dépend des aspects pratiques (taille du produit, disponibilité de l'équipement, niveau d'expertise requis, coût, etc.), du matériau (type de matériau à analyser, état de surface, etc.) et des aspects de mesure (résolution spatiale, pénétration, type de contrainte et gradient analysables/évaluables, précision de la mesure) (Outeiro et al., 2018). La plupart des mesures de contraintes résiduelles ont été réalisées sur des métaux, notamment la fonte, les aciers, les alliages légers (tels que l'aluminium, le titane et le magnésium) et les superalliages à base de nickel. Cependant, la mesure des contraintes résiduelles dans les matériaux composites, polymères, céramiques et autres matériaux non métalliques suscite également un intérêt croissant.

Parmi les techniques de mesure des contraintes résiduelles, le perçage et la diffraction des rayons X sont les plus utilisés en pratique. Une concordance relativement bonne entre les résultats des techniques de perçage et de diffraction des rayons X est obtenue, notamment à l'intérieur des échantillons. Cependant, le perçage s'est avéré inadapté à l'évaluation des contraintes résiduelles à proximité de la surface, ainsi qu'aux forts gradients de contraintes résiduelles tels que ceux générés par l'usinage. Les écarts observés entre les contraintes résiduelles mesurées par les deux techniques sont souvent attribués à la faiblesse fondamentale de la technique de perçage. L'opération de perçage peut induire des déformations plastiques, qui affectent l'évaluation des contraintes résiduelles.

Parmi les techniques disponibles pour déterminer les contraintes résiduelles dans les couches usinées affectées, la diffraction des rayons X, le rayonnement synchrotron et le perçage sont probablement les plus utilisés. Ces deux techniques, basées sur le rayonnement, permettent des mesures très localisées grâce à leur haute résolution spatiale et à leur faible pénétration dans la plupart des matériaux techniques. Elles sont donc adaptées à la détection de forts profils de contraintes résiduelles, caractéristiques des procédés d'usinage des métaux.

Basée sur la théorie de l'élasticité acoustique, la méthode ultrasonore utilise le phénomène de biréfringence acoustique dans un matériau soumis à contrainte (Guo et al., 2021). Autrement dit, la vitesse de propagation d'une onde ultrasonore dans un corps élastique isotrope est affectée par la contrainte et son intensité. La relation entre la vitesse de propagation de l'onde ultrasonore

et la contrainte permet de mesurer la contrainte résiduelle. Lorsqu'une onde de cisaillement ultrasonore incidente est normale à la surface d'un solide anisotrope, elle peut être divisée en une onde quasi-longitudinale et deux ondes quasi-transversales.

1.7.3. Microstructure

La microstructure est la structure interne d'un matériau observable au microscope, comprenant les grains, les joints de grains, les défauts et les phases qui le composent. Les principaux facteurs influençant la durée de vie en fatigue d'un produit usiné sont sa microstructure et ses caractéristiques mécaniques (Mustafa et al., 2024 ; Singh & Sharma, 2022).

La modification de la microstructure de la surface usinée se manifeste généralement par la formation d'une couche blanche. La formation de cette dernière est principalement due à deux mécanismes : la transformation de phase due à un chauffage et une trempe rapides, et la structure homogène ou à grains ultrafins due à la déformation plastique. La prise en compte de la microstructure dans le processus d'usinage couvre la transformation de phase, la recristallisation dynamique, la morphologie des grains et la densité de dislocations (Kumar et al., 2021b ; Zhu et al., 2023). Ces variations microstructurales peuvent influencer la résistance à la fatigue des pièces usinées.

De plus, l'affinage du grain peut augmenter la dureté et améliorer la résistance à la fatigue, tandis que les changements de phase et la recristallisation peuvent entraîner un ramollissement et une réduction de la durée de vie en fatigue (Liu et al., 2022). Donc, l'évolution de la microstructure du matériau au cours du processus d'usinage résulte de l'effet combiné des interactions thermomécaniques. De plus, les propriétés de la microstructure du matériau influencent inversement ses propriétés mécaniques et la génération de chaleur lors des processus d'usinage (Pan et al., 2017).

La variation de la microstructure des matériaux pourrait entraîner une modification importante des contraintes d'écoulement. Selon Ebrahimi et al. (Ebrahimi et al., 2012), les facteurs dominants de microstructure sur la contrainte d'écoulement des matériaux comprennent la taille du grain, la densité de dislocations et la composition de phase. Des recherches considérables ont été consacrées à l'effet de l'évolution de la microstructure sur la force d'usinage. La plupart des travaux de recherche actuels portent sur le modèle de contrainte d'écoulement modifié de Johnson-Cook afin d'inclure la modification possible de la microstructure dans la zone de cisaillement. Étant donné que la contrainte d'écoulement du matériau dépend fortement des caractéristiques de la microstructure du matériau, elle influencerait significativement les

processus d'usinage comme le montre la figure 1.14.

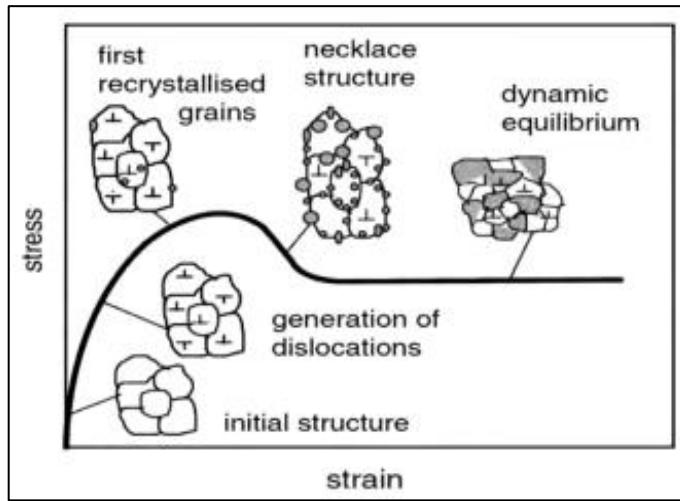
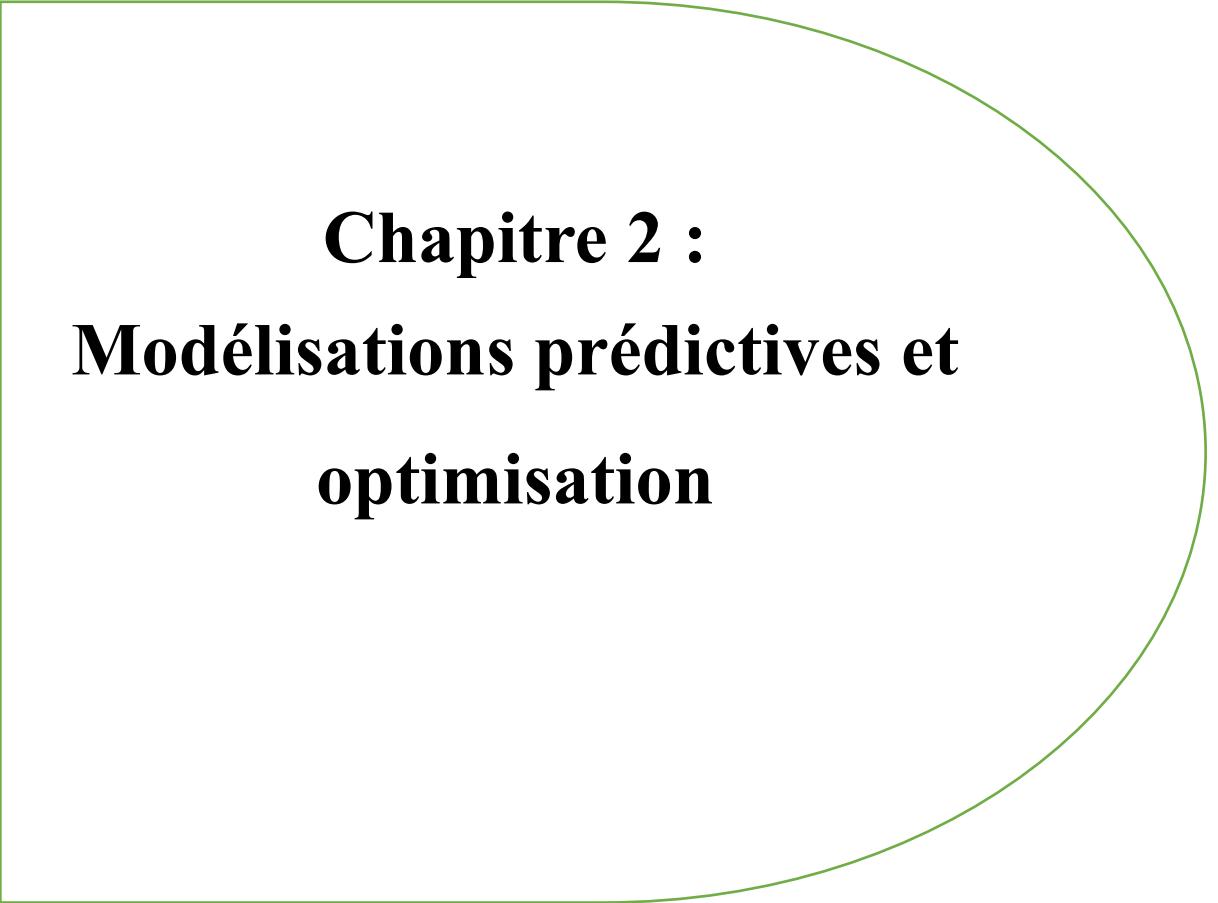


Figure 1.14 : Influence de la microstructure sur la contrainte d'écoulement (Ebrahimi et al., 2012).

1.8. Conclusion

Ce chapitre a été abordé par une brève présentation historique sur l'usinage, suivie d'une classification de ses différents procédés utilisés dans l'industrie. Aussi, nous avons évoqué les paramètres de coupe associés au processus de tournage, et les caractéristiques spécifiques liées à l'usinage dur. Enfin, nous aborderons des notions clés de l'intégrité de surface telles que la rugosité, la microstructure et les contraintes résiduelles, essentielles pour comprendre les implications sur la qualité des pièces usinées. Une attention particulière a été réservée aux contraintes résiduelles afin de comprendre leur influence par les conditions d'usinage.



Chapitre 2 :

Modélisations prédictives et optimisation

2.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les formulations mathématiques nécessaires à la modélisation. Ces formulations reposent sur des techniques d'apprentissage automatique (Machine Learning), une optimisation par algorithme génétique, et des approches pour la modélisation numérique et analytique de la coupe orthogonale.

Nous abordons tout d'abord les méthodes d'apprentissage automatique ; à savoir : les réseaux de neurones artificiels (ANN), le système d'inférence neuro-floue adaptatif (ANFIS), la machine à vecteurs de support (SVM), et la régression par processus Gaussien (GPR). Puis, nous allons évoquer la formulation du problème d'optimisation non-linéaire avec contraintes visant la maximisation du débit de copeaux pour une opération de tournage dur par algorithme génétique (GA). Enfin, nous allons évoquer les aspects liés aux modélisations numérique et analytique d'une coupe orthogonale. Pour la modélisation numérique, la méthode des éléments finis (MEF) est utilisée. Quant à la modélisation analytique, le modèle thermomécanique d'Oxley est adopté.

2.2. Techniques d'apprentissage automatique

2.2.1. Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (ANN : Artificial Neural Networks) sont des modèles computationnels inspirés de la structure du cerveau humain, imitant la manière dont les neurones traitent l'information et forment des connexions. En capturant des motifs complexes et non-linéaires dans les données, les ANN sont essentiels pour les tâches de prédiction et de classification, notamment lorsque les modèles traditionnels peinent face à la complexité des données. Ces réseaux s'adaptent en ajustant les poids entre les neurones interconnectés selon les données qu'ils traitent, optimisant ainsi leur performance par un apprentissage itératif. À la base, les ANN se composent de nœuds (neurones) organisés en plusieurs couches : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. L'information circule d'une couche à l'autre par un processus de propagation avant (feed-forward), tandis que certains réseaux utilisent des boucles de rétroaction pour affiner les résultats. Les connexions entre les nœuds, ajustées au fil du temps, permettent aux ANN d'apprendre à partir de données et de généraliser à de nouvelles entrées.

2.2.1.1. Fonctionnement simplifié des neurones artificiels

Le perceptron, considéré comme le premier modèle de neurones artificiels, vise à

reproduire certaines caractéristiques des neurones biologiques telles que les dendrites, le corps cellulaire et les axones, et ce à travers un modèle mathématique simplifié basé sur notre compréhension (Khalil et al., 2008). Dans ce modèle, les signaux sont reçus par les dendrites ; puis, une fois qu'un seuil de signaux est atteint, ils sont transmis le long de l'axone. Certains signaux jouent un rôle plus influent que d'autres et peuvent activer certains neurones plus facilement. Les connexions entre neurones peuvent se renforcer ou s'affaiblir, et il est possible que certaines connexions se créent ou disparaissent. Cette activation peut être simulée par une fonction qui reçoit des signaux d'entrée pondérés et émet un signal lorsqu'une certaine somme, influencée par un biais, est atteinte. Bien que ce modèle ne prenne pas en compte la formation ou la suppression des connexions ni la synchronisation des signaux, il reste suffisamment puissant pour exécuter des tâches de classification de base. La figure 2.1 schématisé la représentation d'un neurone biologique.

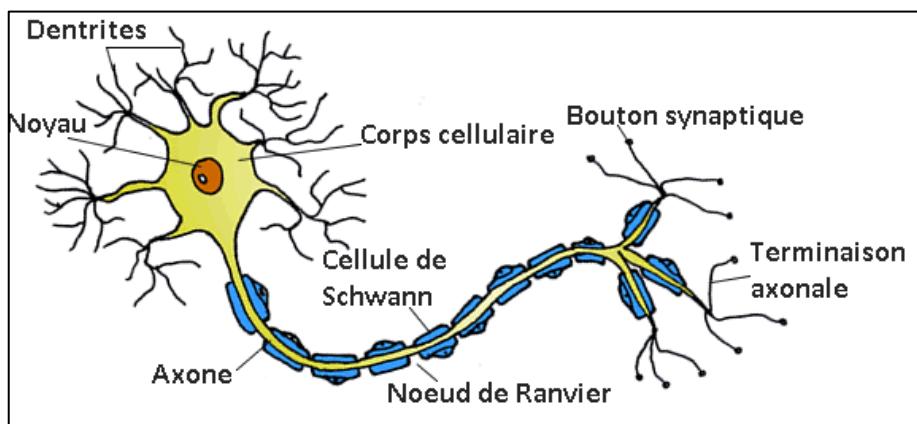


Figure 2.1 : Représentation d'un neurone biologique (Khalil et al., 2008).

Le modèle mathématique du neurone artificiel développé par McCulloch et Pitts (McCulloch & Pitts, 1943) est l'une des premières tentatives pour formaliser le fonctionnement des neurones biologiques à l'aide d'un modèle mathématique simple. Ce modèle repose sur l'idée que les neurones peuvent être représentés par des fonctions logiques où l'activation du neurone dépend de la combinaison des signaux entrants. Dans leur approche, chaque neurone reçoit des entrées pondérées provenant d'autres neurones (analogues aux signaux reçus par les dendrites dans un neurone biologique) et les additionne. Si la somme pondérée dépasse un certain seuil (ou biais), le neurone émet un signal de sortie qui peut à son tour devenir une entrée pour d'autres neurones du réseau. Les signaux entrants sont associés à des poids qui représentent l'importance de chaque connexion. Ce principe est inspiré des synapses dans le cerveau humain où certaines connexions sont plus influentes que d'autres. Ainsi, les poids permettent de renforcer ou

d'affaiblir ces signaux, affectant ainsi l'activation du neurone. Bien que simplifié, ce modèle met en évidence des éléments essentiels : la sommation des signaux, l'application d'un seuil d'activation, et le concept de réseaux de neurones interconnectés.

Ce modèle est cependant limité, car il ne prend pas en compte certains aspects complexes du cerveau comme la synchronisation temporelle des signaux et la plasticité des connexions neuronales (création ou suppression de synapses). Malgré ces limites, le modèle de McCulloch et Pitts (McCulloch & Pitts, 1943) a servi de base pour les premières recherches en intelligence artificielle et en apprentissage automatique, en démontrant qu'un réseau de neurones interconnectés pouvait réaliser des calculs logiques et des tâches de classification simples. Le modèle mathématique du neurone artificiel développé par McCulloch et Pitts (McCulloch & Pitts, 1943) est illustré par la figure 2.2.

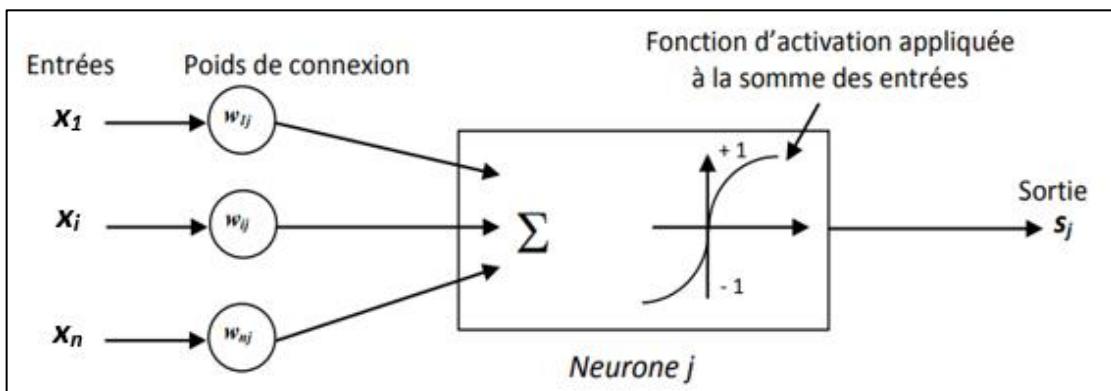


Figure 2.2 : Modèle mathématique du neurone artificiel (Baléo et al., 2003).

Dans le modèle mathématique d'un neurone artificiel, les entrées du neurone sont notées : x_1, \dots, x_n ; tandis que les poids associés à chaque entrée pour le neurone j sont notés w_{1j}, \dots, w_{nj} . Les poids sont essentiels car ils permettent de moduler l'importance de chaque entrée pour le neurone, influençant ainsi son activation finale (Ribeiro et al., 2021).

Le modèle mathématique du neurone artificiel repose sur deux équations principales : la première équation consiste à calculer l'activité du neurone u_j qui est la somme des entrées pondérées ; tandis que la seconde équation détermine la sortie ou le potentiel du neurone s_j calculée à travers une fonction d'activation notée g .

$$u_j = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_{ij} \quad (2.1)$$

$$s_j = g(u_j) \quad (2.2)$$

En présence d'un biais, l'équation (2.1) peut-être exprimée comme suit :

$$u_j = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_{ij} - b_j \quad (2.3)$$

Il existe plusieurs types de fonctions d'activation, chacune ayant des caractéristiques et des

applications spécifiques. Voici trois des fonctions d'activation les plus couramment utilisées.

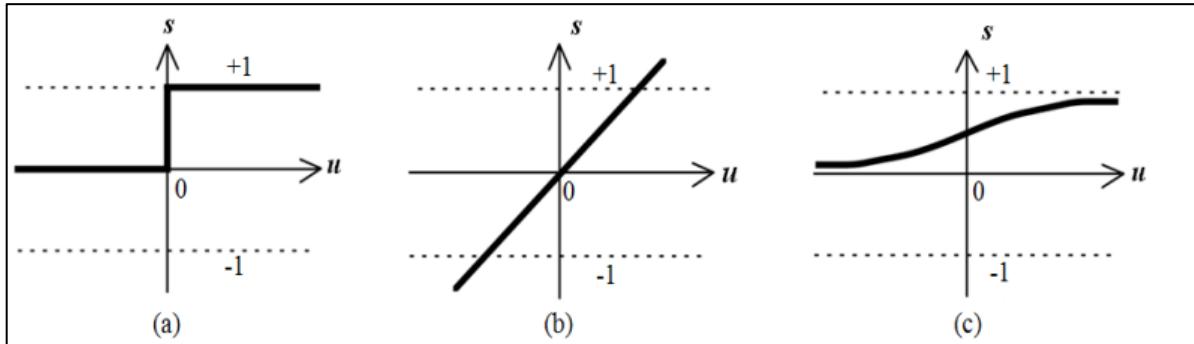


Figure 2.3 : Fonctions d'activation : (a) seuil, (b) linéaire et (c) sigmoïde (Makhfi, 2018).

- **Fonction seuil**

$$s_j = \begin{cases} 1 & \text{si } u_j \geq 0 \\ 0 & \text{si } u_j < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

La fonction seuil est une fonction très simple mais elle présente l'inconvénient de ne pas être différentiable, ce qui limite son utilisation.

- **Fonction linéaire**

$$s_j = u_j \quad (2.5)$$

Bien que la fonction linéaire soit simple, elle ne permet pas de modéliser des relations complexes comme les non-linéarités présentes dans les données.

- **Fonction sigmoïde**

$$s_j = \frac{1}{1+e^{-u_j}} \quad (2.6)$$

Cette fonction d'activation est essentielle pour l'apprentissage des ANN car elle permet de modéliser des comportements non-linéaires et d'ajuster la sortie des neurones de manière flexible. La fonction sigmoïde est différentiable, ce qui la rend adaptée à l'apprentissage via des méthodes de rétropropagation.

2.2.1.2. Apprentissage des ANN

L'apprentissage des ANN consiste à intégrer des informations pour ajuster les connexions entre neurones permettant ainsi au réseau de reconnaître des motifs ou d'exécuter des tâches spécifiques. Ce processus adaptatif repose sur l'ajustement des poids relatifs aux connexions neuronales pour minimiser une fonction d'erreur mesurant l'écart entre la sortie prédictée par le réseau et la sortie attendue. Au début de l'entraînement, les poids et les biais du réseau sont

généralement initialisés de façon aléatoire ; ensuite, une méthode ou un algorithme d'optimisation ajuste ces paramètres au fil des itérations pour minimiser l'erreur entre les valeurs prédites et observées. À cet effet, on retrouve différents algorithmes d'apprentissage ; à savoir :

- **Algorithme de rétropropagation du gradient**

La rétropropagation du gradient met à jour les valeurs des poids et biais tout en calculant le gradient de la fonction_objectif (ou coût) pour chaque exemple (ou essai). Soit une fonction coût C_t définie comme étant la somme, sur l'ensemble des n essais, des carrés de la différence entre les sorties cibles y et prédites \hat{y}_k :

$$C_t(k) = \sum_k^n (y(k) - \hat{y}(k))^2 = \sum_k^n (e(k))^2 \quad (2.7)$$

L'entraînement a pour objectif la minimisation la fonction C_t pour déterminer les poids de connexion w_{ij} . L'algorithme de rétropropagation calcule le gradient pour chaque essai k , $\partial C_t(k) / \partial w_{ij}$. Le gradient total du réseau est obtenu en sommant les gradients calculés à chacun des n exemples, et il est employé afin de produire les valeurs des poids qui minimisent C_t . Ceci conduit à une recherche itérative dans l'espace des poids selon une succession d'étapes de la forme :

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + \Delta w_{ij}^t \quad (2.8)$$

Différents algorithmes peuvent être utilisés pour évaluer Δw^t .

- **Algorithme de Levenberg-Marquardt**

Il s'agit souvent de l'algorithme de rétropropagation le plus rapide et il est fortement recommandé comme algorithme de premier choix, bien qu'il nécessite plus de mémoire que d'autres algorithmes. Comme les méthodes quasi-Newton, l'algorithme de Levenberg-Marquardt (Marquardt, 1963) a été élaboré pour atteindre une vitesse d'apprentissage de second ordre sans recours au calcul de la matrice hessienne. Les auteurs proposent le calcul du gradient et du hessian, selon les équations suivantes :

$$G = J^T e \quad (2.9)$$

$$H = J^T \cdot J \quad (2.10)$$

La matrice Jacobienne contenant les dérivées premières des erreurs du réseau par rapport aux poids et biais. Cette matrice peut être calculée par une technique standard de rétropropagation (Hagan & Menhaj, 1994), beaucoup moins complexe que le calcul de la matrice hessienne. L'algorithme de Levenberg-Marquardt utilise cette approximation de la matrice hessienne dans

la mise à jour de type Newton comme suit :

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - (J^T \cdot J + \bar{\mu} I)^{-1} J^T e \quad (2.11)$$

Lorsque le scalaire $\bar{\mu}$ est nul, il s'agit simplement de la méthode de Newton, employant la matrice hessienne approximative. Lorsque $\bar{\mu}$ est grand, il s'agit d'une descente de gradient avec un petit pas.

- **Algorithme de régularisation bayésienne**

Dans les références (Mackay, 1992 ; Neal, 1992), les auteurs suggèrent d'utiliser des réseaux neuronaux bayésiens pour optimiser la capacité de généralisation de l'algorithme de rétropropagation. La régularisation bayésienne minimise une combinaison linéaire d'erreurs quadratiques et de poids. Elle change également cette combinaison linéaire afin qu'à la fin de l'apprentissage, le réseau résultant présente de meilleures qualités de généralisation. Cet algorithme prend généralement plus de temps, mais il est efficace pour se généraliser à des ensembles de données bruitées ou de petite taille.

Cette régularisation bayésienne s'effectue au sein de l'algorithme de Levenberg-Marquardt. La rétropropagation permet de calculer le Jacobien J_w rapport aux poids w . Chaque variable est ajustée selon la méthode de Levenberg-Marquardt :

$$JJ = Jw \cdot Jw \quad (2.12)$$

$$Je = Jw \cdot e \quad (2.13)$$

$$dw = -(JJ + \bar{\mu}I)/Je \quad (2.14)$$

2.2.1.3. Conception d'un Réseau de Neurones Artificiels

La conception d'un réseau de neurones artificiels suit un processus organisé en cinq étapes résumées dans la figure 2.4 (Baléo et al., 2003).

✓ **La première étape** concerne la sélection des variables d'entrée ; il est primordial de choisir les plus influentes. Ce choix est réalisé en utilisant des outils tels que l'analyse de variance, l'analyse dimensionnelle et/ou les plans d'expériences pour pouvoir réduire le nombre de variables et déterminer celles qui sont les plus pertinentes. En réduisant le nombre des variables d'entrée, on rend le modèle plus simple mais tout en préservant la capacité de modéliser correctement le problème traité.

✓ **La seconde phase** implique la division de la base de données en trois sous-ensembles pour pouvoir assurer une généralisation efficace. L'ensemble d'apprentissage, qui représente 40 % des données, est utilisé pour ajuster les poids de connexion du réseau ; l'ensemble de

validation (30 % des données) permet d'ajuster des paramètres comme le nombre de neurones cachés au cours de l'entraînement. Et, enfin, l'ensemble de test (30 % des données) pour juger la capacité de généralisation du modèle finalisé. En fonction du contexte, il est possible de combiner les ensembles d'apprentissage et de validation afin d'élargir le processus d'entraînement.

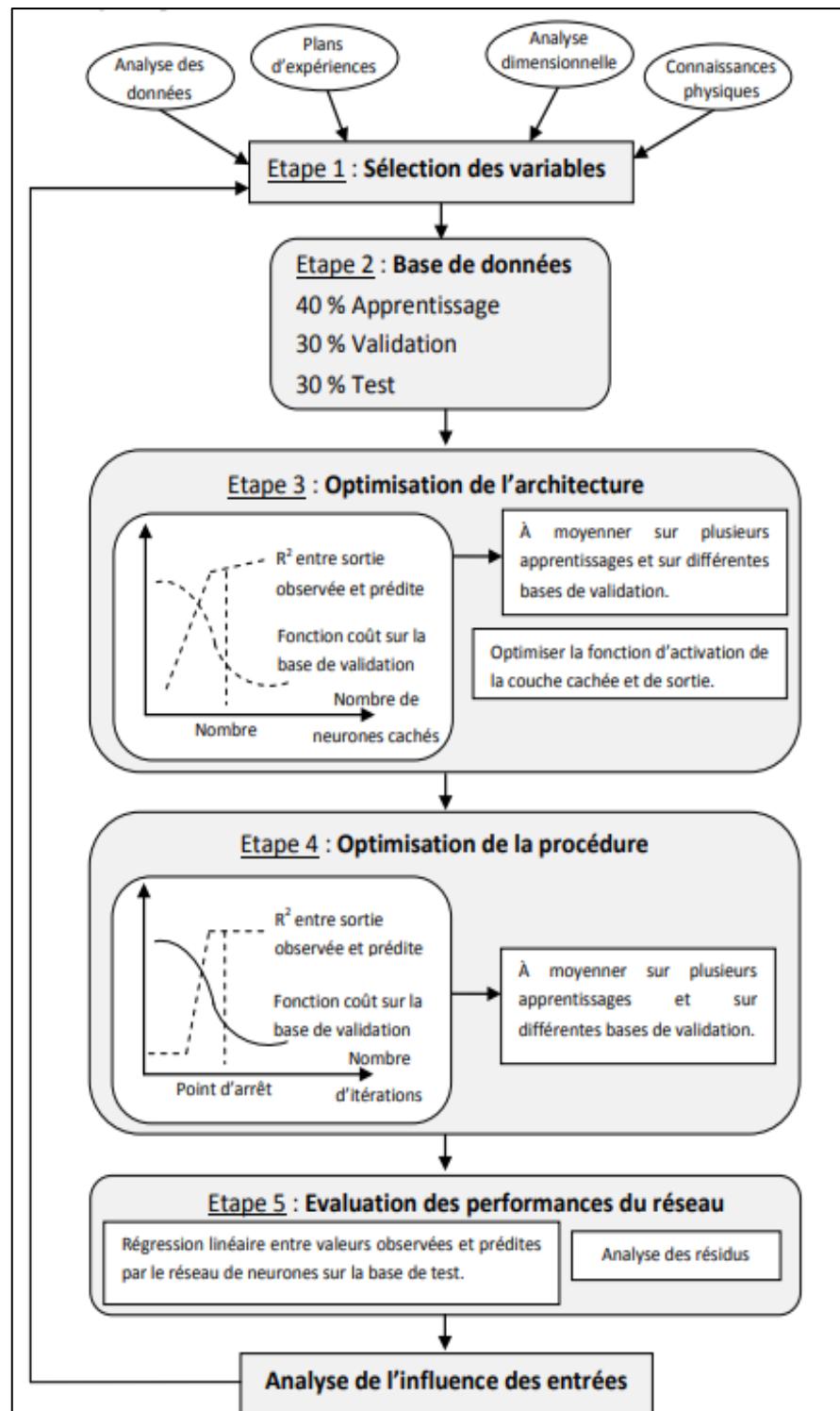


Figure 2.4 : Processus de création d'un réseau neuronal (Baléo et al., 2003).

✓ **La troisième étape** est l'optimisation de l'architecture du réseau. Cette phase inclut la sélection du modèle de réseau, le nombre de couches et neurones cachés, ainsi que la fonction d'activation pour chaque couche. La fonction d'activation tangente hyperbolique est fréquemment employée pour les neurones cachés car elle favorise la convergence au cours de l'apprentissage. En revanche, une fonction linéaire est généralement sélectionnée comme couche finale dans le contexte d'une prédiction continue. Il est crucial de maintenir un équilibre entre le nombre de neurones cachés : une quantité trop faible pourrait restreindre la capacité du réseau, tandis qu'une quantité excessive pourrait provoquer un sur-apprentissage.

✓ L'optimisation de la procédure d'apprentissage, qui est **la quatrième phase**, cherche à adapter les poids en utilisant une technique d'optimisation itérative (Kumar et al., 2025 ; Kulkarni, 2024 ; Şener, 2024). L'algorithme d'apprentissage utilise un algorithme d'apprentissage qui détermine la direction de la baisse afin de réduire au minimum la fonction_objectif. Divers algorithmes servent à optimiser ce processus tels que la rétropropagation du gradient, l'algorithme de Levenberg-Marquardt, la régression bayésienne, etc. L'arrêt du processus se produit quand un des critères d'arrêt préétablis est rempli, comme, par exemple, une valeur minimale de la fonction_objectif.

✓ **La cinquième étape** consiste en l'évaluation des performances du réseau. On procède à cette évaluation en confrontant les valeurs prédites et observées sur la totalité des données de test grâce à une régression linéaire. Le modèle retenu se caractérise par un coefficient de détermination R^2 élevé. Aussi, l'examen des résidus permet aussi de détecter d'éventuels biais dans les prévisions du modèle.

2.2.2. ANFIS (Système d'inférence neuro-floue adaptatif)

Les réseaux neuronaux et la logique floue sont des outils complémentaires pour la conception de systèmes intelligents. Alors que les réseaux neuronaux sont des structures informatiques qui fonctionnent bien lorsqu'ils traitent des données brutes ; la logique floue traite du raisonnement à un niveau supérieur en utilisant des informations acquises auprès d'experts du domaine (Durkin, 1994).

La fusion d'un réseau neuronal et de la logique floue en un seul système intégré offre donc une approche prometteuse pour la construction de systèmes intelligents (Rana et al., 2024). Un système neuro-flou est, en fait, un réseau neuronal fonctionnellement équivalent à un modèle d'inférence floue. Il peut être entraîné à développer des règles floues de type "SI-ALORS" et à déterminer les fonctions d'appartenance pour les variables d'entrée et de sortie du système. En général, un système neuro-flou comporte des couches d'entrée et de sortie, et des couches

cachées qui représentent les fonctions d'appartenance et les règles floues.

2.2.2.1. Types de raisonnement flou

Plusieurs types de raisonnement flou ont été investigués (Lee, 1990 ; Takagi & Sugeno, 1983 ; Tsukamoto, 1979) ; en fonction des types de raisonnement flou et de règles floues SI-ALORS utilisés, la plupart des systèmes d'information flous peuvent être classés en trois types.

- ✓ **Type 1** : La sortie globale est la moyenne pondérée de la sortie de chaque règle induite par la force d'amorçage de la règle et les fonctions d'appartenance de sortie. Ces dernières doivent être des fonctions monotones.
- ✓ **Type 2** : La sortie floue globale est obtenue en appliquant l'opération "max" aux sorties floues qualifiées (dont chacune est égale au minimum de la force d'amorçage et de la fonction d'appartenance de sortie de chaque règle). Différents schémas ont été proposés pour choisir la sortie floue finale sur la base de la sortie floue globale ; certains d'entre eux sont le centroïde de la zone, la bissectrice de la zone, etc.
- ✓ **Type 3** : La sortie de chaque règle est une combinaison linéaire des variables d'entrée plus un terme constant, et la sortie finale est la moyenne pondérée de la sortie de chaque règle.

2.2.2.2. Règles d'ANFIS

Toute règle se compose de deux parties : la partie SI (IF) appelée antécédent (prémisses ou condition), et la partie ALORS (THEN) appelée conséquent (conclusion ou action). La syntaxe de base d'une règle est la suivante : IF antécédent THEN conséquent.

En général, une règle peut avoir plusieurs antécédents joints par AND (conjonction), OR (disjonction) ou une combinaison des deux. Toutefois, il est bon d'éviter de mélanger conjonctions et disjonctions dans une même règle (Durkin, 1994). Dans un système expert à base de règles, la connaissance du domaine est représentée par un ensemble de règles et les données sont représentées par un ensemble de faits. Le moteur d'inférence compare chaque règle stockée dans la base de connaissances avec les faits contenus dans la base de données. Lorsque la partie IF (condition) de la règle correspond à un fait, la règle est déclenchée et sa partie THEN (action) est exécutée. La règle déclenchée peut modifier l'ensemble des faits en ajoutant un nouveau fait. La correspondance entre les parties IF de la règle et les faits produit des chaînes d'inférence. La chaîne d'inférence indique comment un système expert applique les règles pour parvenir à une conclusion.

À titre d'exemple, la chaîne d'inférence représentée à la figure 2.5 indique comment le système expert applique les règles pour déduire le fait Z. Tout d'abord, la règle 3 est activée pour déduire un nouveau fait X à partir du fait A donné. Ensuite, la règle 2 est exécutée pour déduire le fait

Y à partir des faits B et E initialement connus et du fait X déjà déduit. Enfin, la règle 1 applique le fait D initialement connu et le fait Y qui vient d'être obtenu pour arriver à la conclusion Z.

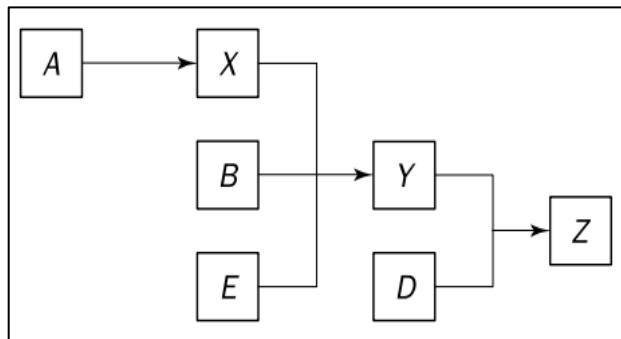


Figure 2.5 : Exemple de chaîne d'inférence.

Un système expert peut afficher sa chaîne d'inférence afin d'expliquer comment une conclusion particulière a été atteinte. Le moteur d'inférence doit décider quand les règles doivent être exécutées.

La figure 2.6 illustre l'architecture d'ANFIS de Jang (Jang, 1993) composé de six couches ; pour des raisons de simplicité, on considère seulement deux entrées.

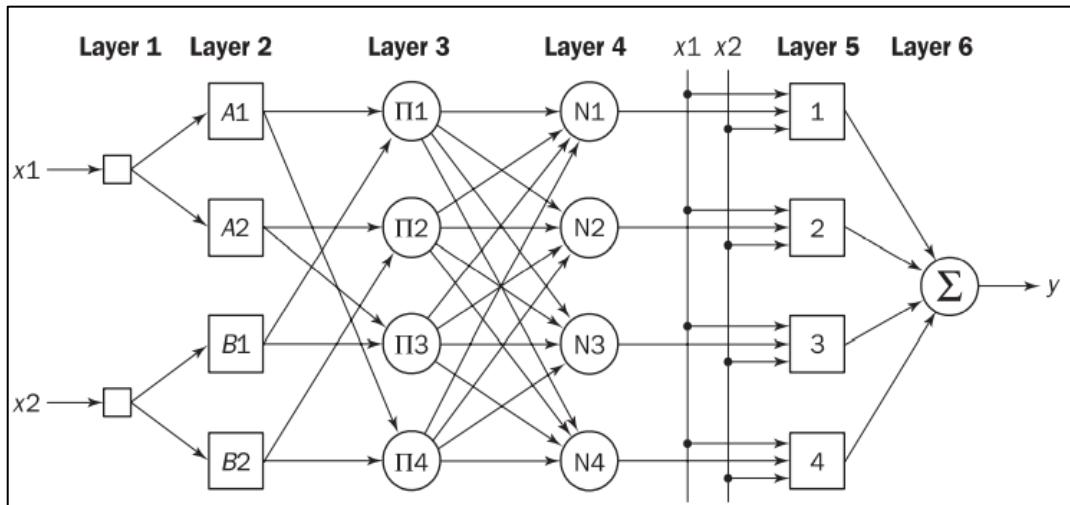


Figure 2.6 : Architecture d'ANFIS (Negnevitsky, 2005).

Un réseau adaptatif est un réseau multicouche à anticipation dans lequel chaque nœud exécute une fonction particulière sur les signaux entrants ainsi qu'un ensemble de paramètres relatifs à ce nœud. Les formules pour les fonctions de nœud peuvent varier d'un nœud à l'autre, et le choix de chaque fonction de nœud dépend de la relation globale entrée-sortie que le réseau adaptatif doit exécuter. Pour refléter les différentes capacités d'adaptation, des nœuds circulaires et carrés sont utilisés. Un nœud carré (nœud adaptatif) possède des paramètres tandis qu'un

nœud circulaire (nœud fixe) n'en possède aucun. Afin d'obtenir une correspondance entrée-sortie souhaitée, ces paramètres sont mis à jour en fonction des données et de l'algorithme d'apprentissage.

Le modèle flou de Sugeno est une approche systématique permettant de générer des règles floues pour un ensemble d'exemples. Concernant un ANFIS à deux entrées, chacune est représentée par deux ensembles flous, et la sortie est un polynôme du premier ordre. À cet effet, quatre règles sont mises en œuvre comme suit :

Règle 1 :

IF x_1 is A_1
 AND x_2 is B_1
 THEN $\hat{y} = k_{10} + k_{11}x_1 + k_{12}x_2$

Règle 2 :

IF x_1 is A_2
 AND x_2 is B_2
 THEN $\hat{y} = k_{20} + k_{21}x_1 + k_{22}x_2$

Règle 3 :

IF x_1 is A_2
 AND x_2 is B_1
 THEN $\hat{y} = k_{30} + k_{31}x_1 + k_{32}x_2$

Règle 4 :

IF x_1 is A_1
 AND x_2 is B_2
 THEN $\hat{y} = k_{40} + k_{41}x_1 + k_{42}x_2$

Où A_1 et A_2 sont les ensembles flous pour x_1 , B_1 et B_2 sont des ensembles flous pour x_2 , et k_{i0} , k_{i1} et k_{i2} est un ensemble de paramètres spécifiques pour la règle i .

Pour l'ANFIS de Jang à six couches, on peut écrire ce qui suit :

La première couche est la couche d'entrée où ses neurones ne font qu'envoyer les valeurs des entrées à la couche 2 ; en d'autres termes :

$$\hat{y}_i^{(1)} = x_i^{(1)} \quad (2.15)$$

Où $x_i^{(1)}$ est l'entrée et $\hat{y}_i^{(1)}$ est la sortie du neurone d'entrée i dans la couche 1.

La deuxième couche est la couche de fuzzification. Les neurones de fuzzification du modèle de Jang (Jang, 1993) ont une fonction d'activation en forme de cloche. Une fonction d'activation typique en forme de cloche peut être exprimée comme suit :

$$\hat{y}_i^{(2)} = \exp \left\{ - \left(\frac{x_i^{(2)} - a_i}{c_i} \right)^{\frac{b_i}{c_i}} \right\} \quad (2.16)$$

Avec $x_i^{(2)}$ est l'entrée et $\hat{y}_i^{(2)}$ est la sortie du neurone i dans la couche 2 ; a_i , b_i et c_i sont des paramètres qui contrôlent, respectivement, le centre, la largeur et la pente de la fonction d'activation du neurone i . Toute fonction différentiable continue et discrétable, telle que les fonctions d'appartenance de forme trapézoïdale ou triangulaire souvent utilisées, est un candidat qualifié pour les fonctions de nœud dans cette couche (Negnevitsky, 2005).

Pour une fonction d'activation Gaussienne : $\bar{b}_i = 2$ et $\bar{c}_i = \sigma_i^2$.

La troisième couche est celle de règles ; les neurones de cette couche correspondent à une seule règle floue de type Sugeno. Un neurone de règle reçoit les entrées des neurones de fuzzification qu'il représente et calcule la force d'amorçage de la règle qu'il représente. L'opérateur produit évalue la combinaison des antécédents de la règle. Ainsi, la sortie du neurone i de la couche 3 est obtenue comme suit (Jang, 1993 ; Negnevitsky, 2005) :

$$\hat{y}_i^{(3)} = \prod_{j=1}^k x_{ji}^{(3)} \quad (2.17)$$

Où $x_{ji}^{(3)}$ sont les entrées et $\hat{y}_i^{(3)}$ est la sortie du neurone de règle i dans la couche 3.

Par exemple :

$$\hat{y}_{\Pi 1}^{(3)} = \mu_{A1} \times \mu_{B1} = \mu_1 \quad (2.18)$$

Avec le produit μ_1 indique la force d'amorçage de la règle 1.

La quatrième couche est la couche de normalisation où les neurones reçoivent les entrées de tous les neurones de la couche des règles et calculent la force d'amorçage normalisée d'une règle spécifique. La force d'amorçage normalisée est le rapport entre la force d'amorçage d'une règle spécifique et la somme des forces d'amorçage de toutes les règles. Elle indique la contribution d'une certaine règle au résultat final. Par conséquent, la sortie du neurone i de la couche 4 est la suivante :

$$\hat{y}_i^{(4)} = \frac{x_{ii}^{(4)}}{\sum_{j=1}^n x_{ji}^{(4)}} = \frac{\mu_i}{\sum_{j=1}^n \mu_j} = \bar{\mu}_1 \quad (2.19)$$

Avec $x_{ji}^{(4)}$ est l'entrée du neurone j situé dans la couche 3 vers le neurone i de la couche 4, et n est le nombre total de neurones ; soit :

$$\hat{y}_{N1}^{(4)} = \frac{\mu_1}{\mu_1 + \mu_2 + \mu_3 + \mu_4} = \bar{\mu}_1 \quad (2.20)$$

La cinquième couche est la couche de defuzzification. Chaque neurone de cette couche est lié au neurone de normalisation approprié et reçoit les entrées initiales (x_1 et x_2). La valeur conséquente pondérée d'une règle donnée est calculée par un neurone de defuzzification comme

suit :

$$\hat{y}_i^{(5)} = x_i^{(5)}[k_{i0} + k_{i1}x_1 + k_{i2}x_2] = \bar{\mu}_i[k_{i0} + k_{i1}x_1 + k_{i2}x_2] \quad (2.21)$$

Avec $x_i^{(5)}$ est l'entrée et $\hat{y}_i^{(5)}$ est la sortie du neurone de défuzzification i dans la couche 5, et k_{i0} , k_{i1} et k_{i2} est un ensemble de paramètres conséquents de la règle i .

Un seul neurone de sommation représente la **couche 6** ; ce neurone calcule le total des sorties de tous les neurones de defuzzification et génère la sortie globale \hat{y} comme suit :

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n x_i^{(6)} = \sum_{i=1}^n \bar{\mu}_i[k_{i0} + k_{i1}x_1 + k_{i2}x_2] \quad (2.22)$$

Ainsi, l'ANFIS montré dans la figure 2.6 est fonctionnellement équivalent à un modèle flou de Sugeno du premier ordre.

En général, on n'attribue pas la couche 1 aux entrées mais la numérotation des couches commence à partir de la couche des fonctions d'appartenance ; dans ce cas, le réseau d'ANFIS avec deux entrées x_1 et x_2 présente cinq (05) couches comme l'illustre la figure 2.7.

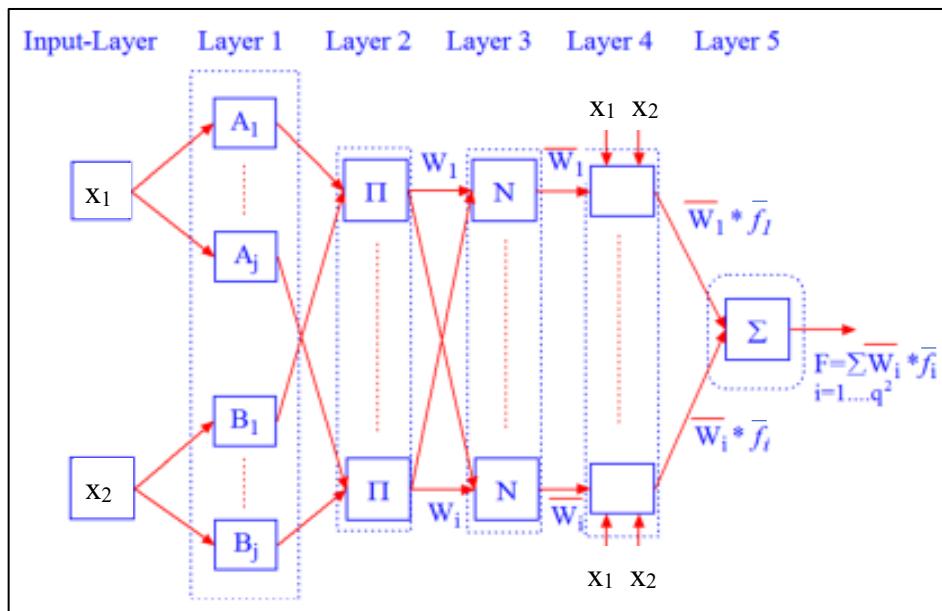


Figure 2.7 : Architecture d'ANFIS à deux entrées (Alice Hepzibah & Premkumar, 2020).

Les formulations mathématiques pour cette dernière architecture sont les suivantes :

$$L_{1,i} = \mu A_i(x_1), \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, j \quad (2.23)$$

$$L_{1,i} = \mu B_i(x_2), \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, j \quad (2.24)$$

$$L_{2,i} = W_i = \mu A_i(x_1) \cdot \mu B_i(x_2), \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, j^2 \quad (2.25)$$

$$L_{3,i} = \bar{W}_i = \frac{W_i}{\sum_{i=1}^{j^2} W_i} \quad (2.26)$$

$$L_{4,i} = \bar{W}_i \bar{f}_i = \bar{W}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (2.27)$$

$$L_{5,i} = \sum_{i=1}^{j^2} \bar{W}_i \bar{f}_i = \frac{\sum_{i=1}^{j^2} W_i \bar{f}_i}{\sum_{i=1}^{j^2} W_i} \quad (2.28)$$

Enfin, les formulations mathématiques pour un réseau, à nombre de couches important, deviennent délicates.

2.2.3. Machine à vecteurs de support

L'analyse par machine à vecteurs de support (Support Vectors Machine) est un outil d'apprentissage automatique populaire pour la classification et la régression, identifié pour la première fois par Vapnik et ses collègues en 1992. La régression SVM est considérée comme une technique non-paramétrique car elle repose sur des fonctions à noyau (Vapnik, 1995). Les séparateurs à grandes marges s'appuient sur les notions de marge maximale et de fonction noyau. Ces deux dernières sont élaborées depuis longtemps avant qu'elles ne soient associées pour construire les SVM.

Le processus d'apprentissage d'une fonction de décision SVM revient à identifier un hyperplan reproductible qui maximise la distance ou la marge entre les vecteurs de support de deux étiquettes de classe comme le montre la figure 2.8.

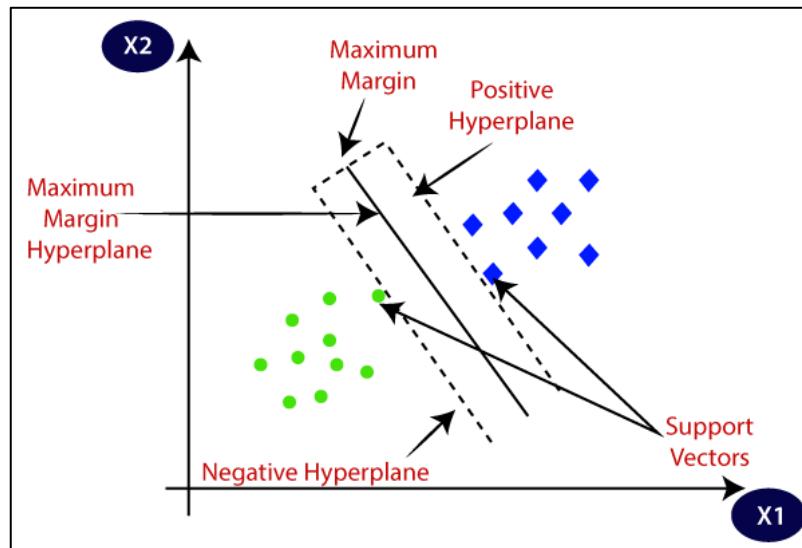


Figure 2.8 : Hyperplans et marge de la SVM (Jaggi, 2013).

Une fonction de décision de la SVM est plus précisément un hyperplan optimal qui sert à

séparer ou à classer les observations appartenant à une classe d'une autre sur la base de modèles d'information sur ces observations appelés caractéristiques (Bagnara, 2022). Ces dernières sont ensuite référencées par des coordonnées basées sur leurs relations mutuelles et forment les vecteurs de support. Ces derniers sont les points de données les plus proches de l'hyperplan, et l'astuce du noyau pour traiter les données non-linéaires en les transformant en un espace de dimension supérieure où la séparation linéaire est possible.

Le fonctionnement des SVM peut-être résumé selon les points qui suivent :

1. **Trouver l'hyperplan :** L'idée principale est de trouver une limite de décision (une ligne en 2D, un plan en 3D ou un hyperplan dans des dimensions supérieures) qui sépare les points de données de différentes classes.
2. **Maximiser la marge :** Parmi tous les hyperplans possibles, la SVM recherche celui qui crée la plus grande marge possible ou distance entre lui-même et les points de données les plus proches de chaque classe.
3. **Identifier les vecteurs de support :** Les points de données situés sur ou au plus près des limites de marge sont appelés vecteurs de support. Ces points critiques définissent l'hyperplan optimal.
4. **Utilisez l'astuce du noyau :** Pour les données non-linéairement séparables, les SVM utilisent une fonction noyau pour mapper implicitement les données dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure où une séparation linéaire devient possible.

Comme pour le ANN, les données doivent être organisées en jeux de données d'entraînement et de test, et les estimations seront produites après l'apprentissage. Les paramètres du modèle sont calculés en comptant les coefficients α_i , les vecteurs de support X_i , et le biais b afin de déterminer la fonction de régression au point d'entraînement x ; soit :

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(X_i, x) + b \quad (2.29)$$

2.2.4. Régression par processus Gaussien

La régression par processus Gaussien (Gaussian Process Regression) est reconnue pour sa capacité à représenter des processus complexes, notamment dans les problèmes liés à la régression non-linéaire. Les GPR constituent une technique d'apprentissage supervisé largement utilisée pour les problèmes de classification probabiliste et de régression. Ils offrent plusieurs avantages, comme l'interpolation des données lors de l'utilisation de noyaux standards, permettant ainsi des prédictions précises. Pour un ensemble de données

d'apprentissage composé de n points avec des entrées x_i et des observations y_i (où $i = 1, \dots, n$), le modèle est défini par la relation qui suit (Isabona et al., 2023 ; Schulz et al., 2018) :

$$\hat{y}_i = \bar{g}(x_i) + \zeta_i \quad (2.30)$$

Où $\bar{g}(x_i)$ représente la fonction de prédiction, et $\zeta_i = N(0, \sigma_i^2)$ est le bruit Gaussien avec une moyenne nulle et une variance σ_i^2 .

Pour une distribution Gaussienne de $\bar{g}(x_i)$, on peut écrire :

$$\bar{g}(x_i) \approx GP(m(x_i), \bar{K}(X, X')) \quad (2.31)$$

Avec $\bar{K}(X, X')$ est la fonction de covariance, et $m(x_i) = E[\bar{g}(x_i)]$ est une fonction d'espérance de l'entrée.

2.3. Optimisation par algorithme génétique

2.3.1. Fonctionnement de l'algorithme génétique

L'algorithme génétique (Genetic Algorithm) est une méthode de résolution des problèmes d'optimisation, avec ou sans contraintes, basée sur la sélection naturelle. Il permet de résoudre divers problèmes d'optimisation peu adaptés aux algorithmes d'optimisation standard, notamment ceux dont la fonction_objectif est discontinue, non-différentiable, stochastique ou fortement non-linéaire.

Une population aléatoire constitue le point de départ du GA. La population est améliorée jusqu'à l'aboutissement au critère final. La meilleure solution de la dernière population est retournée comme étant la meilleure approximation de l'optimum global pour un problème donné. À cet effet, le GA emploie trois principaux types de règles à chaque phase pour développer la génération qui suit à partir de la population actuelle :

- Les règles de **sélection** sélectionnent les individus, appelés parents, qui contribueront à la population de la génération suivante. La sélection est généralement aléatoire qui dépend des scores des individus.
- Les règles de **croisement** associent deux parents pour former les enfants de la génération suivante.
- Les règles de **mutation** apportent des modifications stochastiques aux parents individuels pour produire les enfants.

Pour créer cette nouvelle population, le GA effectue les étapes suivantes :

- a. Il attribue un score à chaque individu de la population actuelle en calculant sa valeur de fitness (fonction_objectif) ; ces valeurs sont appelées scores de fitness bruts.

N. B. : Un score est la valeur de la fonction_objectif pour un individu. Ce dernier est tout point

de l'espace auquel on peut appliquer la fonction de fitness.

- b. Il place à l'échelle les scores de fitness bruts pour les transformer en un horizon de valeurs plus exploitable. Ces dernières mises à l'échelle sont définies comme valeurs d'espérance.
- c. Il choisit les membres, appelés parents, par rapport à leur espérance.
- d. Les individus de la population actuelle dont la fonction fitness est petite sont définis comme élites, et sont transmis à la population suivante.
- e. Produit des enfants à partir des parents. Les enfants sont produits soit par des modifications stochastiques apportées à un parent unique (mutation), soit par la combinaison des entrées vectorielles de deux parents (croisement).
- f. Remplace la population actuelle par les enfants pour obtenir la génération suivante.

Enfin, l'algorithme s'arrête lorsque le critère d'arrêt est rempli.

2.3.2. Formulation du problème d'optimisation

Pour notre application, le problème d'optimisation vise à maximiser le débit de copeaux MRR (Material Removal Rate) lors d'une opération de tournage dur exprimé par l'équation suivante (Abed et al., 2021) :

$$MRR = V_c \cdot f \cdot a_p \quad (2.32)$$

Les contraintes peuvent être formulées comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} HRC_{min} \leq HRC \leq HRC_{max} \\ V_{c min} \leq V_c \leq V_{c max} \\ f_{min} \leq f \leq f_{max} \\ a_{p min} \leq a_p \leq a_{p max} \\ P_c \leq P_{c max} \\ F_R \leq F_{R max} \end{array} \right. \quad (2.33)$$

En utilisant le progiciel Matlab, l'algorithme génétique utilise par défaut l'algorithme génétique Lagrangien augmenté (ALGA) pour résoudre les problèmes de contraintes non-linéaires (Conn et al., 1991). Le problème d'optimisation résolu par l'algorithme (ALGA) est le suivant :

$$\text{Min } F_{obj}(x) \quad (2.34)$$

Avec les contraintes :

$$\left\{ \begin{array}{l} c_i(x) \leq 0, \quad i = 1 \dots m \\ ceq_i(x) = 0, \quad i = m + 1 \dots mt \\ A_{ineq} \cdot x \leq b_{ineq} \\ Ae \cdot x = be \\ lb \leq x \leq ub \end{array} \right. \quad (2.35)$$

Avec $c_i(x)$ et $ceq_i(x)$ sont respectivement les contraintes non-linéaires d'inégalité et d'égalité.

2.4. Approches de simulation

2.4.1. Approche numérique

2.4.1.1. Formulations de simulation numérique

De nos jours grâce aux logiciels de simulation avancés et à l'amélioration des capacités de calcul, il est possible d'obtenir des résultats de prédiction fiables. La simulation numérique permet d'économiser du temps et de réduire le nombre d'essais expérimentaux. Aussi, elle aide à comprendre l'impact des conditions de coupe sur l'efficacité de l'opération d'usinage.

Parmi les outils de simulation numérique, la méthode des éléments finis (MEF) est souvent utilisée. Elle fait appel à différentes formulations pour simuler le processus de coupe. Les plus couramment utilisées sont les formulations : Lagrangienne (L), Eulérienne (E), et Arbitraire Lagrangienne-Eulérienne (ALE). La figure 2.9 schématise ces trois approches.

- ✓ **Dans la formulation Lagrangienne**, le maillage est lié au matériau et accompagne ses mouvements et transformations au fil du temps. Cette approche est intuitive et facile à comprendre mais elle présente des limitations significatives pour la simulation de l'usinage. En effet, lors de déformations plastiques intenses, en particulier dans la zone de cisaillement primaire où le copeau se crée, les composants du maillage peuvent être sujets à des distorsions excessives. Ceci compromet la qualité du maillage et affecte la stabilité numérique. Dans certains cas extrêmes, la distorsion du maillage peut même rendre la simulation impossible (Korendyasev, 2020).

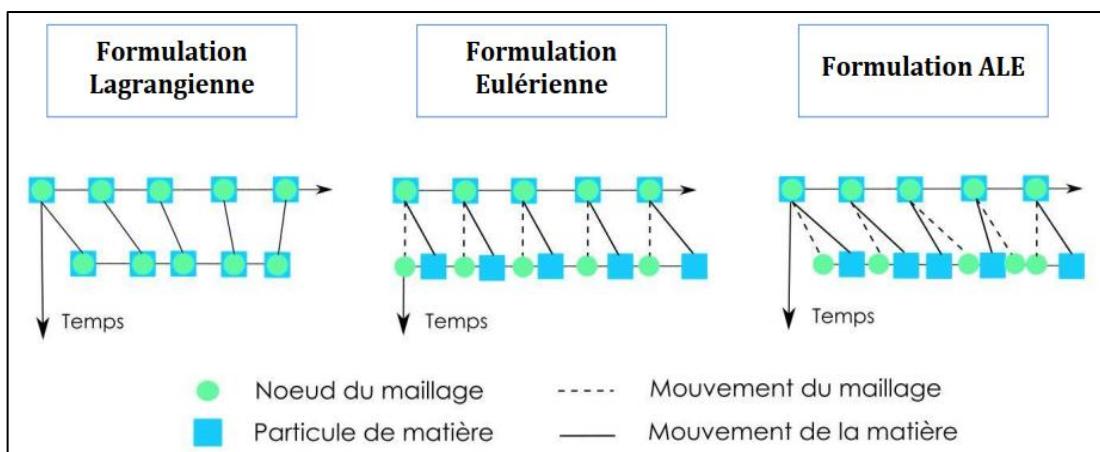


Figure 2.9 : Approches Lagrangienne, Eulérienne et ALE (Guediche, 2017).

- ✓ **Dans la formulation Eulérienne**, le réseau demeure stable dans l'espace pendant que le matériau s'écoule à travers les éléments. Cette formulation est particulièrement bien adaptée à la simulation de phénomènes impliquant de grands déplacements. Aussi, elle aide à prévenir

les distorsions du maillage dues aux déformations importantes, caractéristiques du processus d'usinage. Effectivement, à l'opposé de la formulation Lagrangienne qui suit le mouvement des particules, la formulation Eulérienne considère le matériau comme un fluide qui parcourt une grille fixe améliorant ainsi la stabilité numérique.

Une des principales limitations est l'obligation de déterminer préalablement la géométrie du copeau et la longueur de contact entre l'outil et le copeau ; ceci restreint la capacité du modèle à reproduire précisément le processus dynamique de création des copeaux.

✓ **La formulation Arbitraire Lagrangienne-Eulérienne** a été conçue pour pallier les contraintes identifiées dans les méthodes strictement Lagrangiennes et Eulériennes, en fusionnant leurs bénéfices respectifs. En permettant un remaillage adaptatif au cours de la simulation, les nœuds du maillage peuvent se déplacer mais leur mouvement n'est pas strictement lié au mouvement du matériau. Ceci permet de contrôler la distorsion du maillage et d'améliorer la précision de la simulation (Arrazola et al., 2008). Cependant, l'implémentation de la formulation ALE est plus complexe que celle des formulations Lagrangienne et Eulérienne car elle exige des algorithmes de remaillage sophistiqués et un contrôle précis du mouvement de maillage.

✓ **La formulation Couplée Eulérienne-Lagrangienne (CEL)** a été d'abord élaborée pour la structure fluide ; aussi, elle a été employée comme un flux continu pour simuler les phénomènes à grandes déformations (Xu et al., 2021). Le modèle CEL représente une alternative innovante à la formulation Lagrangienne. Lorsque cette formulation est mise en œuvre, il est important de souligner la difficulté de dépendance du maillage. Elle permet la présence de différents matériaux ou d'une zone dans la même structure, et les grilles de mailles des parties Lagrangiennes et Eulériennes peuvent se croiser.

2.4.1.2. Choix et éléments du modèle numérique

Le choix de la dimension du modèle, qu'il soit en 2D ou en 3D, a un impact important sur la précision et la complexité de la simulation. Les modèles 2D sont plus faciles à utiliser et nécessitent moins de ressources de calcul mais ils ne peuvent pas représenter précisément la complexité géométrique de l'usinage oblique. Les modèles 3D, quant à eux, offrent une représentation plus réaliste du processus d'usinage mais demandent beaucoup plus de ressources et de temps pour les simulations (Djellouli, 2025).

Aussi, la simulation précise de l'usinage nécessite une représentation fidèle du comportement mécanique des matériaux impliqués ; à savoir : la pièce et l'outil. Ceci implique l'utilisation de lois rhéologiques des matériaux. Pour les processus d'usinage, les principaux

modèles utilisés dans la simulation d'usinage par la MEF sont reportés dans la référence (Aich, 2024). L'intégration de ces lois de comportement dans le cadre de la MEF permet de prédire les contraintes, les déformations et la température dans la zone de coupe avec précision. Cette dernière dépend fortement des paramètres utilisés dans les lois de comportement où leur identification nécessite souvent une combinaison de tests expérimentaux et d'analyses inverses.

Le frottement à l'interface outil-copeau joue un rôle crucial dans la détermination des forces de coupe et de la température. Il dépend de nombreux facteurs tels que la nature des matériaux en contact, l'état de surface de l'outil et de la pièce, la présence de lubrifiant et la vitesse de coupe. La détermination précise de ce coefficient peut être complexe et nécessite souvent une combinaison de modélisation et d'expérimentation. Des modèles de frottement dépendant de la vitesse, de la température et de la pression peuvent améliorer la précision des simulations (Khajehzadeh et al., 2015).

Les conditions aux limites qui définissent les interfaces entre l'outil et la pièce à usiner sont généralement appliquées de manière à ce que l'outil puisse avancer vers la pièce fixée ou bien l'outil soit limité dans sa translation le long du parcours d'avance tout en conservant sa capacité de rotation (notamment pour les opérations de fraisage et perçage). Dans tous les cas, le déplacement relatif entre l'outil et la pièce correspond à la vitesse de coupe. Les grandeurs standards définis lors de l'établissement des conditions aux limites sont les paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe), la direction de coupe, la largeur de coupe (selon l'application) et la zone de contact initial entre l'outil et la pièce.

2.4.2. Approche analytique

En dépit des approches mécaniques, thermiques et thermomécaniques développées, nous allons nous limiter dans cette section à la version corrigée du modèle orthogonal d'Oxley (Aich, 2024) ; les équations qui suivent résument cette version.

(i) Pour la zone de déformation primaire :

$$\varepsilon_{AB} = \frac{1}{2\sqrt{3}} \frac{\cos \gamma}{\sin \phi \cos(\phi - \gamma)} \quad (2.36)$$

$$\dot{\varepsilon}_{AB} = \frac{1}{\sqrt{3}} \left(\frac{C_o V_s}{\sin \phi} \right) = \frac{1}{\sqrt{3}} \left(\frac{C_o}{\sin \phi} \right) \frac{V_c \cos \gamma}{\cos(\phi - \gamma)} \quad (2.37)$$

$$T_{AB} = T_0 + \eta \Delta T_{SZ} = T_0 + \eta \left[\frac{1-\beta}{\rho C_p f a_p} \frac{F_s \cos \gamma}{\cos(\phi - \gamma)} \right] \quad \text{with : } 0 < \eta \leq 1 \quad (2.38)$$

$$\begin{cases} \beta = 0.5 - 0.35 \lg(R_T \tan \phi) & \text{for } 0.04 \leq R_T \tan \phi \leq 10.0 \\ \beta = 0.3 - 0.15 \lg(R_T \tan \phi) & \text{for } R_T \tan \phi > 10.0 \end{cases} \quad \text{with } R_T = \frac{\rho C_p V_c f}{K} \quad (2.39)$$

$$F_S = k_{AB} \cdot \left(\frac{f}{\sin \phi} \times a_p \right) \quad (2.40)$$

Avec la contrainte de cisaillement k_{AB} est obtenue à partir du modèle de Johnson-Cook (Johnson & Cook, 1985) exprimé par :

$$\bar{\sigma} = (A + B \varepsilon^n) \left(1 + C \ln \frac{\dot{\varepsilon}}{\dot{\varepsilon}_0} \right) \left(1 - \left(\frac{T - T_0}{T_f - T_0} \right)^m \right) \quad (2.41)$$

$$k_{AB} = \frac{\bar{\sigma}_{AB}}{\sqrt{3}} = \frac{1}{\sqrt{3}} (A + B \varepsilon_{AB}^n) \left(1 + C \ln \frac{\dot{\varepsilon}_{AB}}{\dot{\varepsilon}_0} \right) \left(1 - \left(\frac{T_{AB} - T_0}{T_f - T_0} \right)^m \right) \quad (2.42)$$

$$F_R = \frac{F_S}{\cos \theta} \quad (2.43)$$

$$F_N = R \sin \theta \quad (2.44)$$

$$\tan \theta = 1 + 2 \left(\frac{\pi}{4} - \phi \right) - C_o n_{eq} \quad (2.45)$$

Avec n_{eq} est donné par l'équation qui suit (Lalwani et al., 2009) :

$$n_{eq} = \frac{n \cdot B \cdot \varepsilon^n}{(A + B \varepsilon^n)} \quad (2.46)$$

$$\begin{cases} F_c = F_N \sin \phi + F_S \cos \phi \\ F_f = F_N \cos \phi - F_S \sin \phi \end{cases} \quad (2.47)$$

(ii) Pour la zone de cisaillement secondaire :

$$\varepsilon_{int} = 2 \varepsilon_{AB} + \frac{1}{2} \frac{h}{\sqrt{3} \delta t_c} \quad (2.48)$$

$$\dot{\varepsilon}_{int} = \frac{1}{\sqrt{3} \delta t_c} V_{cop} = \frac{1}{\sqrt{3} \delta t_c} \frac{V_c \sin \phi}{\cos(\phi - \gamma)} \quad (2.49)$$

$$t_c = \frac{f}{\sin \phi} \cos(\phi - \alpha) \quad (2.50)$$

$$T_{int} = T_0 + \Delta T_{sz} + \Psi \Delta T_M = T_0 + \frac{1 - \beta}{\rho C_p f a_p} \frac{F_s \cos \gamma}{\cos(\phi - \gamma)} + \Psi \Delta T_M \quad \text{with : } 0 < \Psi \leq 1 \quad (2.51)$$

$$\Delta T_c = \frac{F \sin \phi}{\rho C_p f a_p \cos(\phi - \gamma)} \quad (2.52)$$

$$\begin{cases} F = F_R \sin \lambda \\ N = F_R \cos \lambda \end{cases} \quad (2.53)$$

$$\lg\left(\frac{\Delta T_M}{\Delta T_C}\right) = 0.06 - 0.195 \delta \left(\frac{R_T t_c}{h}\right)^{1/2} + 0.5 \lg\left(\frac{R_T t_c}{h}\right) \quad (2.54)$$

$$h = H_h \frac{f \sin \theta}{\cos \lambda \sin \phi} \left[1 + \frac{C_o n_{eq}}{3 \{ 1 + 2(\pi/4 - \phi) - C_o n_{eq} \}} \right] \quad (2.55)$$

$$\lambda = \theta - \phi + \gamma \quad (2.56)$$

Avec H_h est un coefficient correctif déterminé de l'équation d'égalité des moments (Gilormini, 1982 ; Aich et al., 2023).

Dans le modèle orthogonal d'Oxley, les inconnues du problème sont l'angle du cisaillement primaire ϕ , la constante C_o associée à $\dot{\varepsilon}_{AB}$, et la fraction δ de l'épaisseur du copeau t_c .

- L'angle du cisaillement primaire ϕ est obtenu à travers l'égalité suivante :

$$\tau_{int} = \frac{F}{h \times a_p} \approx k_{cop} = \frac{1}{\sqrt{3}} (A + B \varepsilon_{int}^n) \left(1 + C \ln \frac{\dot{\varepsilon}_{int}}{\dot{\varepsilon}_0} \right) \left(1 - \left(\frac{T_{int} - T_0}{T_f - T_0} \right)^m \right) \quad (2.57)$$

- Le coefficient C_o est déterminé de l'égalité qui suit :

$$\sigma_{int} = \frac{N}{h \times a_p} \approx \sigma'_N = k_{AB} \left(1 + \frac{\pi}{2} - 2\gamma - 2C_o n_{eq} \right) \quad (2.58)$$

- La fraction δ est calculée en considérant la minimisation de la composante de l'effort de coupe F_c et la puissance de coupe.

Les équations (2.57) et (2.58) sont exprimées pour une distribution uniforme à l'interface outil-copeau. Cette hypothèse n'est pas en cohérence avec l'analyse de Zorev (Zorev, 1963). À cet effet, la contrainte σ_{int} est modélisée par une loi puissance avec un coefficient de pondération (H_N) (Aich, 2024), et τ_{int} est pondérée par un coefficient correcteur H_c .

- Formulation de σ_{int} :

$$\sigma_{int} = \sigma_{N \max} \left[1 - \left(\frac{\bar{x}}{h} \right)^a \right] \quad (2.59)$$

Le coefficient de pondération H_N est intégré comme suit :

$$\sigma_{N \max} = H_N \frac{N}{(h \times a_p)} \quad (2.60)$$

Pour la version initial d'Oxley : $H_N = 1$ and $a = 1$.

Selon la référence (Lalwani et al., 2009), si on pose :

$$I_G = \frac{\sigma_{N \max} a_p}{N} \cdot \bar{x}_G \quad (2.61)$$

On peut écrire :

$$I_G = \frac{\sigma_{N_{\max}}}{N} a_p \cdot \bar{x}_G = \left(\frac{H_N}{h} \right) \cdot \bar{x}_G \quad (2.62)$$

Où (a) est en relation avec (I_G) comme suit (Karpat & Özal, 2006) :

$$a = -1 + \frac{\sqrt{16I_G^2 - 8I_G}}{4I_G - 2} \quad (2.63)$$

En conséquence :

$$h = \frac{N}{\sigma_{N_{\max}} \times a_p} \left(\frac{a+1}{a} \right) \quad (2.64)$$

$$H_N = \left(\frac{a+1}{a} \right) \quad (2.65)$$

- Formulation de τ_{int} :

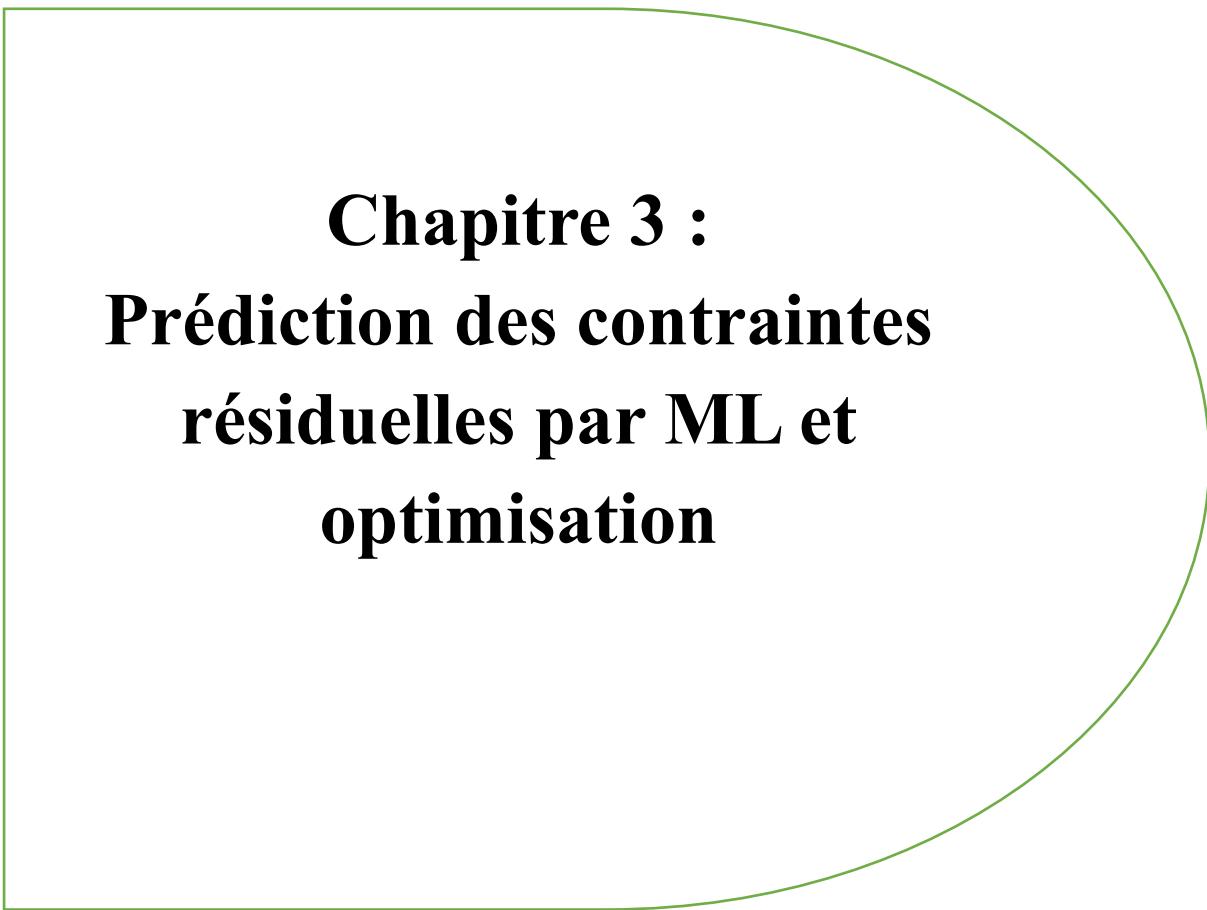
$$\tau_{\text{int}} = H_c \frac{F}{h \times a_p} \quad (2.66)$$

Dans cette dernière équation, le coefficient de pondération H_c considère les effets de la répartition de la contrainte de cisaillement et de l'écrouissage du matériau usiné.

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons relaté les formulations mathématiques nécessaires à la modélisation. Ces formulations reposent sur des techniques d'apprentissage automatique (Machine Learning), une optimisation par algorithme génétique, et des approches pour les modélisations numérique et analytique de la coupe orthogonale.

Les méthodes d'apprentissage automatique ont été abordées ; à savoir : les réseaux de neurones artificiels (ANN), le système d'inférence neuro-floue adaptatif (ANFIS), la machine à vecteurs de support (SVM), et la régression par processus Gaussien (GPR). Puis, nous avons formulé le problème d'optimisation non-linéaire avec contraintes visant la maximisation du débit de copeaux pour une opération de tournage dur par algorithme génétique (GA). Enfin, les aspects liés aux modélisations numérique et analytique d'une coupe orthogonale ont été relatés. Pour la modélisation numérique, la méthode des éléments finis (MEF) est utilisée. Quant à la modélisation analytique, le modèle thermomécanique d'Oxley corrigé est adopté.



Chapitre 3 :

Prédiction des contraintes résiduelles par ML et optimisation

3.1. Introduction

Ce troisième chapitre concerne la prédiction des contraintes résiduelles dues au tournage dur à sec de l'acier AISI 52100 par un outil de coupe CBN. L'objectif visé est lié au développement et à l'évaluation de modèles prédictifs capables de fournir des estimations acceptables des contraintes résiduelles. Ces dernières sont des grandeurs essentielles pour garantir la qualité du produit fabriqué, assurer sa longévité et optimiser les conditions de coupe. À cet effet, nous allons utiliser des techniques d'apprentissage automatique (Machine Learning) qui incluent le réseau de neurones artificiels (ANN), le système d'inférence neuro-floue adaptatif (ANFIS), la machine à vecteurs de support (SVM) et la régression par processus Gaussien (GPR). Aussi, les modèles élaborés seront confrontés sur la base de leurs efficacités respectives. Cette comparaison sera accompagnée d'une interprétation qui permettra de dégager les points forts et les limites de chaque modèle, et ainsi d'identifier celui ou ceux offrant le meilleur compromis en terme de précision. La performance statistique des modèles sera analysée à l'aide d'indicateurs tels que le coefficient de détermination (R^2), la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE).

Nous allons maintenant présenter les données expérimentales nécessaires à l'élaboration des modèles prédictifs.

3.2. Données expérimentales pour l'élaboration des modèles prédictifs

Les données expérimentales, relatives à la mesure des contraintes résiduelles, sont obtenues suite à des essais de chariotage axial réalisés sur un tour à commande numérique de type RAMO -RACN 82- (Habak, 2006). L'usinage de l'acier AISI 52100 s'est déroulé à sec en utilisant des plaquettes CBN du fabricant Sumitomo de nuance VBGW160408. Le tableau 3.1 reporte la composition chimique de l'acier AISI 52100 à l'état recuit.

Elément (%)	C	Cr	Cu	S	Si	Mo	Mn	P
Valeur mesurée	1.05	1.481	0.033	0.018	0.239	0.01	0.365	0.009

Tableau 3.1 : Composition chimique de l'acier AISI 52100 (Habak, 2006).

Pour obtenir des tubes de l'acier AISI 52100 avec existence de carbures non dissous, les échantillons à l'état recuit ont été austénitisés à 850 °C dans un four pendant 30 minutes et ensuite trempés dans de l'eau à 30 °C. Plusieurs températures de revenu ont été choisies pour obtenir des tubes de différentes valeurs de dureté. Aussi, afin de dissoudre tous les carbures, les

tubes ont été austénitisés à 1000 °C (température de dissolution de tous les carbures) et ayant subi une transformation isotherme dans un four à bain de sel à 225 °C pendant 7 heures, et ce pour atteindre une dureté de 55 HRC. Des maintiens à d'autres températures ont été réalisés afin d'avoir différentes duretés. La figure 3.1 montre les microstructures de l'acier AISI 52100 (55 HRC) avec et sans carbures.

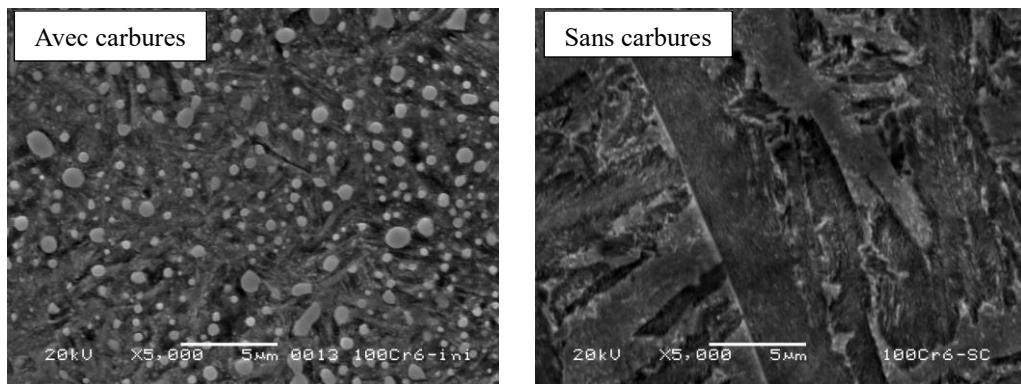


Figure 3.1 : Microstructures de l'acier AISI 52100 (Habak, 2006).

Rappelons que les modèles prédictifs seront élaborés pour prédire les contraintes résiduelles. À cet effet, l'appareil utilisé pour l'analyse de ces dernières est un diffractomètre portable de marque Proto. Le tube générateur de rayons X est constitué d'une anode en Cr. Le collimateur a un diamètre de 1 mm et la tension utilisée est de 20 kV pour une intensité de 4 mA (Habak, 2006). La figure 3.2 illustre les directions d'analyse des contraintes résiduelles.

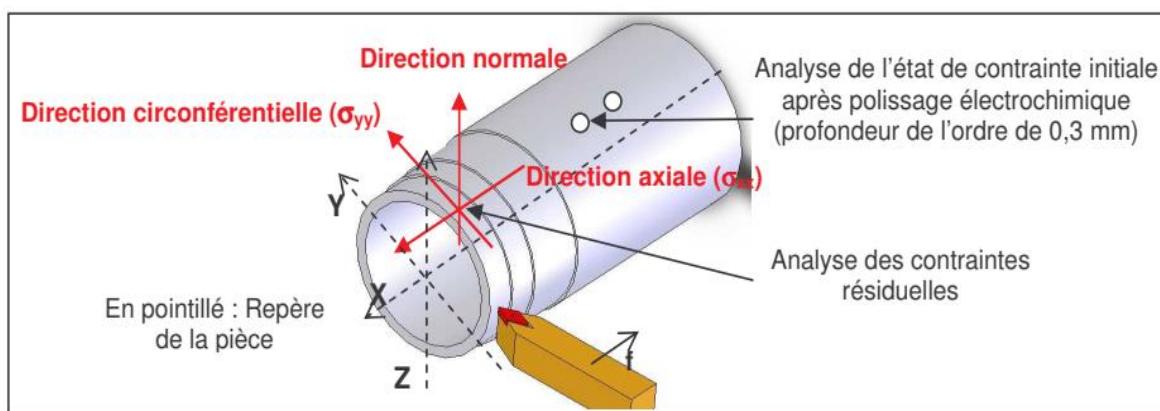


Figure 3.2 : Directions d'analyse des contraintes résiduelles (Habak, 2006).

En considérant que le comportement rhéologique du matériau usiné est régi par loi de Johnson-Cook (voir équation 2.41), les équations qui suivent montrent la dépendance des coefficients rhéologiques (A, B and n) avec la dureté HRC du matériau usiné (acier AISI 52100) et l'inclusion des carbures (Habak, 2006).

✓ Matériau usiné avec carbures :

$$A = 1.778 \times HRC^2 - 120.67 \times HRC + 3383.9 \quad (3.1)$$

$$B = 5.3889 \times HRC^2 - 409.83 \times HRC + 7999.4 \quad (3.2)$$

$$n = -0.0014 \times HRC^2 + 0.1637 \times HRC - 4.2522 \quad (3.3)$$

✓ Matériau usiné sans carbures :

$$A = 11.5 \times HRC^2 - 1091.5 \times HRC + 27345 \quad (3.4)$$

$$B = 16.5 \times HRC^2 - 1556.5 \times HRC + 37195 \quad (3.5)$$

$$n = 0.0016 \times HRC^2 - 0.1393 \times HRC + 3.3178 \quad (3.6)$$

À noter que les coefficients rhéologiques C et m n'étaient pas influencés par le changement de dureté ni par l'inclusion des carbures (Habak, 2006).

Pour l'élaboration des modèles prédictifs, les données expérimentales sont structurées en 34 exemples ou combinaisons tout en considérant comme variables d'entrée les paramètres rhéologiques du matériau usiné (A, B, n) et les paramètres de coupe (V_c , f, et a_p). À noter que les paramètres rhéologiques prennent en charge la dureté du matériau usiné et l'inclusion de carbures ; par contre, les paramètres de coupe sont les variables gouvernées par l'opérateur de la machine-outil. Les sorties pour chaque modèle prédictif sont les contraintes résiduelles axiale σ_{xx} et circonférentielle σ_{yy} .

La base de données est scindée en deux sous-bases : d'apprentissage et de test contenant respectivement 24 exemples et 10 tests ; soit un pourcentage de 70% de la totalité des combinaisons est dédié à l'entraînement, et le reste est réservé pour l'étape de test. Le tableau 3.2 reporte les bases d'apprentissage et de test (Makhfi, 2018).

	N° d'essai	A (MPa)	B (MPa)	n	V_c (m/min)	f (mm/tr)	a_p (mm)	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)
Base d'apprentissage									
Avec carbures	1	1492	357	0.21	150	0.1	0.2	106	94
	2	2179	1891	0.52	50	0.1	0.2	54	-98
	3	2179	1891	0.52	150	0.05	0.2	-205	-205
	4	2179	1891	0.52	150	0.1	0.2	-24	-116
	5	2179	1891	0.52	200	0.1	0.2	-114	-20
	6	2179	1891	0.52	300	0.1	0.2	-29	207
Sans carbures	7	1515	565	0.29	100	0.1	0.25	-78	-60
	8	1515	565	0.29	100	0.1	0.2	21	103
	9	1515	565	0.29	150	0.05	0.2	20	43
	10	1515	565	0.29	150	0.1	0.3	119	226

	11	1515	565	0.29	150	0.12	0.1	8	-172
	12	1515	565	0.29	150	0.15	0.2	218	224
	13	1515	565	0.29	150	0.2	0.2	200	-52
	14	1515	565	0.29	200	0.1	0.2	10	2
	15	1634	797	0.39	100	0.1	0.2	-138	-329
	16	1938	1258	0.46	100	0.1	0.2	-154	-186
	17	1938	1258	0.46	150	0.05	0.2	-232	-131
	18	1938	1258	0.46	150	0.1	0.4	-286	103
	19	1938	1258	0.46	150	0.15	0.2	-330	-523
	20	1938	1258	0.46	150	0.2	0.2	-218	-309
	21	1938	1258	0.46	200	0.1	0.2	-173	109
	22	2144	1566	0.51	100	0.1	0.2	-240	-331
	23	2144	1566	0.51	250	0.1	0.2	-324	-346
	24	2144	1566	0.51	300	0.1	0.2	-116	473
Base de test									
Avec carbures	25	2179	1891	0.52	150	0.15	0.2	-17	-99
	26	2179	1891	0.52	200	0.1	0.1	-68	-244
	27	2179	1891	0.52	250	0.1	0.2	-127	48
Sans carbures	28	1515	565	0.29	150	0.08	0.2	96	131
	29	1515	565	0.29	150	0.1	0.2	0	32
	30	1634	797	0.39	150	0.1	0.2	-83	113
	31	1938	1258	0.46	150	0.1	0.2	-188	-28
	32	1938	1258	0.46	150	0.1	0.3	-379	108
	33	2144	1566	0.51	150	0.1	0.2	-479	-523
	34	2144	1566	0.51	200	0.1	0.2	-280	-297

Tableau 3.2 : Bases de données d'entraînement et de test (Makhfi, 2018).

3.3. Indicateurs de performance des modèles prédictifs

Les performances des modèles prédictifs sont évaluées en utilisant les indicateurs suivants : R^2 , RMSE et MAPE (Makhfi et al., 2018 ; Mimoun et al., 2022 ; Djellouli et al., 2023 ; Abed et al., 2024).

- Le coefficient de détermination R^2 est donné par l'expression suivante :

$$R^2 = 1 - \frac{SCR}{SCT} = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{N_T} (y(k) - \hat{y}(k))^2}{\sum_{k=1}^{N_T} (y(k) - \bar{y})^2} \quad (3.7)$$

- La RMSE qui est la racine carrée de la MSE (Mean Square Error) calculée selon :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_T} \sum_{k=1}^{N_T} (y(k) - \hat{y}(k))^2} \quad (3.8)$$

- La MAPE (Mean Average Percentage Error) peut être exprimée comme suit :

$$MAPE(\%) = 100 \times \frac{1}{N_T} \sum_{k=1}^{N_T} \left| \frac{y(k) - \hat{y}(k)}{y(k)} \right| \quad (3.9)$$

3.4. Entraînement du réseau de neurones artificiels

Dans la présente étude, nous considérons un réseau de neurones artificiels (ANN) de type "feed-forward" ; hormis les entrées, ce type de réseau (voir figure 3.3) présente principalement deux couches : une couche cachée et la couche de sortie.

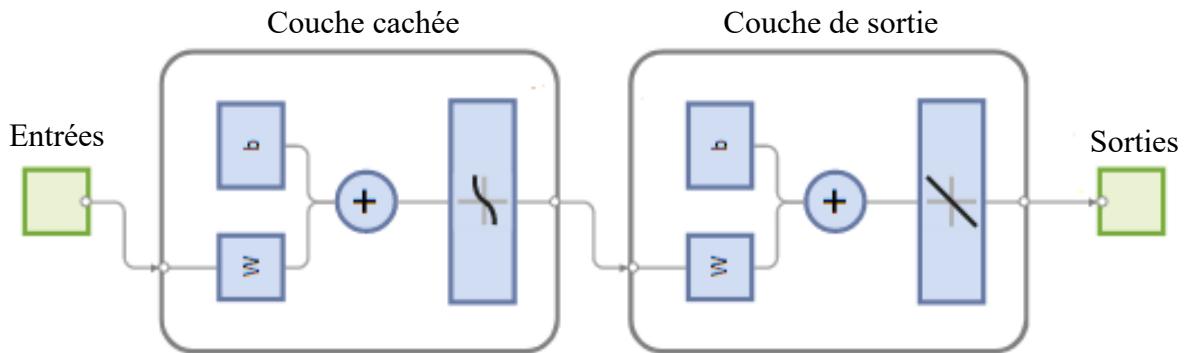


Figure 3.3 : ANN de type "feed-forward" sous Matlab.

Afin d'obtenir de meilleures performances, nous avons considéré une fonction de transfert linéaire pour la sortie et une fonction tangente hyperbolique pour la couche cachée. Aussi, l'algorithme d'apprentissage ciblé est la régularisation bayésienne qui prend relativement plus de temps pour le calcul mais elle s'avère la meilleure pour les problèmes non-linéaires (Makhfi et al., 2018 ; Mimoun et al., 2022 ; Djellouli et al., 2023 ; Abed et al., 2024).

Pour choisir le nombre de neurones cachés (nc), différentes structures de type 6-nc-2 ont été testées et reportées dans le tableau 3.3 tout en considérant les données d'apprentissage. À noter que la simulation sous Matlab a été réalisée à la base d'un script élaboré pour permettre la reproduction des mêmes résultats après apprentissage en matière de poids et biais.

Structure	R	MSEN
6-5-2	0.90275	0.049220
6-6-2	0.91102	0.045336
6-7-2	0.91190	0.044882
6-8-2	0.91186	0.044928
6-9-2	0.91195	0.044879
6-10-2	0.91293	0.044363
6-11-2	0.90701	0.047051

Tableau 3.3 : Choix du nombre de neurones cachés.

La structure 6-10-2 s'avère être la meilleure car elle se caractérise relativement par un coefficient de corrélation maximal $R = 0.91293$ et une MSEN la plus basse égale à 0.044363. À noter que la MSEN correspond à l'erreur quadratique moyenne tout en considérant les valeurs normalisées des données lors de la simulation. La figure 3.4 montre l'entraînement du ANN.

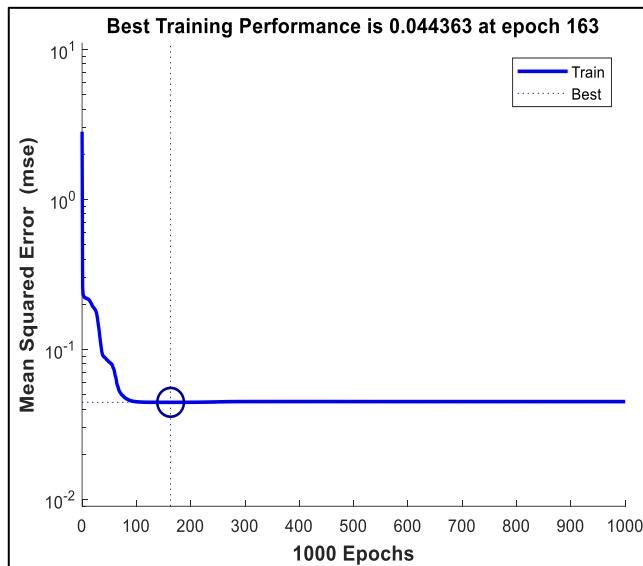


Figure 3.4 : Entraînement du ANN pour la structure 6-10-2.

Selon cette dernière figure, la meilleure performance est obtenue à l'époque 163 avec une MSEN égale à 0.044363. Aussi, la figure 3.5 montre une régression linéaire avec un coefficient de corrélation $R = 0.91293$ entre les valeurs cibles et les valeurs prédites des contraintes résiduelles durant la phase d'entraînement.

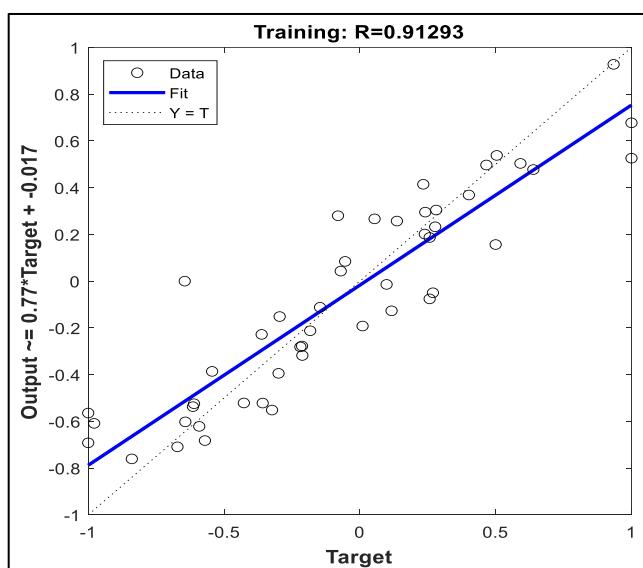


Figure 3.5 : Régression linéaire entre les contraintes résiduelles cibles et prédites en phase d'entraînement.

Néanmoins, les écarts par rapport à la droite idéale ($Y = T$) peuvent être attribués à la complexité du phénomène modélisé caractérisé par la nature des contraintes résiduelles (traction ou compression).

En résumé, la structure retenue pour l'ANN élaboré est 6-10-2 avec une fonction de transfert tangente hyperbolique associée aux neurones de la couche cachée, et une fonction de transfert linéaire pour la couche de sortie. Les résultats de prédiction et les valeurs des indicateurs de performance relatifs à la phase d'apprentissage par l'ANN élaboré sont reportés dans le tableau 3.4.

Contraintes résiduelles prédites		
N° d'exemple	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)
1	81.772	75.927
2	44.946	-81.172
3	-161.925	-138.186
4	-90.826	-130.961
5	-143.092	-120.588
6	-59.857	222.349
7	20.622	-3.572
8	27.278	-62.694
9	8.204	102.523
10	74.591	242.418
11	57.443	-100.246
12	129.494	52.857
13	198.255	17.071
14	24.797	107.886
15	-163.978	-286.299
16	-199.086	-299.579
17	-221.283	-162.249
18	-264.240	68.329
19	-245.312	-306.443
20	-226.190	-364.297
21	-198.977	-49.735
22	-250.141	-292.849
23	-222.546	-24.966
24	-132.972	236.688
R²	0.9067	0.7063
RMSE	47.0192	121.2675
MAPE	54.4395	205.3407

Tableau 3.4 : Valeurs prédites de σ_{xx} et σ_{yy} par ANN – Phase d'entraînement.

3.5. Apprentissage du système d'inférence neuro-floue adaptatif

Pour l'élaboration du système d'inférence neuro-floue adaptatif (ANFIS), nous avons utilisé l'application "Neuro-Fuzzy Designer" sous Matlab en adoptant un système d'inférence floue "FIS" de Sugeno largement reconnu pour sa capacité à modéliser des systèmes non-linéaires. Plusieurs structures ont été testées afin d'identifier celle qui se prête le mieux pour la prédition des contraintes résiduelles. Chaque structure se caractérise par le nombre et le choix du type des fonctions d'appartenance appliquées aux entrées et aux sorties du système.

À cet effet, la configuration 4-4-4-4-4-2 a été retenue pour σ_{xx} , tandis que la structure 4-4-5-5-5-2 a été choisie pour σ_{yy} . Chacune de ces configurations définit le nombre des fonctions d'appartenance appliquées à chaque entrée. Ces configurations ont été retenues suite à une série de simulations. À noter que l'application "Neuro-Fuzzy Designer" sous Matlab ne permet pas la prédition simultanée des contraintes résiduelles pour le même FIS ; ceci explique le fait d'avoir des configurations différentes. De plus, une fonction d'appartenance triangulaire a été appliquée aux entrées, tandis qu'une fonction d'appartenance constante a été utilisée pour les sorties. La simulation a été arrêtée après 20 époques ou itérations en utilisant une grille de partition avec une méthode d'optimisation hybride combinant les moindres carrés et la rétropropagation.

Les figures 3.6 et 3.7 illustrent, respectivement, les phases d'apprentissage d'ANFIS pour les contraintes résiduelles σ_{xx} et σ_{yy} .

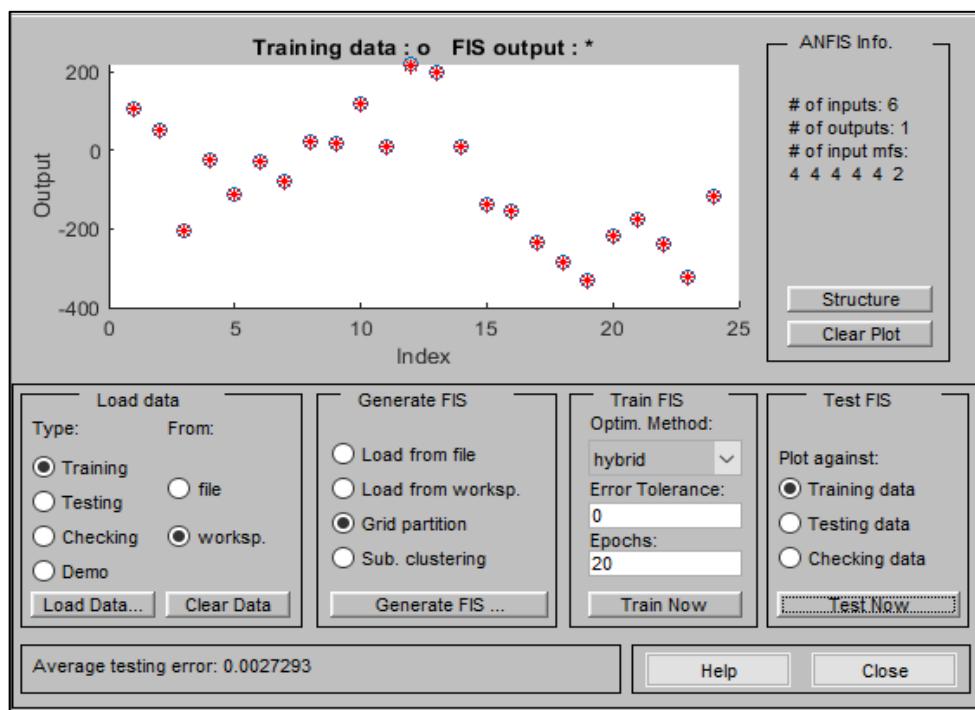


Figure 3.6 : Apprentissage d'ANFIS pour σ_{xx} .

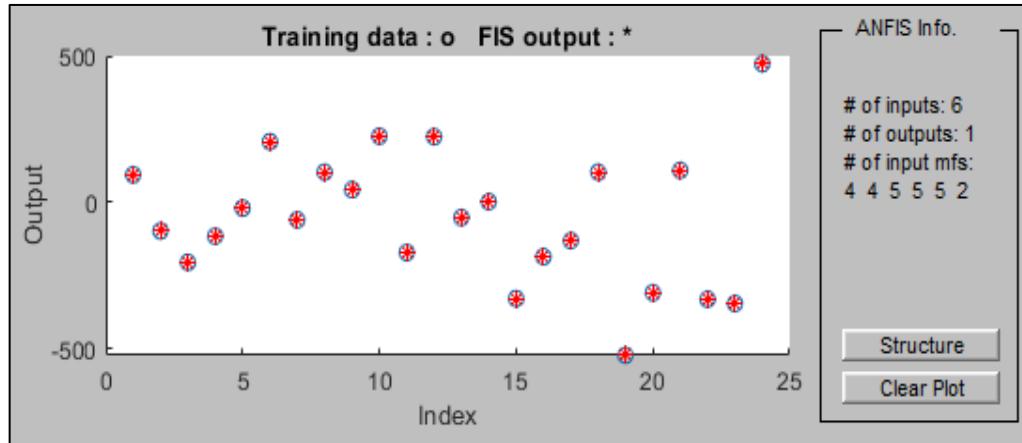


Figure 3.7 : Apprentissage d'ANFIS pour σ_{yy} .

D'après ces deux dernières figures, on remarque une bonne corrélation entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites lors de la phase d'apprentissage.

Le tableau 3.5 présente les valeurs prédites des contraintes résiduelles σ_{xx} et σ_{yy} obtenues après apprentissage des modèles ANFIS, ainsi que les indicateurs de performance permettant d'évaluer la qualité des prédictions.

N° d'exemple	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)
1	106.000	94.000
2	54.000	-98.000
3	-205.000	-205.000
4	-24.000	-115.999
5	-114.000	-20.001
6	-29.000	207.000
7	-77.990	-59.993
8	20.994	102.996
9	20.000	43.000
10	118.995	225.996
11	8.001	-171.999
12	218.000	223.999
13	199.999	-51.999
14	10.000	2.001
15	-137.999	-328.999
16	-153.999	-186.000
17	-231.999	-131.000
18	-285.999	103.000
19	-329.999	-522.999
20	-217.999	-308.999

21	-173.000	109.000
22	-239.999	-330.999
23	-323.998	-345.998
24	-116.001	472.998
R²	1	1
RMSE	0.0027	0.0022
MAPE	0.0030	0.0036

Tableau 3.5 : Valeurs prédites de σ_{xx} et σ_{yy} par ANFIS – Phase d'apprentissage.

3.6. Phase d'entraînement pour la SVM

Nous avons utilisé l'application "Regression Learner" sous Matlab pour élaborer le modèle SVM (Support Vectors Machine). Aussi sous cette application, six différentes fonctions de noyau sont disposées ; à savoir : "linéaire, quadratique, cubique, et Gaussienne (Fine, Moyenne, et Grossière)". Pour la simulation, nous avons adopté un schéma de validation par resubstitution qui n'utilise pas la part ou le pourcentage dédié à la validation (soient 30% des données). Les hyperparamètres du modèle sont pris par défaut : "Box constraint « auto mode », Epsilon « auto mode », Kernel scale « auto mode », Standardize « yes ».

Les prédictions obtenues lors de l'entraînement et présentées dans les tableaux 3.6 et 3.7 montrent des variations significatives selon le type de noyau utilisé.

Prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} (MPa) pour différentes fonctions du noyau						
N° d'essai	Linéaire	Quadratique	Cubique	Gaussienne Fine	Gaussienne Moyenne	Gaussienne Grossière
1	65.936	123.724	123.038	88.6869	88.7601	11.4663
2	-229.68	-95.096	36.9366	36.931	-12.646	-173.48
3	-196.27	-115.83	-187.68	-187.77	-178.79	-167.2
4	-191.14	-134.12	-80.766	-41.211	-109.87	-164.24
5	-171.87	-131.34	-99.484	-96.863	-126.01	-156.89
6	-133.33	-81.196	-46.048	-46.383	-71.198	-138.29
7	-35.862	19.5007	18.4258	-71.727	-2.2101	-33.572
8	-11.748	8.1152	3.5887	3.8299	3.7601	-25.235
9	2.3929	-71.259	2.6752	2.8281	2.7234	-25.226
10	-40.707	33.7028	101.803	91.8517	19.0816	-36.211
11	57.7991	-2.4806	25.0919	-9.2128	-3.4332	-4.1013
12	12.6478	84.293	91.3596	93.5231	14.1429	-13.119
13	17.7753	150.782	217.352	93.1627	124.217	-10.059
14	26.7887	27.3063	27.0711	-7.1627	27.0093	-11.884
15	-94.292	-120.67	-120.62	-120.77	-115.47	-70.469

16	-162.35	-191.15	-177.41	-136.82	-171.06	-126.48
17	-148.21	-214.95	-228.82	-214.92	-214.67	-124.59
18	-239.54	-268.95	-268.76	-252.11	-233.59	-146.59
19	-137.96	-188.09	-192.51	-253.17	-204.89	-113.9
20	-132.83	-185.94	-234.93	-200.65	-200.69	-106.25
21	-123.82	-189.5	-190.13	-155.67	-190.3	-112.89
22	-221.59	-223.13	-222.74	-222.87	-162.23	-153.64
23	-152.86	-164.71	-171.02	-252.23	-142.56	-138.1
24	-133.59	-130.45	-131.74	-98.776	-98.722	-128.51

Tableau 3.6 : Résultats de prédiction de σ_{xx} par la SVM – Phase d'entraînement.

Prédiction de la contrainte résiduelle σ_{yy} (MPa) pour différents noyaux						
N° d'essai	Linéaire	Quadratique	Cubique	Gaussienne Fine	Gaussienne Moyenne	Gaussienne Grossière
1	36.8584	114.523	116.029	71.9425	71.8291	17.5124
2	-323.7	-120.49	-187.15	-75.877	-120.22	-129.85
3	-109.74	-182.86	-106.36	-182.87	-159.79	-81.157
4	-139.25	-110.07	-125.55	-93.907	-138.92	-93.873
5	-47.028	-42.773	-42.197	-42.115	-42.333	-72.111
6	137.423	229.201	229.623	184.868	184.779	-25.571
7	-40.893	50.6985	90.5027	-42.171	55.9271	5.061
8	-101.02	-18.453	4.8658	80.8789	2.7209	-22.039
9	20.7144	20.9653	20.2963	20.875	21.067	9.2765
10	111.463	203.463	204.044	166.177	131.428	50.8323
11	-140.86	-149.8	-149.93	-149.81	-149.43	-57.366
12	-38.309	-11.499	-14.775	166.507	6.2448	-16.884
13	-67.821	-29.765	-74.009	-53.411	-29.654	-29.873
14	83.428	24.2248	63.4908	-20.124	24.1073	16.202
15	-164.87	-153.66	-125.04	-271.46	-115.74	-53.047
16	-207.78	-208.08	-208.54	-163.96	-208.05	-88.589
17	-86.039	-153.88	-153.01	-108.87	-121.5	-55.342
18	124.969	125.953	80.6742	80.8374	80.5626	43.8824
19	-145.06	-211.79	-214.11	-278.02	-263.05	-80.652
20	-174.57	-330.29	-286.36	-278.06	-286.25	-89.977
21	-23.326	-78.402	-95.746	86.8756	-63.584	-46.871

22	-254.24	-264.3	-261.71	-287.47	-221.05	-104.95
23	37.8532	44.5034	30.2554	-229.09	80.9655	-43.57
24	130.079	209.45	183.737	192.866	182.67	-20.143

Tableau 3.7 : Résultats de prédiction de σ_{yy} par la SVM – Phase d’entraînement.

Le tableau 3.8 résume les indicateurs de performance pour les différentes fonctions du noyau.

Contrainte résiduelle σ_{xx}			
Fonction du noyau	R ²	RMSE	MAPE
Linéaire	0.4397	115.2487	217.2499
Quadratique	0.7518	76.7027	98.5647
Cubique	0.8659	56.3890	98.9221
Gaussienne Fine	0.8507	59.5011	73.1316
Gaussienne Moyenne	0.7572	75.8659	332.6553
Gaussienne Grossière	0.3580	123.3629	302.9225
Contrainte résiduelle σ_{yy}			
Fonction du noyau	R ²	RMSE	MAPE
Linéaire	0.4334	168.4265	171.4881
Quadratique	0.5628	147.9417	262.5840
Cubique	0.6017	141.2020	204.9099
Gaussienne Fine	0.3558	179.5810	58.8197
Gaussienne Moyenne	0.5759	145.7023	385.0704
Gaussienne Grossière	0.2080	199.1221	473.0111

Tableau 3.8 : Indicateurs de performance pour la SVM – Phase d’entraînement.

D’après ce dernier tableau, nous remarquons que les meilleures performances peuvent être attribuées aux fonctions de noyau cubique et Gaussienne Fine pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} ; par contre, le noyau cubique continue à présenter les meilleures performances pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{yy} . De ce fait, nous retenons le noyau cubique qui offre de meilleures performances pour la prédiction des contraintes résiduelles σ_{xx} et σ_{yy} .

Les figures 3.8 et 3.9 montrent, respectivement, les corrélations graphiques entre les valeurs prédites et les valeurs expérimentales pour les contraintes résiduelles σ_{xx} et σ_{yy} lors de la phase d’entraînement de la SVM Cubique.

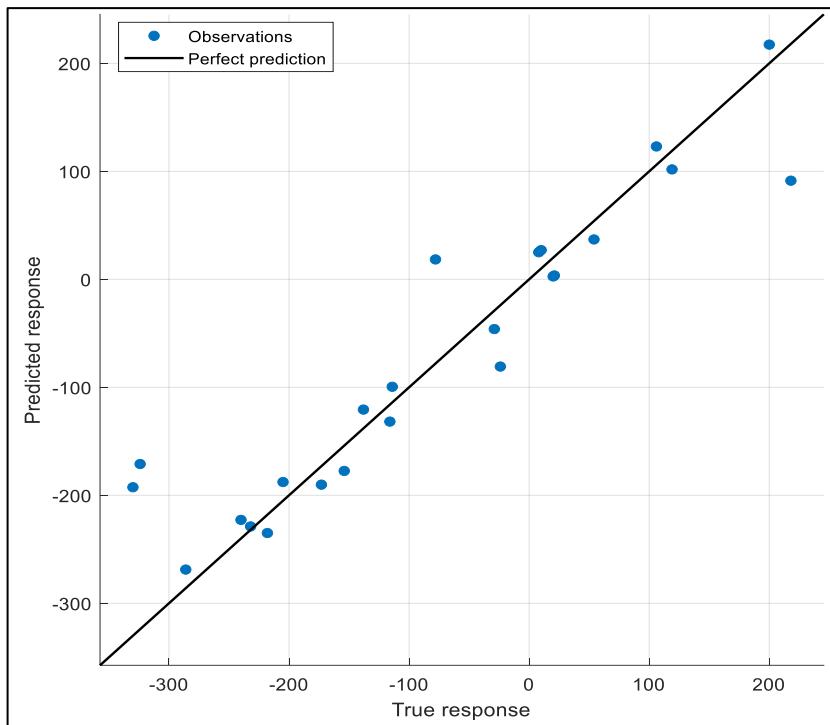


Figure 3.8 : Corrélation prédition-expérimentation pour σ_{xx} – SVM Cubique.

Cette dernière figure montre que la majorité des points se rapprochent de la droite de prédiction parfaite (Perfect prediction), ceci se traduit par une prédiction acceptable.

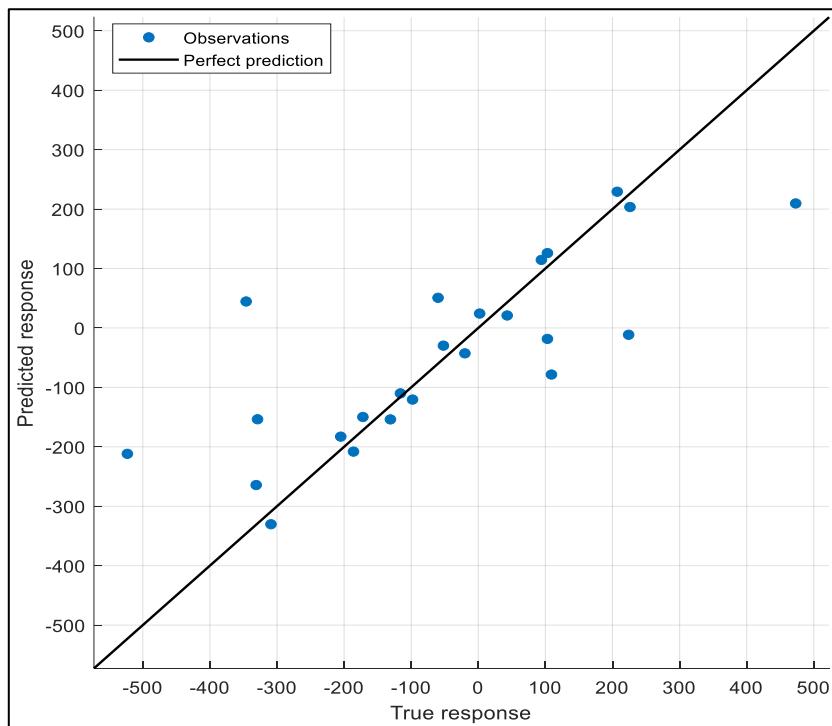


Figure 3.9 : Corrélation prédition-expérimentation pour σ_{yy} – SVM Cubique.

D'après la figure 3.9, nous remarquons certains points se retrouvent éloignés de la droite de

prédition parfaite, ceci se traduit par une dégradation des performances de la SVM Cubique pour la prédition de la contrainte résiduelle σ_{yy} .

3.7. Apprentissage du modèle GPR

Aussi, nous avons utilisé l'application "Regression Learner" sous Matlab pour élaborer le modèle GPR (Gaussian Process Regression). À cet effet, quatre fonctions de covariance sont disposées ; à savoir : Quadratique Rationnelle, Exponentielle au Carré, Exponentielle, et Matern 5/2. Le tableau 3.9 reporte la prédition des contraintes résiduelles σ_{xx} et σ_{yy} pour les quatre fonctions de covariance.

N° d'essai	Quadratique Rationnelle		Exponentielle au Carré		Exponentielle		Matern 5/2	
	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)
1	85.5177	41.4924	85.5177	41.4925	105.991	30.9856	87.7488	32.5773
2	-7.7043	-136.64	-7.7043	-136.64	53.9751	-102.14	3.2646	-124.92
3	-145.65	-98.279	-145.65	-98.279	-204.98	-118.6	-162.89	-100.13
4	-109.84	-132.3	-109.84	-132.3	-24.025	-108.15	-86.38	-123.11
5	-140.16	-69.483	-140.16	-69.483	-114.01	-64.434	-135.18	-71.28
6	-93.249	76.9325	-93.249	76.9326	-29.023	87.4216	-82.963	66.3574
7	4.4966	15.7791	4.4966	15.7791	-77.976	-18.203	-15.484	5.8657
8	6.3516	-15.672	6.3516	-15.672	20.9928	3.3903	4.3802	-16.593
9	-14.169	2.9011	-14.169	2.9011	19.991	-3.005	-3.6531	-2.5386
10	40.4097	58.1602	40.4097	58.1602	118.974	63.6647	57.2425	46.4136
11	10.5467	-57.132	10.5467	-57.132	8.0002	-85.78	9.3615	-61.071
12	130.926	-6.4264	130.926	-6.4264	217.972	46.6948	154.115	1.0479
13	148.194	-27.28	148.194	-27.28	199.979	-38.369	158.391	-30.128
14	46.7731	24.2961	46.7732	24.2962	10.0075	-1.4226	35.3403	15.1
15	-106.81	-105.06	-106.81	-105.06	-137.99	-143.66	-111.61	-103.97
16	-185.62	-190.79	-185.62	-190.79	-154.01	-160.94	-180.64	-176.23
17	-203.52	-105.78	-203.52	-105.78	-231.99	-98.248	-207.2	-98.902
18	-224.1	19.3442	-224.1	19.3443	-285.98	13.8391	-236.46	9.9551
19	-231.87	-201.75	-231.87	-201.75	-329.97	-245.77	-256.36	-195.23
20	-194.96	-182.26	-194.96	-182.26	-217.99	-178.63	-198.77	-169.37
21	-225.58	-91.215	-225.58	-91.215	-173.01	-36.384	-211.33	-82.057
22	-179.52	-190.78	-179.52	-190.78	-239.98	-188.5	-186.59	-176.59
23	-183.82	3.2313	-183.82	3.2313	-323.95	-78.498	-208.3	-5.9995
24	-131.67	74.7059	-131.67	74.7059	-116.01	130.744	-131.03	66.7967

Tableau 3.9 : Résultats de prédition de σ_{xx} et σ_{yy} par GPR – Phase d'apprentissage.

Le tableau 3.10 montre les indicateurs de performance déterminés pour les quatre fonctions de covariance concernant, respectivement, la phase d'entraînement des contraintes résiduelles σ_{xx} et σ_{yy} .

Contrainte résiduelle σ_{xx}			
Fonction de covariance	R²	RMSE	MAPE
Quadratique Rationnelle	0.8435	60.8958	167.6506
Exponentielle au Carré	0.8435	60.9008	167.6506
Exponentielle	1.0000	0.0201	0.0234
Matern 5/2	0.9031	47.9359	152.9040
Contrainte résiduelle σ_{yy}			
Fonction de covariance	R²	RMSE	MAPE
Quadratique Rationnelle	0.4426	167.0444	830.3321
Exponentielle au Carré	0.4426	167.0444	830.3320
Exponentielle	0.6047	140.6810	345.3726
Matern 5/2	0.4325	168.5581	1428.3716

Tableau 3.10 : Indicateurs de performance pour la GPR – Phase d’entraînement.

D’après le tableau 3.10, les meilleures performances en matière de prédiction des contraintes résiduelles sont relatives à la fonction de covariance Exponentielle. C’est cette dernière qui est retenue dans le cadre de la technique GPR pour la prédiction des contraintes résiduelles σ_{xx} et σ_{yy} .

3.8. Analyse comparative des performances des modèles prédictifs pour la phase d’apprentissage

Le tableau 3.11 récapitule les performances des modèles prédictifs retenus a priori pour la phase d’apprentissage.

Contrainte résiduelle axiale σ_{xx}			
Modèle prédictif	R²	RMSE	MAPE
ANN	0.9067	47.0192	54.4395
ANFIS	1	0.0027	0.0030
SVM : Cubique	0.8659	56.3890	98.9221
GPR : Exponentielle	1	0.0201	0.0234

Contrainte résiduelle circonférentielle σ_{yy}			
Modèle prédictif	R ²	RMSE	MAPE
ANN	0.7063	121.2675	205.3407
ANFIS	1	0.0022	0.0036
SVM : Cubique	0.6017	141.2020	204.9099
GPR : Exponentielle	0.6047	140.6810	345.3726

Tableau 3.11 : Récapitulatif des indicateurs de performance – Phase d’entraînement (Abed et al., 2024).

Selon le tableau 3.11, nous pouvons avancer les constations générales suivantes :

➤ **Coefficient de détermination R²** : Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} , les modèles ANFIS et GPR présentent le meilleur R² avec une valeur égale à 1, suivi du ANN avec 0.9067, et puis la SVM avec 0.8659. Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{yy} , le modèle ANFIS continue à présenter le meilleur R² avec une valeur égale à 1, suivi du ANN avec 0.7063, et puis les modèles GPR et SVM avec des valeurs relativement inférieures.

➤ **RMSE** : Une RMSE de valeur plus faible implique une meilleure précision du modèle. Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} , ANFIS présente la RMSE la plus basse avec une valeur égale à 0.0027, suivi du GPR avec 0.0201, et puis les modèles ANN et SVM avec des valeurs relativement supérieures.

Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{yy} , le modèle ANFIS continue à présenter la RMSE la plus basse avec une valeur égale à 0.0022, suivie des autres modèles avec des valeurs relativement supérieures.

➤ **Erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE %)** : Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} , ANFIS présente la MAPE la plus basse avec une valeur égale à 0.003%, suivi du GPR avec 0.0234%, et puis les modèles ANN et SVM avec des valeurs relativement supérieures.

Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{yy} , le modèle ANFIS continue à présenter la MAPE la plus basse avec une valeur égale à 0.0036, suivie des autres modèles avec des valeurs relativement supérieures.

Enfin, le modèle ANFIS offre, pour la prédiction des contraintes résiduelles axiale et circonférentielle, les meilleures performances qui se caractérisent par un coefficient de détermination R² égal à 1. Ceci indique que le modèle ANFIS explique parfaitement la variance des contraintes résiduelles. De plus, ce modèle présente des RMSE et des MAPE relativement très faibles.

Le tableau 3.12 reporte, pour la phase d'apprentissage, une confrontation des prédictions des contraintes résiduelles par les modèles : ANN, ANFIS, SVM (Cubique) et GPR (Exponentielle).

σ_{xx} (MPa)					σ_{yy} (MPa)				
Exp.	ANN	ANFIS	SVM	GPR	Exp.	ANN	ANFIS	SVM	GPR
106	81.77	106.00	123.04	105.99	94	75.93	94.00	114.52	30.99
54	44.95	54.00	36.94	53.98	-98	-81.17	-98.00	-120.49	-102.14
-205	-161.92	-205.00	-187.68	-204.98	-205	-138.19	-205.00	-182.86	-118.60
-24	-90.83	-24.00	-80.77	-24.02	-116	-130.96	-116.00	-110.07	-108.15
-114	-143.09	-114.00	-99.48	-114.01	-20	-120.59	-20.00	-42.77	-64.43
-29	-59.86	-29.00	-46.05	-29.02	207	222.35	207.00	229.20	87.42
-78	20.62	-77.99	18.43	-77.98	-60	-3.57	-59.99	50.70	-18.20
21	27.28	20.99	3.59	20.99	103	-62.69	103.00	-18.45	3.39
20	8.20	20.00	2.68	19.99	43	102.52	43.00	20.97	-3.01
119	74.59	119.00	101.80	118.97	226	242.42	226.00	203.46	63.66
8	57.44	8.00	25.09	8.00	-172	-100.25	-172.00	-149.80	-85.78
218	129.49	218.00	91.36	217.97	224	52.86	224.00	-11.50	46.69
200	198.26	200.00	217.35	199.98	-52	17.07	-52.00	-29.76	-38.37
10	24.80	10.00	27.07	10.01	2	107.89	2.00	24.22	-1.42
-138	-163.98	-138.00	-120.62	-137.99	-329	-286.30	-329.00	-153.66	-143.66
-154	-199.09	-154.00	-177.41	-154.01	-186	-299.58	-186.00	-208.08	-160.94
-232	-221.28	-232.00	-228.82	-231.99	-131	-162.25	-131.00	-153.88	-98.25
-286	-264.24	-286.00	-268.76	-285.98	103	68.33	103.00	125.95	13.84
-330	-245.31	-330.00	-192.51	-329.97	-523	-306.44	-523.00	-211.79	-245.77
-218	-226.19	-218.00	-234.93	-217.99	-309	-364.30	-309.00	-330.29	-178.63
-173	-198.98	-173.00	-190.13	-173.01	109	-49.74	109.00	-78.40	-36.38
-240	-250.14	-240.00	-222.74	-239.98	-331	-292.85	-331.00	-264.30	-188.50
-324	-222.55	-324.00	-171.02	-323.95	-346	-24.97	-346.00	44.50	-78.50
-116	-132.97	-116.00	-131.74	-116.01	473	236.69	473.00	209.45	130.74

Tableau 3.12 : Confrontation des résultats pour la phase d'entraînement (Abed et al., 2024).

Les figures 3.10 et 3.11 illustrent graphiquement la comparaison entre les contraintes résiduelles expérimentales et celles prédictes par les modèles élaborés durant l'apprentissage.

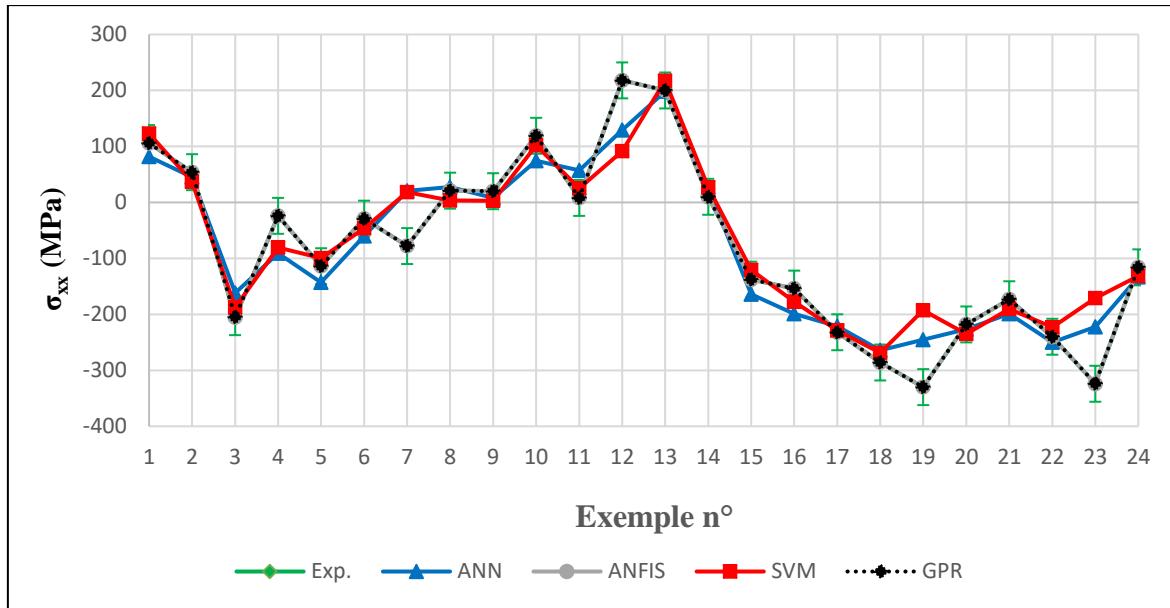


Figure 3.10 : Comparaison entre les contraintes σ_{xx} expérimentales et prédites – Phase d’entraînement (Abed et al., 2024).

Selon la figure 3.10, les modèles ANN et SVM présentent un décalage par rapport aux valeurs expérimentales pour certains essais. Par contre, les modèles ANFIS et GPR se distinguent par une précision exceptionnelle caractérisée par une corrélation parfaite entre les valeurs expérimentales et celles prédites.

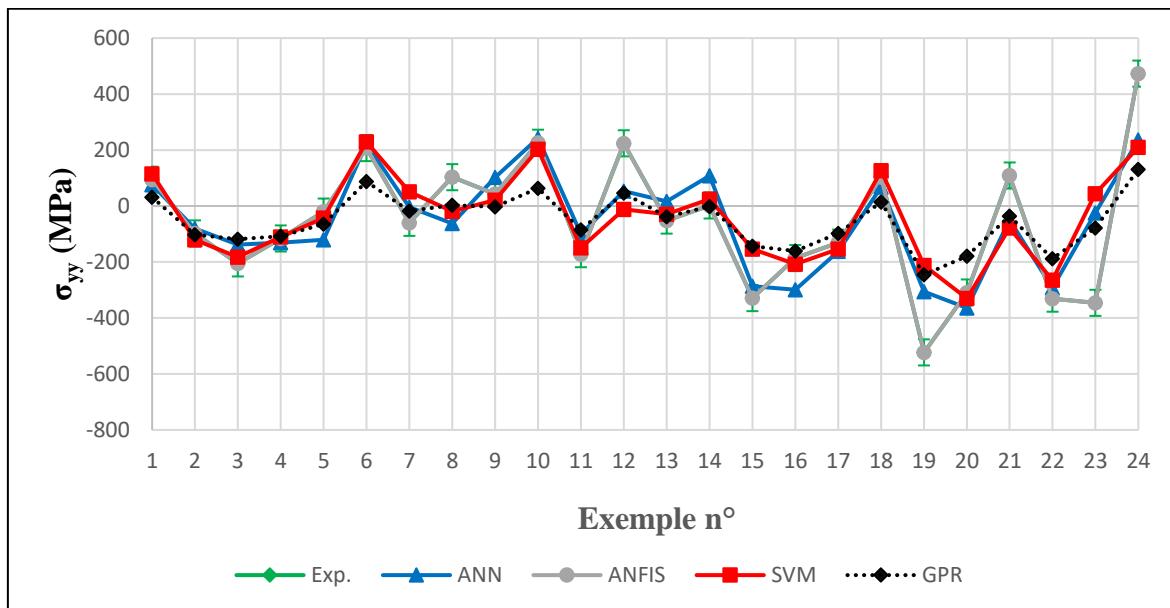


Figure 3.11 : Comparaison entre les contraintes σ_{yy} expérimentales et prédites – Phase d’entraînement (Abed et al., 2024).

Selon cette dernière figure, on remarque que seule la technique ANFIS offre une corrélation parfaite entre les valeurs expérimentales et celles prédites.

3.9. Analyse comparative des performances des modèles prédictifs pour la phase de test

Rappelons que dix (10) exemples ou essais ont été réservés à la phase de test, ceci représente 30% de la totalité des essais. Aussi, la même procédure de simulation considérée durant l'apprentissage a été retenue pour produire les résultats relatifs à la phase de test. À cet effet, le tableau 3.13 récapitule les performances des modèles concernant la prédiction des contraintes résiduelles.

Contrainte résiduelle axiale σ_{xx}			
Modèle prédictif	R²	RMSE	MAPE
ANN	0.6036	107.4729	65.5970
ANFIS	0.6856	95.7176	138.2147
SVM : Cubique	0.5063	119.9468	186.5696
GPR : Exponentielle	0.3810	134.3118	107.6319
Contrainte résiduelle circonférentielle σ_{yy}			
Modèle prédictif	R²	RMSE	MAPE
ANN	0.4738	148.1787	158.2745
ANFIS	0.2795	173.3955	133.0234
SVM : Cubique	0.2163	180.8477	457.1249
GPR : Exponentielle	0.2066	181.9530	635.914672

Tableau 3.13 : Récapitulatif des indicateurs de performance – Phase de test (Abed et al., 2024).

Selon le tableau 3.13, nous pouvons dégager les constations générales suivantes :

➤ **Coefficient de détermination R²** : Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} , le modèle ANFIS présente le meilleur R² avec une valeur égale à 0.6856, suivi du ANN avec 0.6036, et puis les modèles SVM et GPR avec des valeurs relativement inférieures.

Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{yy} , le modèle ANN présente le meilleur R² avec une valeur égale à 0.4738, suivi des autres modèles avec des valeurs relativement inférieures.

➤ **RMSE** : Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} , ANFIS présente la RMSE la plus basse avec une valeur égale à 95.7176, suivi des autres modèles avec des valeurs relativement supérieures. Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{yy} , le modèle ANN présente la RMSE la plus basse avec une valeur égale à 148.1787, suivi des autres modèles avec des valeurs relativement supérieures.

➤ **Erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE %)** : Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} , l'ANN présente la MAPE la plus basse avec une valeur égale à 65.5970%, suivie des autres modèles avec des valeurs relativement supérieures.

Pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{yy} , tous les modèles présentent des valeurs de MAPE supérieures.

Le tableau 3.14 reporte, pour la phase de test, une confrontation des prédictions des contraintes résiduelles par les modèles : ANN, ANFIS, SVM (Cubique) et GPR (Exponentielle).

σ_{xx} (MPa)					σ_{yy} (MPa)				
Exp.	ANN	ANFIS	SVM	GPR	Exp.	ANN	ANFIS	SVM	GPR
-17	-57.45	0.00	-71.36	-135.54	-99	-138.18	0.00	-124.59	-114.48
-68	-154.16	-114.96	-88.12	-105.42	-244	-272.68	-20.00	-68.88	-58.98
-127	-140.11	-98.00	-88.62	-165.69	48	-14.43	-58.43	69.43	-22.72
96	33.94	13.01	6.90	17.65	131	85.95	111.17	7.69	-3.73
0	57.97	9.23	20.28	41.20	23	76.80	130.15	1.34	2.20
-83	-75.57	-128.63	-110.09	-91.26	113	-32.56	-154.82	-108.98	-76.29
-188	-238.15	-185.03	-190.00	-196.75	-28	-238.82	-12.07	-157.06	-124.74
-379	-246.90	-261.23	-213.24	-175.59	108	-75.09	62.30	-73.91	-57.73
-479	-199.79	-260.09	-173.54	-149.89	-523	-213.95	-154.18	-159.14	-128.10
-280	-247.12	-412.02	-184.25	-204.00	-297	-179.86	-211.06	-77.48	-86.27

Tableau 3.14 : Résultats de simulation pour la phase de test (Abed et al., 2024).

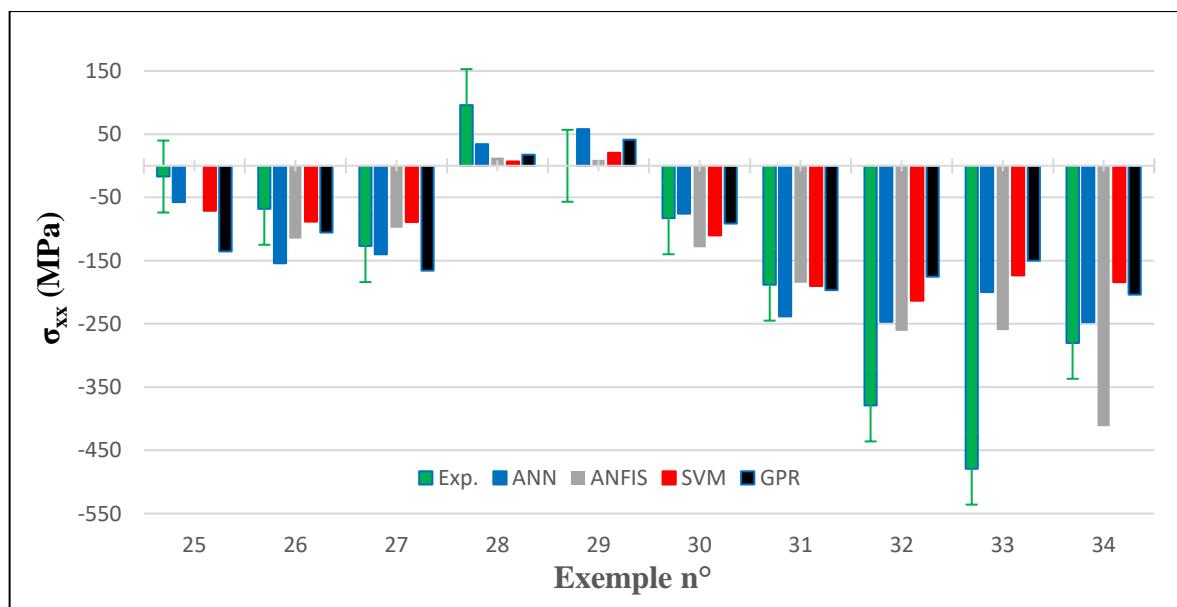


Figure 3.12 : Comparaison entre les contraintes σ_{xx} expérimentales et prédictives – Phase de test (Abed et al., 2024).

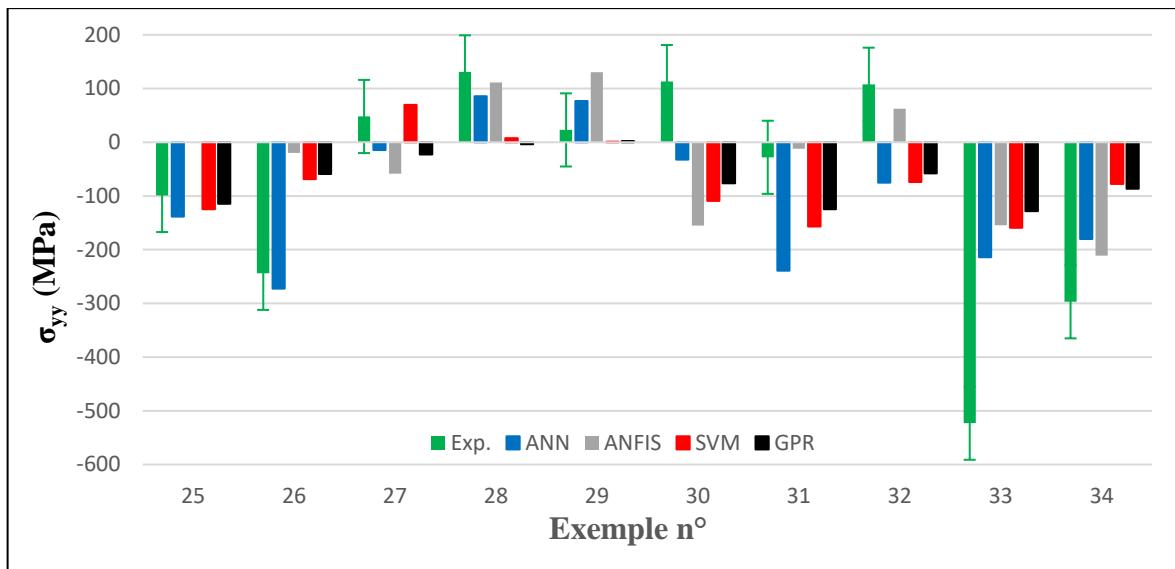


Figure 3.13 : Comparaison entre les contraintes σ_{yy} expérimentales et prédictives – Phase de test (Abed et al., 2024).

En résumé pour la phase de test, nous pouvons avancer que le modèle ANFIS continue à présenter les meilleures performances pour la prédiction de la contrainte résiduelle axiale σ_{xx} . Par contre, le modèle ANN fournit les meilleures performances pour l'estimation de la contrainte résiduelle circonférentielle σ_{yy} .

Le tableau 3.15 récapitule les performances des modèles concernant la prédiction des contraintes résiduelles pour l'ensemble des exemples ou essais.

Contrainte résiduelle axiale σ_{xx}			
Modèle prédictif	R ²	RMSE	MAPE
ANN	0.8123	70.4113	57.7211
ANFIS	0.8980	51.9102	40.6535
SVM : Cubique	0.7548	80.4738	124.7008
GPR : Exponentielle	0.7991	72.8408	31.6730
Contrainte résiduelle circonférentielle σ_{yy}			
Modèle prédictif	R ²	RMSE	MAPE
ANN	0.6471	129.7632	191.4977
ANFIS	0.8147	94.0369	39.1271
SVM : Cubique	0.5035	153.9262	279.0908
GPR : Exponentielle	0.5032	153.9726	430.8261

Tableau 3.15 : Récapitulatif des indicateurs de performance pour l'ensemble des données (Abed et al., 2024).

Pour l'ensemble des exemples, nous remarquons selon le tableau 3.15 que les meilleures performances sont représentées par le modèle ANFIS, et ce pour la prédiction des contraintes résiduelles σ_{xx} et σ_{yy} , suivi de l'approche ANN. Aussi, la technique GPR permet d'offrir des performances très proches de celles du ANN concernant la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} , mais qui se dégradent pour l'estimation de la contrainte résiduelle σ_{yy} .

3.10. Optimisation par algorithme génétique

Dans cette section, l'algorithme génétique est utilisé pour traiter le problème d'optimisation visant à maximiser le débit de copeaux MRR lors d'une opération de chariotage longitudinal à sec de l'acier AISI 52100 par une plaquette CBN. Les composantes de l'effort de coupe en chariotage sont illustrées sur la figure 1-2.

Les corrélations mathématiques entre les variables dépendantes (F_f , F_r et F_c) et les variables indépendantes (HRC, V_c , f et a_p) sont obtenues à l'aide d'une régression multiple linéaire (MLR) en utilisant des résultats expérimentaux relatifs à la mesure des composantes de l'effort en coupe oblique (Makhfi et al., 2018). Ces corrélations sont formulées par les équations qui suivent.

- ✓ La composante d'avance F_f avec $R^2 = 92.5\%$:

$$\begin{aligned} \ln(F_f) = & 7.31419 + 0.17844 \cdot \ln HRC - 0.21268 \cdot \ln V_c + 0.60292 \cdot \ln f + \\ & 1.25507 \cdot \ln a_p \end{aligned} \quad (3.10)$$

- ✓ La composante radiale F_r avec $R^2 = 82.2\%$:

$$\begin{aligned} \ln(F_r) = & 7.11439 + 0.29941 \cdot \ln HRC - 0.17022 \cdot \ln V_c + 0.78193 \cdot \ln f + \\ & 0.70274 \cdot \ln a_p \end{aligned} \quad (3.11)$$

- ✓ La composante tangentielle F_c avec $R^2 = 96.6\%$:

$$\begin{aligned} \ln(F_c) = & 8.02677 + 0.12830 \cdot \ln HRC - 0.15214 \cdot \ln V_c + 0.82226 \cdot \ln f + \\ & 0.81963 \cdot \ln a_p \end{aligned} \quad (3.12)$$

L'effort de coupe résultant peut-être donné par l'équation suivante :

$$F_R = \sqrt{F_f^2 + F_r^2 + F_c^2} \quad (3.13)$$

La puissance de coupe est exprimée par :

$$P_c \approx F_c \cdot V_c / (60 \cdot \bar{\eta}) \quad (3.14)$$

Le problème d'optimisation peut être exprimé selon :

$$\text{Maximiser } MRR = V_c \cdot f \cdot a_p$$

Avec les contraintes :

$$\left\{ \begin{array}{l} HRC_{min} = 45 \leq HRC \leq HRC_{max} = 55.25 \\ V_c_{min} = 50 \leq V_c \leq V_c_{max} = 300 \\ f_{min} = 0.05 \leq f \leq f_{max} = 0.2 \\ a_p_{min} = 0.1 \leq a_p \leq a_p_{max} = 0.4 \\ P_c \leq P_c_{max} = 300 \\ F_R \leq F_{Rmax} = 125 \end{array} \right. \quad (3.15)$$

Les limites extrêmes des variables indépendantes sont extraites du DOE contenant (35) exemples (Makhfi et al., 2018). Les valeurs limites de la puissance de coupe et de l'effort résultant peuvent être choisies par l'utilisateur.

La figure 3.14 illustre une confrontation graphique entre les efforts de coupe expérimentaux et ceux prédis par la MLR et l'algorithme génétique.

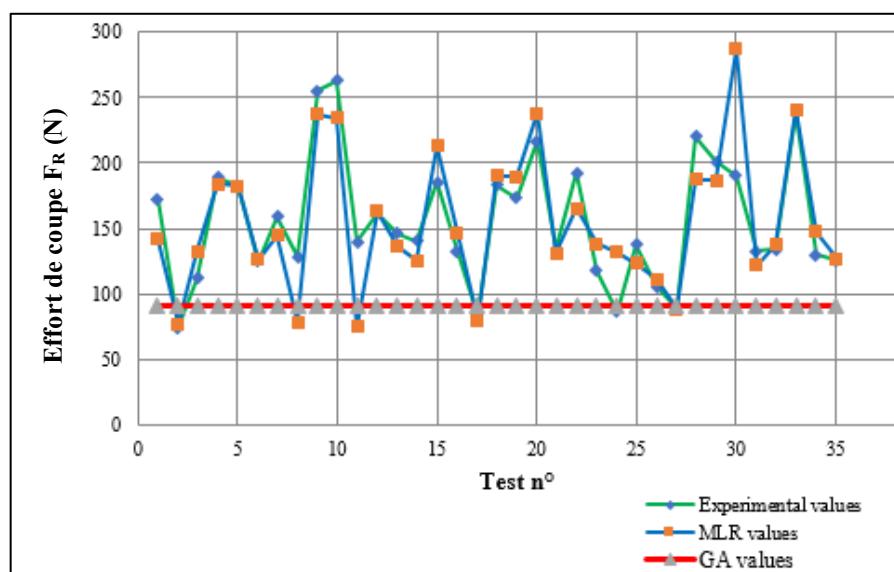


Figure 3.14 : Confrontation graphique entre les valeurs observées, MLR et GA pour l'effort de coupe (Abed et al., 2021).

Après introduction du problème d'optimisation dans l'application "Optimization" de Matlab et choix du solveur relatif à l'algorithme génétique les paramètres optimaux sont : $HRC = 45$, $V_c = 281.744$ m/min, $f = 0.134$ mm/tr, $a_p = 0.105$ mm, et la valeur de la fonction_objectif est $MRR = 3.965$ cm³/min.

3.11. Conclusion

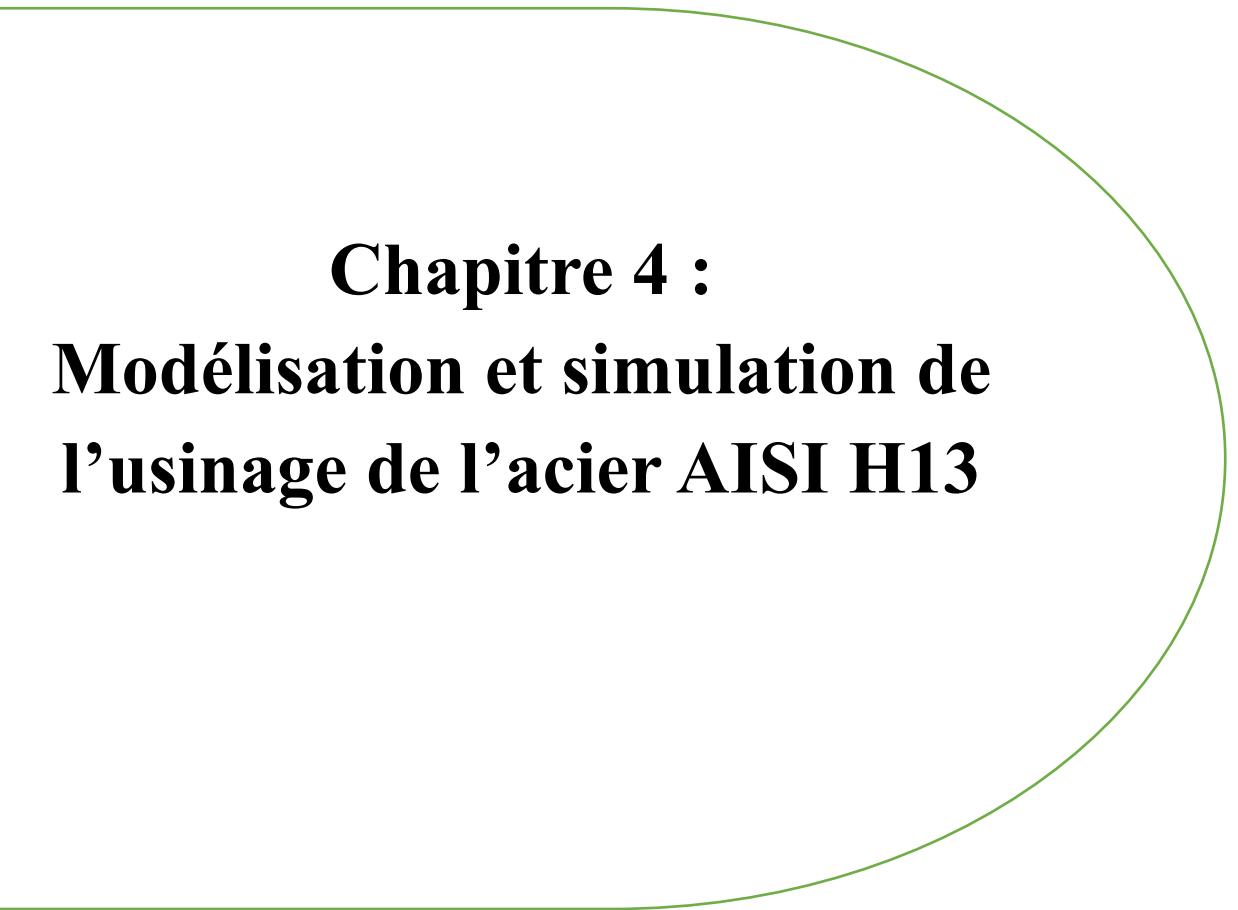
Ce chapitre a permis d'élaborer et d'évaluer différentes techniques d'apprentissage automatique pour prédire les contraintes résiduelles axiale et circonférentielle en usinage dur à sec de l'acier AISI 52100 par une plaquette CBN. Pour ce faire, une analyse comparative a été effectuée en évaluant les performances des modèles prédictifs ANN, ANFIS, SVM, et GPR.

Ces derniers utilisent un ensemble de données expérimentales comprenant 34 exemples ou essais. Les données d'entrée se résument aux paramètres rhéologiques du matériau usiné (A, B, et n) et aux paramètres de coupe (V_c , f, et a_p).

Après un constat des résultats, nous pouvons dégager les conclusions suivantes :

- ✓ Pour la phase d'entrainement, les bonnes performances sont relatives au modèle ANFIS avec $R^2 = 1$, et des valeurs minimales de RMSE et de MAPE concernant la prédiction des contraintes résiduelles axiale et circonférentielle.
- ✓ Pour la phase de test, le modèle ANFIS continue à présenter les meilleures performances pour la prédiction de la contrainte résiduelle σ_{xx} ($R^2 = 0.6856$, RMSE = 95.7176, et MAPE = 138.2147%). Par contre, le modèle ANN fournit les meilleures performances pour l'estimation de la contrainte résiduelle circonférentielle σ_{yy} ($R^2 = 0.4738$, RMSE = 148.1787, et MAPE = 158.2745%). Les résultats de simulation en phase de test confirment la complexité dans la prédiction des contraintes résiduelles.
- ✓ Pour l'ensemble des (34) essais, nous avons comparé les performances des modèles prédictifs. Les résultats obtenus montrent que le coefficient de détermination (R^2) varie de 0.5032 à 0.8980, la RMSE se situe entre 51.9102 et 153.9726, et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) fluctue entre 31.6730% et 430.8261%. Ces variations indiquent des différences dans la capacité prédictive des modèles élaborés.
- ✓ Le modèle ANFIS se distingue par ses bonnes performances en offrant une précision supérieure dans la prédiction des contraintes résiduelles surpassant ainsi les autres modèles. En conclusion, pour la présente étude, ANFIS émerge comme le modèle le plus performant pour l'estimation des contraintes résiduelles.

Aussi, l'algorithme génétique a été utilisé pour traiter le problème d'optimisation visant à maximiser le débit de copeaux MRR lors d'une opération de chariotage longitudinal à sec de l'acier AISI 52100 par une plaquette CBN. Après formulation du problème et son exécution sous le progiciel Matlab, nous avons obtenu les variables optimales en matière de dureté et de paramètres de coupe.



Chapitre 4 :

Modélisation et simulation de l'usinage de l'acier AISI H13

4.1. Introduction

Ce chapitre concerne la modélisation et la simulation relatives à la coupe orthogonale de l'acier AISI H13 par un outil PCBN. L'objectif est d'évaluer les performances des modèles numérique et analytique élaborés en comparant leurs prédictions principalement à des résultats expérimentaux et de simulation en termes d'efforts de coupe et de température.

Aussi, l'effet des paramètres de coupe notamment la vitesse de coupe sur les efforts de coupe, la température et les contraintes résiduelles sera examiné. La simulation numérique est effectuée sous le progiciel Deform tout en introduisant la loi rhéologique du matériau usiné et la nature du frottement à l'interface outil-copeau. Pour la modélisation analytique, le modélisation d'Oxley est adoptée avec l'intégration de corrections liées à la répartition des contraintes normale et tangentielle à l'interface outil-copeau.

Nous allons maintenant entamer les aspects liés à la modélisation et à la simulation de l'usinage orthogonal de l'acier AISI H13.

4.2. Données de simulation

4.2.1. Propriétés physiques et rhéologiques du matériau usiné

L'acier AISI H13 est un acier à outils à haute résistance à 5% de chrome avec un pourcentage élevé en molybdène et vanadium. Le molybdène permet d'atteindre de bonnes ténacité et trempabilité ; le vanadium offre une dispersion importante des carbures, ce qui assure une longévité à l'usure. Aussi, cet acier se caractérise par une résistance élevée au revenu et à la fatigue et fissuration thermiques. Il durcit en profondeur, ce qui permet le durcissement de grandes sections par refroidissement à l'air [6].

Les outils de travail à chaud réalisés en acier AISI H13 supportent le refroidissement à l'eau en toute sécurité lors d'un travail à chaud où la fissuration par choc thermique ne présente pas de problème. Son endurance à la fatigue thermique, à l'érosion et à l'usure ont permis son choix en tant que matériau pour les moules sous pression d'aluminium et de magnésium, ainsi que pour d'autres applications de travail à chaud.

Les applications typiques de traitement thermique comprennent les matrices de moulage sous pression, les matrices de forgeage et d'extrusion, les inserts, les pistons, les noyaux, les broches d'éjection, les manchons, les glissières, les blocs, les mandrins et les cisailles à chaud. D'autres applications d'outillage et de structure comprennent les poutres, les arbres, les poinçons, les barres de torsion, les carénages et les cliquets [6].

✓ Propriétés physiques du matériau usiné

La figure 4.1 reporte les propriétés thermophysiques du matériau usiné (acier AISI H13, 52 HRC) ; à savoir : le module d'Young, le coefficient d'expansion thermique, la conductivité thermique et la chaleur spécifique.

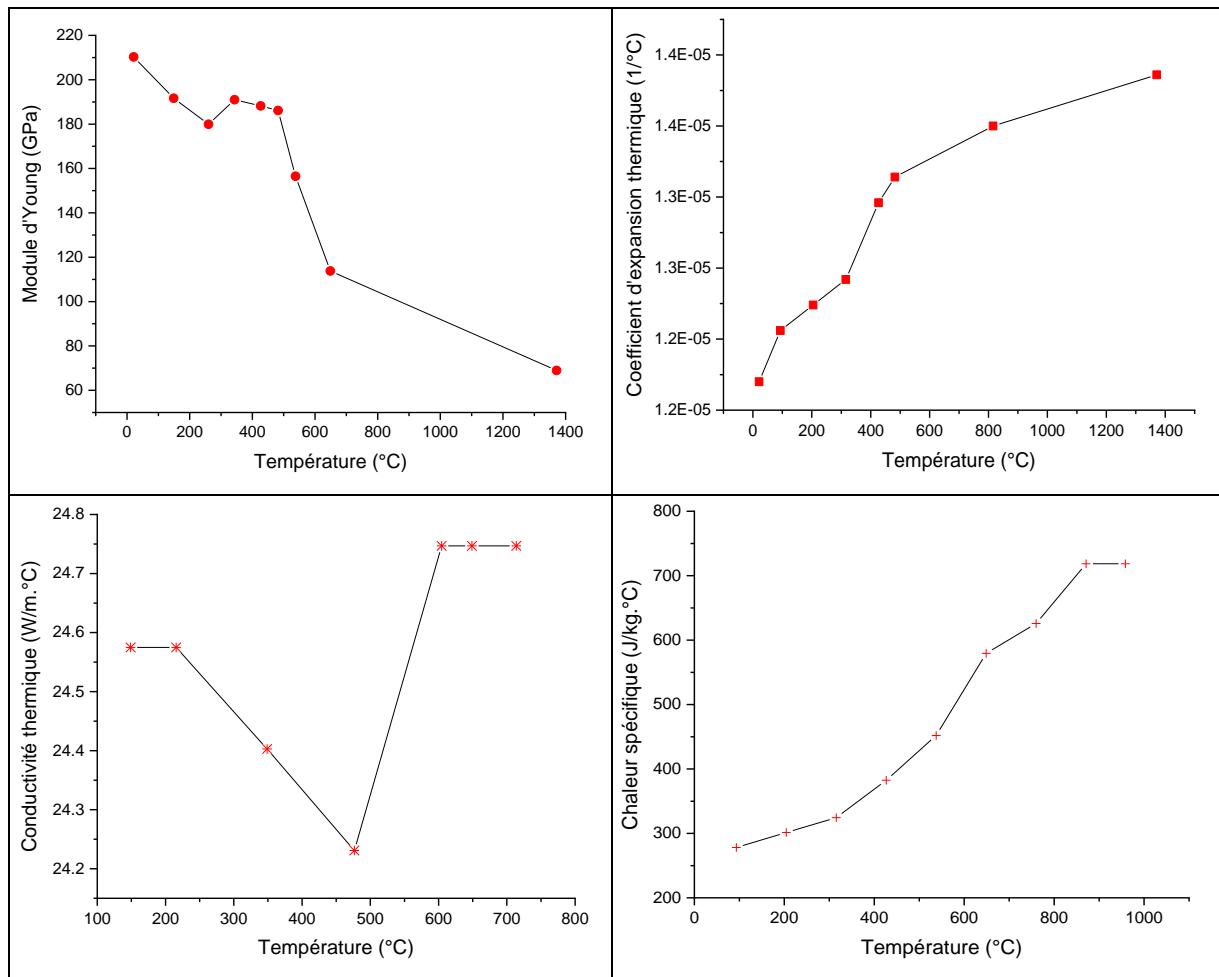


Figure 4.1 : Propriétés du matériau usiné (acier AISI H13, 52 HRC).

Ces dernières évolutions sont extraites de la librairie du logiciel Deform. Le coefficient de Poisson et la masse volumique valent respectivement $\nu = 0.3$ et $\rho = 7800 \text{ kg/m}^3$.

✓ Propriétés rhéologiques du matériau usiné

En coupe, la détermination des lois rhéologiques est très ardue car celle-ci doit être représentative du comportement du matériau usiné qui subit de grandes déformations et vitesses de déformation ainsi que des températures élevées. Souvent, on utilise la loi rhéologique de Johnson-Cook exprimée par l'équation 2.41.

De cette dernière équation, nous remarquons que la contrainte d'écoulement du matériau usiné est influencée par la déformation, la vitesse de déformation et la température.

Le modèle rhéologique adopté dans la présente étude utilise des données tabulaires et peut être exprimée par :

$$\bar{\sigma} = \bar{\sigma}(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, T) \quad (4.1)$$

Le logiciel Deform dispose d'une librairie exhaustive de différents matériaux usinés et d'outils de coupe. Les données tabulaires prises de cette librairie et relatives à la contrainte d'écoulement pour l'acier AISI H13 (52 HRC) sont illustrées graphiquement par la figure 4.2.

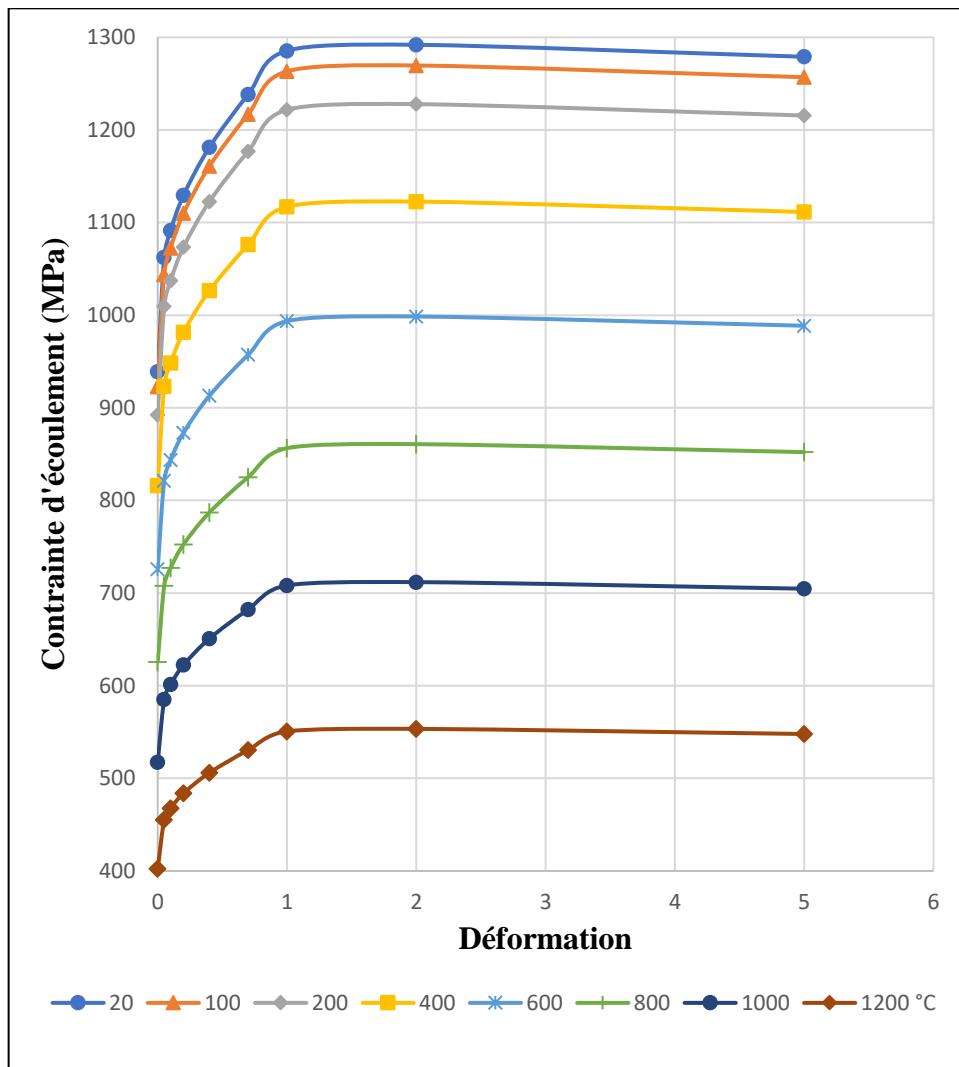


Figure 4.2 : Rhéologie de l'acier AISI H13 (52 HRC) pour $\dot{\varepsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$.

Sur cette dernière figure, la température varie de 20 à 1200 °C et la vitesse de déformation est prise égale à 1 s^{-1} . On remarque que la contrainte d'écoulement diminue avec l'augmentation de la température, et ce pour une vitesse de déformation fixée.

4.2.2. Géométrie et propriétés physiques de l'outil de coupe

L'outil de coupe utilisé est une plaquette PCBN de désignation SNMN090316T02020

ayant un chanfrein négatif de 0.2 mm à 20° ; elle est positionnée par le porte-plaquette pour avoir un angle de coupe négatif de -5° et un angle de dépouille de 5°. La figure 4.3 illustre la géométrie de la partie active de la plaquette.

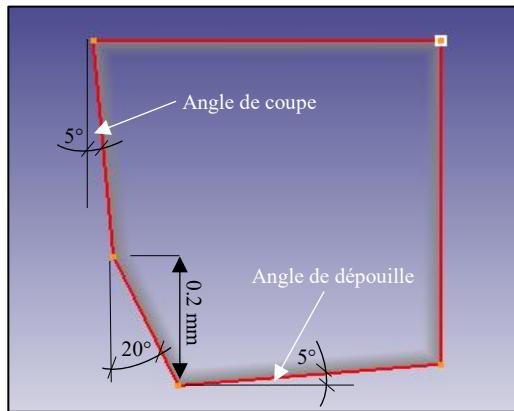


Figure 4.3 : Design de la partie active de la plaquette.

Le tableau 4.1 reporte les propriétés thermophysiques de l'outil de coupe PCBN.

Composition volumique	50% CBN, 40% TiC, 6% WC, 4% AlN/AlB ₂
Dureté (HV)	3500
Masse volumique (kg/m ³)	4370.1
Module d'Young GPa	588
Coefficient de Poisson	0.1709
Conductivité thermique (W/m·°C)	44
Chaleur spécifique (J/kg·°C)	750

Tableau 4.1 : Propriétés de l'outil de coupe (Ng et al., 1999).

4.3. Elaboration des modèles prédictifs

4.3.1. Elaboration du modèle numérique 2D

Pour la présente étude, le progiciel de simulation numérique adopté est Deform. Basé sur la MEF, il est utilisé, entre autres, pour simuler l'usinage des matériaux. Aussi, il est capable de prédire l'écoulement de la matière à de grandes déformations et vitesses de déformation ainsi qu'à des températures élevées. Ce logiciel peut aussi prédire les efforts et les températures de coupe, la forme des copeaux, et prend en charge l'usure des outils. Il permet également d'étudier l'effet des conditions telles que la vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de coupe, et la géométrie de l'outil sur le processus d'usinage.

Les principales étapes de conception du modèle numérique 2D sous Deform incluent :

- Introduction des paramètres de coupe (V_c et f).
- Choix les conditions thermiques d'environnement T_0 et d'interface outil-pièce (coefficients d'échange thermique h), ainsi que le coefficient de frottement à l'interface outil-pièce.
- Création de la géométrie de l'outil de coupe, introduction des propriétés thermophysiques et définition du maillage. Si l'outil est considéré comme étant rigide, l'utilisateur s'abstient qu'à la conception de la géométrie.
- Création de la géométrie de la pièce, introduction des propriétés thermophysiques et rhéologiques, et définition du maillage.
- Positionnement relatif de l'outil et de la pièce.
- Choix des éléments de contrôle de la simulation (nombre d'itérations, approche adoptée, etc.).

✓ Introduction des paramètres de coupe

Les paramètres de coupe considérés sont présentés dans le tableau 4.2.

N° d'essai	V_c (m/min)	f (mm/tr)	a_p (mm)
1	75		
2	150	0.25	2
3	200		

Tableau 4.2 : Paramètres de coupe utilisés (Ng et al., 1999).

La figure 4.4 illustre l'introduction des paramètres de coupe relatifs à l'essai n° 1 sous le logiciel Deform. Ces paramètres sont intégrés à l'aide de l'interface "Process Setup", permettant d'introduire la vitesse de coupe (en m/min) ou la fréquence de rotation de la pièce (en tr/min) avec son diamètre (en mm) ainsi que l'avance en (mm/tr).

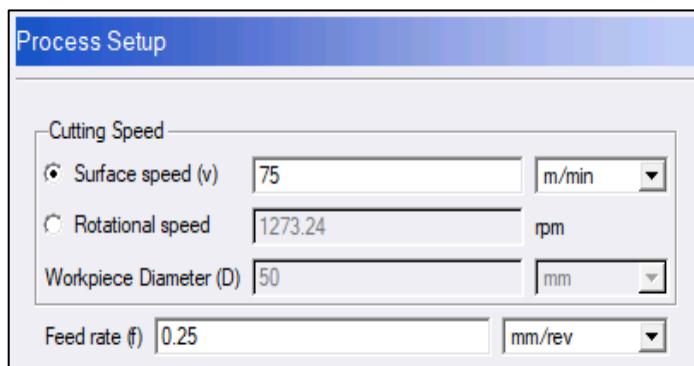


Figure 4.4 : Introduction des paramètres de coupe.

✓ **Introduction des conditions thermiques et tribologiques**

La figure 4.5 illustre l'introduction des conditions thermiques et tribologiques ; à savoir : la température du milieu environnant $T_0 = 20 \text{ }^{\circ}\text{C}$, le coefficient d'échange thermique à l'interface outil-pièce $h_{\text{int}} = 45 \text{ W/m}^2 \cdot \text{}^{\circ}\text{C}$, et un coefficient de frottement $\bar{m} = 0.6$ pour la zone Z_{II} .

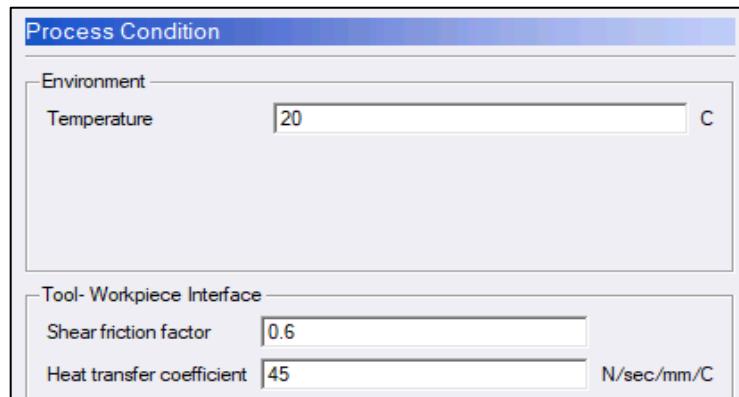


Figure 4.5 : Introduction des conditions thermiques et tribologiques.

✓ **Conception de la géométrie de la partie active de l'outil de coupe**

Trois géométries de la partie active de l'outil sont a priori proposées par Deform (V. 11) ; la figure 4.6 relate le choix du type "Insert 2" avec certaines grandeurs déjà mentionnées dans la section 4.2.2.

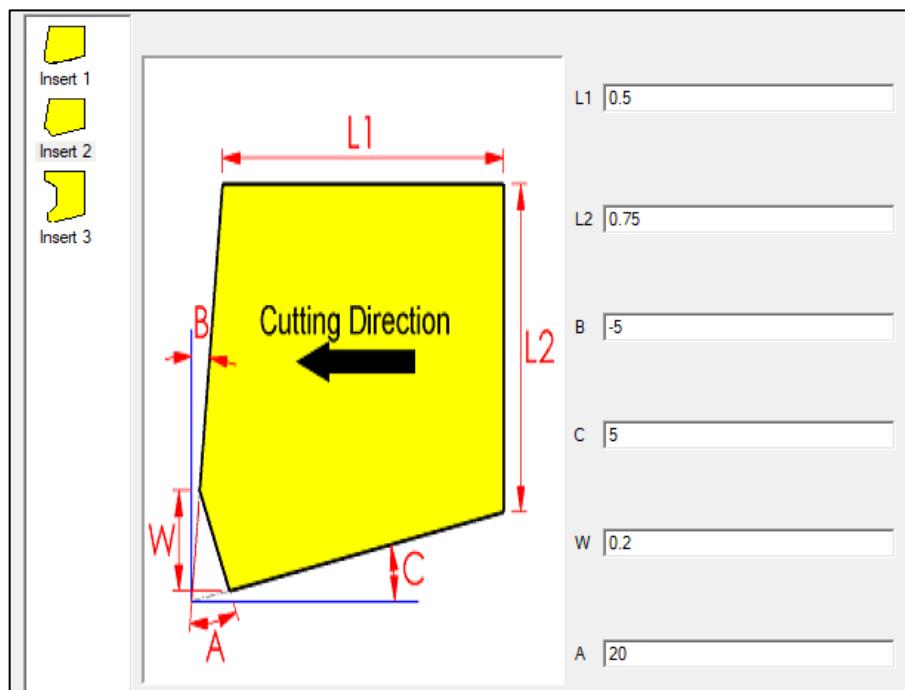


Figure 4.6 : Choix du type de la partie active de l'outil de coupe.

✓ Conception de la géométrie de la pièce

La pièce est prise de forme rectangulaire ayant une longueur de 2.5 mm et une hauteur de 0.75 mm comme illustré sur la figure 4.7.

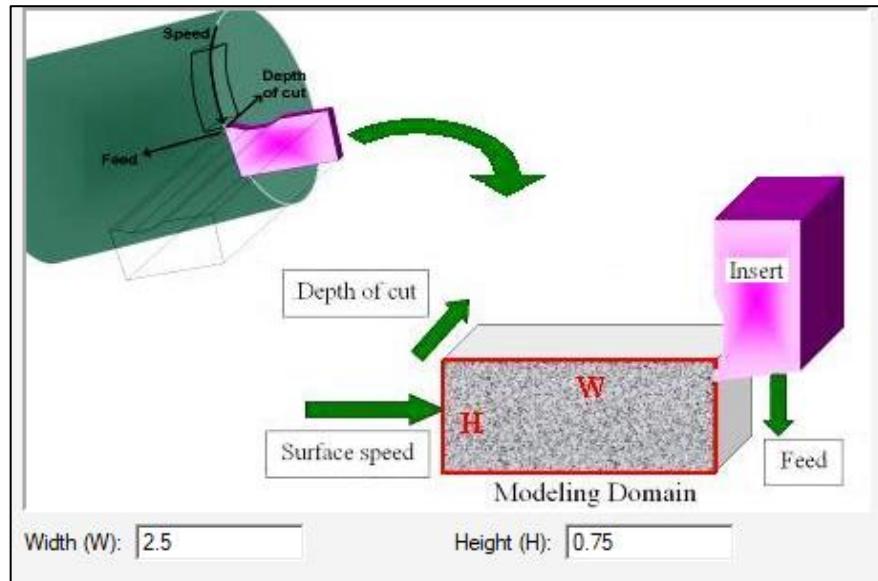


Figure 4.7 : Conception de la géométrie de la pièce.

✓ Maillage de la pièce et conditions aux limites

La figure 4.8 montre, d'une part, le maillage de la pièce générée par défaut sous Deform, et, d'autre part, les conditions aux limites cinématiques et thermiques imposées.

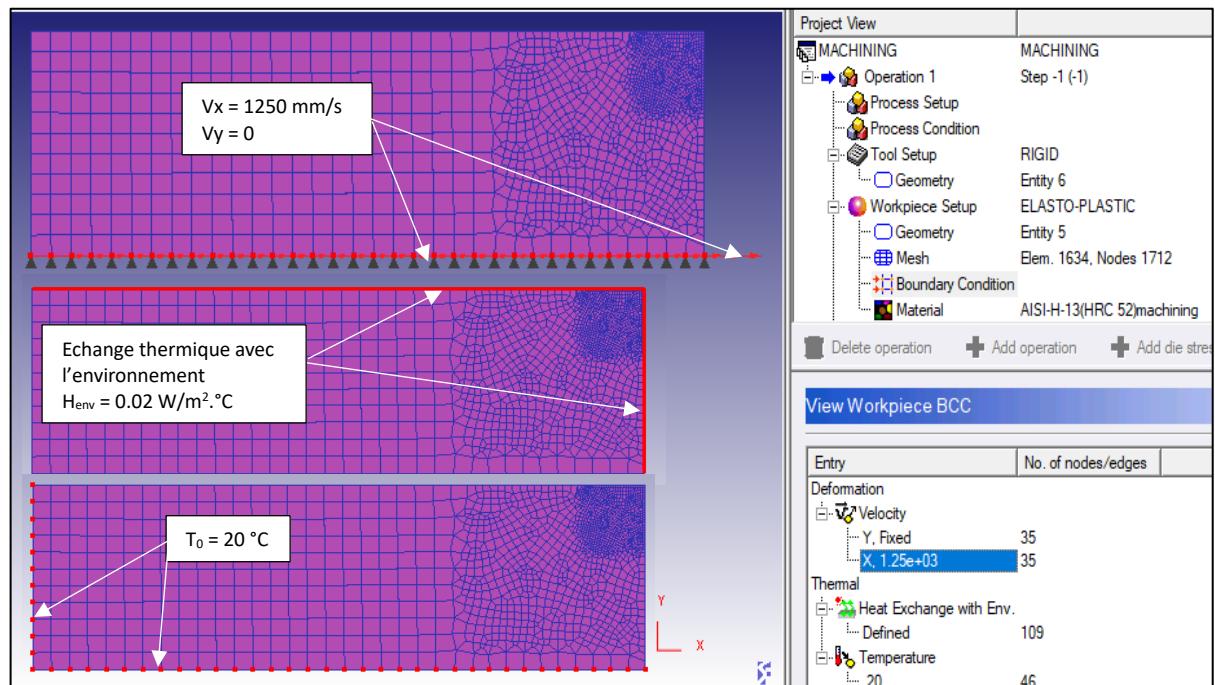


Figure 4.8 : Maillage de la pièce et conditions aux limites.

Nous avons relaté que le maillage de la pièce du fait que l'outil est considéré comme étant rigide. Le maillage est conçu avec une densité variable pour équilibrer entre la précision et l'efficacité computationnelle. La taille des éléments a été définie de manière adéquate : un maillage plus fin est utilisé dans la zone de contact outil-pièce où les gradients de contrainte et de déformation sont élevés. À l'inverse, des éléments plus grossiers sont appliqués dans les zones moins sollicitées pour optimiser les ressources de calcul.

A priori les conditions aux limites sont définies par défaut par le logiciel Deform (voir figure 4.8), mais elles peuvent aussi être modifiées par l'utilisateur. Pour les conditions aux limites cinématiques, (35) nœuds situés sur la base de la pièce se déplacent uniquement selon l'axe X à la vitesse de 1250 mm/s (soit 75 m/min). Pour les conditions aux limites thermiques, un total de (109) nœuds ont un coefficient d'échange par convection avec l'environnement égal à $h_{env} = 0.02 \text{ W/m}^2 \cdot ^\circ\text{C}$. Aussi, (46) nœuds ont une température maintenue à $T_0 = 20 \text{ }^\circ\text{C}$.

✓ Positionnement et contact outil-pièce

La figure 4.9 montre le positionnement de l'outil par rapport à la pièce.

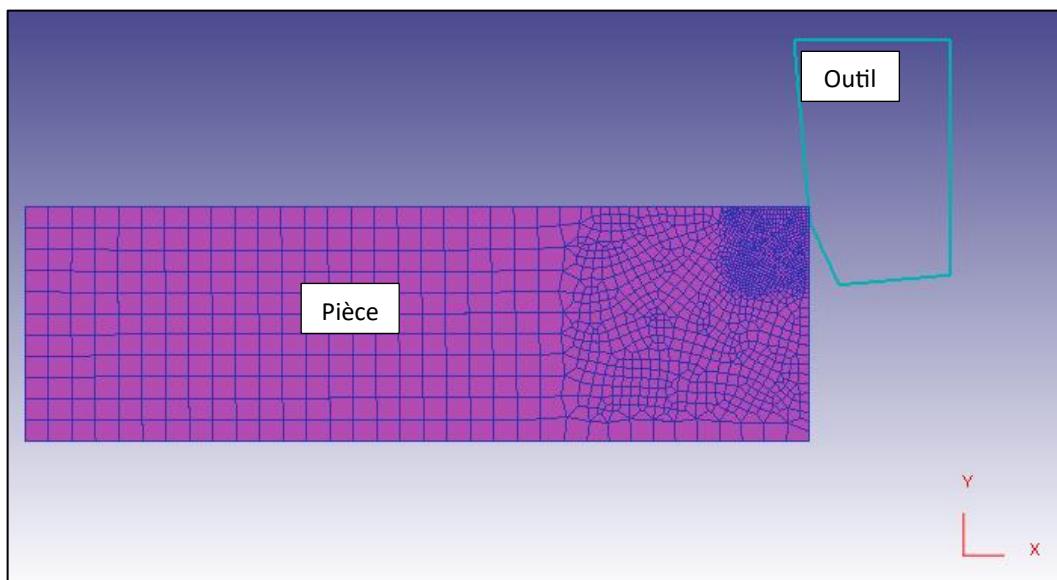


Figure 4.9 : Positionnement et contact outil-pièce.

Parmi les paramètres critiques lors de la simulation numérique de l'usinage, le frottement à l'interface outil-copeau joue un rôle déterminant dans la génération de chaleur et des efforts de coupe. À cet effet, le contact outil-pièce peut être régi par différents modèles de frottement (voir figure 4.10) ; à savoir :

- ✓ le modèle de Tresca "Shear",
- ✓ le modèle de Coulomb,

- ✓ et le modèle hybride qui est la combinaison des modèles de Tresca et de Coulomb.
- À noter que l'utilisateur peut aussi utiliser d'autres modèles de frottement.

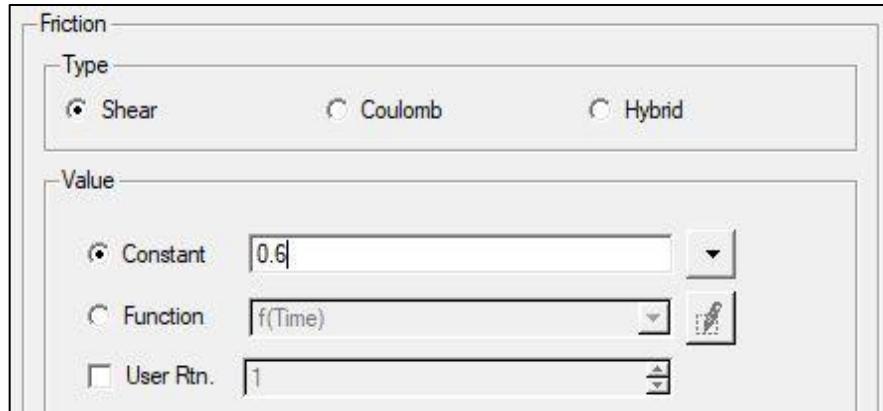


Figure 4.10 : Modèles de frottement.

- **Modèle de Tresca**

Le modèle de Tresca suppose que la contrainte de cisaillement à l'interface outil-copeau est constante indépendamment de la contrainte normale. Elle est définie comme une fraction de la contrainte maximale en cisaillement du matériau.

$$\tau_{int} = \bar{m} \cdot k \quad (4.2)$$

Ce modèle permet ainsi d'éviter la surestimation des températures et des efforts de coupe, ce qui le rend plus réaliste pour la simulation de la coupe.

- **Modèle de Coulomb**

Dans le modèle de Coulomb, la contrainte de cisaillement est proportionnelle à la contrainte normale appliquée à l'interface outil-copeau. Plus cette contrainte est élevée, plus la force de frottement augmente.

$$\tau_{int} = \mu \cdot \sigma_{int} \quad (4.3)$$

- **Modèle hybride**

Ce modèle combine les effets des deux modèles précédents ; soit :

$$\begin{cases} \tau_{int} = \mu \cdot \sigma_{int} & \text{Si } \mu \cdot \sigma_{int} < \bar{m} \cdot k \\ \tau_{int} = \bar{m} \cdot k & \text{Si } \mu \cdot \sigma_{int} \geq \bar{m} \cdot k \end{cases} \quad (4.4)$$

4.3.2. Modèle analytique thermomécanique

Malgré les efforts déplorés en matière de modélisation analytique thermomécanique, le modèle de coupe orthogonale d'Oxley (Oxley, 1988) reste un modèle attractif. Ce dernier permet de prédire les composantes de l'effort de coupe, la géométrie du copeau (épaisseur et

longueur de contact), ainsi que les températures moyennes, les déformations et les vitesses de déformation dans les zones Z_I et Z_{II} .

Les données d'entrée pour la modélisation d'Oxley se résument comme suit :

- Les paramètres de coupe (V_c , f , et a_p) et l'angle de coupe γ .
- La loi rhéologique du matériau usiné : $\bar{\sigma} = \bar{\sigma}(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, T)$.
- Les propriétés thermophysiques (ρ , K , et C_p) et la température T_0 .
- Les coefficients d'ajustement thermique η et ψ .

On va maintenant exposer les résultats de simulation obtenus, d'une part, par le modèle numérique, et, d'autre part, par la modélisation analytique d'Oxley. Les prédictions seront confrontées à des résultats expérimentaux et de simulation obtenus par Ng et al. (Ng et al., 1999).

4.4. Résultats de simulation et discussions

4.4.1. Résultats de simulation relatifs au modèle numérique

4.4.1.1. Prédiction des composantes de l'effort de coupe

Les figures 4.11 et 4.12 illustrent respectivement les évolutions temporelles des composantes (F_c) et (F_f) de l'effort de coupe pour la vitesse de coupe $V_c = 75$ m/min.

À noter que les valeurs des composantes de l'effort de coupe correspondent à une profondeur de passe égale à 1 mm, et ce conformément à l'hypothèse de coupe orthogonale à déformations planes.

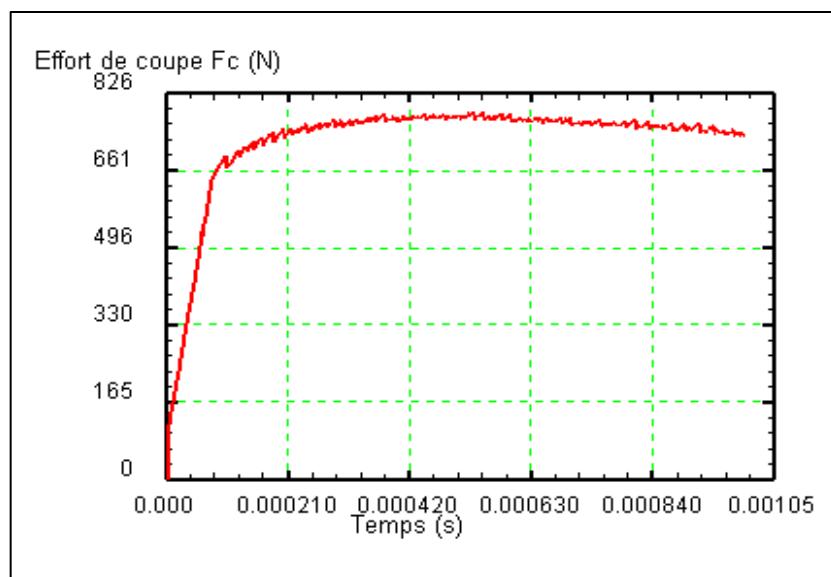


Figure 4.11 : Evolution temporelle de la composante F_c pour $V_c = 75$ m/min.

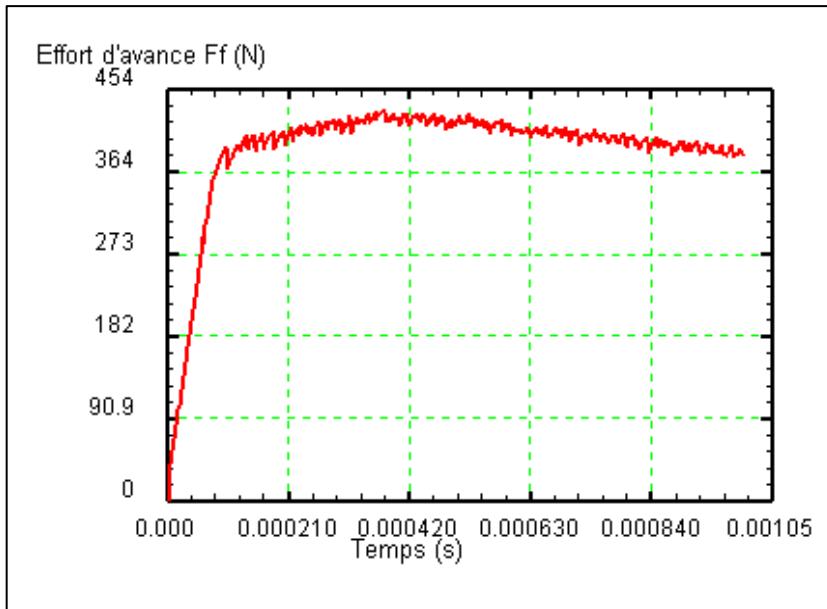


Figure 4.12 : Evolution temporelle de la composante F_f pour $V_c = 75$ m/min.

On constate, d'après les figures 4.11 et 4.12, une phase transitoire caractérisée par une augmentation des composantes de l'effort de coupe, suivie d'une zone de stabilisation correspondant à l'établissement du régime permanent de la coupe. La composante (F_c), en régime stationnaire, présente une moyenne de l'ordre de 757.37 N ; tandis que la moyenne de la composante (F_f) vaut 406.37 N.

Les figures 4.13 à 4.16 montrent les évolutions temporelles relatives aux composantes (F_c) et (F_f) de l'effort de coupe pour les vitesses de coupe $V_c = 150$ m/min et $V_c = 200$ m/min.

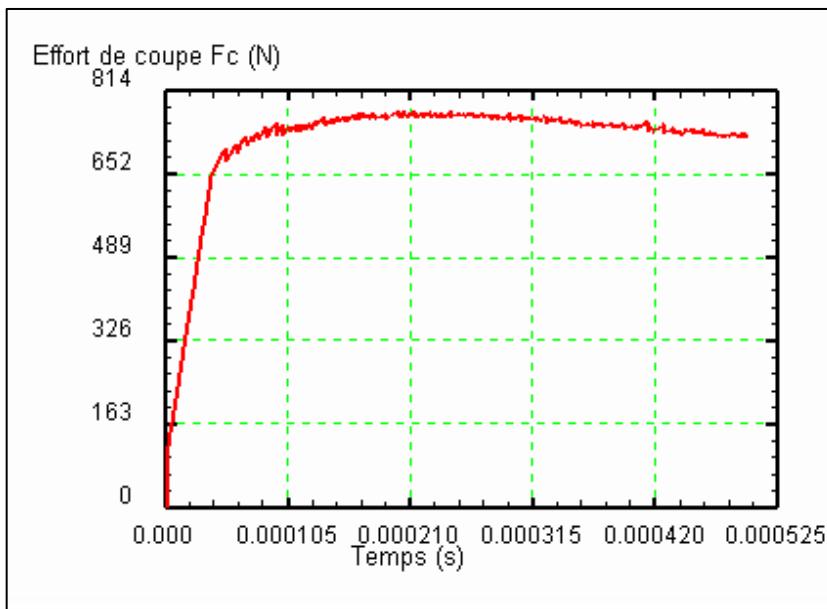


Figure 4.13 : Evolution temporelle de la composante F_c pour $V_c = 150$ m/min.

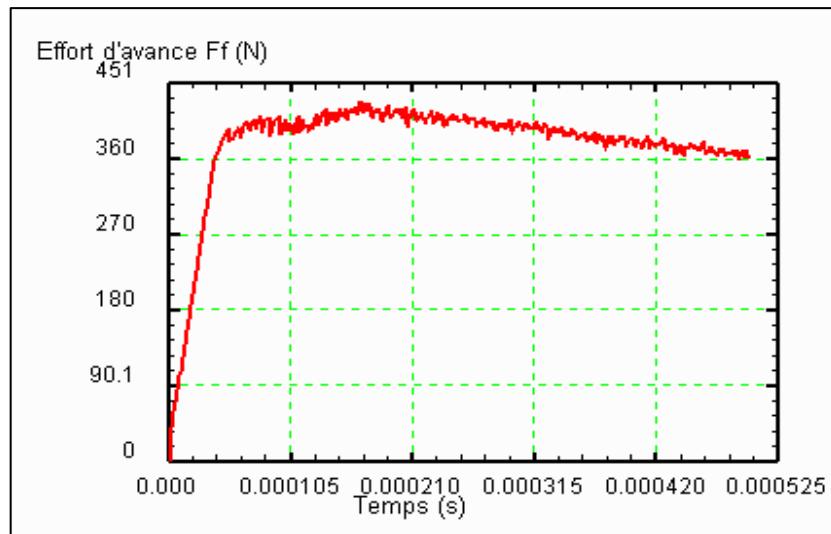


Figure 4.14 : Evolution temporelle de la composante F_f pour $V_c = 150$ m/min.

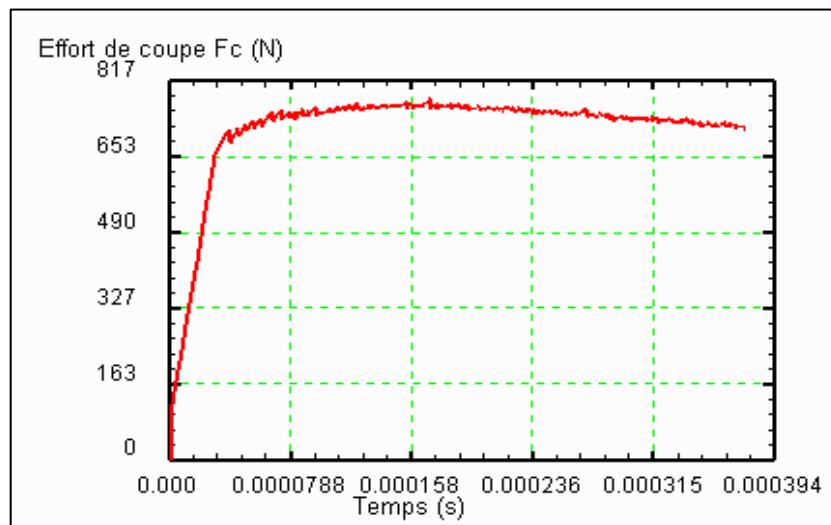


Figure 4.15 : Evolution temporelle de la composante F_c pour $V_c = 200$ m/min.

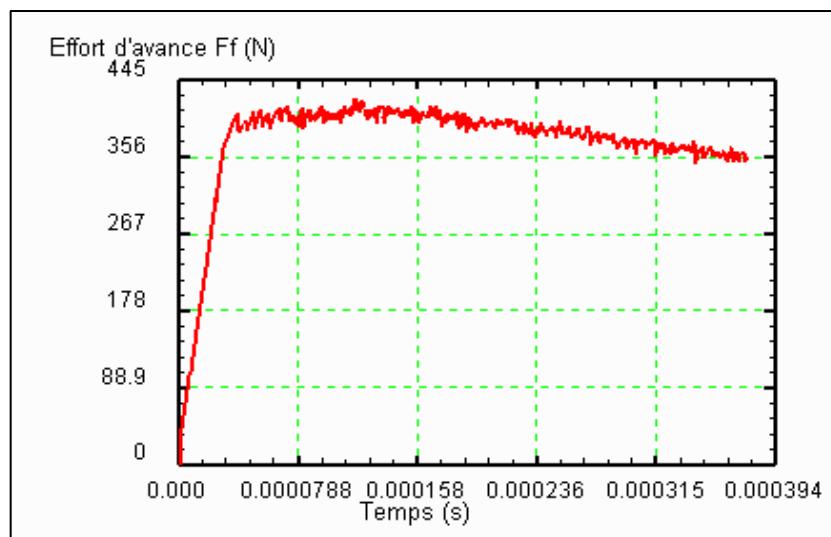


Figure 4.16 : Evolution temporelle de la composante F_f pour $V_c = 200$ m/min.

Le tableau 4.3 récapitule les résultats de prédition des composantes de l'effort de coupe ainsi que leur confrontation aux résultats expérimentaux, et ce pour différentes vitesses de coupe.

	Composantes de l'effort de coupe (N)				APE (%)	
	F _c Exp.	F _c Pred.	F _f Exp.	F _f Pred.	Pour F _c	Pour F _f
75 m/min	1467	1514.74	932	812.74	3.25	12.80
150 m/min	1211	1497.27	830	789.72	23.64	4.85
200 m/min	1181	1426.69	771	761.60	20.80	1.22

Tableau 4.3 : Récapitulatif et confrontation des prédictions pour l'effort de coupe.

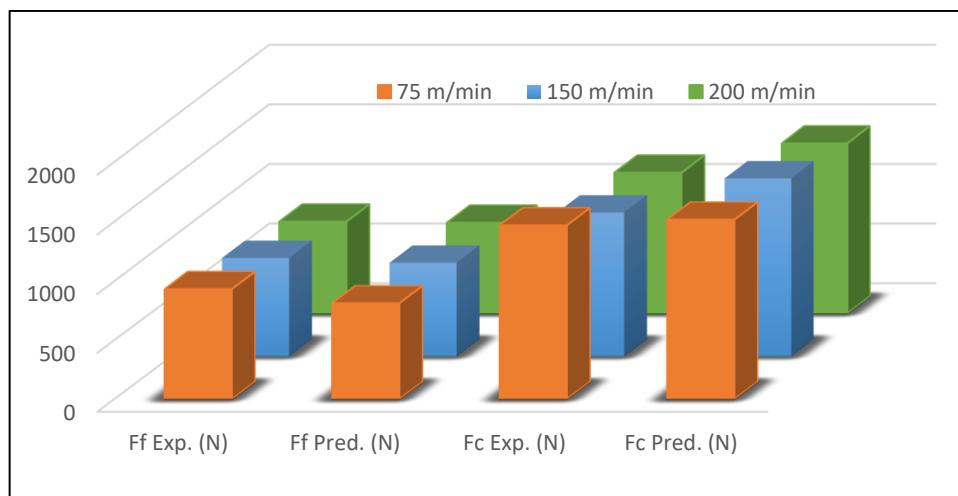


Figure 4.17 : Confrontation graphique des prédictions pour l'effort de coupe.

À travers la figure 4.17, on remarque que pour la vitesse de coupe $V_c = 75 \text{ m/min}$ la composante de l'effort de coupe (F_c) est bien estimée, mais ceci au détriment de la prédition de la composante (F_f). C'est-à-dire, d'une manière générale, si une composante est bien prédite (faible APE), la seconde composante se retrouve avec une APE plus grande.

Aussi, les tendances d'évolution de l'effort en fonction de la vitesse de coupe sont reproduites. C'est-à-dire, les deux composantes diminuent quand la vitesse de coupe augmente. Aussi, une APE maximale de 23.64 % est constatée. Concernant la composante de l'effort de coupe (F_c), les valeurs prédictes sont globalement supérieures à celles mesurées, avec une erreur relative absolue allant de 3.25 à 23.64 %. Tandis que, la composante (F_f) présente une erreur relative absolue allant de 1.22 à 12.80 %. Les valeurs des composantes de l'effort de coupe sont obtenues après plusieurs simulations sous Deform, ceci est dû principalement au choix adéquat du coefficient de frottement ; ce dernier est pris égal à $\bar{m} = 0.6$.

4.4.1.2. Distribution de la température dans la zone de coupe

Les figures 4.18 et 4.19 illustrent respectivement les répartitions de la température dans la zone de coupe pour différentes vitesses.

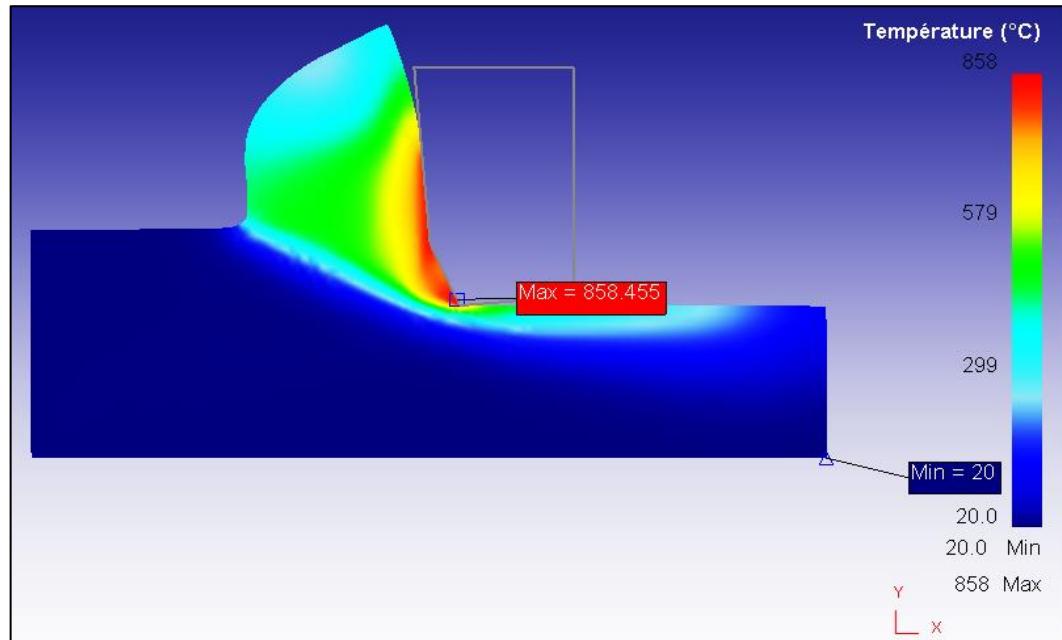


Figure 4.18 : Répartition de la température pour $V_c = 75$ m/min.

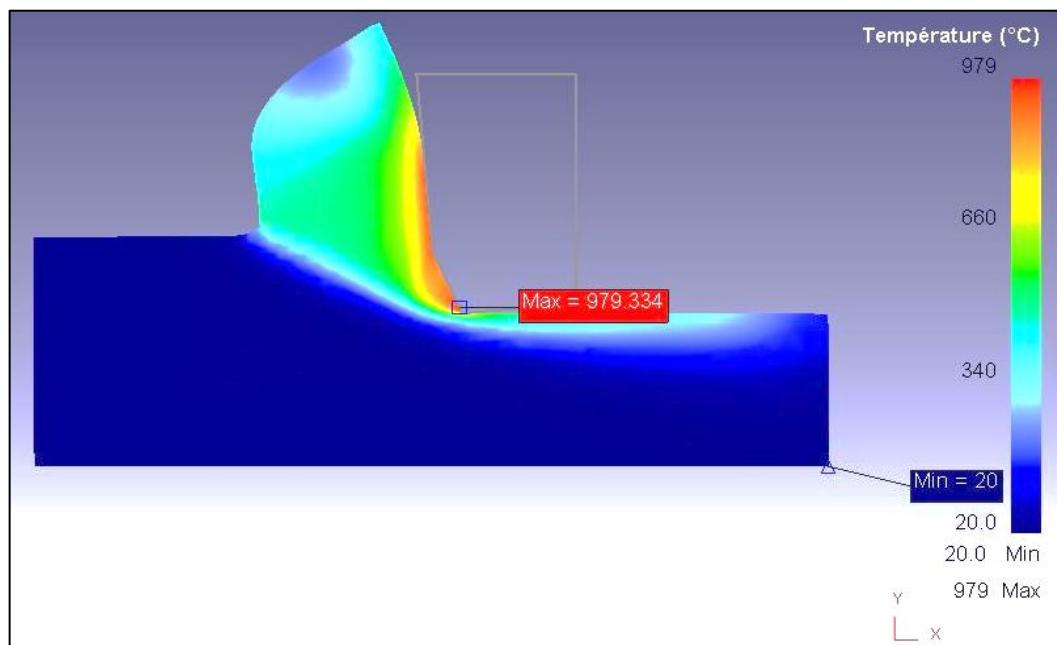


Figure 4.19 : Répartition de la température pour $V_c = 150$ m/min.

Les figures 4.18 et 4.19 mettent en évidence une élévation de la température avec la vitesse de coupe. La température maximale est localisée principalement sur l'arête tranchante de l'outil tout en atteignant 858 °C pour $V_c = 75$ m/min, et 979 °C pour $V_c = 150$ m/min. Cette

concentration thermique résulte de la déformation plastique intense au niveau du chanfrein de la plaquette.

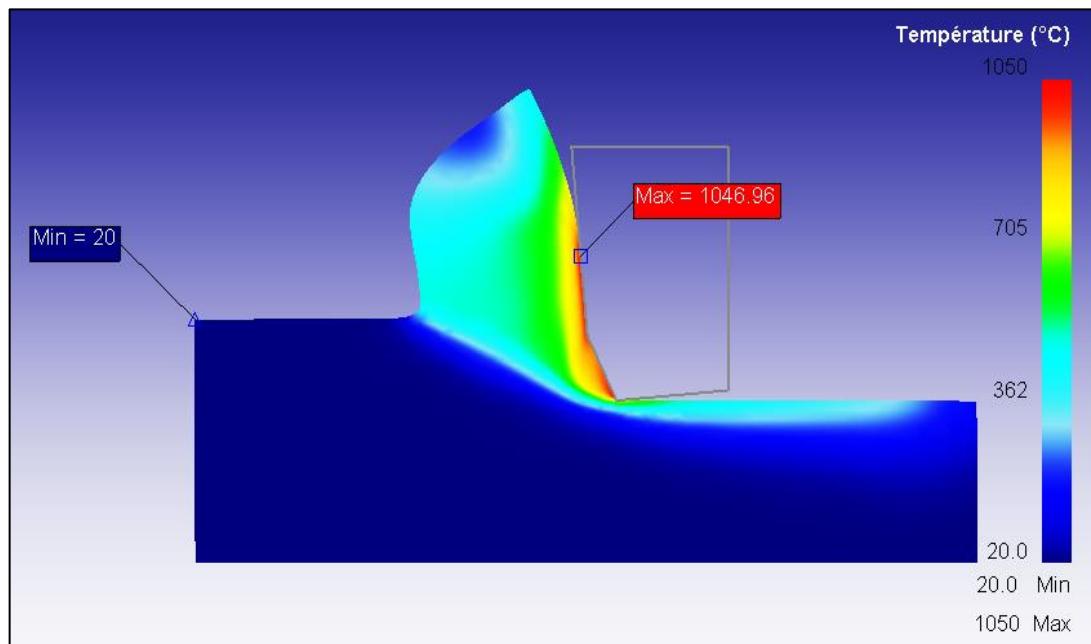


Figure 4.20 : Répartition de la température pour $V_c = 200$ m/min.

Pour la figure 4.20, nous remarquons que le maximum s'est déplacé à l'interface outil-copeau avec une température maximale de 1050 °C pour $V_c = 200$ m/min, ceci est dû au frottement intense du copeau sur la face de coupe.

À noter que la prise de température est effectuée pour les trois vitesses de coupe cibles après un usinage d'une longueur de 1.25 mm (voir figures 4.18, 4.19 et 4.20) ; c'est-à-dire, une prise après usinage d'une même longueur de la pièce.

4.4.1.3. Analyse et prédition des contraintes

Pour l'analyse des contraintes, nous avons considéré un point sur la surface usinée nommé point d'analyse ; puis à travers les différentes répartitions des contraintes, nous relevons le tenseur de contraintes en ce point.

Suite aux simulations pour différentes vitesses de coupe, les tenseurs de contraintes obtenus avec l'hypothèse de déformations planes sont les suivants :

$$\text{Pour la vitesse de coupe } V_c = 75 \text{ m/min} : \sigma_{ij} = \begin{bmatrix} 417 & -14.5 & 0 \\ -14.5 & 0.188 & 0 \\ 0 & 0 & 208 \end{bmatrix} MPa$$

$$\text{Pour la vitesse de coupe } V_c = 150 \text{ m/min} : \sigma_{ij} = \begin{bmatrix} 425 & -15.8 & 0 \\ -15.8 & 0.198 & 0 \\ 0 & 0 & 212 \end{bmatrix} MPa$$

Pour la vitesse de coupe $V_c = 200$ m/min : $\sigma_{ij} = \begin{bmatrix} 387 & -13.6 & 0 \\ -13.6 & 0.124 & 0 \\ 0 & 0 & 194 \end{bmatrix}$ MPa

Les figures 4.21, 4.22, 4.23 et 4.24 illustrent la distribution des contraintes dans la zone de coupe pour la vitesse de coupe $V_c = 75$ m/min.

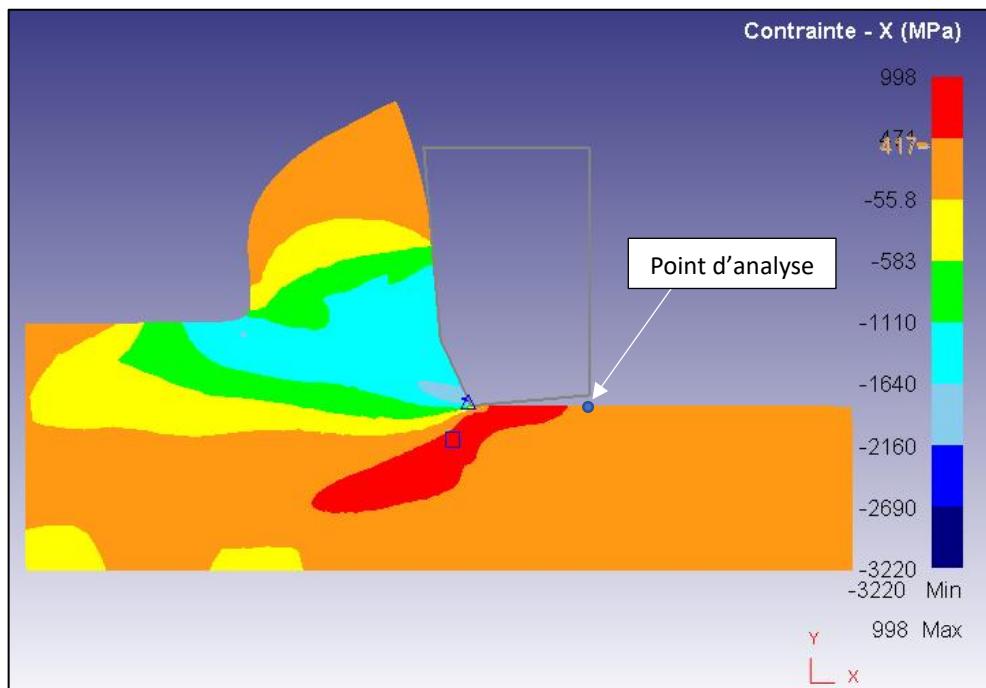


Figure 4.21 : Distribution de la contrainte σ_{xx} pour $V_c = 75$ m/min.

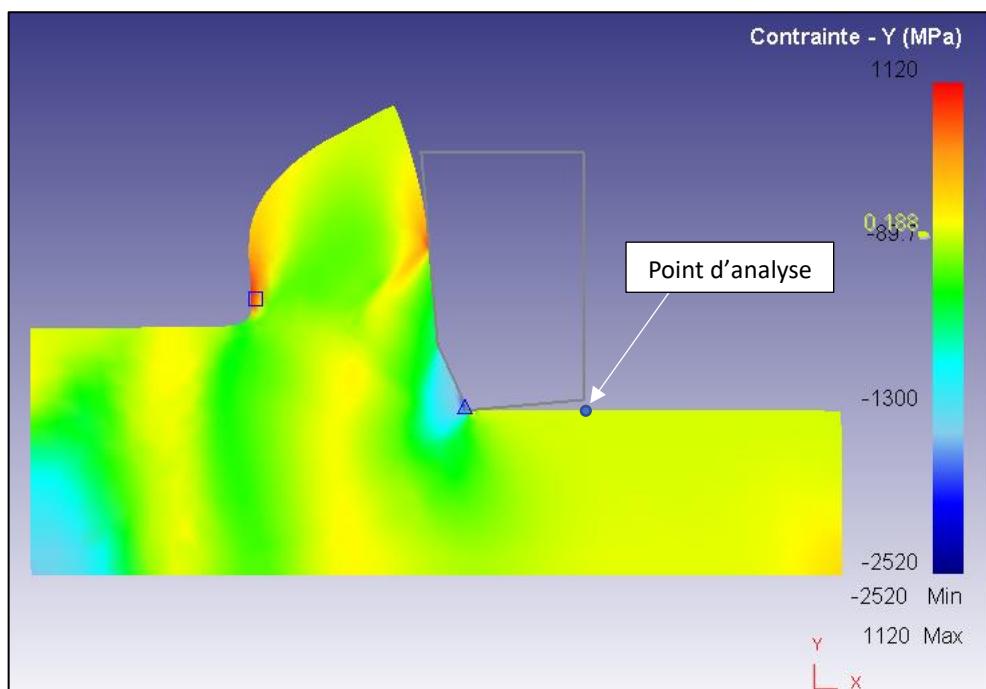


Figure 4.22 : Répartition de la contrainte σ_{yy} pour $V_c = 75$ m/min.

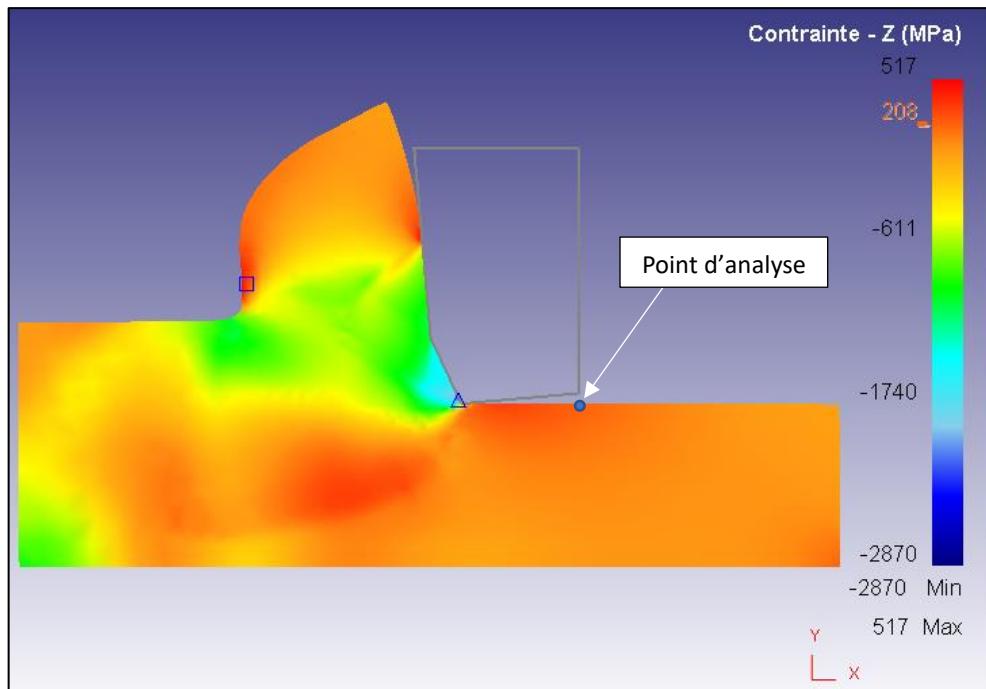


Figure 4.23 : Distribution de la contrainte σ_{zz} pour $V_c = 75$ m/min.

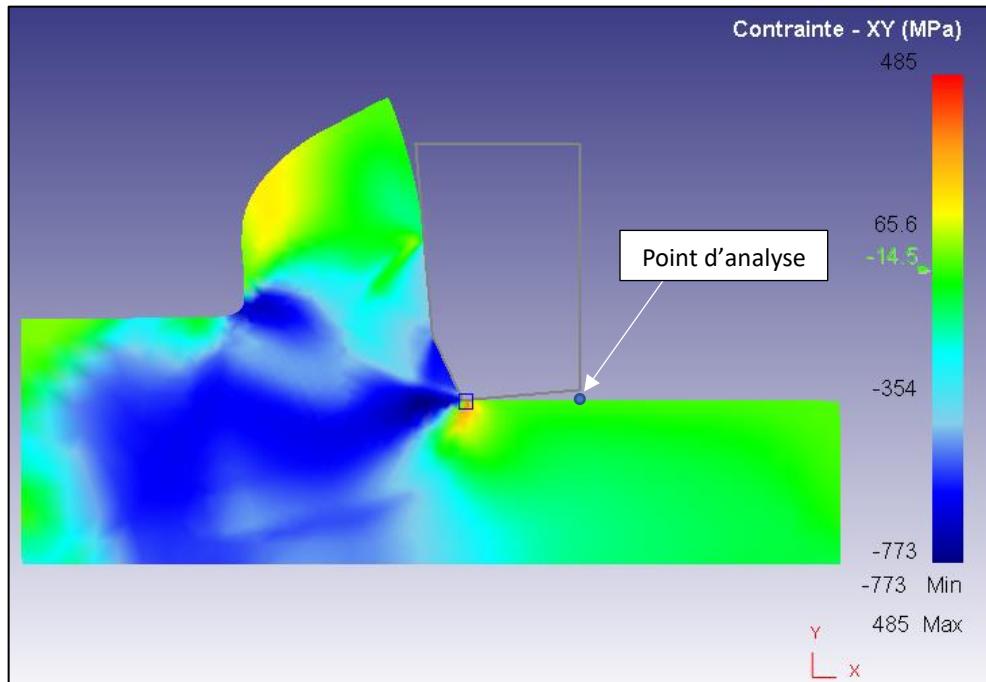


Figure 4.24 : Répartition de la contrainte σ_{xy} pour $V_c = 75$ m/min.

À travers ces dernières figures, nous remarquons que les contraintes normales maximales de compression se localisent au niveau de la pointe de l'outil. Selon les trois tenseurs de contraintes, les composantes normales sont des contraintes de traction, et ce pour les trois vitesses de coupe ciblées. Aussi, le passage de la vitesse de coupe de 75 à 150 m/min a conduit à une augmentation légère des contraintes résiduelles ; mais ces dernières se retrouvent

légèrement diminuées à la vitesse de coupe égale à 200 m/min, ceci peut être dû à l'augmentation de la température.

La figure 4.25 montre l'évolution des contraintes en fonction de la vitesse de coupe et de l'avance.

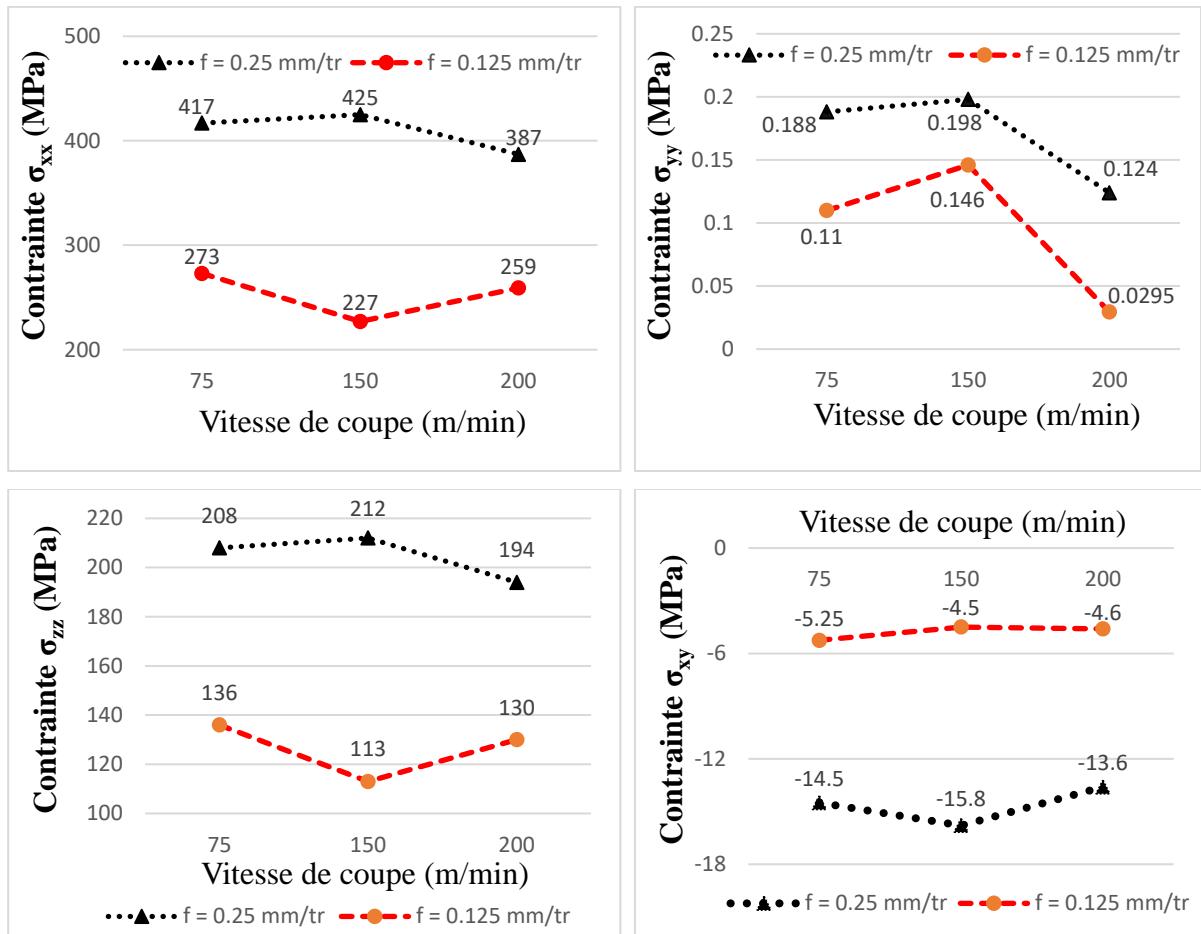


Figure 4.25 : Evolution des contraintes avec la vitesse de coupe et l'avance.

Nous remarquons, à travers cette dernière figure, que :

- Pour l'avance $f = 0.25 \text{ mm/tr}$, les contraintes normales σ_{xx} et σ_{zz} augmentent légèrement lors du passage d'une vitesse de coupe de 75 à 150 m/min ; puis, elles se retrouvent diminuées pour une vitesse allant à 200 m/min.
- Pour l'avance $f = 0.125 \text{ mm/tr}$, les contraintes normales σ_{xx} et σ_{zz} augmentent légèrement lors du passage d'une vitesse de coupe de 75 à 150 m/min ; puis, elles se retrouvent augmentées pour une vitesse allant à 200 m/min.
- La contrainte σ_{yy} , pour les deux avances, augmentent légèrement lors du passage d'une vitesse de coupe de 75 à 150 m/min ; puis, elles se retrouvent diminuées pour une vitesse allant à 200 m/min.

- Les contraintes normales sont des contraintes de traction ; ceci est favorable si la surface usinée se retrouve sollicitée en compression durant son exploitation.

- La contrainte de cisaillement σ_{yy} , pour l'avance $f = 0.25 \text{ mm/tr}$, augmente en valeur absolue en allant de la vitesse de coupe de 75 à 150 m/min, puis elle se retrouve diminuée pour une vitesse allant à 200 m/min. Tandis que, pour une avance $f = 0.125 \text{ mm/tr}$, la contrainte de cisaillement diminue en valeur absolue mais se retrouve presque constante en allant à une vitesse de 200 m/min.

Pour la prédiction des contraintes résiduelles, nous avons considéré l'usinage de la totalité de la pièce, ce qui correspond au dégagement de l'outil. La figure 4.26 illustre cette situation pour une vitesse de coupe $V_c = 75 \text{ m/min}$ et $f = 0.125 \text{ mm/tr}$. Dans ce cas, le point d'analyse est relatif à la détermination du tenseur de contraintes résiduelles.

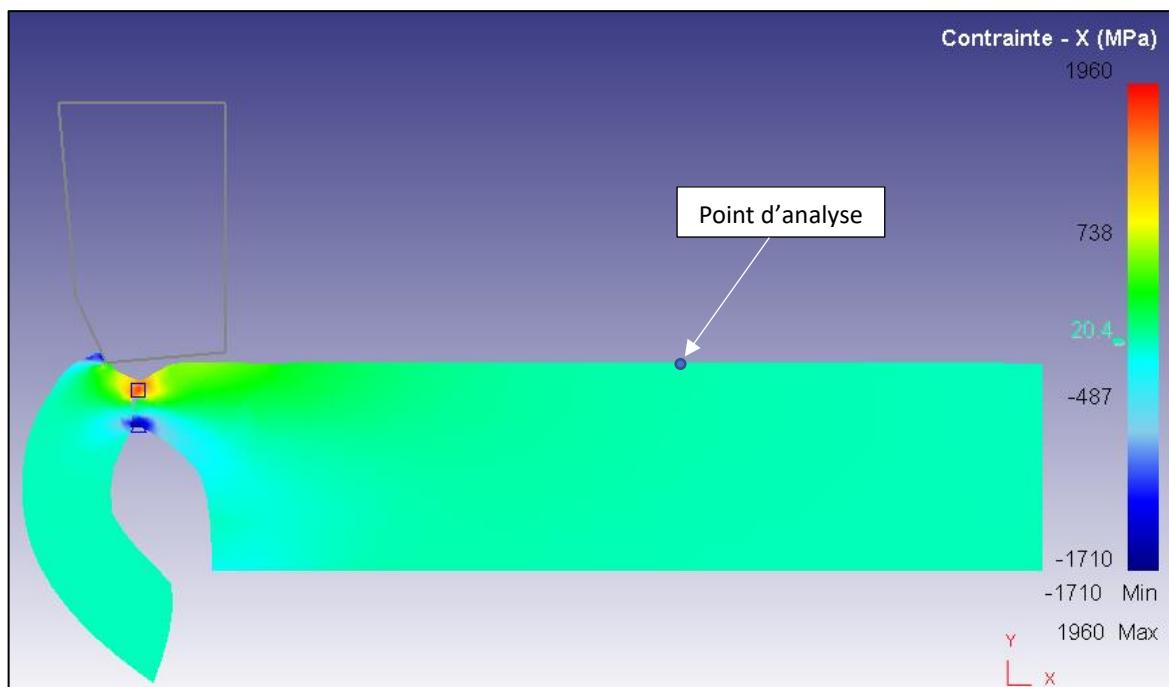


Figure 4.26 : Répartition de la contrainte σ_{xx} pour $V_c = 75 \text{ m/min}$ et $f = 0.125 \text{ mm/tr}$.

La figure 4.27 montre l'évolution des contraintes résiduelles en fonction de la vitesse de coupe et de l'avance.

- Pour l'avance $f = 0.25 \text{ mm/tr}$, les contraintes normales σ_{xx} , σ_{yy} et σ_{zz} diminuent avec l'augmentation de la vitesse de coupe ; par contre, la contrainte tangentielle σ_{xy} augmente.

- Pour l'avance $f = 0.125 \text{ mm/tr}$, les contraintes normales σ_{xx} , σ_{yy} et σ_{zz} diminuent lors du passage d'une vitesse de coupe de 75 à 150 m/min ; puis, elles se retrouvent augmentées pour une vitesse allant à 200 m/min. Par contre, la contrainte tangentielle σ_{xy} va au sens inverse

des contraintes normales.

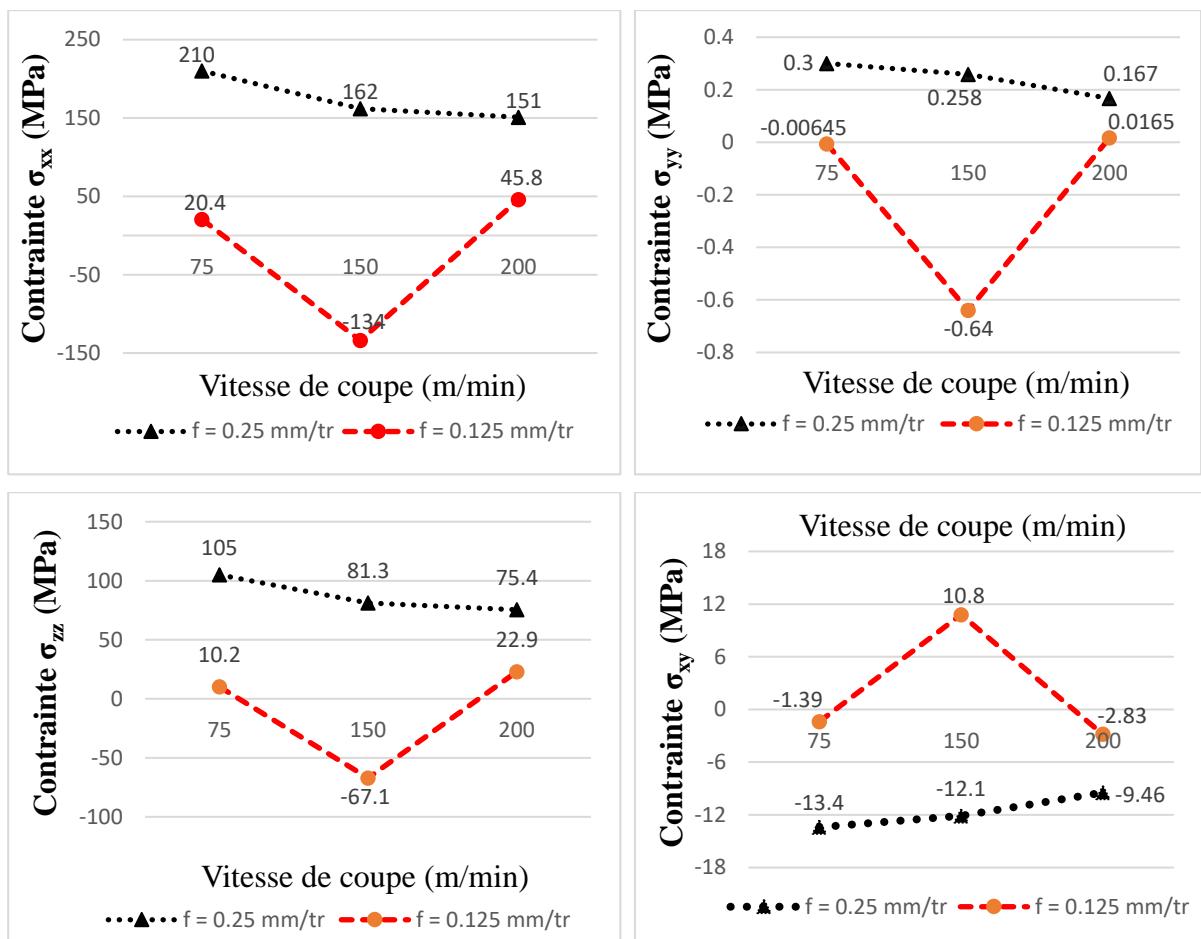


Figure 4.27 : Evolution des contraintes résiduelles avec la vitesse de coupe et l'avance.

Nous allons maintenant relater les résultats de simulation relatifs au modèle analytique.

4.4.2. Résultats de simulation relatifs au modèle analytique thermomécanique

Pour le modèle analytique d'Oxley, nous avons adopté pour le matériau usiné une loi rhéologique de J-C généralisée exprimée par :

$$\sigma = [A + B\varepsilon^n] \left[1 + C \ln\left(\frac{\dot{\varepsilon}}{\dot{\varepsilon}_0}\right) \right] \left(\frac{\dot{\varepsilon}}{\dot{\varepsilon}_0} \right)^{\bar{\alpha}} \left[D - E \left(\frac{T-T_0}{T_f-T_0} \right)^m \right] \quad (4.5)$$

Les valeurs des constantes rhéologiques sont reportées dans le tableau qui suit :

A (MPa)	B (MPa)	C	D	E	m	n	$\bar{\alpha}$
674.8	239.2	0.027	1.16	0.88	1.3	0.28	0

Tableau 4.4 : Paramètres rhéologiques de l'acier AISI H13 (Shalata et al., 2001).

À noter que les coefficients rhéologiques (A, B, C, D, E, m et n) ont été identifiés par Shalata et

al. lors d'une opération de fraisage de l'acier AISI H13 (Shalta et al., 2001).

Le tableau 4.5 reporte la composition chimique et les propriétés thermophysiques de l'acier AISI H13.

Composition chimique	0.38 % C, 0.94 % Si, 0.33 % Mn, 5.02 % Cr, 1.35 % Mo, 0.98 % V, 0.12 % Ni et Fe
Masse volumique (kg/m^3)	7800
Conductivité thermique ($\text{W}/(\text{m}\cdot^\circ\text{C})$)	37
Chaleur spécifique ($\text{J}/(\text{kg}\cdot^\circ\text{C})$)	560
Température de fusion ($^\circ\text{C}$)	1487

Tableau 4.5 : Propriétés de l'acier AISI H13 (Ng et al., 1991 ; Huang & Liang 2003).

Les résultats de prédition sont synthétisés dans les tableaux 4.6 et 4.7. À noter que le tableau 4.6 représente les prédictions pour le modèle d'Oxley dans sa version primaire ; c'est-à-dire dans le cas où les distributions des contraintes à l'interface outil-copeau sont prises uniformes.

	Composantes de l'effort de coupe (N)				APE (%)	
	F_c Exp.	F_c Pred.	F_f Exp.	F_f Pred.	Pour F_c	Pour F_f
75 m/min	1467	1538.90	932	1054.60	4.90	13.15
150 m/min	1211	1367.30	830	797.60	12.91	3.90
200 m/min	1181	1303.70	771	704.20	10.39	8.66

Tableau 4.6 : Confrontation des prédictions du modèle d'Oxley.

Le tableau 4.7 relate les prédictions pour le modèle d'Oxley corrigé où les distributions des contraintes à l'interface outil-copeau sont plus réalistes avec la considération des coefficients de pondération H_N et H_C .

	Composantes de l'effort de coupe (N)				APE (%)	
	F_c Exp.	F_c Pred.	F_f Exp.	F_f Pred.	Pour F_c	Pour F_f
75 m/min	1467	1394.95	932	974.43	4.91	4.55
150 m/min	1211	1274.68	830	778.70	5.26	6.18
200 m/min	1181	1228.23	771	704.42	4.00	8.64

Tableau 4.7 : Confrontation des prédictions du modèle d'Oxley corrigé.

Le tableau 4.8 relate les résultats de simulation obtenus par le modèle d'Oxley corrigé.

Essai n°	1	2	3
δ	0.094	0.044	0.315
C_o	5.360	4.406	3.985
ϕ (°)	20.714	23.694	25.011
ε_{AB}	0.902	0.816	0.785
$\dot{\varepsilon}_{AB}$ (1/s)	6051.83	11610.23	14922.61
ε_{int}	7.131	12.774	16.805
$\dot{\varepsilon}_{int}$ (1/s)	4758.45	27852.90	58260.21
F_c (N)	1394.95	1274.68	1228.23
F_f (N)	974.43	778.70	704.42
T_{AB} (°C)	316.59	308.12	305.35
T_{int} (°C)	910.91	1084.16	1164.90
t_c (mm)	0.637	0.546	0.512
h (mm)	1.099	0.916	0.851
σ_N' (MPa)	1342.29	1459.95	1509.64
σ_N (MPa)	1342.29	1459.95	1509.64
τ_{int} (MPa)	541.08	498.70	471.60
k_{cop} (MPa)	540.82	497.25	469.93
H_C	1.4	1.375	1.35

Tableau 4.8 : Résultats de simulation du modèle d'Oxley corrigé.

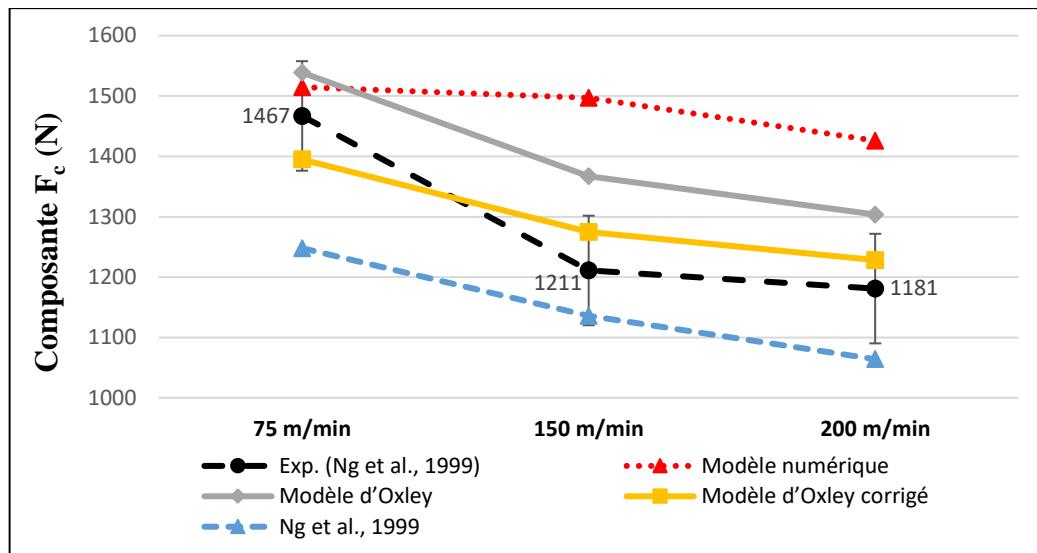
Notons qu'une répartition triangulaire ($H_N = 2$) de la contrainte normale à l'interface outil-copeau a été considérée (Aich, 2024). Nous remarquons à travers les tableaux 4.6 et 4.7 que le modèle d'Oxley corrigé offre une APE relativement faible. Et comparativement au modèle numérique, nous remarquons de même que les composantes (F_c) et (F_f) de l'effort de coupe diminuent quand la vitesse de coupe augmente, mais la température moyenne à l'interface outil-copeau (T_{int}) augmente avec l'augmentation de la vitesse de coupe.

4.4.3. Confrontation des résultats de modélisation et simulation

Le tableau 4.9 et la figure 4.28 reportent la confrontation des résultats pour la composante (F_c) de l'effort de coupe.

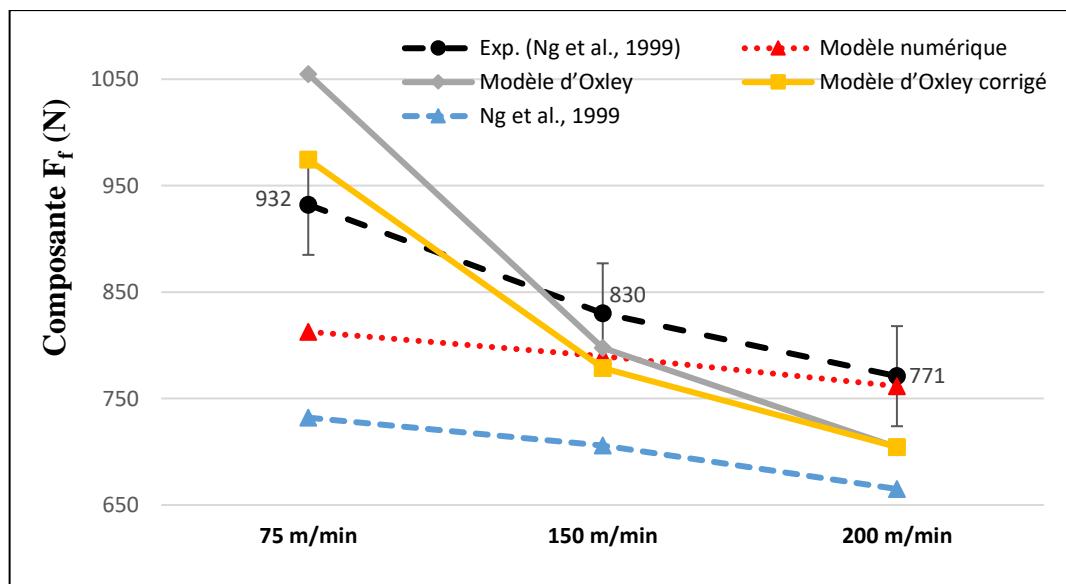
Composante F_c (N)	75 m/min	150 m/min	200 m/min	APE (%)		
Exp. (Ng et al., 1999)	1467	1211	1181	Pour 75	Pour 150	Pour 200
Modèle numérique	1514.74	1497.27	1426	3.25	23.64	20.75
Modèle d'Oxley	1538.9	1367.3	1303.7	4.90	12.91	10.39
Modèle d'Oxley corrigé	1394.95	1274.68	1228.23	4.91	5.26	4.00
Ng et al., 1999	1248	1136	1064	14.93	6.19	9.91

Tableau 4.9 : Confrontation des résultats pour la composante F_c

Figure 4.28 : Comparaison des résultats pour la composante F_c .

Le tableau 4.10 et la figure 4.29 illustrent la confrontation des résultats pour la composante (F_f) de l'effort de coupe.

Composante F_f (N)	75 m/min	150 m/min	200 m/min	APE (%)		
Exp. (Ng et al., 1999)	932	830	771	Pour 75	Pour 150	Pour 200
Modèle numérique	812.74	789.72	761.6	12.80	4.85	1.22
Modèle d'Oxley	1054.6	797.6	704.2	13.15	3.9	8.66
Modèle d'Oxley corrigé	974.43	778.70	704.42	4.55	6.18	8.64
Ng et al., 1999	732	706	665	21.46	14.94	13.75

Tableau 4.10 : Confrontation des résultats pour la composante F_f .Figure 4.29 : Confrontation des résultats pour la composante F_f .

Nous constatons, à travers les tableaux 4.9 et 4.10 ainsi que les figures 4.28 et 4.29, que le modèle d’Oxley corrigé offre les meilleures prédictions. Aussi, il est à noter que si la prédiction d’une composante de l’effort de coupe présente une APE petite, l’autre composante offre une APE grande. À titre d’exemple, nous remarquons que notre modèle numérique présente une APE de 1.22 % pour la composante F_f ; par contre, cette APE est de 20.75 % pour F_c .

Le modèle numérique de Ng et al. sous-estime les composantes (F_c) et (F_f) de l’effort de coupe, et ce pour les trois vitesses de coupe cibles. Par contre, notre modèle numérique offre une bonne prédiction de (F_c) pour la vitesse de coupe égale à 75 m/min, mais la composante (F_f) est sous-estimée. Pour les vitesses de coupe $V_c = 150$ m/min et $V_c = 200$ m/min, la prédiction de (F_f) est bonne mais celle de (F_c) est surestimée.

Le tableau 4.11 et la figure 4.30 montrent la confrontation des résultats de prédiction de la température dans la zone de coupe.

Température T_{int} (°C)	Vitesse de coupe (m/min)		
	75	150	200
Modèle numérique (T_{max})	858	979	1050
Modèle d’Oxley	995	1151	1221
Modèle d’Oxley corrigé	910.91	1084.16	1164.90
Ng et al., 1999	638	710	741

Tableau 4.11 : Confrontation des résultats pour la température à l’interface outil-copeau.

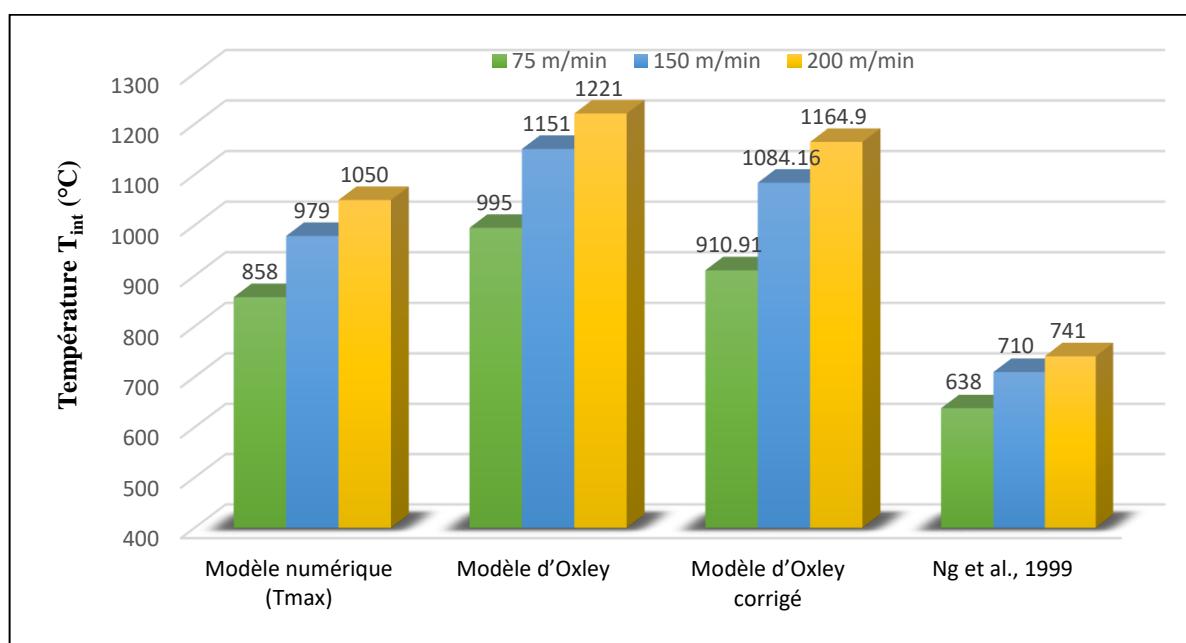


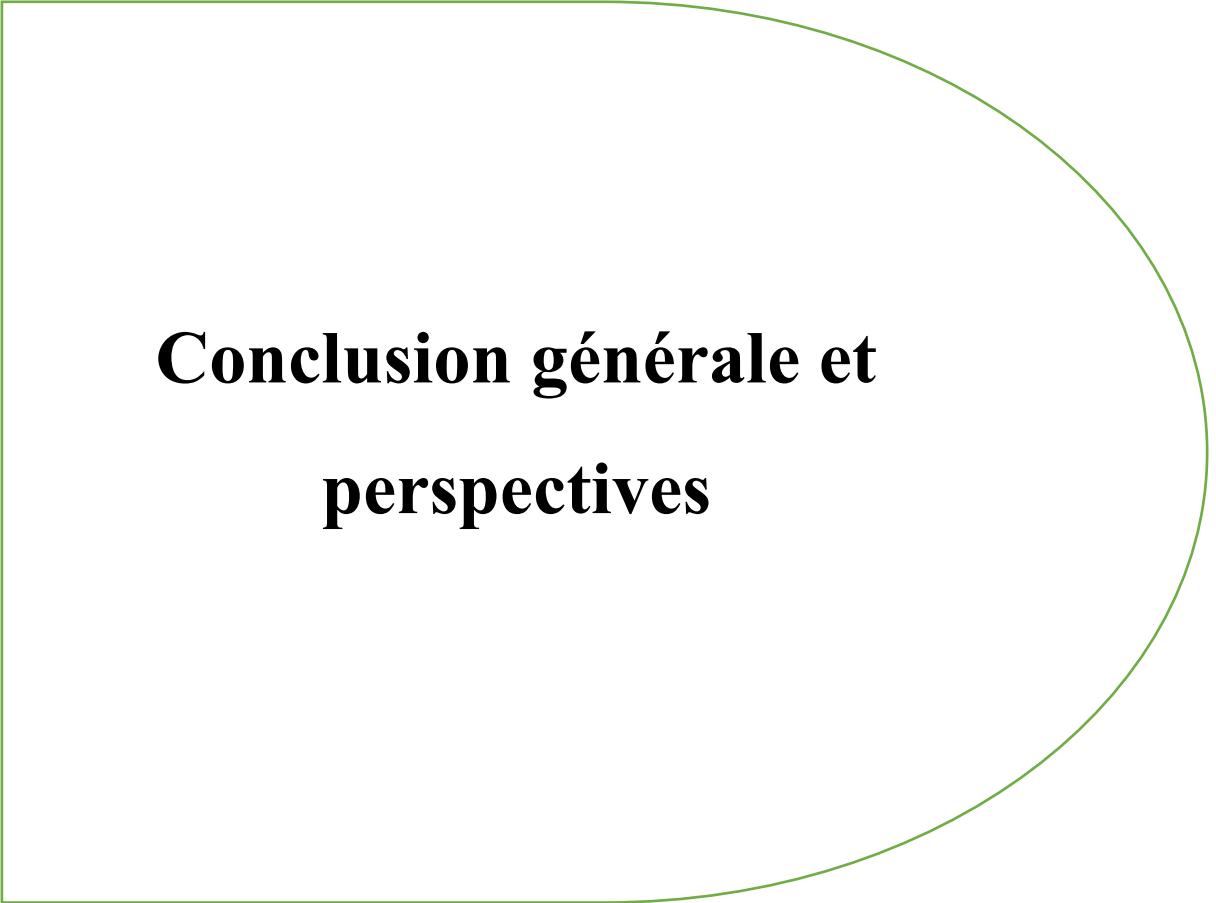
Figure 4.30 : Confrontation des résultats pour la température à l’interface outil-copeau.

Selon ces derniers résultats, on note que la température augmente quand de la vitesse de coupe augmente, et ce pour l'ensemble des modèles. En l'absence de résultats expérimentaux pour la température, on ne peut se prononcer en matière d'APE ; mais nous remarquons bien que le modèle d'Oxley corrigé et notre modèle numérique présentent des prédictions proches.

4.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons investigué des modèles analytique et numérique de la coupe orthogonale de l'acier AISI H13 ainsi que leur simulation. L'objectif est d'analyser l'effet de la vitesse de coupe sur les efforts de coupe, la température et les contraintes résiduelles. Nos modestes contributions se résument ainsi :

- Elaboration d'un modèle numérique 2D sous le progiciel Deform. À cet effet, nous avons retenu une rhéologie appuyée par des données tabulaires, et un frottement de Coulomb à l'interface outil-copeau ; ceci a été le résultat après plusieurs simulations relatives au choix de différentes lois de comportement et coefficients de frottement.
- Apport de corrections à la modélisation d'Oxley concernant la répartition des contraintes normale et tangentielle à l'interface outil-copeau. À cet effet, des coefficients correcteurs H_N et H_C ont été utilisés. Le coefficient H_N est pris égal à 2 du fait que la distribution adoptée pour la contrainte normale est triangulaire. Le coefficient H_C est ajusté de telle sorte à obtenir une meilleure estimation des composantes de l'effort de coupe. Aussi, une loi rhéologique de type Johnson-Cook généralisée a été adoptée pour le comportement du matériau usiné.
- Comparaison des résultats obtenus avec des données expérimentales et de simulation, puis évaluation des modèles relativement à la prédiction des composantes de l'effort de coupe et de la température à l'interface outil-copeau. À cet effet, les modèles numérique et analytique d'Oxley corrigé ont affiché d'une manière globale un accord acceptable avec les données expérimentales concernant les composantes de l'effort de coupe. Pour la composante F_c , l'APE s'étend de 3.25 à 23.64 %. Pour la composante d'avance F_f , l'APE varie de 1.22 à 13.15 %. Quant à la température à l'interface outil-copeau, nous remarquons que le modèle d'Oxley corrigé et le modèle numérique présentent des prédictions proches. Enfin, les résultats obtenus reflètent la bonne conception du modèle numérique ainsi que les corrections adéquates prises pour le modèle d'Oxley.



Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale et perspectives

Les travaux présentés dans cette thèse sont une modeste contribution à l'amélioration de l'intégrité de surface lors de l'usinage dur. Ce dernier est actuellement considéré comme une alternative de remplacement à la rectification classique qui nécessite souvent des temps plus longs et coûteux.

Notre investigation est relative, d'une part, au tournage dur longitudinal à sec de l'acier AISI 52100 par un outil CBN, et, d'autre part, à la coupe orthogonale de l'acier AISI H13 par un outil PCBN. L'objectif recherché vise la prédiction des contraintes résiduelles. Ces dernières sont un paramètre essentiel pour assurer la longévité des pièces usinées en service. Dans ce contexte, nous sommes appelés à élaborer des modèles prédictifs capables de fournir des estimations acceptables à travers une approche combinant expérimentation, modélisation, simulation numérique, et des outils d'intelligence artificielle.

Dans un premier temps, nous avons relaté une brève présentation historique sur l'usinage, suivie d'une classification de ses différents procédés utilisés dans l'industrie. Aussi, les paramètres de coupe associés au processus de tournage, et les caractéristiques spécifiques liées à l'usinage dur ont été évoqués. Enfin, des notions clés de l'intégrité de surface telles que la rugosité, la microstructure et les contraintes résiduelles ont été abordées.

Dans une seconde phase, les formulations mathématiques nécessaires à la modélisation ont été présentées. Ces dernières reposent sur des techniques d'apprentissage automatique (Machine Learning), une optimisation non-linéaire avec contraintes visant la maximisation du débit de copeaux pour une opération de tournage dur par algorithme génétique (GA), et des modélisations numérique et analytique de la coupe orthogonale. Les méthodes d'apprentissage automatique abordées sont : les réseaux de neurones artificiels (ANN), le système d'inférence neuro-floue adaptatif (ANFIS), la machine à vecteurs de support (SVM), et la régression par processus Gaussien (GPR). Pour la modélisation numérique, la méthode des éléments finis (MEF) a été utilisée. Quant à la modélisation analytique, le modèle thermomécanique d'Oxley corrigé a été adopté.

En matière de développements, quatre techniques d'apprentissage automatique (ANN, ANFIS, SVM, et GPR) ont été utilisées pour prédire les contraintes résiduelles axiale et circonférentielle en surface lors d'un usinage dur à sec de l'acier AISI 52100 par une plaquette CBN. Basées sur le processus d'apprentissage, ces techniques utilisent un ensemble de données expérimentales comprenant 34 exemples ou essais. Les entrées de chaque modèle se résument aux coefficients rhéologiques du matériau usiné (A , B , et n) de J-C et aux paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance, et profondeur de passe).

Conclusion générale et perspectives

Pour l'ensemble des (34) essais, nous avons comparé les performances des modèles prédictifs. Les résultats obtenus affichent que le coefficient de détermination (R^2) varie de 0.5032 à 0.8980, la RMSE se situe entre 51.9102 et 153.9726, et la MAPE varie entre 31.6730% et 430.8261%. Aussi, le modèle ANFIS se distingue par ses bonnes performances en offrant une précision supérieure dans la prédiction des contraintes résiduelles surpassant ainsi les autres modèles. En conclusion, pour la présente étude, ANFIS émerge comme le modèle le plus performant pour l'estimation des contraintes résiduelles.

De plus, dans le même contexte d'usinage, l'algorithme génétique a été utilisé pour traiter le problème d'optimisation visant la maximisation du débit de copeaux. Après formulation du problème et son exécution sous le progiciel Matlab, les valeurs optimales en matière de dureté et de paramètres de coupe ont été obtenues.

Grâce aux modèles analytique et numérique de la coupe orthogonale de l'acier AISI H13, nous avons pu analyser l'effet de la vitesse de coupe sur les efforts de coupe, la température et les contraintes résiduelles. Pour cela, nous avons élaboré un modèle numérique 2D sous le progiciel Deform où une rhéologie appuyée par des données tabulaires, et un frottement de Tresca à l'interface outil-copeau ont été adoptés ; ceci a été le résultat après plusieurs simulations relatives au choix de différentes lois de comportement et coefficients de frottement. Puis, nous avons apporté des corrections à la modélisation d'Oxley concernant la répartition des contraintes normale et tangentielle à l'interface outil-copeau. À cet effet, une distribution triangulaire est considérée pour la contrainte normale. Le coefficient correcteur H_C est ajusté de telle sorte à obtenir une meilleure estimation des composantes de l'effort de coupe. Aussi, une loi de comportement de type Johnson-Cook généralisée a été adoptée pour la rhéologie du matériau usiné.

La comparaison des résultats de prédiction avec des données expérimentales et de simulation a permis une évaluation des modèles élaborés relativement à la prédiction des composantes de l'effort de coupe et de la température à l'interface outil-copeau. À cet effet, les modèles numérique et analytique d'Oxley corrigé ont affiché un accord acceptable avec les données expérimentales pour les composantes de l'effort de coupe.

Pour la composante F_c , l'APE s'étend de 3.25 à 23.64 %. Pour la composante d'avance F_f , l'APE varie de 1.22 à 13.15 %. Quant à la température à l'interface outil-copeau, le modèle d'Oxley corrigé et l'approche numérique présentent des prédictions proches. Enfin, les résultats obtenus reflètent la bonne conception du modèle numérique ainsi que les corrections adéquates pour le modèle d'Oxley.

Conclusion générale et perspectives

Perspectives

Bien que cette thèse ait permis d'obtenir des résultats significatifs concernant, d'une part, la prédiction des contraintes résiduelles par les techniques ML, et, d'autre part, la modélisation et la simulation en coupe orthogonale, nous souhaitons en matière de perspectives ce qui suit :

- ✓ Les développements relatifs à ce travail peuvent être étendus à d'autres procédés de coupe tels que le fraisage et le perçage, et aussi à d'autres matériaux durs.
- ✓ La simulation numérique porte sur la coupe oblique (3D) basée sur les formulations ALE et CEL.
- ✓ L'analyse de l'effet des conditions de coupe sur les contraintes résiduelles telles que la lubrification par des fluides classiques ou des nanofluides, ainsi que la géométrie et le revêtement des outils de coupe.
- ✓ Adapter les modèles développés aux besoins de l'industrie.
- ✓ Contribuer à la mise en œuvre de procédés d'usinage respectueux de l'environnement.
- ✓ Une exploration plus approfondie des interactions multi-physiques (mécaniques, thermiques, chimiques, etc.) lors de l'interaction outil-matière pourrait fournir des insights supplémentaires sur les mécanismes d'intégrité de surface. La considération de ces phénomènes dans les modèles prédictifs permettrait de mieux évaluer cette intégrité.

Références bibliographiques

- Abed, Z. A., Haddouche, K., Aissat, S., Makhfi, S., & Habak, M. (2024). Residual stress prediction in hard machining: A comparative study of ANN, ANFIS, SVM and GPR models. *The Journal of Engineering and Exact Sciences*, 10(8), 21107. <https://doi.org/10.18540/jcecvl10iss8pp21107>
- Abed, Z. A., Makhfi, S., Haddouche, K., & Habak, M. (2021). Genetic algorithm optimization of machining AISI 52100 hard steel. *Models & Optimisation and Mathematical Analysis Journal*, 9(1), 15–20. <https://asjp.cerist.dz/en/article/174314>
- Abellán-Nebot, J. V., Vila Pastor, C., & Siller, H. R. (2024). A review of the factors influencing surface roughness in machining and their impact on sustainability. *Sustainability*, 16(5), 1917. <https://doi.org/10.3390/su16051917>
- Aich, Z. (2024). Modélisation et simulation des échanges thermiques dans la zone de coupe : Application à l'usinage dur [Thèse de doctorat, Université Ibn Khaldoun de Tiaret]. <http://dspace.univ-tiaret.dz/handle/123456789/14633>
- Aich, Z. K., Haddouche, K., Djellouli, K., & Ghezal, A. (2023). An improved thermomechanical modeling for orthogonal cutting of AISI 1045 steel. *Results in Engineering*, 17, 100789. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100789>
- Alice Hepzibah, A., & Premkumar, K. (2020). ANFIS current–voltage controlled MPPT algorithm for solar powered brushless DC motor based water pump. *Electrical Engineering*, 102(1), 421–435. <https://doi.org/10.1007/s00202-019-00896-3>
- Arrazola, P. J., & Ozel, T. (2008). Numerical modelling of 3D hard turning using arbitrary Lagrangian–Eulerian finite element method. *International Journal of Machining and Machinability of Materials*, 4(1), 14–32. <https://doi.org/10.1504/IJMMA.2008.020907>
- Athmani, H. (2008). Étude des manifestations thermiques et énergétiques associées à l'usinage des matériaux [Mémoire de Magister, Université Ibn Khaldoun]. <https://www.ccdz.cerist.dz/admin/notice.php?id=0000000000000818041000087>
- Ayeb, M., Turki, M., Frija, M., & Fathallah, R. (2024). Artificial neural network and ANFIS approaches for mechanical properties prediction and optimization of a turbine blade treated by laser shock peening. *Expert Systems with Applications*, 250, 123911. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123911>
- Bagnara, M. (2022). Asset pricing and machine learning: A critical review. *Journal of Economic Surveys*. <https://doi.org/10.1111/joes.12532>
- Baléo, J. N., Bourges, B., Courcoux, P., Faur-Brasquet, C., & Le Cloirec, P. (2003). Méthodologie expérimentale: Méthodes et outils pour les expérimentations scientifiques. Éditions TEC & DOC – Lavoisier, Paris. ISBN : 978-2-7430-0595-5
- Barralis, J., & Maeder, G. (1991). Précis de métallurgie : élaboration, structures-propriétés et normalisation (6e éd.). Nathan AFNOR. ISBN : 2-09-194017-8
- Bhushan, R. K. (2022). Effect of tool wear on surface roughness in machining of AA7075/10 wt.% SiC composite. *Composites Part C: Open Access*, 8, 100254. <https://doi.org/10.1016/j.jcomc.2022.100254>
- Biček, M., Dumont, F., Courbon, C., Pušavec, F., Rech, J., & Kopač, J. (2012). Cryogenic machining as an alternative turning process of normalized and hardened AISI 52100bearing steel. *Journal of Materials Processing Technology*, 212(12), 2609–2618. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2012.07.022>

- Brinksmeier, E., Cammett, J. T., König, W., Leskovar, P., Peters, J., & Tönshoff, H. K. (1982). Residual stresses – Measurement and causes in machining processes. *CIRP Annals*, 31(2), 491–510. [https://doi.org/10.1016/S0007-8506\(07\)60187-6](https://doi.org/10.1016/S0007-8506(07)60187-6)
- Cakir, M. C., Ensarioglu, C., & Demirayak, I. (2009). Mathematical modeling of surface roughness for evaluating the effects of cutting parameters and coating material. *Journal of Materials Processing Technology*, 209(1), 102–109. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2008.01.050>
- Conn, A. R., Gould, N. I. M., & Toint, P. L. (1991). A globally convergent augmented Lagrangian algorithm for optimization with general constraints and simple bounds. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 28(2), 545–572. <https://doi.org/10.1137/0728036>
- Darwish, S. M. (2000). The impact of the tool material and the cutting parameters on surface roughness of supermet 718 nickel superalloy. *Journal of Materials Processing Technology*, 97(1–3), 10–18. [https://doi.org/10.1016/S0924-0136\(99\)00365-9](https://doi.org/10.1016/S0924-0136(99)00365-9)
- Djellouli, K. (2025). Conception de modèles prédictifs de performances liées au comportement d'un usinage dur [Thèse de Doctorat, Université Ibn Khaldoun de Tiaret]. <http://dspace.univ-tiaret.dz/handle/123456789/16338>
- Djellouli, K., Haddouche, K., Belarbi, M., & Aich, Z. (2023). Prediction of the cutting tool wear during dry hard turning of AISI D2 steel by using models based on learning process and GA polyfit. *The Journal of Engineering and Exact Sciences*, 9(12), 18297. <https://doi.org/10.18540/jcecvl9iss12pp18297>
- Durkin, J. (1994). Expert systems design and development. Prentice Hall. ISBN: 0023309709
- Ebrahimi, R., & Shafiei, E. (2012). Mathematical modeling of single peak dynamic recrystallization flow stress curves in metallic alloys. In K. Szwietrzka (Ed.), *Recrystallization* (pp. 207–224). InTech. <https://doi.org/10.5772/34445>
- Ernst, H. (1938). Physics of metal cutting. In *Machining of metals* (pp. 1–34). Cleveland, OH: American Society of Metals. ISBN: 978-1-4665-8754-0
- Eser, A., Aşkar Ayyıldız, E., Ayyıldız, M., & Kara, F. (2021). Artificial intelligence-based surface roughness estimation modelling for milling of AA6061 alloy. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2021, 5576600. <https://doi.org/10.1155/2021/5576600>
- Felder, E. (1997). Procédé d'usinage. Techniques de l'ingénieur, BM 7000, 1–15.
- Field, M., & Kahles, J. (1964). The surface integrity of machined and ground high strength steels. DMIC Report, 210, 54–77. https://doi.org/10.1007/978-1-84882-874-2_1
- Gilormini, P. (1982). Contribution à la modélisation de la formation du copeau en usinage des métaux [Thèse de doctorat, ENSAM Paris]. <https://hal.science/hal-00920153>
- Griffiths, B. J. (1989). Manufacturing measurement, Part 2. Advanced Manufacturing Systems MSc Programme, Distance Learning Book, Brunel University, Manufacturing and Engineering Systems Department. ISBN: 9780080511016, 0080511015
- Groover, M. P. (2010). Fundamentals of modern manufacturing: Materials, processes, and systems (4th ed.). John Wiley & Sons. ISBN: 0470467002
- Guediche, M. (2017). Modélisation et simulation de l'usure des outils de coupe au cours du processus d'enlèvement de matière : Approche expérimentale et numérique (MOSUOC) [Thèse de doctorat, Université de Lyon]. <https://theses.hal.science/tel-02493414v1>

- Guo, J., Fu, H., Pan, B., & Kang, R. (2021). Recent progress of residual stress measurement methods: A review. *Chinese Journal of Aeronautics*, 34(2), 54–78.
<https://doi.org/10.1016/j.cja.2019.10.010>
- Guo, Y. B., & Liu, C. R. (2002). FEM analysis of mechanical state on sequentially machined surfaces. *Machining Science and Technology*, 6(1), 21–41. <https://doi.org/10.1081/MST-120003183>
- Guo, Y. B., Warren, A. W., & Hashimoto, F. (2010). The basic relationships between residual stress, white layer, and fatigue life of hard turned and ground surfaces in rolling contact. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2, 129–134.
<https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2009.12.002>
- Habak, M. (2006). Étude de l'influence de la microstructure et des paramètres de coupe sur le comportement en tournage dur de l'acier à roulement 100Cr6 [Thèse de doctorat, ENSAM Angers].
https://pastel.hal.science/pastel-00002142v1/file/HABAK_THESE.pdf
- Haddouche, K. (1995). Apports d'automatique avancée dans la conduite d'un usinage [Thèse de doctorat, Université Bordeaux I]. <https://theses.fr/1995BOR10545>
- Hagan, M. T., & Menhaj, M. (1994). Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(6), 989–993.
<https://doi.org/10.1109/72.329697>
- Huang, P. B., Inderawati, M. M. W., Rohmat, R., & Sukwadi, R. (2023). The development of an ANN surface roughness prediction system of multiple materials in CNC turning. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 125, 1193–1211.
<https://doi.org/10.1007/s00170-022-10709-y>
- Huang, X., Schmidt, R., Strodick, S., et al. (2021). Simulation and modeling of the residual stress state in the sub-surface zone of BTA deep-hole drilled specimens with eigenstrain theory. *Procedia CIRP*, 102, 150–155. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.09.026>
- Huang, Y., & Liang, S. Y. (2003). Force modelling in shallow cuts with large negative rake angle and large nose radius tools—Application to hard turning. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 22, 626–632.
<https://doi.org/10.1007/s00170-003-1550-0>
- Huddle, D. (2001). New hard turning tools and techniques offer a cost-effective alternative to grinding. *Tooling and Production Magazine*. ISSN: 0040-9243
- Isabona, J., Imoize, A. L., Ojo, S., Do, D.-T., & Lee, C.-C. (2023). Machine learning-based GPR with LBFGS kernel parameters selection for optimal throughput mining in 5G wireless networks. *Sustainability*, 15, 1678. <https://doi.org/10.3390/su15021678>
- Jaggi, M. (2013). An equivalence between the Lasso and support vector machines. In Chapman and Hall/CRC eBooks (pp. 19–44). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1303.1152>
- Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: Adaptive network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(3), 665–685.
<https://doi.org/10.1109/21.256541>
- Jasni, N. A. H., & Lajis, M. A. (2013). Surface topography in machining of AISI D2 hardened steel. *Applied Mechanics and Materials*, 315, 660–664.
<https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.315.660>

- Jawahir, I. S., Brinksmeier, E., M'Saoubi, R., Aspinwall, D. K., Outeiro, J. C., Meyer, D., Umbrello, D., & Jayal, A. D. (2011). Surface integrity in material removal processes: Recent advances. *CIRP Annals – Manufacturing Technology*, 60(2), 603–626.
<https://doi.org/10.1016/j.cirp.2011.05.002>
- Johnson, G. R., & Cook, W. H. (1985). Fracture characteristics of three metals subjected to various strains, strain rates, temperatures and pressures. *Engineering Fracture Mechanics*, 21(1), 31–48. [https://doi.org/10.1016/0013-7944\(85\)90052-9](https://doi.org/10.1016/0013-7944(85)90052-9)
- Karpat, Y., & Öznel, T. (2006). Predictive analytical and thermal modeling of orthogonal cutting process—Part I: Predictions of tool forces, stresses, and temperature distributions. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 128(2), 435–444.
<https://doi.org/10.1115/1.2162590>
- Khajehzadeh, M., & Razfar, M. R. (2015). FEM and experimental investigation of cutting force during UAT using multicoated inserts. *Materials and Manufacturing Processes*, 30(7), 858–867. <https://doi.org/10.1080/10426914.2014.973590>
- Khalil, R. A. (2008, April). FPGA implementation of artificial neurons: Comparison study. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Information and Communication Technologies: From Theory to Applications* (pp. 1–6). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/ICTTA.2008.4530261>
- Korendyasev, G. (2020). Cutting process modeling with an absolutely rigid tool without vibrations. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 9(1), 1975–1980. ISSN 2277-8616
- Kulkarni, P. (2024). Modeling turning performance of Inconel 718 with hybrid nanofluid under MQL using ANN and ANFIS. *IGF-ESIS*, 70, 71–90.
<https://doi.org/10.3221/IGF-ESIS.70.04>
- Kumar, D., Idapalapati, S., & Wang, W. (2021a). Influence of residual stress distribution and microstructural characteristics on fatigue failure mechanism in Ni-based superalloy. *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*, 44, 1583–1601.
<https://doi.org/10.1111/ffe.13454>
- Kumar, L., Goyal, A., & Pathak, V. K. (2025). A state-of-the-art review of soft computing-based monitoring and control in the machining of hard alloys. *Discover Applied Sciences*, 7, 681. <https://doi.org/10.1007/s42452-025-07385-4>
- Kumar, P., Chauhan, S. R., & Aggarwal, A. (2021b). Effects of cutting conditions, tool geometry and material hardness on machinability of AISI H13 using CBN tool. *Materials Today: Proceedings*, 46, 9217–9222. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.01.406>
- Lalwani, D. I., Mehta, N. K., & Jain, P. K. (2009). Extension of Oxley's predictive machining theory for Johnson and Cook flow stress model. *Journal of Materials Processing Technology*, 209(12-13), 5305–5312. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2009.03.020>
- Lee, C.-C. (1990). Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller—Part I. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 20(2), 404–418.
<https://doi.org/10.1109/21.52551>
- Liang, X. L., Liu, Z. Q., Wang, B., et al. (2021). Prediction of residual stress with multi-physics model for orthogonal cutting Ti-6Al-4V under various tool wear morphologies. *Journal of Materials Processing Technology*, 288, 116908.
<https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2020.116908>

- Liu, S. Y., Shao, S., Guo, H., Zong, R., & Qin, C. X. (2022). The microstructure and fatigue performance of Inconel 718 produced by laser-based powder bed fusion and post heat treatment. *International Journal of Fatigue*, 156, 106700.
<https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2021.106700>
- Liu, X. L., Wen, D. H., Li, Z. J., Xiao, L., & Yan, F. G. (2002). Experimental study on hard turning hardened GCr15 steel with PCBN tool. *Journal of Materials Processing Technology*, 129(1–3), 217–221. [https://doi.org/10.1016/S0924-0136\(02\)00657-X](https://doi.org/10.1016/S0924-0136(02)00657-X)
- Lu, X. J., Wang, X., & Xiao, P. (2006). Nanoindentation and residual stress measurements of yttria-stabilized zirconia composite coatings produced by electrophoretic deposition. *Thin Solid Films*, 494(1–2), 223–227. <https://doi.org/10.1016/j.tsf.2005.08.327>
- MacKay, D. J. C. (1992). A practical Bayesian framework for back-propagation networks. *Neural Computation*, 4(3), 448–472. <https://doi.org/10.1162/neco.1992.4.3.448>
- Makhfi, S. (2018). Modélisation et simulation du comportement thermomécanique de l'usinage à grande vitesse [Thèse de doctorat, Université de Tlemcen]. <https://dspace.univ-tlemcen.dz/handle/112/13857>
- Marquardt, D. W. (1963). An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 11(2), 431–441. <https://doi.org/10.1137/0111030>
- Maurice, D. (Ed.). (1962–1979). *Histoire générale des techniques* (Vols. 1–5). Presses Universitaires de France (PUF). EAN: 9782130478614
- Mazid, A. M., Imam, T., Ahsan, K. B., & Khandoker, N. (2023). Characterising surface roughness of Ti-6Al-4V alloy machined using coated and uncoated carbide tools with variable nose radius by machine learning. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 124, 106546. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106546>
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115–133.
<https://doi.org/10.1007/BF02478259>
- McGeough, J. A. (1988). Advanced methods of machining. Chapman and Hall. ISBN: 0-412-31970-5
- Mimoun, C. H., Haddouche, K., & Makhfi, S. (2022). A comparative study of multiple regression, ANN and response surface method for machining force. In Proceedings of the Interdisciplinary Conference on Mechanics, Computers and Electrics (ICMECE 2022), October 6–7, Barcelona, Spain. ISBN: 978-605-70842-1-7
- Motta, M. P., Pelaingre, C., Delameziere, A., Ayed, L. B., & Barlier, C. (2022). Machine learning models for surface roughness monitoring in machining operations. *Procedia CIRP*, 108, 710–715. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.03.110>
- Moussaoui, K. (2013). Influence de l'usinage sur la durée de vie en fatigue de pièces aéronautiques en alliage de titane [Thèse de doctorat, Université Toulouse III – Paul Sabatier]. <https://theses.fr/176020721>
- Mustafa, G., Li, B., & Zhang, S. (2024). Cutting condition effects on microstructure and mechanical characteristics of Ni-based superalloys—A review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 130(7), 3179–3209.
<https://doi.org/10.1007/s00170-023-12910-z>

- Nalbant, M., Gökkaya, H., Toktaş, İ., & Sur, G. (2009). The experimental investigation of the effects of uncoated, PVD- and CVD-coated cemented carbide inserts and cutting parameters on surface roughness in CNC turning and its prediction using artificial neural networks. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 25(1), 211–223. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2007.11.004>
- Neal, R. M. (1992). Bayesian learning for neural networks [Doctoral dissertation, University of Toronto]. ISBN: 0-387-94724-8
- Negnevitsky, M. (2005). Artificial intelligence: A guide to intelligent systems (2nd ed.). Pearson Education. ISBN: 1408225751
- Ng, E.-G., Aspinwall, D. K., Brazil, D., & Monaghan, J. (1999). Modelling of temperature and forces when orthogonally machining hardened steel. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 39(6), 885–903. [https://doi.org/10.1016/S0890-6955\(98\)00077-7](https://doi.org/10.1016/S0890-6955(98)00077-7)
- Niu, Q., Jing, L., Li, C., Yu, Z., Li, S., Li, P., et al. (2021). Study on effects of tool nose radius on the formation mechanism of edge defects during milling SiCp/Al composites. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 114(5-6), 2261–2269. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-07018-1>
- Outeiro, J. (2018). Residual Stresses in Machining Operations. In: The International Academy for Produ, Laperrière, L., Reinhart, G. (eds) CIRP Encyclopedia of Production Engineering. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-35950-7_16811-1
- Oxley, P. L. B. (1988). Modelling machining processes with a view to their optimization and to the adaptive control of metal cutting machine tools. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 4(1–2), 103–119. [https://doi.org/10.1016/0736-5845\(88\)90065-8](https://doi.org/10.1016/0736-5845(88)90065-8)
- Pan, Z., et al. (2017). Modeling of Ti-6Al-4V machining force considering material microstructure evolution. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 1–8. <https://doi.org/10.1007/s00170-016-9964-7>
- Rana, A., Hooda, N., Kumar, R., Deshwal, S., Gahlot, P., & Phanden, R. K. (2024). Friction stir welding process parameters optimization and weld structure analyses to study mechanical characteristics using hybrid artificial intelligent soft computing techniques. *International Journal of Interactive Design and Manufacturing*. <https://doi.org/10.1007/s12008-024-02104-6>
- Ribeiro, J., Tavares, S., & Parente, M. (2021). Stress-strain evaluation of structural parts using artificial neural networks. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part J: Materials: Design and Applications*. <https://doi.org/10.1177/1464420721992445>
- Rizal, M., Ghani, J. A., & Mubarak, A. Z. (2022). Design and development of a tri-axial turning dynamometer utilizing cross-beam type force transducer for fine-turning cutting force measurement. *Sensors*, 22(22), 8751. <https://doi.org/10.3390/s22228751>
- Ross, N. S., Mashinini, P. M., Shibi, C. S., Gupta, M. K., Korkmaz, M. E., & Krolczyk, G. M. (2024). A new intelligent approach of surface roughness measurement in sustainable machining of AM-316L stainless steel with deep learning models. *Measurement*, 230, 114515. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114515>

- Schulz, E., Speekenbrink, M., & Krause, A. (2018). A tutorial on Gaussian process regression: Modelling, exploring, and exploiting functions. *Journal of Mathematical Psychology*, 85, 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.jmp.2018.03.001>
- Şener, R., Koç, M. A., & Ermiş, K. (2024). Hybrid ANFIS-PSO algorithm for estimation of the characteristics of porous vacuum preloaded air bearings and comparison performance of the intelligent algorithm with the ANN. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 128, 107460. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107460>
- Shan, C., Zhang, M., Zhang, S., et al. (2020). Prediction of machining-induced residual stress in orthogonal cutting of Ti-6Al-4V. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 107(5–6), 2375–2385. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-05181-5>
- Shalta, M., Kerk, C., & Altan, T. (2001). Process modeling in machining. Part I: Determination of flow stress data. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 41(10), 1511–1534. [https://doi.org/10.1016/S0890-6955\(01\)00016-5](https://doi.org/10.1016/S0890-6955(01)00016-5)
- Singh, R., & Sharma, V. (2022). Machining-induced surface integrity behavior of nickel-based superalloy: Effect of lubricating environments. *Journal of Materials Processing Technology*, 307, 117701. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2022.117701>
- Skondras-Giousios, D., Karmiris-Obratański, P., Jarosz, M., & Markopoulos, A. P. (2024). Investigation of the influence of machining parameters and surface roughness on the wettability of the Al6082 surfaces produced with WEDM. *Materials*, 17(7). <https://doi.org/10.3390/ma17071689>
- Srivastava, V. S., Gupta, T. K., Srivastava, A. K., Chauhan, S., & Chauhan, P. K. (2021). Effects of cutting parameters on aluminium alloys – A review. *Materials Today: Proceedings*, 47, 3823–3827. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.03.091>
- Stephenson, D. A., & Agapiou, J. S. (2018). Metal cutting theory and practice (3rd ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781315373119>
- Takagi, T., & Sugeno, M. (1983, July). Derivation of fuzzy control rules from human operator's control actions. In *Proceedings of the IFAC Symposium on Fuzzy Information, Knowledge Representation and Decision Analysis* (pp. 55–60). [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)62005-6](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)62005-6)
- Tan, L., Yao, C., Li, X., Fan, Y., & Cui, M. (2022). Effects of machining parameters on surface integrity when turning Inconel 718. *Journal of Materials Engineering and Performance*, 31(6), 4176–4186. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.05.035>
- Taniguchi, N. (1983). Current status in and future trends of ultra precision machining and ultra fine materials processing. *Annals of the CIRP*, 32(2), 573–582. [https://doi.org/10.1016/S0007-8506\(07\)60185-1](https://doi.org/10.1016/S0007-8506(07)60185-1)
- Tsukamoto, Y. (1979). An approach to fuzzy reasoning method. In M. M. Gupta, R. K. Ragade, & R. R. Yager (Eds.), *Advances in Fuzzy Set Theory and Applications* (pp. 137–149). North-Holland. <https://doi.org/10.1016/B978-1-4832-1450-4.50055-9>
- Vapnik, V. N. (1998). *Statistical learning theory*. Wiley-Interscience. <https://doi.org/10.1109/72.788640>
- Wu, T.-Y., & Lin, C.-C. (2021). Optimization of machining parameters in milling process of Inconel 718 under surface roughness constraints. *Applied Sciences*, 11(5), 2137. <https://doi.org/10.3390/app11052137>

- Xu, X., Outeiro, J., Zhang, J., Xu, B., Zhao, W., & Astakhov, V. (2021). Machining simulation of Ti6Al4V using coupled Eulerian–Lagrangian approach and a constitutive model considering the state of stress. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 110, 102312. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2021.102312>
- Yang, H., Zheng, H., & Zhang, T. (2024). A review of artificial intelligent methods for machined surface roughness prediction. *Tribology International*, 109935. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2024.109935>
- Zhang, C., Wang, L., Meng, W., et al. (2020). A novel analytical modeling for prediction of residual stress induced by thermal-mechanical load during orthogonal machining. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 109, 475–489. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-05594-2>
- Zhou, R. (2024). Modeling and simulation of residual stress in metal cutting process: A review. *Advances in Mechanical Engineering*, 16(12). <https://doi.org/10.1177/16878132241307714>
- Zhu, L., Fan, X., Xiao, L., Ji, H., & Guo, J. (2023). Influence of shot peening on the microstructure and high-temperature tensile properties of a powder metallurgy Ni-based superalloy. *Journal of Materials Science*, 58, 2838–2852. <https://doi.org/10.1007/s10853-023-08182-3>
- Zorev, N. N. (1963). Inter-relationship between shear processes occurring along tool face and shear plane in metal cutting. *Int. Research in Production Engineering*, 49, 143–152.

Webographie

- [1] <https://www.wikiwand.com/fr/Machine-outil>.
- [2] https://analyse-fabrication.univ-lille.fr/co/chapitre_2_2_2_2_1.html.
- [3] <https://www.secotools.com/article/120897?language=fr#:~:text=Les%20copeaux%20de%20cisaillement%20ou,usure%20excessive%20de%20l'outil>
- [4] <https://fabrication1.blogspot.com/2013/09/les-differents-types-de-copeaux.html>
- [5] https://staff.univ-batna2.dz/sites/default/files/benmohammed_brahim/files/benmed-cours-coupe_des_metaux_1.pdf
- [6] <https://fr.marinesteels.com/info/aisi-h13-tool-steel-88802957.html>

ملخص:

تركز هذه الرسالة على التنبؤ بالإجهادات السطحية المتبقية المحورية والمحيطة باستخدام تقنيات التعلم الآلي (ANN، ANFIS، SVM، GPR) أثناء الخراطة الجافة الصلبة لفولاذ AISI 52100 باستخدام أداة القطع CBN. تم تقييم فعالية التقنيات المدروسة بناءً على مؤشرات الأداء (R^2 ، RMSE، MAPE)، حيث بُرِز نموذج ANFIS كأفضل نموذج للتنبؤ. وفي سياق التشغيل نفسه، صيغت مشكلة تحسين مقيدة وحلت باستخدام خوارزمية وراثية، بهدف رفع معدل تدفق الرقاقة.

علاوةً على ذلك، استُخدمت النمذجة العددية القائمة على نظرية العناصر المحدودة (FEM) والنهج التحايلي عبر نموذج أوكسلي الحراري الميكانيكي المصحح لمحاكاة القطع المتعامد لفولاذ AISI H13 باستخدام أداة القطع PCBN. وُحلَّ تأثير معاملات القطع، بما في ذلك السرعة، على قوى القطع ودرجة الحرارة والإجهادات المتبقية. ورغم النتائج الواحدة في التنبؤ بقوى القطع، فقد وُجد أن تقدير الإجهادات المتبقية يُمثل تحدياً.

الكلمات المفتاحية: الخراطة الصلبة، سلامة السطح، الإجهادات المتبقية، تقنيات التعلم الآلي، النمذجة، المحاكاة، نموذج أوكسلي، التحسين، الخوارزمية الوراثية، AISI H13، AISI 52100.

Résumé :

Cette thèse se focalise sur la prédiction des contraintes résiduelles axiale et circonférentielle en surface par les techniques d'apprentissage automatique (ANN, ANFIS, SVM, GPR) lors du tournage dur à sec de l'acier AISI 52100 par un outil en CBN. L'efficacité des techniques investiguées a été évaluée à la base d'indicateurs de performance (R^2 , RMSE et MAPE) où le modèle ANFIS émerge comme étant le modèle le plus performant. Aussi, dans le même contexte d'usinage, un problème d'optimisation avec contraintes a été formulé et résolu par un algorithme génétique tout en visant la maximisation du débit de copeaux.

De plus, une modélisation numérique basée sur la MEF et une approche analytique via le modèle thermomécanique d'Oxley corrigé ont été employées pour simuler la coupe orthogonale de l'acier AISI H13 par un outil en PCBN. L'effet des paramètres de coupe, notamment la vitesse, sur les efforts de coupe, la température et les contraintes résiduelles a été analysé. En dépit des résultats prometteurs en matière de prédiction des efforts de coupe, il s'est avéré que l'estimation des contraintes résiduelles est délicate.

Mots-clés : Tournage dur, Intégrité de surface, Contraintes résiduelles, Techniques ML, Modélisation, Simulation, Modèle d'Oxley, Optimisation, Algorithme génétique, AISI 52100, AISI H13.

Abstract:

This thesis focuses on the prediction of axial and circumferential residual stresses at surface by machine learning techniques (ANN, ANFIS, SVM, GPR) during dry hard turning of AISI 52100 steel using a CBN tool. The effectiveness of the investigated techniques was evaluated based on performance indicators (R^2 , RMSE and MAPE) where the ANFIS model emerges as the best performing model. In addition, in the same machining context, an optimization problem with constraints was formulated and solved by a genetic algorithm while aiming at maximizing the material removal rate.

Furthermore, numerical modeling based on FEM and analytical approach via corrected Oxley's thermomechanical model were employed to simulate orthogonal cutting of AISI H13 steel using a PCBN tool. The effect of cutting parameters, including speed, on cutting forces, temperature and residual stresses was analyzed. Despite the promising results in cutting forces prediction, it was found that the residual stresses estimation is challenging.

Keywords: Hard turning, Surface integrity, Residual stresses, ML techniques, Modeling, Simulation, Oxley model, Optimization, Genetic algorithm, AISI 52100, AISI H13.