

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

**Conception de modèles prédictifs de
performances liées au comportement
d'un usinage dur**

Présentée par :
Monsieur DJELLOULI Khaled

Soutenue publiquement le 03/07/2025, devant le Jury composé de :

MM.

MEKROUSSI Said	Professeur (Université de Tiaret)	Président
HADDOUCHE Kamel	Professeur (Université de Tiaret)	Encadrant
BELARBI Mostefa	Professeur (Université de Tiaret)	Co-encadrant
MERGHACHE Sidi Mohammed	Professeur (Université de Tissemsilt)	Examineur
HAMDI Amine	MCA (Université de Tissemsilt)	Examineur
MEBAREK Bendaoud	Professeur (Université de Tiaret)	Examineur

Année universitaire : 2024 – 2025

Dédicace

À mes parents bien-aimés, dont le soutien inébranlable a illuminé chaque étape de ce parcours exigeant.

À mes frères et sœurs, pour leur loyauté indéfectible et leur présence, véritables piliers dans les moments de doute.

À ma douce famille, cocon de réconfort, dont la présence bienveillante a été un refuge précieux.

À mes amis d'horizons divers, dont la fidélité sans faille a servi de boussole dans les phases d'incertitude.

Remerciements

Ma gratitude s'adresse en premier lieu au Professeur HADDOUCHE Kamel de l'Université de Tiaret et Directeur de cette thèse, dont l'expertise académique, la rigueur méthodologique et l'accompagnement continu ont structuré mon parcours Doctoral. Son rôle en tant que Directeur du laboratoire des Technologies Industrielles a été décisif, notamment par la mise à disposition des équipements informatiques nécessaires aux simulations numériques. Je reconnais la contribution essentielle du Professeur BELARBI Mostefa de l'Université de Tiaret et Co-directeur de cette thèse, pour ses conseils stratégiques et son implication dans l'élaboration du cadre théorique.

Leurs orientations conjointes ont été un catalyseur pour l'achèvement de ce travail.

Ma profonde reconnaissance va au Professeur MEKROUSSI Said de l'Université de Tiaret d'avoir accepté de présider le Jury de soutenance, ainsi au Professeur MERGHACHE Sidi Mohammed et Monsieur HAMDJ Amine (MCA) de l'Université de Tissemsilt pour avoir accepté d'expertiser ma thèse. Je remercie également le Professeur MEBAREK Bendaoud de l'Université de Tiaret d'avoir accepté de prendre part du Jury.

Je souligne l'apport des Enseignants du Département de Génie Mécanique de notre université, ainsi que le Docteur AICH Zoubir et les Doctorants GHEZAL Abdelhamid et HACHEMI Islam, dont les éclairages techniques et la collaboration ont nourri ma démarche scientifique.

À mes parents, ma famille et mes amis, j'exprime un hommage émotionnel pour leur résilience, leur encouragement sans faille et leur patience ; éléments vitaux dans la concrétisation de cette thèse.

Enfin, une pensée collective est dédiée à tous les acteurs, visibles ou discrets, ayant participé à ce projet de thèse.

Table des matières

Table des matières	i
Liste des figures	iv
Liste des tableaux	vii
Nomenclature	viii

Introduction générale	1
-----------------------	---

Chapitre I : Généralités sur le procédé de coupe et l'endommagement des outils

I.1	Introduction	3
I.2	Procédés d'usinage	3
I.3	Procédé de tournage	4
I.3.1	Définition des paramètres de coupe en tournage	5
I.3.2	Choix des paramètres de coupe	5
I.4	Formation du copeau et configurations de coupe	6
I.4.1	Zones de déformations et types de copeaux	6
I.4.2	Configurations de coupe	9
I.5	Géométrie et classification des outils de coupe	10
I.5.1	Géométrie de l'outil de coupe	10
I.5.2	Classification des outils de coupe	12
I.6	Matériaux de coupe et leur élaboration	14
I.6.1	Différents matériaux de coupe	14
I.6.2	Elaboration des matériaux de coupe	16
I.7	Mécanismes d'endommagement des outils de coupe	18
I.7.1	Modes d'usure des outils de coupe	19
I.7.2	Formes d'usure de l'outil de coupe	20
I.8	Méthodes de mesure de l'usure des outils de coupe	23
I.8.1	Techniques de mesure directe de l'usure	23
I.8.2	Techniques de mesure indirecte de l'usure	25
I.9	Conclusion	26

Chapitre II : Modélisations pour la prédiction de l'usure d'outil de coupe

II.1	Introduction	27
II.2	Modélisation basée sur un apprentissage automatique	27
II.2.1	Réseaux de neurones artificiels	27
II.2.1.1	Neurones biologique et artificiel	28
II.2.1.2	Architecture et classification des ANN	30
II.2.1.3	Entraînement et étapes de conception des ANN	32
II.2.2	Système d'inférence neuro-floue adaptatif	33
II.2.3	Machine à vecteurs de support	35
II.2.4	Régression par processus Gaussien	37
II.3	Modélisation par algorithme génétique	39

II.3.1	Contextes biologiques	39
II.3.2	Ajustement polynomial par algorithme génétique	41
II.4	Modélisation numérique de l'usinage	42
II.4.1	Equations gouvernantes	43
II.4.2	Différentes formulations et lois de comportement.....	45
II.4.3	Modèles de frottement et conditions aux limites	48
II.4.4	Formation du copeau.....	50
II.4.5	Simulation numérique de l'usure des outils de coupe	51
II.5	Modélisations relatives à l'usure des outils de coupe	54
II.6	Brève synthèse liée à la prédiction de l'usure des outils de coupe	55
II.7	Conclusion	58

Chapitre III : Prédiction de l'usure d'outil de coupe lors de l'usinage de l'acier AISI D2

III.1	Introduction	60
III.2	Données de simulation des modèles prédictifs	60
III.3	Indicateurs de performance pour les modèles prédictifs.....	63
III.4	Phase d'entraînement des modèles ANN, ANFIS, SVM et GPR	64
III.4.1	Entraînement du ANN	64
III.4.2	Apprentissage d'ANFIS	66
III.4.3	Phase d'entraînement du modèle SVM.....	68
III.4.4	Apprentissage du GPR.....	69
III.4.5	Comparaison entre les modèles ML durant l'entraînement	70
III.5	Phase de test des modèles ANN, ANFIS, SVM et GPR.....	72
III.6	Modèle d'ajustement polynomial GAPOLYFITN	73
III.7	Comparaison des performances des modèles prédictifs.....	74
III.8	Conclusion	76

Chapitre IV : Modélisation et simulation de l'usinage 3D de l'acier AISI D2

IV.1	Introduction	78
IV.2	Modélisation de l'usure en dépouille d'un outil de coupe	78
IV.2.1	Modèle d'usure d'Usui	78
IV.2.2	Modèle d'usure en dépouille basé sur la géométrie d'un outil usé	78
IV.2.3	Modélisation géométrique de l'usure en dépouille.....	80
IV.2.3.1	Préparation de la plaquette d'usinage	80
IV.2.3.2	Modélisation géométrique de la perte de matière de l'outil.....	82
IV.3	Simulation numérique	84
IV.3.1	Propriétés physiques de la pièce et de l'outil.....	84
IV.3.2	Modèle rhéologique du matériau usiné.....	86
IV.3.3	Positionnement relatif de la plaquette.....	87
IV.3.4	Maillage et revêtement de la plaquette	87
IV.3.5	Conditions aux limites	88
IV.4	Résultats de simulation et discussion.....	89
IV.4.1	Détermination de l'angle d'inclinaison (β).....	89
IV.4.2	Procédure de détermination des constantes du modèle d'usure.....	93

IV.5 Conclusion	97
Conclusion générale et perspectives	99
Références bibliographiques	
Résumé	

Liste des figures

Chapitre I : Généralités sur le procédé de coupe et l'endommagement des outils

Figure I-1 : Procédés d'usinage.....	4
Figure I-2 : Opération de chariotage axial [1, 2].....	4
Figure I-3 : Zones de déformations (Abdelali, 2013).....	6
Figure I-4 : Type de copeaux (Singh et al., 2014).....	8
Figure I-5 : Coupe orthogonale (Cheng & Outeiro, 2022).....	9
Figure I-6 : Coupe oblique (Athmani, 2008).....	10
Figure I-7 : Design de l'outil de coupe (Athmani, 2008).....	11
Figure I-8 : Types d'arête de coupe [3].....	11
Figure I-9 : Outils à arête unique [4].....	12
Figure I-10 : Porte-plaquettes [4].....	12
Figure I-11 : Formes et angles de dépouille des plaquettes [5].....	13
Figure I-12 : Plaquettes de types négatif et positif [1].....	13
Figure I-13 : Outils à arêtes multiples [4].	14
Figure I-14 : Classification des matériaux de coupe selon la dureté et ténacité (Wang & Chung, 2013).	16
Figure I-15 : Procédés de fabrication CVD et PVD (Wang & Chung, 2013).	17
Figure I-16 : Modes d'usure en fonction des conditions de coupe (Bencheikh, 2018).....	20
Figure I-17 : Formes d'usure (Binder et al., 2017).	21
Figure I-18 : Usures en cratère et en dépouille (Djellouli, 2016).	21
Figure I-19 : Evolution temporelle de VB (Djellouli, 2016).....	22
Figure I-20 : Autres formes d'usure (Djellouli, 2016).....	22
Figure I-21 : Microscope optique « Tool maker's » (Ganeshkumar et al., 2019).....	23
Figure I-22 : Eléments constitutifs d'un MEB [7].	24
Figure I-23 : Profilomètre tridimensionnel (Hu et al., 2024).....	25
Figure I-24 : Dispositif de mesure des vibrations (Kahoul, 2019).....	25

Chapitre II : Modélisations pour la prédiction de l'usure d'outil de coupe

Figure II-1 : Comparaison entre neurones : (a) biologique, (b) artificiel (Wang et al., 2021).	29
Figure II-2 : Architecture d'un ANN avec deux couches cachées (Caudal, 2021).....	31
Figure II-3 : Architecture d'ANFIS à deux entrées (Alice et al., 2020).....	34
Figure II-4 : Représentation graphique 3D des fonctions du noyau.	36
Figure II-5 : Représentation graphique des fonctions de covariance.....	38
Figure II-6 : Etapes d'un algorithme génétique (Chudasama et al., 2011).....	40
Figure II-7 : Types d'éléments finis (Kyratsis et al., 2023).....	42
Figure II-8 : Modèle numérique en coupe oblique.	43
Figure II-9 : Différents modes de transfert de chaleur dans un usinage à sec (Alagan, 2017).	44
Figure II-10 : Approches Lagrangienne, Eulérienne et ALE (Guediche, 2017).....	45

Figure II-11 : Conditions aux limites pour le processus de tournage (Kyratsis et al., 2023)..	49
Figure II-12 : Séparation du copeau sans effacement d'éléments : (a) avant, (b) après (Korendyasev, 2020).....	50
Figure II-13 : Séquence simulation de l'usure pour chaque pas Δt_{wear} (Binder et al., 2017). ...	51
Figure II-14 : Procédure générale d'appel d'une subroutine (Binder et al., 2017).	52
Figure II-15 : Exemple de simulation de l'usure en dépouille (Binder et al., 2017).	53

Chapitre III : Prédiction de l'usure d'outil de coupe lors de l'usinage de l'acier AISI D2

Figure III-1 : Histogramme des données expérimentales de VB.....	62
Figure III-2 : Usure en dépouille VB en fonction des conditions de coupe.	63
Figure III-3 : Structure ANN retenue sous Matlab.	65
Figure III-4 : ANN en phase d'apprentissage.	65
Figure III-5 : Relation entre les valeurs cibles et prédites de VB en phase d'entraînement...	66
Figure III-6 : Choix de la structure ANFIS.....	66
Figure III-7 : FIS et structure ANFIS adoptés.	67
Figure III-8 : Edition des règles.....	67
Figure III-9 : Phase d'apprentissage d'ANFIS.	68
Figure III-10 : VB mesurées vs celles prédites par SVM (apprentissage).	69
Figure III-11 : VB mesurées vs celles prédites par GPR (apprentissage).	70
Figure III-12 : Confrontation graphique des modèles ML pour la phase d'entraînement.	71
Figure III-13 : Confrontation entre les modèles ML durant la phase de test.....	72
Figure III-14 : Valeurs de la fonction objectif : a) Meilleures valeurs, b) Valeurs moyennes.	73
Figure III-15 : Confrontation des prédictions issues des modèles ML et GAPOLTFITN.	75

Chapitre IV : Modélisation et simulation de l'usinage 3D de l'acier AISI D2

Figure IV-1 : Progression de la surface générée par l'usure en dépouille (Elias et al., 2020).	79
Figure IV-2 : Modèle 3D sous SolidWorks de la plaquette cible.	81
Figure IV-3 : Création du chanfrein et congé.	81
Figure IV-4 : Grandeurs géométriques du porte-plaquette DCLNL2020K12 [6].	82
Figure IV-5 : Création d'esquisse de développement géométrique.	83
Figure IV-6 : Profil d'enlèvement de matière de l'outil dû à l'usure.....	83
Figure IV-7 : Modèle géométrique 3D de l'outil usé.	84
Figure IV-8 : Propriétés physiques de l'acier AISI D2.....	85
Figure IV-9 : Rhéologie de l'acier AISI D2.....	86
Figure IV-10 : Angles caractéristiques de l'outil de coupe [10].....	87
Figure IV-11 : Maillage : (a) Outil de coupe, (b) Pièce usinée.....	87
Figure IV-12 : Application du revêtement TiN.....	88
Figure IV-13 : Conditions aux limites cinématiques.	88
Figure IV-14 : Comparaison entre l'effort résultant expérimental et prédit.	89
Figure IV-15 : Température d'interface pour les 27 essais.	93
Figure IV-16 : Procédure de détermination des constantes du modèle d'usure.....	94

Figure IV-17 : Evolution de la fonction objectif avec le nombre de générations.	94
Figure IV-18 : Confrontation de l'usure en dépouille expérimentale et prédite.	96
Figure IV-19 : Variation du taux d'usure.....	96
Figure IV-20 : Courbe caractéristique du taux d'usure.....	97

Liste des tableaux

Chapitre I : Généralités sur le procédé de coupe et l'endommagement des outils

Tableau I-1 : Duretés et épaisseurs de dépôts [6].	18
--	----

Chapitre II : Modélisations pour la prédiction de l'usure d'outil de coupe

Tableau II-1 : Fonctions d'activation intégrées dans Matlab (Djellouli, 2016).	30
Tableau II-2 : Différentes fonctions du noyau.	36
Tableau II-3 : Fonctions de covariance.	38
Tableau II-4 : Etats comparatifs des modèles 2D et 3D.	47
Tableau II-5 : Principaux modèles rhéologiques (Aich, 2024).	48
Tableau II-6 : Modèles de frottement.	49
Tableau II-7 : Modèles d'endommagement [8].	51
Tableau II-8 : Modèles de prédiction de la durée de vie de l'outil.	54
Tableau II-9 : Modèles de prédiction du taux d'usure.	55

Chapitre III : Prédiction de l'usure d'outil de coupe lors de l'usinage de l'acier AISI D2

Tableau III-1 : Composition chimique de l'acier AISI D2 (Özel et al., 2007).	60
Tableau III-2 : Niveaux et valeurs des facteurs explicatifs (Özel et al., 2007).	61
Tableau III-3 : Données d'entraînement.	62
Tableau III-4 : Données de test.	62
Tableau III-5 : Choix du nombre de neurones.	65
Tableau III-6 : Statistiques de VB (phase d'entraînement).	69
Tableau III-7 : Comparaison des performances des modèles ML en apprentissage.	70
Tableau III-8 : Résultats de simulation des modèles ML pour la phase d'entraînement.	71
Tableau III-9 : Comparaison des performances des modèles ML durant la phase de test.	72
Tableau III-10 : Résultats de simulation des modèles ML pour la phase de test.	73
Tableau III-11 : Choix de la structure GAPOLYFITN.	73
Tableau III-12 : Comparaison des performances des modèles prédictifs.	74
Tableau III-13 : Confrontation des résultats de prédiction de VB.	76

Chapitre IV : Modélisation et simulation de l'usinage 3D de l'acier AISI D2

Tableau IV-1 : Paramètres géométriques du porte-outil [9].	82
Tableau IV-2 : Propriétés physiques de la plaquette (Bhemuni et al., 2015).	85
Tableau IV-3 : Conditions aux limites thermiques.	89
Tableau IV-4 : Résultats de simulation et comparaison entre les efforts mesurés et prédits.	90
Tableau IV-5 : Détermination des inconnues du modèle d'usure.	95

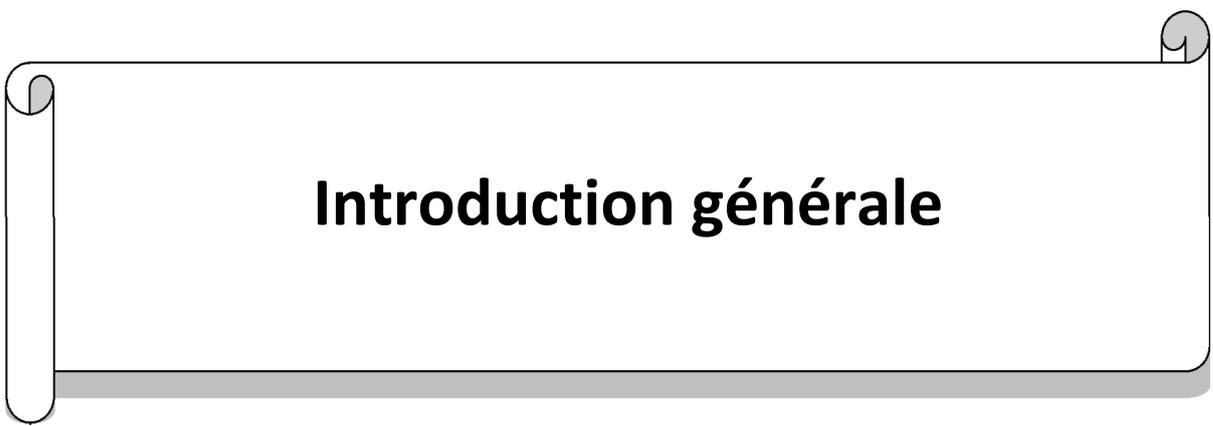
Nomenclature

Symbole	Désignation	Unité
A, B	Paramètres du modèle d'Usui	
a_p	Profondeur de passe	(mm)
b	Biais du neurone	
C_p	Chaleur spécifique	(J/kg·°C)
D_f	Diamètre final de la pièce	(mm)
D_i	Diamètre de la pièce	(mm)
E	Module d'Young	(GPa)
e, Δe	Entrées d'ANFIS	
f	Avance	(mm/tr)
F_c	Effort de coupe tangentiel	(N)
F_f	Effort d'avance	(N)
F_i	Force concentrée	(N)
F_m	Effort de coupe résultant	(N)
F_x, F_y, F_z	Composantes de l'effort de coupe (3D)	(N)
HRC	Dureté Rockwell sur l'échelle C	(HRC)
HV	Dureté Vickers	(HV)
h	Epaisseur du copeau	(mm)
h_{conv}	Coefficient d'échange thermique par convection	W/(m ² ·K)
K	Conductivité thermique	W/(m·K)
KT	Usure en cratère	(mm)
K(x, y)	Fonction du noyau	
k	Contrainte d'écoulement par cisaillement	(MPa)
k(x, x')	Coefficient de covariance	
L	Durée de vie de l'outil de coupe	(min)
L_c	Longueur de contact outil-pièce	(mm)
ℓ, σ_1	Paramètres dans la fonction de covariance	
\bar{m}	Coefficient de frottement de Tresca	
N_b	Fréquence de rotation de la broche	(tr/min)
P	Puissance	(W)
p_i, q_i, r_i	Paramètres linéaires d'ANFIS	
Q_{cond}	Flux de chaleur échangé par conduction	(W)
Q_{conv}	Flux de chaleur échangé par convection	(W)
Q_{rad}	Flux de chaleur échangé par radiation	(W)
\dot{Q}_g	Taux de production volumétrique de chaleur	(W/m ³)
r_ϵ	Rayon de bec de l'outil	(mm)
S	Surface	(m ²)
T	Température	(°C)
t	Temps	(s)
T_0	Température initiale du matériau usiné	(°C)
T_{env}	Température d'environnement	(°C)

T_{fusion}	Température de fusion du matériau usiné	(°C)
T_{int}	Température d'interface	(°C)
T_w	Température de la paroi	(°C)
t_c	Temps de coupe	(min)
u_i	Déplacements	(m)
V	Volume	(m ³)
VB	Usure en dépouille	(mm)
VB_{exp}	Valeur expérimentale de VB	(mm)
VB_{pred}	Valeur prédite de VB	(mm)
V_c	Vitesse de coupe	(m/min)
V_{cop}	Vitesse du copeau	(m/min)
V_f	Vitesse d'avance	(mm/min)
V_s	Vitesse de glissement	(m/min)
V_x, V_y, V_z	Composantes de la vitesse	(m/s)
W	Volume d'usure	(mm ³)
w_i	Poids synaptiques	
X_i	Vecteurs de support	
x_i	Entrées du neurone	
Y	Sortie du neurone	
\hat{y}_i	Sorties prédite du ANN	
α	Angle de dépouille	(°)
α_a	Coefficient de dilatation thermique	(1/°C)
α_i	Coefficients de la SVM	
β	Angle d'inclinaison de la surface d'usure en dépouille	(°)
γ	Angle de coupe	(°)
ε	Déformation	
$\bar{\varepsilon}$	Déformation équivalente	
$\dot{\varepsilon}$	Vitesse de déformation	(1/s)
$\dot{\varepsilon}_0$	Vitesse de déformation de référence	(1/s)
ζ_i	Bruit (fluctuations de l'usure en dépouille)	(mm)
κ_r	Angle de direction d'arête	(°)
λ_s	Angle d'inclinaison d'arête	(°)
μ	Coefficient de frottement de Coulomb	
ν	Coefficient de Poisson	
ρ	Masse volumique	kg/m ³
σ, c	Paramètre de la fonction d'appartenance	
σ_m	Contrainte moyenne	(MPa)
σ_N	Contrainte normale	(MPa)
$\bar{\sigma}$	Contrainte d'écoulement	(MPa)
σ^*	Contrainte principale maximale normalisée	(MPa)
τ	Contrainte de cisaillement	(MPa)
φ	Fonction d'activation du neurone	
ω	Vitesse angulaire de la pièce	(rad/s)

Abréviations

AISI	American Iron and Steel Institute
ALE	Arbitrary Lagrangian-Eulerian
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
ANN	Artificial Neural Network
BUE	Built-Up-Edge
CVD	Chemical Vapor Deposition
EDP	Équations aux Dérivées Partielles
GA	Genetic Algorithm
GP	Gaussian Process
GPR	Gaussian Process Regression
HSS	High Speed Steel
IQR	InterQuartile Range
ISO	International Standard Organization
MAE	Mean Average Error
MAPE	Mean Average Percentage Error
MEB	Microscopie Électronique à Balayage
MF	Membership Function
MEF	Méthode des Eléments Finis
MSE	Mean Square Error
PCBN	Polycristallin Cubic Bore Nitride
PVD	Physical Vapor Deposition
RBF	Radial Basis Function
SVM	Support Vector Machine
R ²	Coefficient de détermination



Introduction générale

L'usinage, en tant que procédé central de fabrication mécanique, occupe une place stratégique dans l'industrie manufacturière moderne. La maîtrise des interactions complexes entre les matériaux usinés, les outils et les conditions de coupe est décisive pour garantir une production de haute qualité et économiquement fiable. Cependant, malgré les avancées technologiques, l'usure des outils de coupe demeure un défi majeur, affectant directement la qualité du produit fabriqué, la longévité des outils et les coûts de production. Ce phénomène intrinsèque, résultat de mécanismes tribologiques, thermiques, mécaniques et métallurgiques nécessite des recherches approfondies pour être compris, modélisé et contrôlé.

Cette thèse s'inscrit dans ce contexte scientifique et industriel, en visant une compréhension et une modélisation des mécanismes d'usure lors de l'usinage de matériaux durs tels que l'acier AISI D2. En mobilisant des approches de la revue bibliographique à l'élaboration de modèles prédictifs, cette étude adopte une approche intégrée pour explorer les paramètres influençant l'usure en dépouille et proposer des solutions innovantes.

Le manuscrit est organisé en quatre chapitres.

Le premier chapitre présente, d'une part, des généralités sur le procédé de coupe, et, d'autre part, les aspects liés aux matériaux de coupe et leur endommagement. Pour le procédé de coupe, la définition et le choix des paramètres de coupe sont évoqués. Aussi, les zones de déformations associées au procédé de coupe et qui contribuent à la formation du copeau sont abordées. Quant à l'endommagement des outils de coupe, leur géométrie et leur classification, ainsi que les matériaux de coupe et leurs techniques d'élaboration et de revêtement sont relatés. De plus, les mécanismes de rupture des outils de coupe sont évoqués en définissant les modes et les formes d'usure. Enfin, les différentes méthodes de mesure de l'usure des outils de coupe sont revues.

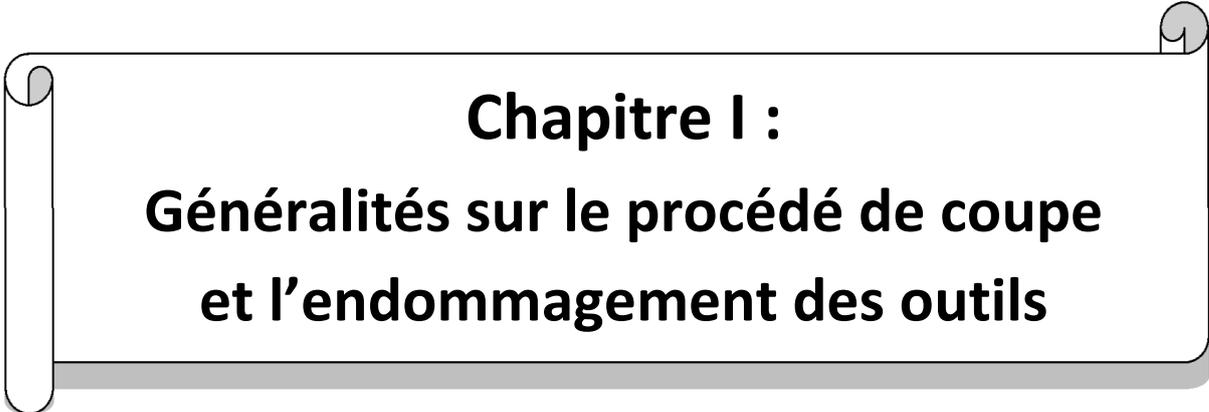
Le second chapitre est consacré aux formulations mathématiques utilisées pour modéliser et traiter des problèmes liés à l'usinage, notamment l'usure des outils de coupe. Ces formulations reposent sur les techniques d'apprentissage automatique (ML), l'ajustement polynomial basé sur un algorithme génétique (GA) et les aspects liés à simulation numérique en usinage, en particulier, la méthode des éléments finis (MEF). De plus, une brève synthèse bibliographique est dédiée aux modélisations liées à la prédiction de l'usure des outils de coupe.

Le troisième chapitre est réservé à la prédiction de l'usure en dépouille d'un outil en alumine mixte lors du tournage dur à sec de l'acier AISI D2. L'objectif principal est de développer et d'évaluer des modèles prédictifs capables de fournir des estimations acceptables de l'usure en dépouille. À cet effet, des techniques d'apprentissage automatique (ANN, ANFIS, SVM et GPR) sont appliquées, ainsi que l'ajustement polynomial par algorithme génétique

(GAPOLYFITN). Pour les modèles prédictifs élaborés, les variables d'entrée sont la vitesse de coupe (V_c), l'avance (f) et le temps de coupe (t_c) ; tandis que la variable de sortie correspond à l'usure en dépouille (VB). De plus, ces modèles sont évalués et comparés sur la base de leurs performances respectives.

Le quatrième chapitre présente une modélisation et une simulation numérique relative à l'usinage de l'acier AISI D2 en coupe oblique. Pour la modélisation de l'usure, nous considérons le modèle modifié d'Usui qui prend en compte la géométrie d'un outil usé. Aussi, ce modèle permet d'élaborer une prédiction de l'usure en dépouille basée sur des données expérimentales, la simulation numérique de l'usinage 3D de l'acier AISI D2 sous le logiciel Deform-3D, et une optimisation sans contraintes via un algorithme génétique. Enfin, deux modèles de prédiction sont développés : l'un permet de prédire l'usure en dépouille, et l'autre, estime le taux d'usure.

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



Chapitre I :
Généralités sur le procédé de coupe
et l'endommagement des outils

I.1 Introduction

Ce chapitre relate, d'une part, des généralités sur le procédé de coupe, et, d'autre part, les aspects liés aux matériaux de coupe et leur endommagement. Nous allons tout d'abord aborder brièvement les différents procédés d'usinage tout en s'orientant vers le procédé de coupe et, en particulier, vers le processus de tournage. Pour ce dernier, la définition et le choix des paramètres de coupe seront évoqués. Aussi, les zones de déformations associées au procédé de coupe et qui contribuent à la formation du copeau seront abordées.

Dans un deuxième volet, ce chapitre s'intéresse à l'endommagement des outils de coupe. À cet effet, leur géométrie et leur classification seront relatées ; puis, nous allons présenter les matériaux de coupe et leurs techniques d'élaboration et de revêtement. De plus, les mécanismes de rupture des outils de coupe seront évoqués en définissant les modes et les formes d'usure. Enfin, les différentes méthodes de mesure de l'usure des outils de coupe seront évoquées.

I.2 Procédés d'usinage

L'ensemble des procédés d'enlèvement de matière, communément désignés sous le terme usinage, est caractérisé par une grande diversité. Si les méthodes traditionnelles reposant sur l'action mécanique d'outils de coupe ont longtemps dominé le domaine, de nouvelles techniques non-conventionnelles ont émergé au cours du XX^{ème} siècle. Ces dernières exploitent une variété de phénomènes physiques (érosion, fusion, etc.) pour usiner des matériaux de plus en plus complexes. La classification des procédés d'usinage en fonction des mécanismes d'interaction matière-outil permet ainsi de mieux appréhender l'évolution des techniques de fabrication.

La figure I-1 illustre la classification des procédés d'usinage proposée par Felder (Felder, 1997) ; à cet effet, on distingue trois types principaux de procédés selon les phénomènes physiques impliqués ; à savoir : les procédés de coupe, les procédés par abrasion et les procédés physico-chimiques.

Dans le cadre de cette thèse, notre étude porte spécifiquement sur le procédé de coupe qui consiste à enlever de la matière en utilisant un outil coupant, ce qui entraîne la formation de copeaux à l'échelle macroscopique. Il comprend principalement les procédés à forte vitesse et grand débit de matière qui comprennent le fraisage, le tournage et le perçage, ainsi que les procédés de vitesse plus faible tels que le sciage, le rabotage, le brochage, l'alésage, etc.).

Aussi, 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).

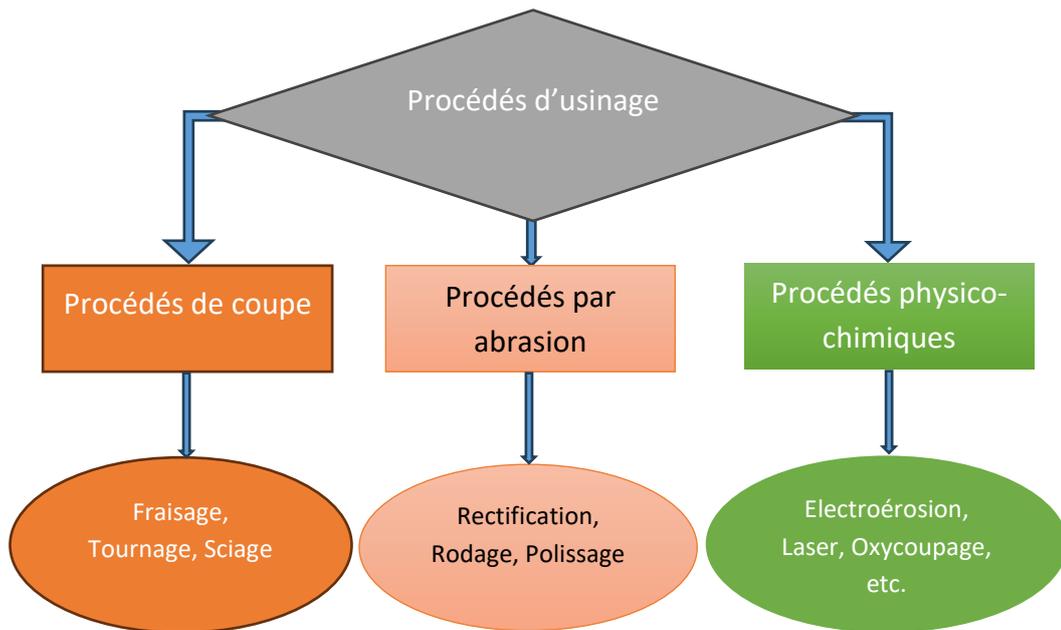


Figure I-1 : Procédés d'usinage.

I.3 Procédé de tournage

Le tournage est un procédé de coupe où la pièce à usiner est mise en rotation autour de son axe, tandis que l'outil de coupe effectue un mouvement d'avance relatif. L'interaction entre ces deux mouvements entraîne la formation de copeaux. Les conditions de coupe, qui comprennent les paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe), la géométrie de l'outil (rayon de bec, acuité de l'arête et angle de positionnement relatif de l'outil), la nature du milieu (sec, lubrifié) ainsi que les propriétés physiques des matériaux impliqués, influencent la qualité de la surface usinée, la durée de vie de l'outil, les forces de coupe et la température. La figure qui suit illustre une opération de chariotage axial.

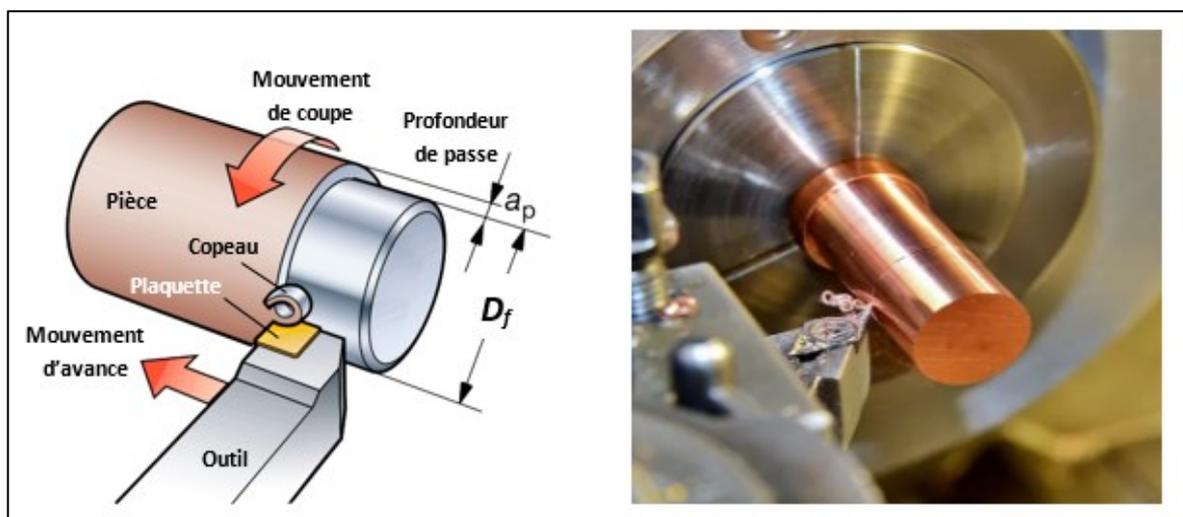


Figure I-2 : Opération de chariotage axial [1, 2].

I.3.1 Définition des paramètres de coupe en tournage

Le vocable "paramètres de coupe" se réfère à la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe.

- **La vitesse de coupe** : La vitesse de coupe (V_c), exprimée en m/min, est critique en usinage qui influe directement sur les mécanismes d'enlèvement de matière. Elle impacte la durée de vie de l'outil de l'outil et la productivité. La vitesse de coupe (V_c) est la vitesse périphérique, reliée à la vitesse angulaire (ω) de la broche et au diamètre (D_i) de la pièce par la relation qui suit :

$$V_c = \frac{D_i}{2 \times 1000} (60 \times \omega) = \frac{3 D_i [\text{mm}] \times \omega [\text{rad/s}]}{100} \quad (\text{I.1})$$

$$\omega = \frac{2 \pi N_b}{60} = \frac{\pi N_b [\text{tr/min}]}{30} \quad (\text{I.2})$$

- **L'avance** : Elle est notée par (f), exprimée en mm/tr, représente la translation de l'outil à chaque rotation de la pièce. La vitesse d'avance (V_f) correspond à la vitesse linéaire de l'outil et s'obtient en multipliant l'avance par la fréquence de rotation de la broche (N_b) ; soit :

$$V_f = f \cdot N_b \quad (\text{I.3})$$

- **La profondeur de passe** : Elle est désignée par (a_p) et exprimée en mm ; cette grandeur est relative à l'épaisseur de matière enlevée par l'outil lors d'une passe. Cette valeur est égale à la différence entre les rayons initial et final de la pièce.

I.3.2 Choix des paramètres de coupe

Deux approches principales peuvent être identifiées pour le choix des paramètres de coupe (Villeneuve & Bourdet, 1990) :

❖ **Première approche** : Elle s'appuie largement sur l'expertise de l'utilisateur et exploite une base de données généralement accumulée dans le temps. Cette base peut inclure des tables ou des abaques permettant une identification rapide des paramètres de coupe appropriés.

❖ **Deuxième approche** : Elle repose sur une modélisation du problème, basée sur des relations expérimentales établies entre les constantes du processus d'usinage et les variables de coupe. Cette méthode s'appuie sur des modèles mathématiques et sur des tables de coefficients expérimentaux associés.

Lors de la réalisation d'opérations d'usinage, l'opérateur fixe les paramètres de coupe en prenant en compte les contraintes spécifiques du procédé. La sélection de la machine impose le respect de plages définies pour les vitesses et les avances de coupe. Il est également essentiel de

considérer les limitations en termes de puissance et de couple disponibles à la broche, ainsi que la charge maximale supportable par le chariot. Par ailleurs, le choix de l'outil, tel qu'une plaquette, dicte les contraintes sur les efforts de coupe, qui doivent être maintenus en dessous des seuils admissibles par l'outil.

En outre, les conditions de coupe pour un matériau particulier varient en fonction de l'opération réalisée, qu'il s'agisse d'ébauche ou de finition. Lors des travaux d'ébauche, il est crucial de prendre en compte des paramètres spécifiques tels que :

- La durée de vie de l'outil de coupe.
- Les forces de coupe qui reflètent les limites de puissance de coupe.

La qualité d'un travail de finition sur une surface usinée est évaluée par ses caractéristiques dimensionnelles et géométriques. À ce titre, la rugosité de la surface est le paramètre le plus important à considérer.

I.4 Formation du copeau et configurations de coupe

I.4.1 Zones de déformations et types de copeaux

Il convient de rappeler que le processus de coupe vise à séparer un copeau de la pièce à l'aide du tranchant de l'outil de coupe ; cette disjonction s'explique par la plastification du matériau usiné sous l'effet des actions mécaniques exercées par l'outil. Dans certains cas, cette plastification entraîne l'amorce d'une fissure dans la matière usinée au niveau de l'arête de coupe. L'avancement de l'outil de coupe propage cette fissure et provoque la rupture du matériau, réalisant ainsi la séparation du copeau. Généralement, les différentes observations permettent d'identifier quatre zones dans un procédé de coupe (voir figure I-3) ; à savoir : la zone de séparation et les zones de déformations primaire, secondaire et tertiaire.

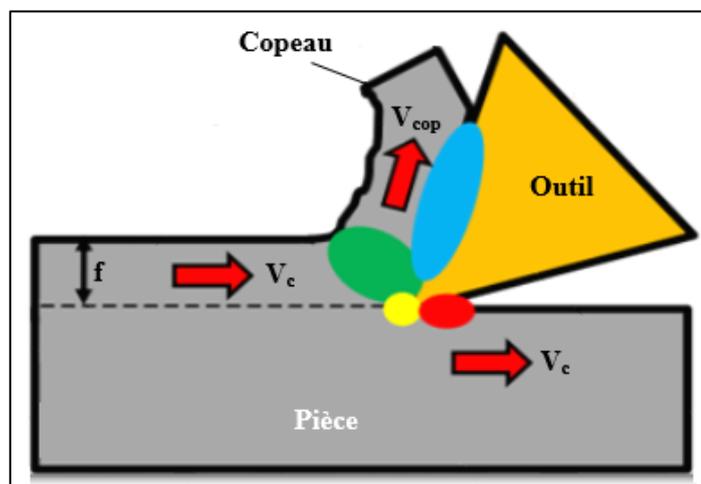


Figure I-3 : Zones de déformations (Abdelali, 2013).

● **Zone de séparation** : Cette zone correspond à l'amorce de la fissure qui sépare la matière de la pièce en deux parties distinctes. Elle est localisée à proximité immédiate de l'arête de l'outil et s'étend légèrement en amont de celle-ci. Sous l'action de l'arête, la matière est soumise à une force de compression menant à un point spécifique qui scinde le matériau en deux parties : la surface usinée et le copeau.

● **Zone de cisaillement primaire** : Également désignée comme la zone de cisaillement principal, elle est responsable de la formation du copeau. La matière subit une importante déformation plastique en un temps extrêmement court en raison d'un changement brusque de direction ainsi que d'un fort échauffement lié au faible volume du matériau usiné. Cette zone est marquée par un cisaillement intense entraînant des déformations majeures typiquement supérieures à 200 % et des taux de déformation très élevés variant de 10^3 à 10^5 s⁻¹.

● **Zone de cisaillement secondaire** : Cette zone correspond à la région où se produit un frottement intense entre le copeau et la face de coupe. Communément appelée zone de cisaillement secondaire, elle se distingue par son épaisseur qui représente une portion (environ 2%) de celle du copeau.

● **Zone de cisaillement tertiaire** : Cette zone est située au niveau de l'interface entre la surface de la pièce usinée et la face de dépouille de l'outil.

Il convient de noter que les zones de cisaillement primaire et secondaire sont les zones de déformations plastiques intenses à grande vitesse combinées à des frottements considérables. Ces effets entraînent localement un gradient thermique très élevé et un important dégagement de chaleur qui se dissipe dans la zone de coupe. Ainsi, la formation du copeau est influencée par de nombreux facteurs notamment la nature du matériau usiné, le contact entre l'outil et le matériau à usiné, ainsi que d'autres paramètres spécifiques à l'usinage. À cet effet, une observation détaillée est nécessaire, reposant sur :

- La méthode de visualisation et d'analyse métallographique connue sous le nom de « Quick-Stop-Tests » où les essais de coupe sont interrompus brusquement (Athmani, 2008).
- L'utilisation de la microcinématographie permet d'observer la formation du copeau. Les enregistrements démontrent que le processus de coupe des matériaux implique une compression intense d'une portion du matériau sur l'outil qui se détache de la pièce par cisaillement.

Selon les conditions de coupe ainsi que la combinaison spécifique du couple outil-pièce, il est possible de dresser une classification succincte des types de copeaux (voir figure I-4).

Celle-ci se divise en trois catégories principales : le copeau continu, le copeau discontinu et le copeau intégrant une arête rapportée.

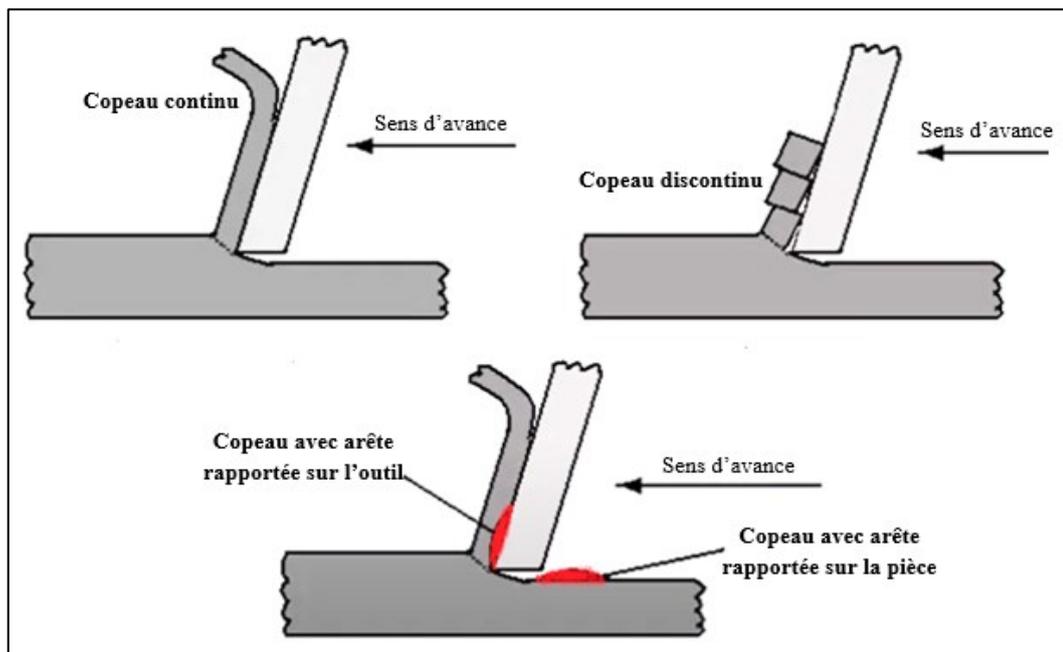


Figure I-4 : Type de copeaux (Singh et al., 2014).

- **Copeau continu** : Le cas le plus simple pour la modélisation de la coupe est celui du copeau continu. Ce dernier se forme par un écoulement de matière continu et stationnaire sur l'outil, résultant d'une déformation plastique par cisaillement dans la zone de cisaillement primaire, sans apparition de fissures. Les conditions idéales favorisant la formation de copeaux continus lors de la coupe des métaux sont les suivantes :

- ✓ Un matériau à usiner ductile.
- ✓ Une faible épaisseur du copeau (faible avance) et une vitesse de coupe élevée.
- ✓ Un faible rayon d'acuité de l'arête et un grand angle de coupe.

- **Copeau discontinu** : Dans la production des copeaux discontinus, deux catégories distinctes sont identifiées :

- ✓ Le premier type résulte d'une déformation plastique jusqu'à la ruine du matériau suivie d'une fissuration, générant ainsi des éléments quasi-continus. Ces copeaux sont caractéristiques de la coupe des matériaux métalliques.

- ✓ Le second type se forme en l'absence d'une déformation plastique significative par extraction d'éléments non-réguliers. Ceci est typiquement observé lors de l'usinage de matériaux comme la fonte.

Il convient de noter que la rigidité de l'outil constitue un facteur déterminant dans la formation

des copeaux discontinus. Les conditions favorisant la production de copeaux discontinus sont : une vitesse de coupe faible, petits angles de coupe et de dépouille, et une profondeur de passe élevée.

- **Copeau avec arête rapportée :** Dans ce cas, on note la création d'une arête rapportée « Built-Up-Edge » (BUE). Ce phénomène se produit en raison du mécanisme d'adhésion. La tendance à la formation de l'arête rapportée diminue avec l'augmentation de la vitesse de coupe et des températures de coupe (Athmani, 2008). Un amas de matière provenant de la pièce adhère à la zone proche du tranchant de l'outil où les vitesses relatives entre outil et copeau sont quasi-nulles. Cette accumulation crée une arête secondaire à l'extrémité active de l'outil, dont la forme se modifie dynamiquement au cours de l'usinage. Cette évolution géométrique permanente perturbe le processus de coupe car les interactions mécaniques et tribologiques dépendent directement du profil instantané de cette arête rapportée. En général, une faible vitesse de coupe, une avance élevée et de petits angles de dépouille favorisent la formation d'arête rapportée.

I.4.2 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 de déformations planes. Toutefois, cette hypothèse n'est valable que lorsque la largeur de coupe dépasse significativement l'avance (Athmani, 2008). Un exemple typique de coupe orthogonale se retrouve dans des opérations de tournage de pièces de type couronne ; ce cas de configuration est illustré par la figure qui suit.

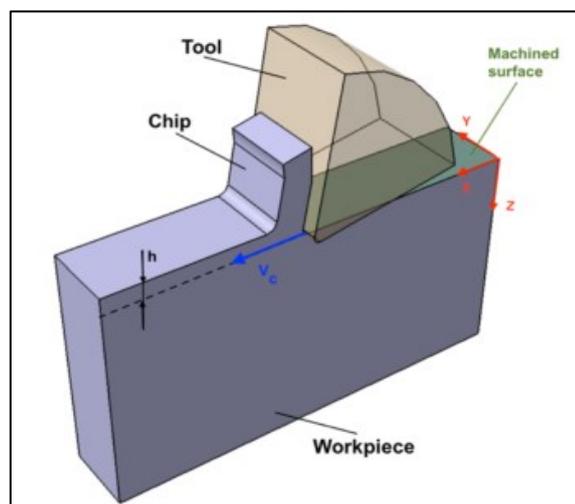


Figure I-5 : Coupe orthogonale (Cheng & Outeiro, 2022).

La plupart des modèles d'usinage actuels, qu'ils soient numériques ou analytiques, s'appuient sur une configuration orthogonale de coupe. 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 I-6.

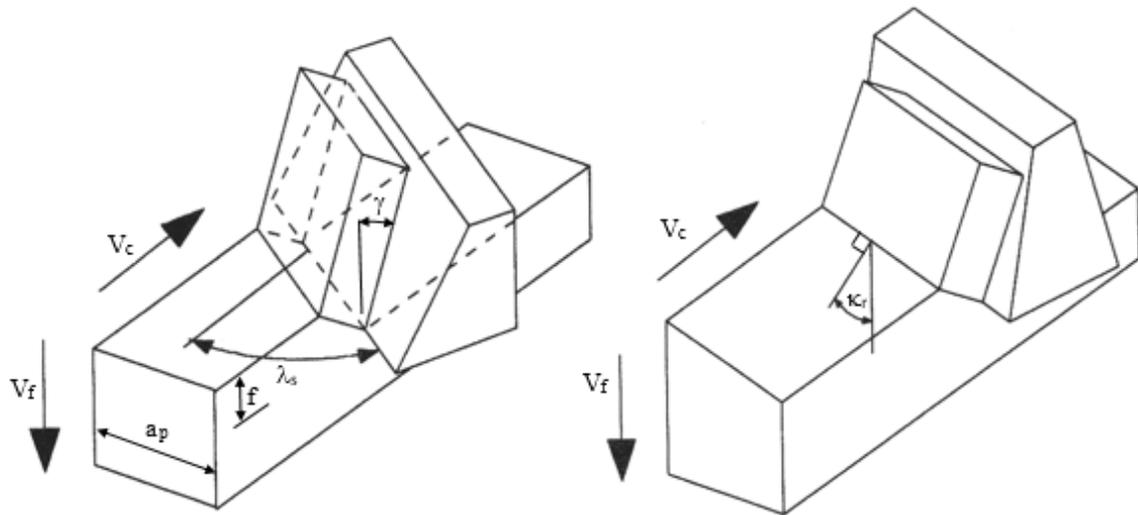


Figure I-6 : Coupe oblique (Athmani, 2008).

I.5 Géométrie et classification des outils de coupe

I.5.1 Géométrie de l'outil de coupe

Bien qu'il existe une multitude d'outils de coupe, leurs composants de base partagent de nombreuses similarités. Pour illustrer les éléments caractéristiques d'un outil, nous prendrons comme référence un outil de tournage. Ce dernier est constitué d'un corps et d'une queue, tandis que la zone directement engagée dans l'enlèvement de matière est appelée la partie active.

La zone fonctionnelle de l'outil 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 l'opération.

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 ou arrondi.

Les schémas de la figure I-7 illustre le design d'un outil de tournage monobloc.

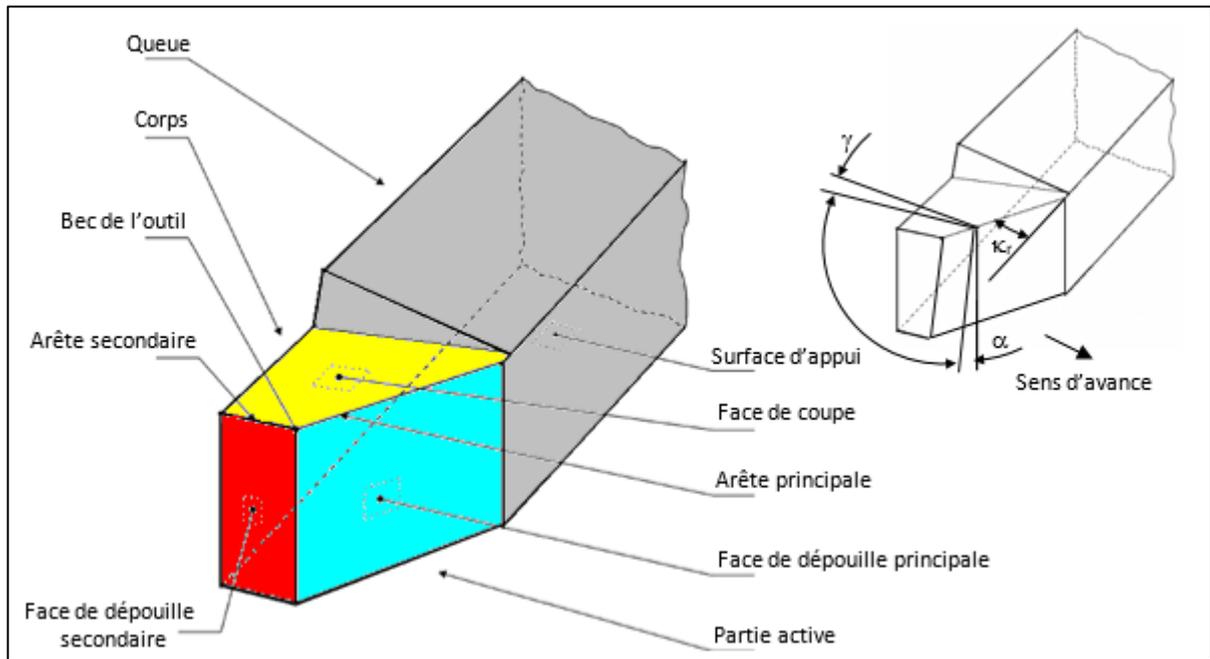


Figure I-7 : Design de l'outil de coupe (Athmani, 2008).

L'angle de coupe (γ) 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. L'angle de dépouille (α), quant à lui, régule le frottement généré au contact de la pièce usinée, influençant ainsi la longévité de l'outil. L'angle de direction d'arête (κ_r) oriente la distribution des efforts de coupe, protège l'extrémité de l'outil et guide l'évacuation du copeau.

L'acuité d'arête correspond à la zone de transition entre les faces de coupe et les faces de dépouille. Elle constitue une zone particulièrement sensible. En pratique, l'arête de coupe se présente sous la forme d'une très petite surface cylindrique ou d'une surface pouvant inclure un ou plusieurs plans sous forme de chanfreins. La prise en compte de cette acuité est essentielle car elle constitue l'origine de la formation du copeau.

On distingue principalement deux types d'acuité d'arête : l'arête chanfreinée et l'arête arrondie (König et al., 1993). En fonction de la configuration géométrique de l'acuité, on retrouve les types arrondie, chanfreinée ou un mélange des deux comme le montre la figure 1-8.

Arête vive (F)	Arête arrondie (E)	Arête chanfreinée (T)	Arête chanfreinée et arrondie (S)

Figure I-8 : Types d'arête de coupe [3].

La géométrie de l'arête de coupe est définie par trois paramètres principaux : la largeur du

chanfrein, l'angle du chanfrein et l'arrondi (ou congé). Il existe quatre types d'arêtes d'un outil de coupe ; à savoir : l'arête vive, arrondie, chanfreinée, et mixte (arrondie et chanfreinée).

I.5.2 Classification des outils de coupe

La classification des outils de coupe peut se faire selon différents critères, notamment la géométrie de l'arête de coupe et le nombre d'arêtes. On distingue principalement deux catégories : les outils à arête unique et les outils à arêtes multiples.

✓ Les outils à arête unique se caractérisent par la présence d'une seule arête tranchante active lors du processus de coupe (voir figure I-9). Pour un outil monobloc, cette arête est généralement formée par un meulage précis. La forme de la pointe de l'outil est souvent arrondie, créant un rayon de bec qui permet de réduire les contraintes sur l'arête et d'améliorer la durée de vie de l'outil mais il affecte également la précision de l'usinage (Boulaoui, 2015). Aussi, l'entretien prédictif des outils, basé sur l'analyse de la rugosité des pièces usinées, est une approche prometteuse pour optimiser la durée de vie des outils et réduire les coûts de maintenance (Noureddine, 2008). L'utilisation de plaquettes amovibles montées sur des porte-plaquettes représente une avancée majeure dans les technologies d'usinage. Ce système permet un remplacement facile des plaquettes usées, réduisant ainsi les temps d'arrêt et les coûts de maintenance. L'utilisation des plaquettes amovibles permet une grande flexibilité dans le choix du matériau de coupe, adapté aux conditions d'usinage spécifiques. Le choix du porte-plaquette est également important, car il influence la rigidité du système et la stabilité de la coupe.



Figure I-9 : Outils à arête unique [4].

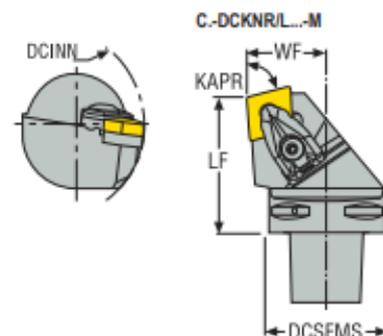


Figure I-10 : Porte-plaquettes [4].

La standardisation des plaquettes, notamment par la norme ISO (1832 : 2017), facilite le choix et l'échange des plaquettes, assurant une interopérabilité entre différents fabricants et machines-outils. Les caractéristiques géométriques et dimensionnelles des plaquettes sont définies par un code alphanumérique qui spécifie la forme, l'angle de dépouille et les dimensions de la

plaquette. La figure qui suit illustre les différentes formes des plaquettes et angles de dépouille.

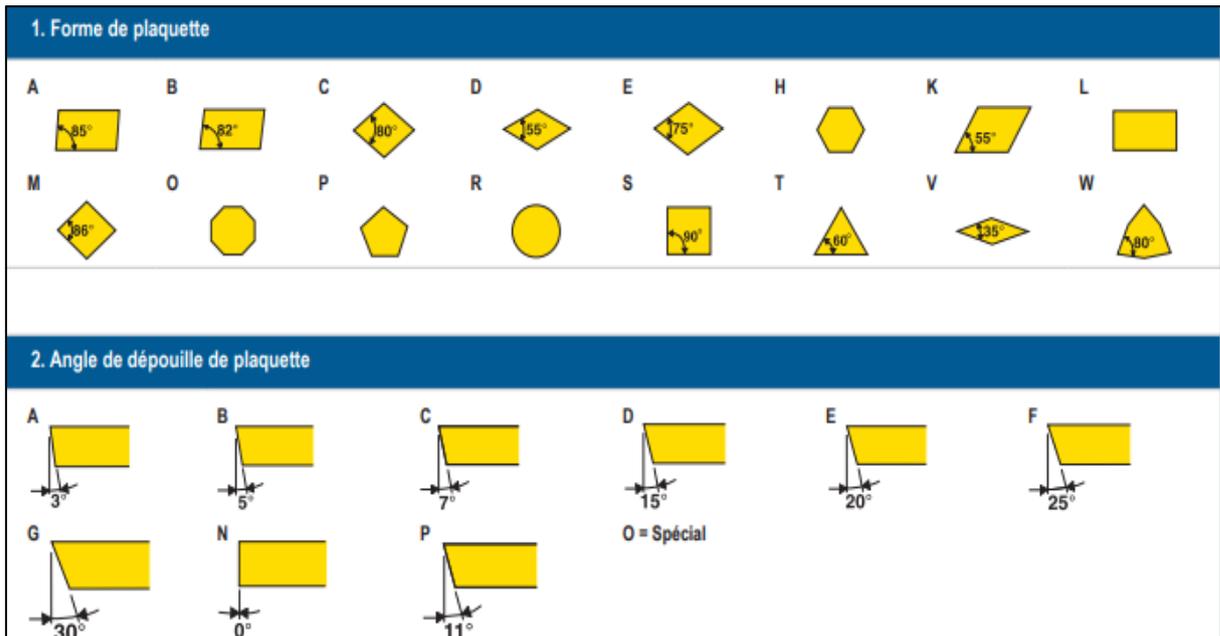


Figure I-11 : Formes et angles de dépouille des plaquettes [5].

Aussi, les plaquettes de coupe se distinguent par deux types de géométries : négative et positive. Dans le cas des plaquettes négatives, il est indispensable de les positionner avec une inclinaison négative dans le porte-outil afin de générer un angle de dépouille tangent à la surface de la pièce. À l'inverse, pour les plaquettes positives, cet angle est directement intégré à leur conception. La figure 1-12 schématise les deux types de géométries.

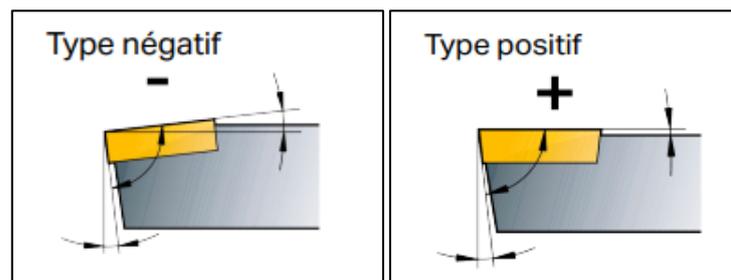


Figure I-12 : Plaquettes de types négatif et positif [1].

✓ Les outils à arêtes multiples, contrairement aux outils à arête unique, possèdent plusieurs arêtes tranchantes disposées sur leur périphérie ou leur surface (voir figure I-13). Ces outils sont généralement de forme cylindrique. Ils sont utilisés dans une variété d'opérations, notamment le perçage, l'alésage et le fraisage. La géométrie des arêtes est plus complexe que celle des outils à arête unique impliquant des angles d'attaque et de dégagements multiples qui doivent être optimisés en fonction du matériau usiné et des conditions de coupe.



Figure I-13 : Outils à arêtes multiples [4].

Les outils à arêtes multiples permettent un usinage plus rapide et plus efficace que les outils à arête unique notamment dans les opérations de fraisage où plusieurs arêtes sont simultanément en contact avec le matériau.

I.6 Matériaux de coupe et leur élaboration

Des études ont analysé l'impact des différents paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance, profondeur de passe) sur la performance des outils de coupe ou plaquettes amovibles, notamment en termes de durée de vie et de qualité de surface. L'optimisation de ces paramètres est essentielle pour maximiser la productivité et minimiser les coûts d'usinage. Des modèles empiriques et analytiques ont été développés pour prédire l'usure des plaquettes en fonction des conditions de coupe. L'usinage à grande vitesse, en particulier, nécessite une analyse approfondie de l'usure par diffusion, un mécanisme d'usure prépondérant à haute température (Labidi, 2012). Les progrès dans les matériaux de coupe ont permis le développement de plaquettes de haute performance capables de résister à des températures et des efforts de coupe élevés (Kahoul, 2012).

Le choix du matériau de l'outil est également crucial pour les performances d'un usinage car il influence directement la résistance à l'usure et la tenue en température (Vasques, 2008). Les matériaux de coupe peuvent être classés par ordre de dureté croissante mais aussi par leur comportement à haute température. Cette dernière caractéristique est particulièrement importante pour l'usinage à grande vitesse où les températures à l'interface outil-copeau peuvent atteindre des valeurs élevées.

I.6.1 Différents matériaux de coupe

❖ **Aciers rapides :** Les aciers rapides (High-Speed-Steel ou HSS) ont été les premiers

matériaux de coupe largement utilisés au début du XX^{ème} siècle. Ils offrent une bonne résistance à l'usure à des températures modérées mais leur dureté diminue rapidement au-delà d'une certaine température critique. L'ajout d'éléments d'alliage tels que le tungstène, le molybdène et le vanadium améliore la résistance à l'usure et la tenue en température des aciers rapides. Cependant, leur performance est inférieure à celle des matériaux plus modernes à haute température (Bienvenu et al. 1994).

❖ **Carbures métalliques :** Les carbures métalliques, principalement à base de carbure de tungstène, ont représenté une avancée majeure dans les matériaux de coupe. Ils présentent une dureté et une résistance à l'usure supérieures aux aciers rapides et conservent leur dureté à des températures plus élevées. La composition en cobalt (Co) influence la ténacité et la résistance à la rupture des carbures métalliques. L'ajout de revêtement tel que le TiN améliore encore leurs performances en réduisant le frottement et l'usure. Les carbures métalliques sont largement utilisés dans l'usinage d'une grande variété de matériaux (Halila, 2015).

❖ **Céramiques :** Les céramiques, telles que l'alumine (Al_2O_3) et le nitrure de silicium (Si_3N_4), offrent une excellente résistance à l'usure à haute température et une dureté élevée. Elles sont particulièrement adaptées à l'usinage à grande vitesse et à l'usinage de matériaux difficiles à usiner tels que les superalliages à base de nickel. Cependant, leur fragilité et leur faible ténacité limitent leur utilisation à des applications spécifiques. Des études ont exploré l'utilisation de céramiques triphasées (alumine - Ox nitrure d'aluminium - carbure de silicium) dans le tournage de matériaux difficiles à usiner (Labidi, 2012).

❖ **Cermets :** Les cermets sont des matériaux composites qui synthétisent les propriétés des céramiques et des métaux afin d'obtenir un équilibre entre dureté, résistance à l'usure et ténacité. Leur composition repose typiquement sur des particules de carbures ou de nitrures dans un liant métallique. Cette combinaison unique les rend aptes aux applications d'usinage sévères. Le comportement mécanique à haute température de certains cermets a été exploré par Labidi (Labidi, 2012). De même, Laouissi (Laouissi, 2019) a investigué la possibilité de fusionner les propriétés de ténacité des composites WC-Co avec la haute résistance à la déformation plastique des cermets pour créer des matériaux de coupe de nouvelle génération.

❖ **CBN :** Le CBN (Cubic Boron Nitride) est un matériau super dur qui présente une excellente résistance à l'usure à haute température, particulièrement pour l'usinage des aciers trempés. Il est utilisé dans des opérations d'usinage dur, où les conditions de coupe sont très sévères. Des études ont analysé les efforts et la température de coupe lors du tournage dur de l'acier AISI 52100 à l'aide d'un outil CBN. L'influence de l'usure sur l'évolution des efforts de coupe a été étudiée, permettant de proposer une relation puissance entre l'effort de coupe et

l'usure (Aouici, 2012).

❖ **Diamants** : Le diamant possède la dureté la plus élevée de tous les matériaux connus. Il est utilisé pour l'usinage de matériaux extrêmement durs tels que le verre, la céramique et certains métaux. Les outils diamantés sont souvent utilisés dans des applications de découpe ou de perçage de matériaux friables tels que la pierre, la brique, le béton ou l'asphalte. L'arrangement des particules de diamant sur la plaquette de coupe influence l'efficacité du processus de coupe (Nasnas, 2021).

I.6.2 Elaboration des matériaux de coupe

Les revêtements représentent une solution performante pour améliorer les conditions de coupe et augmenter la productivité lors des opérations d'usinage. Ils consistent en l'application d'un film mince, d'une épaisseur pouvant atteindre 10 μm , sur les outils de coupe. Ce procédé permet de leur conférer des propriétés spécifiques telle qu'une dureté élevée. D'après Grzesik (Grzesik, 2003), les revêtements peuvent être classés en quatre groupes principaux :

1. Revêtements à base de titane (par exemple : TiC, TiN, TiB₂, TiCN).
2. Revêtements céramiques.
3. Revêtements à base de diamant (par exemple : PCBN).
4. Revêtements autolubrifiants (incluant MoS₂ ou WC).

La figure I-14 schématise la classification des matériaux de coupe selon la dureté et ténacité.

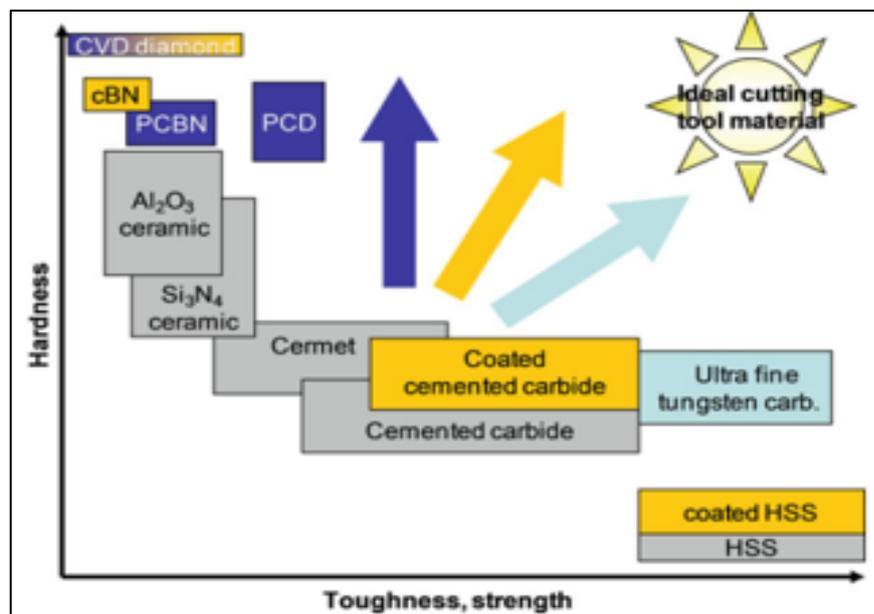


Figure I-14 : Classification des matériaux de coupe selon la dureté et ténacité (Wang & Chung, 2013).

Le choix du type de revêtement est guidé par les performances recherchées, notamment la

résistance à l'usure et/ou à l'oxydation, la tenue à haute température ou encore la réduction des coefficients de frottement. Deux grandes techniques de dépôt des revêtements sont employées ; à savoir : le dépôt chimique en phase vapeur (CVD) et le dépôt physique en phase vapeur (PVD). La figure qui suit schématise les procédés CVD et PVD.

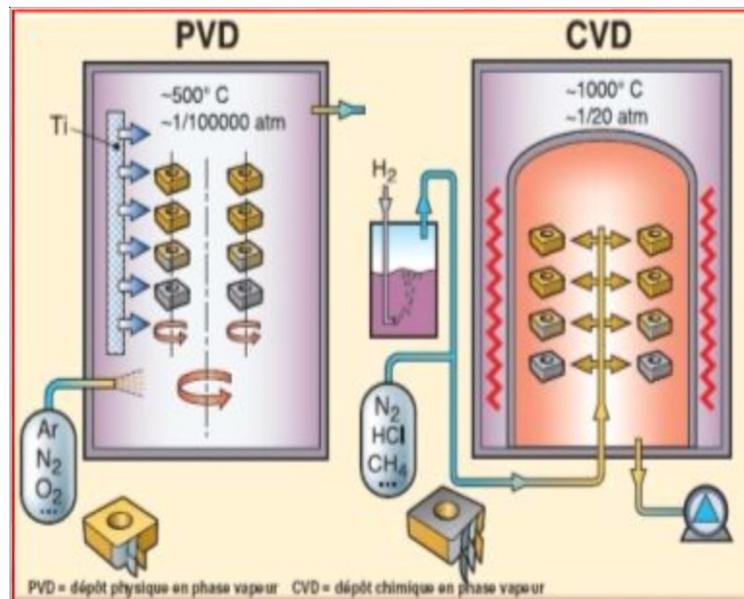


Figure I-15 : Procédés de fabrication CVD et PVD (Wang & Chung, 2013).

✓ Le dépôt chimique en phase vapeur dépose un revêtement solide sur des substrats en carbure via une réaction chimique gazeuse sous haute température/pression. Il produit des couches uniformes, même sur géométries complexes, comme les alliages (TiN, TiC), céramiques (Al_2O_3) ou carbones (DLC). Ses atouts : durabilité (épaisseur $\approx 12 \mu\text{m}$), adhérence et résistance à l'usure. Son inconvénient majeur est que l'épaisseur émousse l'arête de coupe, limitant la précision en micro-fabrication (Mohammad, 2011).

✓ Le dépôt physique en phase vapeur consiste à vaporiser un matériau sous vide à basse température formant des revêtements minces, lisses et résistants sur des outils coupants ou matrices. Ses atouts incluent une température basse (préservant le substrat), des multicouches, une dureté élevée, une épaisseur réduite (maintien de la géométrie) et une excellente adhérence. Comparé au CVD, il préserve mieux les arêtes vives offrant une ténacité supérieure. Il est idéal pour usiner des alliages de titane et superalliages grâce à sa résistance à l'usure (Mohammad, 2011).

Le tableau I-1 résume les revêtements utilisés en fonction du mode d'élaboration avec les épaisseurs et les duretés atteintes.

Mode	Revêtement	Dureté HV	Épaisseur (μm)
CVD	TiN	2000 à 5000	3
	TiC	3000 à 3500	2 à 3
	TiCN	2500 à 3100	3
	Al ₂ O ₃		
	NBc	3000 à 4000	5 à 10
	Diamant	7000 à 10000	
PVD	TiN	2000 à 2500	3 à 5
	TiCN	3000 à 3400	
	TiAlN	2000 à 2400	
	CrC	1750 à 2900	3

Tableau I-1 : Duretés et épaisseurs de dépôts [6].

I.7 Mécanismes d'endommagement des outils de coupe

Les mécanismes d'endommagement des outils de coupe constituent un enjeu critique influençant leur durée de vie et la qualité des surfaces usinées. Ils résultent d'interactions complexes entre les matériaux de l'outil et de la pièce. Une compréhension de ces mécanismes est essentielle pour optimiser les paramètres de coupe et développer des revêtements protecteurs efficaces. Les mécanismes d'endommagement des outils de coupe se résument ainsi :

✓ **Endommagement induit par les dépôts macroscopiques** : Lors de l'usinage, les surfaces internes du copeau et de l'outil, initialement exemptes de contaminants, favorisent une adhésion intense par écrasement des micro-aspérités. En l'absence de lubrifiant, des microsoudures se forment puis se rompent continuellement sous l'effet du glissement du copeau. La lubrification externe est improbable dans cette zone confinée à haute pression mais une autolubrification peut émerger. Un dépôt de matière issu de la pièce s'accumule alors sur l'outil, modifiant sa géométrie et accroissant les efforts de coupe. Ce dépôt, dont l'épaisseur dépend de la rigidité du système et de la résistance du matériau, peut évoluer en arête rapportée (accumulation macroscopique critique).

✓ **Endommagement induit par les dépôts microscopiques** : À hautes vitesses de coupe (températures extrêmes dans la zone de cisaillement secondaire), les dépôts de matériau usiné ne subissent pas d'écrouissage significatif limitant leur impact sur les efforts de coupe. Deux cas se distinguent :

- Dépôts microstructuraux (épaisseur proche de la rugosité de l'outil).
- Dépôts plus épais permettant une lubrification hydrodynamique via leur comportement rhéologique à haute température.

✓ **Endommagement induit par les débris** : L'usure abrasive est un processus de

dégradation des outils de coupe qui se manifeste par un arrachement de fragments microscopiques. Ce processus est induit par l'impact de particules externes ou internes dont la dureté est comparable ou supérieure à celle de la surface de l'outil. Les sources de ces particules abrasives sont multiples et peuvent inclure des éléments durs du matériau usiné, des fragments d'arêtes rapportées instables, ou encore des particules de l'outil lui-même, libérées suite à la rupture de microsoudures ou à des impacts secondaires.

I.7.1 Modes d'usure des outils de coupe

Dans le contexte des opérations d'usinage, les caractéristiques géométriques et physiques de l'outil subissent des modifications progressives. Ces altérations résultent de la combinaison de trois facteurs : les sollicitations mécaniques liées aux efforts de coupe, les transformations métallurgiques du matériau, et les contraintes thermiques générées par l'échauffement. L'ensemble de ces dégradations, dont l'amplitude croît proportionnellement avec le temps d'usinage effectif, est désigné sous la terminologie "usure de l'outil de coupe". L'usure, localisée sur la partie active des outils de coupe, est liée à des effets mécaniques, physico-chimiques et de diffusion nécessitant une analyse minutieuse pour améliorer l'efficacité des procédés de fabrication (Leroy, 1993).

Les divers modes d'usure comprennent :

- **Usure adhésive** : L'adhésion se produit lors du mouvement relatif entre deux corps soumis à une charge normale, lorsque des fragments du corps le plus tendre adhèrent aux fragments du corps le plus dur. Dans le processus de coupe, l'usure adhésive désigne les situations où des fragments du matériau de la pièce sont soudés au matériau de l'outil et forment des jonctions en raison du mécanisme de friction (Bencheikh, 2018).

- **Usure abrasive (à sec)** : L'abrasion est généralement définie comme le processus d'arrachement de petites particules d'un corps tendre lors de son contact avec un corps plus dur (Hoier et al., 2019). Dans le processus de coupe, l'usure abrasive désigne les situations où des particules de l'outil sont arrachées par l'action mécanique d'inclusions dures présentes dans le matériau de la pièce, alors qu'elles glissent sur la face de l'outil.

- **Usure érosive** : L'usure érosive est un type d'usure spécifique qui se produit lorsque des particules solides, transportées par un fluide (lubrifiant), viennent frapper une surface et en arrachent des morceaux. C'est un phénomène très courant où les fluides sont utilisés pour lubrifier le contact outil/pièce.

- **Usure par effets physico-chimiques** : L'usure par effets physico-chimiques est un phénomène complexe qui englobe l'ensemble des dégradations d'un matériau sous l'effet

combiné de forces mécaniques, de conditions environnementales et de réactions chimiques.

- **Usure par diffusion** : Dans le processus de coupe, la diffusion dépend de la stabilité chimique du matériau de l'outil et se produit lorsque les atomes de l'outil migrent vers le matériau de la pièce en raison de l'importante charge normale de contact et de la haute température.

La figure I-16 illustre l'apparition des modes d'usure en fonction de la température.

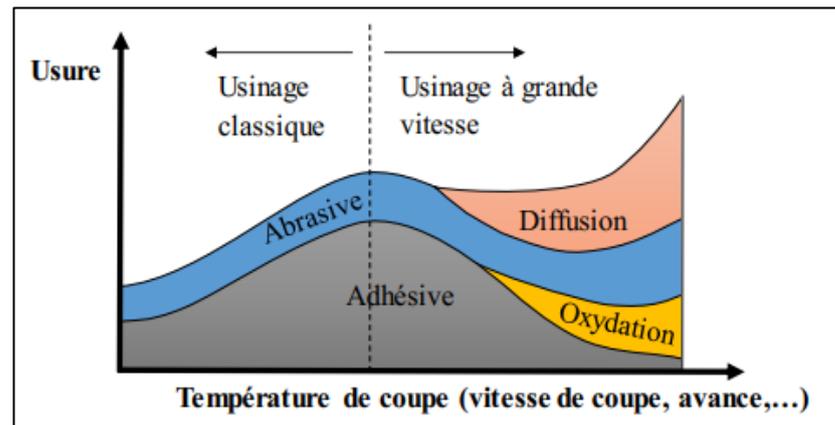


Figure I-16 : Modes d'usure en fonction des conditions de coupe (Bencheikh, 2018).

I.7.2 Formes d'usure de l'outil de coupe

L'usure de l'outil, causée par les charges thermomécaniques extrêmes en zone de coupe, se manifeste principalement par l'usure en cratère et l'usure en dépouille. La première fragilise l'arête risquant la rupture ; la seconde augmente les forces et la chaleur tout en dégradant la précision (Hosseinkhani Kargar, 2022).

- ❖ **L'usure en cratère** se manifeste sur la face de coupe. La grandeur physique de cette usure est quantifiée par la profondeur du cratère (KT). Une usure en cratère prononcée résulte généralement de mécanismes d'usure par diffusion ou par réaction chimique activés thermiquement. Ce type d'usure survient fréquemment lors de l'usinage des aciers à des vitesses de coupe élevées. Elle est provoquée par la diffusion ou la dissolution du matériau de l'outil dans le copeau. La maîtrise de l'usure en cratère peut être obtenue par l'amélioration de la stabilité chimique du matériau de l'outil ou par la réduction de sa solubilité chimique dans le copeau, notamment par l'application de revêtements protecteurs. La réduction de la vitesse de coupe constitue également une solution efficace pour limiter ce type d'usure.

- ❖ **L'usure en dépouille** se localise sur la face de dégagement, provoquée par l'abrasion de l'arête et matérialisée par une zone d'usure (VB). Son étendue est quantifiée par la largeur moyenne/maximale de cette zone, avec une évolution temporelle non linéaire.

Les figures I-17 et I-18 montrent les formes d'usure sur les faces de coupe et de dépeuille.

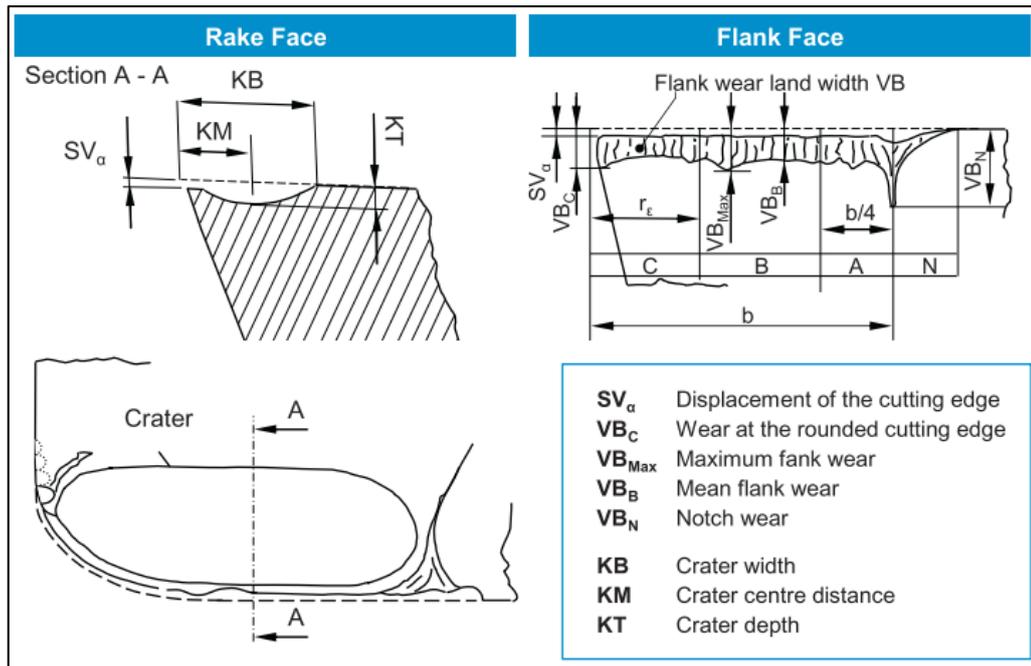


Figure I-17 : Formes d'usure (Binder et al., 2017).



Figure I-18 : Usures en cratère et en dépeuille (Djellouli, 2016).

La norme ISO 3685 spécifie les différents formes d'usure, leurs valeurs limites admissibles et les procédures de mesure à mettre en œuvre. Pour l'usure en cratère, ce dernier dépend principalement de l'avance ; soit :

$$KT = 0.06 + 0.3 f \tag{I.4}$$

Le critère d'usure le plus couramment utilisé pour déterminer la cessation de la fonction d'un outil est l'usure en dépeuille. Pour les plaquettes amovibles en carbure, l'usure admissible en ébauche est $VB = 0.6 \text{ mm}$; tandis que, pour la finition $VB = 0.3 \text{ mm}$.

Le figure I-19 montre la caractéristique de l'usure en dépeuille (VB) avec le temps de coupe. L'usure en dépeuille des outils de coupe évolue en trois phases : adaptation rapide (Zone A), stabilisation lente (Zone B), et défaillance accélérée (Zone C).

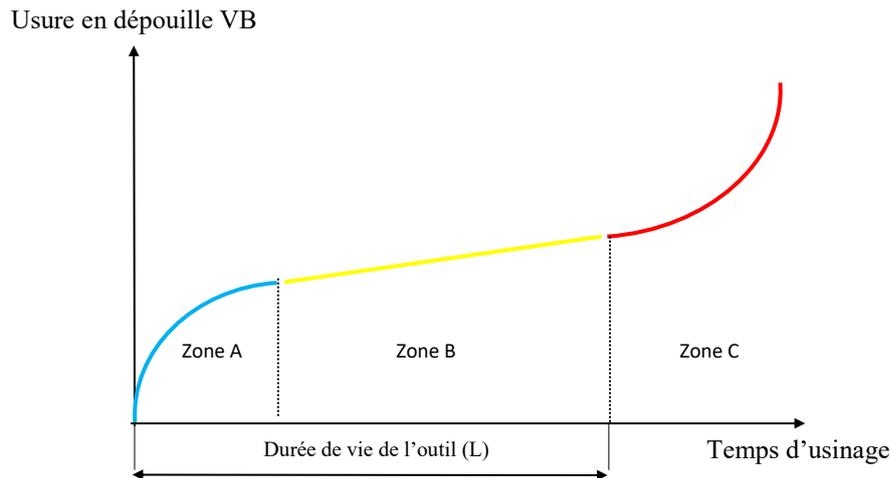


Figure I-19 : Evolution temporelle de VB (Djellouli, 2016).

Pour les deux modes d'usinage (ébauche ou finition), l'usure en dépouille (VB) admissible correspond à la durée de vie de l'outil (L).

Aussi, l'observation macroscopique de la partie active de l'outil fait apparaître d'autres formes d'usure qui se résument dans la figure qui suit.

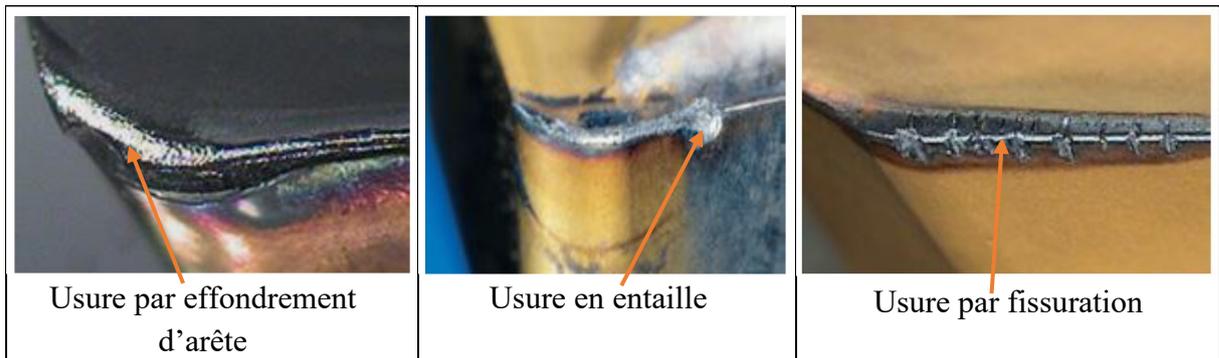


Figure I-20 : Autres formes d'usure (Djellouli, 2016).

❖ **Usure par effondrement d'arête** : Elle apparaît principalement sur les outils en acier rapide, notamment à des vitesses de coupe excessives. Elle survient également lorsque le matériau usiné est plus dur ou présente une microstructure hétérogène contenant des inclusions abrasives provoquant ainsi une dégradation localisée de la géométrie de coupe.

❖ **Usure en entaille** : Elle apparaît le long du tranchant actif résultant d'un écrouissage localisé. Elle se traduit par une encoche fragilisant la pointe de l'outil pouvant conduire à sa rupture brutale.

❖ **Usure par fissuration** : Cette forme d'usure résulte des chocs thermiques répétés ; observée principalement sur les outils en carbure lors de l'usinage avec lubrification irrégulière. Ces fissures, initiées par des variations thermiques brutales, compromettent l'intégrité

structurale de l'outil menant à une défaillance prématurée.

I.8 Méthodes de mesure de l'usure des outils de coupe

Trois méthodes de mesure de l'usure des outils de coupe sont privilégiées ; à savoir :

(1) L'analyse morphologique des surfaces (copeau, pièce) via l'étude de la rugosité, des contraintes résiduelles (par diffraction à rayons X), et des grandeurs VB et KT.

(2) Le suivi thermique par capteurs infrarouges, thermocouples ou effets thermoélectriques.

(3) La mesure dynamique des efforts à l'aide de dynamomètres piézoélectriques.

I.8.1 Techniques de mesure directe de l'usure

Ces techniques consistent à mesurer directement les modifications dimensionnelles ou morphologiques de l'outil de coupe.

I.8.1.1 Microscopie optique

La microscopie optique est une technique utilisée pour étudier la surface des outils de coupe et mesurer les différents formes d'usure (dépouille, cratère, écaillage). Cette méthode permet de visualiser les détails de la surface de l'outil avec une grande précision, ce qui est essentiel pour évaluer l'état de l'outil et prédire sa durée de vie. La microscopie optique peut aider les industriels à prendre des décisions éclairées concernant la maintenance et le remplacement des outils de coupe, ce qui peut conduire à une amélioration de la productivité et à une réduction des coûts. La figure 1-21 montre le principe de mesure de l'usure d'une plaquette de coupe par un microscope optique.

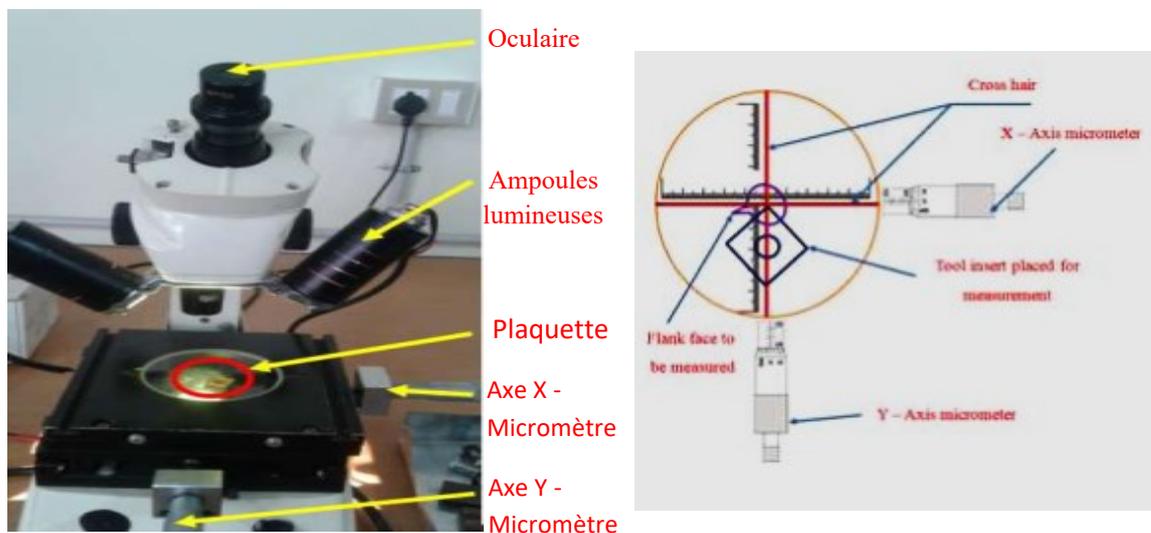


Figure I-21 : Microscope optique « Tool maker's » (Ganeshkumar et al., 2019).

I.8.1.2 Microscopie électronique à balayage (MEB)

Contrairement à la microscopie optique, le MEB n'utilise pas la lumière naturelle (soleil ou autre source lumineuse) mais un faisceau d'électrons focalisé qui excite la surface de la cible à inspecter. La figure qui suit illustre les éléments constitutifs d'un MEB.

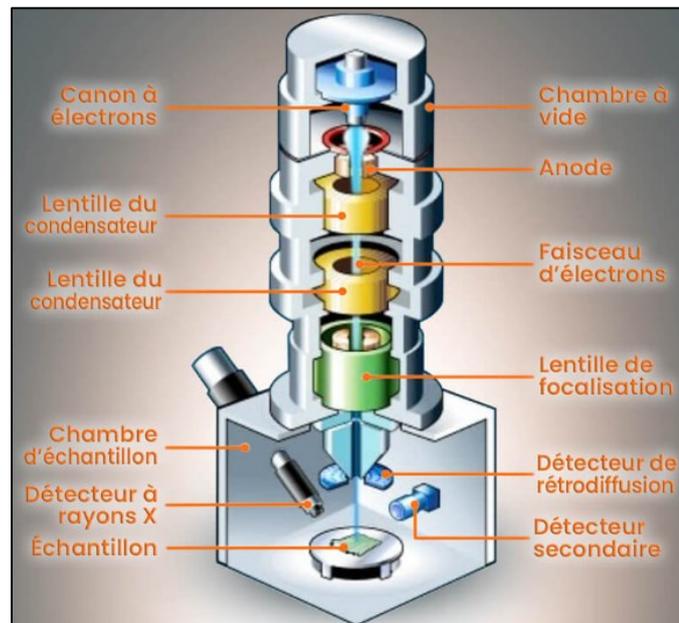


Figure I-22 : Eléments constitutifs d'un MEB [7].

Le faisceau, émis par un canon à électrons, est focalisé à l'aide de bobines électromagnétiques appelées également lentilles. La spectroscopie à rayons X à dispersion d'énergie (EDS) est basée sur le principe des interactions électrons-matière, permettant d'obtenir des images détaillées de la surface des échantillons révélant ainsi des caractéristiques d'usure telles que les fissures et les dépôts.

I.8.1.3 Profilomètre tridimensionnel

Un profilomètre tridimensionnel est un instrument de mesure qui permet de visualiser la forme et la topographie d'une surface en 3D. Il permet de caractériser avec précision des surfaces, qu'elles soient macroscopiques ou microscopiques. Dans ce système de mesure, la fonction des dispositifs numériques à micromiroirs (DMD) est de générer des images en bandes. Les images en bandes produites sont transmises sur l'échantillon par le biais du système d'imagerie qui est composé d'un miroir séparateur, de deux lentilles de tube et d'une lentille d'objectif. Les motifs réfléchis de l'échantillon sont transmis par le système d'imagerie et sont finalement capturés par une caméra. La figure I-23 illustre un profilomètre tridimensionnel.

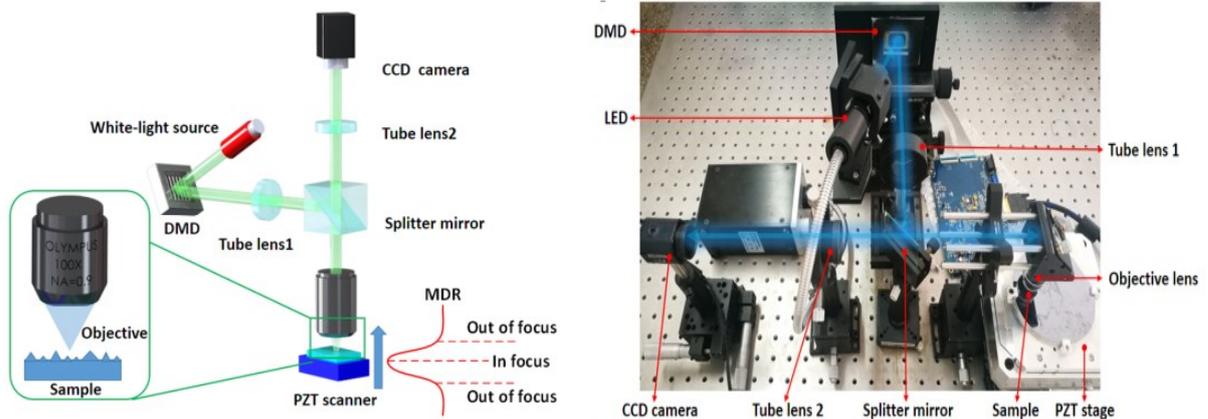


Figure I-23 : Profilomètre tridimensionnel (Hu et al., 2024).

I.8.2 Techniques de mesure indirecte de l'usure

Toutes les techniques de surveillance qui se déroulent pendant l'usinage sont donc, par définition, indirectes. Cependant, elles peuvent être classées selon leur proximité du phénomène physique de l'usure comme suit :

1. L'approche semi-directe : Il s'agit de la méthode la plus proche de la source basée sur la mesure des forces de coupe. Elle utilise un dynamomètre pour quantifier les efforts qui sont augmentés par le frottement lié à l'usure (Dimla, 2000).

2. Les approches indirectes : Elles incluent l'analyse des vibrations (captées par un accéléromètre) et des émissions acoustiques (captées par un capteur spécifique EA). Ces signaux sont une signature des forces mais sont également influencés par la dynamique de la machine (Siddhpura & Paurobally, 2013).

Le figure ci-dessous, bien qu'il montre un montage pour la mesure vibratoire, illustre parfaitement la chaîne de traitement du signal qui est commune méthodes indirectes.

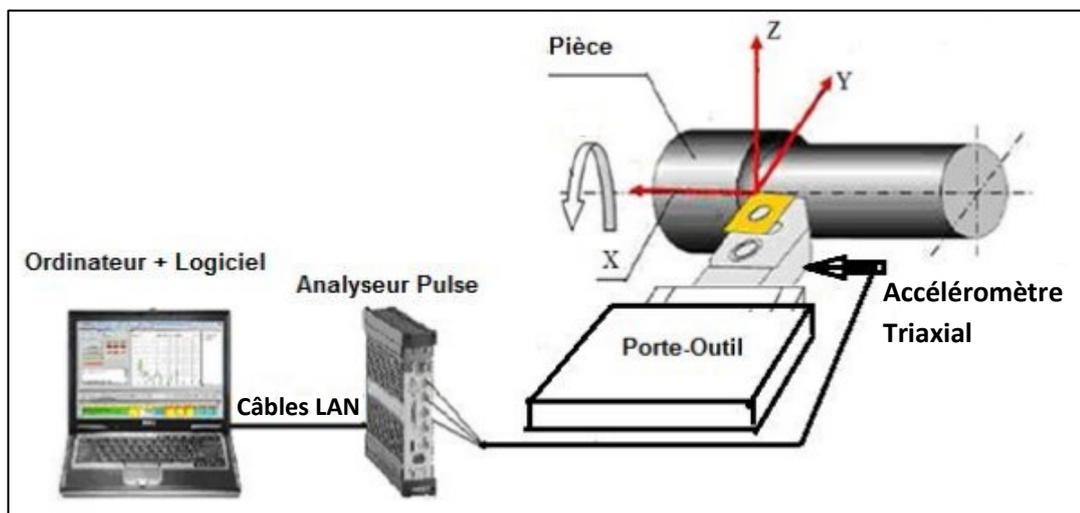


Figure I-24 : Dispositif de mesure des vibrations (Kahoul, 2019).

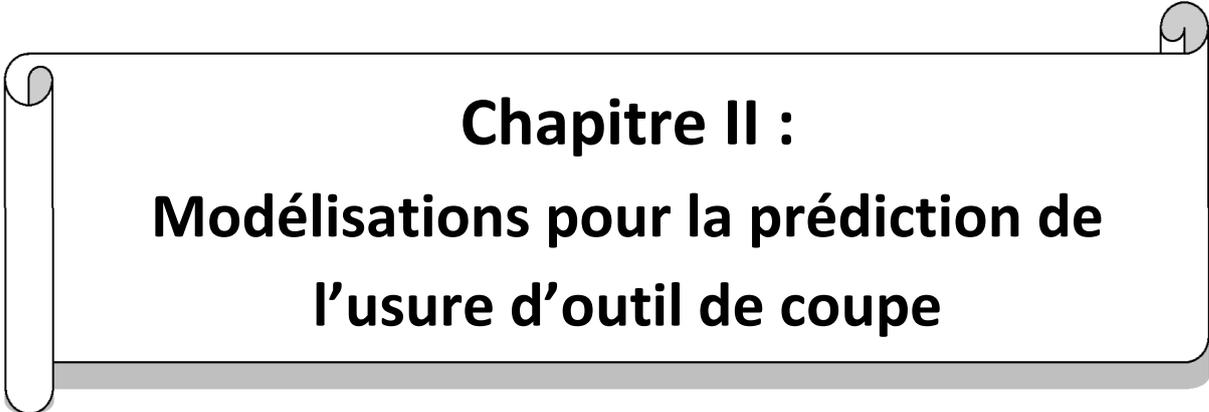
Que le capteur soit un accéléromètre, un dynamomètre ou un capteur d'émission acoustique, la chaîne qui s'ensuit est la même :

- ✓ Le capteur mesure un phénomène physique.
- ✓ Durant l'acquisition l'élément - Analyseur Pulse - numérise le signal brut.
- ✓ Les données numériques sont traitées (Ordinateur + Logiciel) pour en extraire les indicateurs pertinents qui serviront à diagnostiquer l'usure.

L'approche actuelle consiste à rassembler les résultats expérimentaux issus de ces capteurs, car la mesure de la cause (force) et de ses effets (vibrations, EA) fournit une information complémentaire et très riche. Ainsi, des modèles d'intelligence artificielle sont alors entraînés sur ces résultats fusionnés pour obtenir un diagnostic de l'usure avec plus de fiabilité (Teti et al., 2010).

I.9 Conclusion

Ce chapitre introductif a présenté les notions générales du procédé de coupe, défini comme une opération de mise en forme par enlèvement de matière sous forme de copeaux via un outil coupant. Notre étude se concentre spécifiquement sur le tournage ; à ce titre, les paramètres de coupe et leur influence déterminante sur les performances ont été établis. Nous avons ensuite examiné les zones de déformation issues de l'interaction outil-matière. Il a été précisé que des déformations (jusqu'à 200%) et des vitesses de déformation (jusqu'à 10^5 s^{-1}) très importantes sont localisées dans la zone d'amorçage du copeau et à l'interface outil-copeau. Dans un second volet, nous avons relaté les aspects liés à l'endommagement des outils de coupe. À cet effet, leur géométrie et leur classification ont été évoquées ; puis, nous avons présenté les matériaux de coupe (aciers rapides, carbures métalliques, céramiques, cermets, diamants, CBN) ainsi que leurs techniques d'élaboration (PVD, CVD) et de revêtement (TiN, TiC, Al_2O_3 , DLC, etc.). De plus, les mécanismes de rupture des outils de coupe ont été abordés en définissant les modes (adhésion, abrasion, érosion, etc.) et les formes principales d'usure (cratère, dépouille). Enfin, les méthodes de mesure directe et indirecte de l'usure des outils de coupe ont été relatées à la fin de ce premier chapitre.



Chapitre II :
Modélisations pour la prédiction de
l'usure d'outil de coupe

II.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les formulations mathématiques utilisées pour modéliser et traiter des problèmes liés à l'usinage, notamment l'usure des outils de coupe. Ces formulations reposent sur des techniques d'apprentissage automatique, d'ajustement polynomial et des méthodes de simulation numérique. Nous explorons tout d'abord les méthodes d'apprentissage automatique ; à savoir : les réseaux de neurones artificiels (ANN), le système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS), la machine à vecteurs de support (SVM), la régression par processus Gaussien (GPR). Puis, nous allons aborder l'ajustement polynomial basé sur un algorithme génétique (GA). Enfin, nous allons évoquer les aspects liés à la simulation numérique en usinage.

Pour les ANN, nous décrivons leur architecture qui se compose de couches de neurones interconnectés, et nous évoquerons leur entraînement et les fonctions d'activation qui leur permettent d'adapter les poids en fonction des données d'entrée. L'ANFIS combine la logique floue avec les techniques de réseaux neuronaux pour modéliser des systèmes complexes. La SVM et la GPR utilisent des fonctions noyaux pour les prédictions. Ensuite, nous allons considérer l'ajustement polynomial, basé sur un algorithme génétique, qui fournit une représentation mathématique sous forme de polynôme.

La modélisation numérique, en particulier, la méthode des éléments finis (MEF) revêt une importance capitale pour l'analyse des phénomènes physiques complexes. Nous allons évoquer son application dans le cadre de la simulation du procédé d'usinage. Et nous clôturons ce chapitre par une brève synthèse bibliographique liée aux modélisations de l'usure des outils.

II.2 Modélisation basée sur un apprentissage automatique

II.2.1 Réseaux de neurones artificiels

Historiquement, le développement des réseaux de neurones a suivi plusieurs étapes clés. En 1943, McCulloch & Pitts (McCulloch & Pitts, 1943) proposent un modèle du fonctionnement de base du cerveau humain sous la forme d'un neurone formel qui est un opérateur binaire à seuil. Cependant, cette approche ne permet pas de reproduire la capacité d'apprentissage essentielle au fonctionnement du cerveau humain. En 1949, Hebb (Hebb, 1949) introduit une règle d'apprentissage affirmant que les connexions entre deux neurones sont renforcées lorsqu'ils s'activent simultanément, connue sous le nom de "règle de Hebb". En 1958, Rosenblatt (Rosenblatt, 1958) développe les perceptrons, premiers réseaux neuronaux

pouvant apprendre à partir d'essais. Avec une structure simple composée d'une couche d'entrées et d'une couche de sortie, leur entraînement repose sur l'ajustement itératif des poids. En 1960, Widrow et al. (Widrow et al., 1960) introduisent la règle Delta, un algorithme d'apprentissage proche de la règle du perceptron qui préfigure la rétropropagation du gradient. En 1969, Minsky et al. (Minsky et al., 1969) révèlent les limitations théoriques des perceptrons. Ils montrent que ceux-ci ne peuvent pas résoudre certains problèmes non-linéaires, freinant ainsi le développement initial de l'intelligence artificielle. En 1986, Rumelhart et al. (Rumelhart et al., 1986) appliquent l'algorithme de rétropropagation aux perceptrons multicouches. Cette avancée permet aux réseaux neuronaux de simuler et apprendre des fonctions complexes que les perceptrons simples étaient incapables de traiter. Les années 1990 marquent le départ des réseaux neuronaux artificiels dans des domaines variés bénéficiant des avancées informatiques et algorithmiques.

II.2.1.1 Neurones biologique et artificiel

Les neurones biologiques sont les unités fondamentales du système nerveux responsables du traitement et de la transmission des informations au sein de l'organisme. Le cerveau humain en contient des milliards et chaque neurone est constitué d'un noyau « soma » entouré de ramifications étoilées appelées dendrites ainsi que d'un prolongement unique nommé axone souvent enveloppé d'une gaine « sheath » (Wang et al., 2021).

Après traitement des signaux, les neurones biologiques transmettent les informations via des jonctions spécialisées appelées synapses. Le concept de neurone artificiel s'inspire directement de cette architecture naturelle. Les différentes structures biologiques des neurones disposent ainsi de correspondances dans leur version artificielle permettant de modéliser leur fonctionnement de manière logique, simplifiée et compatible avec les méthodes informatiques (Kant et al., 2015).

Un neurone, qu'il soit biologique ou artificiel, traite des signaux d'entrée « Inputs », chacun en fonction de son importance relative. Dans le cas des neurones artificiels, chaque entrée est multipliée par un poids appelé poids synaptique. Ces intrants pondérés sont ensuite additionnés, comparés à un seuil d'activation, puis passent à travers une fonction neuronale (généralement assez basique) pour produire des signaux de sortie « Outputs ». Pour les neurones biologiques, les entrées et sorties prennent la forme d'influx électriques. De façon générale, chaque neurone peut être considéré comme une unité de traitement réalisant une opération simple.

La figure II-1 illustre une confrontation entre les neurones biologique et artificiel.

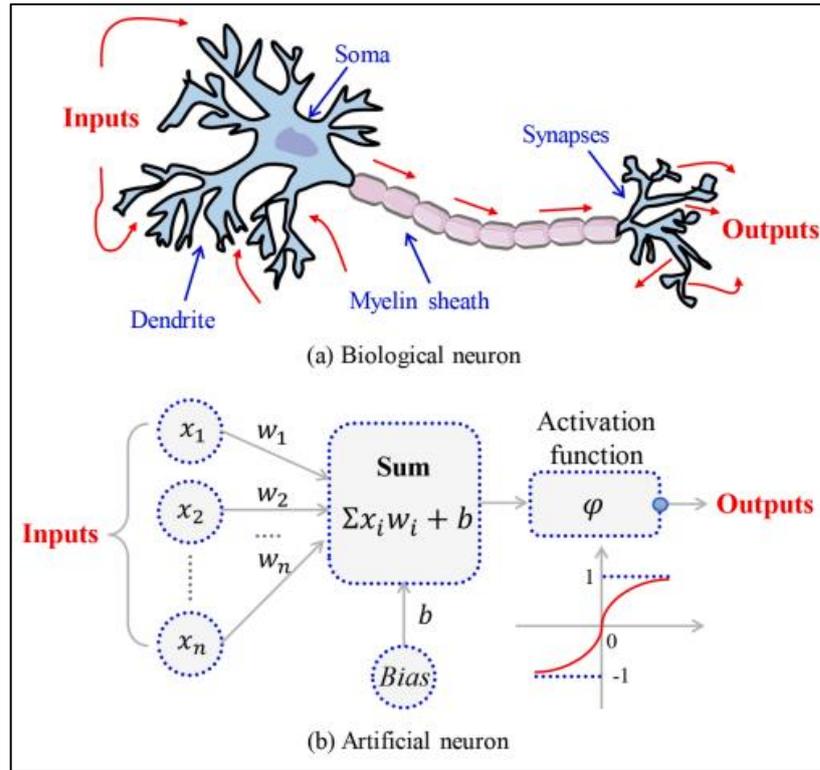


Figure II-1 : Comparaison entre neurones : (a) biologique, (b) artificiel (Wang et al., 2021).

Le modèle du neurone de McCulloch & Pitts (McCulloch & Pitts, 1943) utilise la sommation des intrants pondérés et une fonction de signe soit :

$$U = \sum_{i=1}^n x_i w_i \tag{II.1}$$

$$Y = \begin{cases} +1 & \text{si } U \geq b \\ -1 & \text{si } U < b \end{cases} \tag{II.2}$$

Défini comme un processeur mathématique non-linéaire, le neurone formel calcule son activité et son potentiel à tout instant. Le seuil d'activation peut être représenté comme un intrant fixe de valeur 1 assorti d'un seuil (b). Cette méthode permet d'intégrer l'adaptation du seuil dans un algorithme d'apprentissage du réseau. Néanmoins, cette adaptation n'est valide que si la fonction d'activation est appliquée à (U) après soustraction du seuil (b) ; soit :

$$U = \sum_{i=1}^n x_i w_i - b \tag{II.3}$$

$$Y = \begin{cases} +1 & \text{si } U \geq 0 \\ -1 & \text{si } U < 0 \end{cases} \tag{II.4}$$

Également désignée par fonction de transfert, la fonction d'activation se décline en plusieurs

variantes utilisées dans la pratique ; à cet effet, le tableau II-1 résume les différentes fonctions de transfert utilisées par le logiciel Matlab.

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	Icone	Nom-Matlab
Seuil	$Y = 0$ si $U < 0$ $Y = 1$ si $U \geq 0$		Hardlim
Seuil symétrique	$Y = -1$ si $U < 0$ $Y = 1$ si $U \geq 0$		Hardlims
Linéaire	$Y = U$		Purelin
Linéaire saturée	$Y = 0$ si $U < 0$ $Y = U$ si $0 \leq U \leq 1$ $Y = 1$ si $U > 1$		Satlin
Linéaire saturée symétrique	$Y = -1$ si $U < -1$ $Y = U$ si $-1 \leq U \leq 1$ $Y = 1$ si $U > 1$		Satlins
Linéaire positive	$Y = 0$ si $U < 0$ $Y = U$ si $U \geq 0$		Poslin
Sigmoïde	$Y = \frac{1}{1 + e^{-U}}$		Logsig
Tangente hyperbolique	$Y = \frac{e^U - e^{-U}}{e^U + e^{-U}}$		Tansig
Compétitive	$Y = 1$ pour neurone ayant max. U $Y = 0$ pour les autres neurones		Compet

Tableau II-1 : Fonctions d'activation intégrées dans Matlab (Djellouli, 2016).

II.2.1.2 Architecture et classification des ANN

Un ANN interconnecte les neurones de manière à transformer leurs signaux de sortie en entrées pour d'autres neurones. Son architecture globale organise ces neurones en couches séquentielles :

- ✓ La couche d'entrée reçoit les intrants.
- ✓ La couche de sortie produit les résultats finaux.
- ✓ Les couches intermédiaires, dites cachées, assurent le traitement interne (Caudal

2021). On les appelle couches cachées car en apparence on n'observe que les données d'entrée (intrants) et de sortie (extrants).

La figure II-2 montre un exemple de réseau avec deux couches cachées.

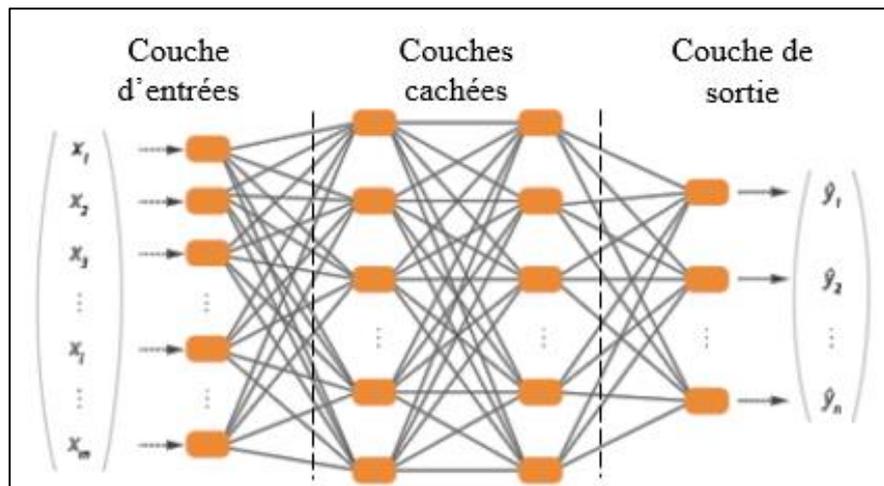


Figure II-2 : Architecture d'un ANN avec deux couches cachées (Caudal, 2021).

Les neurones de la couche d'entrées ne traitent pas les informations ; leur seul rôle est de préparer (normaliser) et répartir les données d'entrée. Pour les couches cachées, tous les neurones d'une couche communiquent avec tous ceux de la couche voisine. Cette structure fonctionne pour la majorité des réseaux et permet d'utiliser des algorithmes d'entraînement. D'un point de vue externe, un réseau de neurones peut globalement être considéré comme une fonction qui analyse des données en entrée pour générer une réponse concordante en sortie. Les données d'entrée présentent diverses formes, à condition qu'elles soient représentées sous un format binaire ou numérique. Elles sont également interprétables sous forme de vecteurs mathématiques.

Les approches neuronales se distinguent principalement selon les deux catégories d'apprentissage : supervisé et non-supervisé. Dans le cadre de l'apprentissage supervisé, le réseau évalue ses performances en associant ses prédictions aux résultats attendus issus de la base d'apprentissage, permettant ainsi une mesure de réussite ou d'échec. À l'inverse, dans l'apprentissage non-supervisé, un ensemble significatif d'exemples comprenant des corrélations intrinsèques est livré au réseau qui explore de manière autonome ces données afin d'identifier des régularités et de les refléter dans ses sorties.

Une classification des réseaux de neurones repose sur la prise en compte ou non de la dépendance temporelle entre les entrées et les sorties ; ainsi, on identifie les réseaux statiques et ceux dynamiques. Ces derniers, aussi appelés récurrents, possèdent l'aptitude de s'ajuster continuellement grâce à une modification permanente des poids des connexions. Ils intègrent des mécanismes de rétroaction partielle ou totale entre les neurones, ce qui rend leur fonctionnement dépendant de l'évolution temporelle des données. En revanche, dans les ANN

statiques, la variable temporelle n'a pas d'impact significatif sur les calculs effectués.

II.2.1.3 Entraînement et étapes de conception des ANN

Dans le cas de l'apprentissage supervisé, il s'agit d'utiliser une base de données comportant des valeurs d'entrées et de sortie préalablement déterminées. L'entraînement consiste alors à modifier itérativement les poids synaptiques de manière à minimiser une fonction quantifiant l'écart entre les prédictions du réseau et les sorties attendues. Cette fonction, appelée également fonction de coût, constitue un critère essentiel pour guider le processus d'optimisation. On distingue plusieurs règles d'entraînement :

- ✓ La règle de Hebb,
- ✓ La règle de Widrow-Hoff,
- ✓ La règle de rétropropagation ou la règle Delta généralisée.

Le développement d'un algorithme universel d'apprentissage supervisé pour les perceptrons multicouches a marqué un tournant décisif, rendant ainsi ces réseaux incontournables pour résoudre des problèmes complexes. Cet algorithme, appelé rétropropagation (ou règle Delta généralisée), est dérivé de la méthode de calcul du gradient qui ajuste les paramètres du réseau en propageant les erreurs de la sortie vers les couches initiales, inversant ainsi le flux de traitement habituel (Rumelhart et al., 1986).

La conception d'un réseau de neurones artificiels suit cinq étapes principales ; à savoir :

1. Réduction des variables :

Après collecte des données expérimentales, on réduit le nombre de variables via des méthodes comme l'analyse dimensionnelle ou les plans d'expérience. Seules les variables influentes sur la sortie seront conservées.

2. Répartition des données :

Les données sont divisées aléatoirement en trois ensembles ; à savoir :

- Entraînement : Ajuste les poids du réseau.
- Validation : Optimise les hyperparamètres (neurones cachés).
- Test : Mesure la capacité du réseau à généraliser sur des données nouvelles.

3. Paramétrage de l'architecture :

- Type du réseau : Supervisé (statique/dynamique) ou non supervisé.
- Structure : Nombre de couches et de neurones cachés (équilibre entre simplicité et complexité).

- Fonctions d'activation : Tangente hyperbolique (couches cachées) et linéaire (couche finale) pour accélérer l'apprentissage.

4. Phase d'apprentissage :

Deux mécanismes clés :

- Rétropropagation : Calcule le gradient de l'erreur.
- Optimisation : Ajuste les poids via des algorithmes adaptés à la complexité :
 - ✓ Levenberg-Marquardt : Réseaux simples.
 - ✓ Quasi-Newton : Réseaux de taille moyenne.
 - ✓ Gradient conjugué : Réseaux complexes.

L'arrêt dépend de critères comme le nombre maximal d'itérations ou un seuil d'erreur minimal.

5. Validation statistique :

Analyse des performances via :

- Régression linéaire : Comparaison entre prédictions et valeurs cibles.
- Indicateurs : Coefficient de détermination (R^2), erreur moyenne absolue, écart-type résiduel, intervalle de confiance.

II.2.2 Système d'inférence neuro-floue adaptatif

Le système d'inférence neuro-floue adaptatif (ANFIS) représente une classe d'ANN qui intègre efficacement les avantages des réseaux neuronaux et de la logique floue pour modéliser des systèmes complexes. Il utilise un algorithme d'apprentissage hybride qui combine la technique de rétropropagation utilisée dans les réseaux neuronaux avec l'approche des moindres carrés généralement associée aux systèmes de logique floue. (ANFIS) repose sur l'inférence floue introduite par Mamdani, (Chai et al., 2009) puis étendue par le modèle de Takagi-Sugeno (Mehran, 2008) tout en utilisant des règles pour décrire la relation entre les entrées et les sorties. L'architecture ANFIS se compose de cinq couches, comme le montre la figure II-3.

Couche 1 : Le nœud (i) de cette couche est appelé nœud adaptatif, et les paramètres de cette couche sont également connus sous le nom de paramètres non-linéaires du réseau ANFIS. La fonction de chaque nœud est exprimée par les équations qui suivent :

$$L_{1,i} = \mu A_i(e), \quad \text{pour } i = 1, 2 \dots j \quad (\text{II.5})$$

$$L_{1,i} = \mu B_i(\Delta e), \quad \text{pour } i = 1, 2 \dots j \quad (\text{II.6})$$

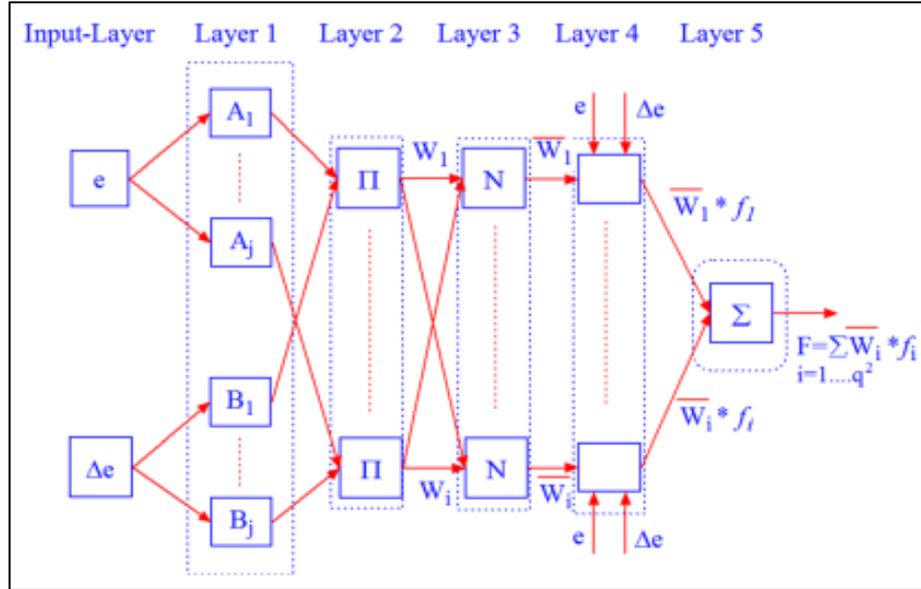


Figure II-3 : Architecture d'ANFIS à deux entrées (Alice et al., 2020).

En général, la fonction d'appartenance « Membership Function (MF) » de chaque nœud est attribuée en utilisant souvent une fonction d'appartenance Gaussienne ; cette dernière est exprimée comme suit :

$$f(x, \sigma, c) = \exp \frac{-(x-c)^2}{2\sigma^2} \quad (II.7)$$

Les paramètres de centre et de largeur sont appelés paramètres non-linéaires, et ils sont ajustés au cours du processus d'apprentissage.

Couche 2 : Le nœud de cette couche est connu sous le nom de nœud fixe, et il est représenté par le symbole « $\Pi =$ produit ». La sortie de ce nœud est obtenue à partir du produit des signaux de nœud de couche 1. La fonction de ce nœud est exprimée par :

$$L_{2,i} = W_i = \mu_{A_i}(e)\mu_{B_i}(\Delta e), \quad \text{pour } i = 1, 2, \dots, j^2 \quad (II.8)$$

Couche 3 : Pour cette couche, le nœud est fixe et il est représenté par le symbole « $N =$ normalisation ». La sortie de ce nœud est calculée en prenant le rapport de la valeur du poids de chaque nœud à la somme des valeurs de tous les poids des nœuds ; soit :

$$L_{3,i} = \bar{W}_i = \frac{W_i}{\sum_{i=1}^{j^2} W_i} \quad (II.9)$$

Couche 4 : Ce nœud de couche est désigné comme un nœud adaptatif ; sa fonction est exprimée comme suit :

$$L_{4,i} = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_i e + q_i \Delta e + r_i) \quad (II.10)$$

Les paramètres linéaires du réseau ANFIS sont ajustés par la méthode des moindres carrés.

Couche 5 : Cette couche, connue comme la couche de sortie, possède un nœud fixe et est désignée par le symbole « \sum = sommation ». La technique de la moyenne pondérée est utilisée pour calculer la sortie de cette couche et elle est donnée par l'équation qui suit :

$$L_{5,i} = \sum_{i=1}^{j^2} \bar{W}_i f_i = \frac{\sum_{i=1}^{j^2} W_i f_i}{\sum_{i=1}^{j^2} W_i} \quad (\text{II.11})$$

L'implémentation d'ANFIS sous le logiciel Matlab suit généralement plusieurs étapes de base ; à savoir :

1- Collecte des données : Obtenir un ensemble de données comportant des variables d'entrée et la variable cible à prédire.

2- Choix du nombre de fonctions d'appartenance et de leur type : Sélectionner le nombre de fonctions d'appartenance pour chaque variable d'entrée. Choisir le type de fonction d'appartenance (par exemple : triangulaire, Gaussienne, etc.) pour chaque MF.

3- Entraînement du réseau : Spécifier le nombre d'époques d'entraînement et d'autres paramètres d'optimisation.

4- Évaluation du modèle ANFIS : Utiliser le réseau entraîné pour faire des prédictions sur de nouvelles données. Évaluer la performance du modèle en comparant les prédictions aux valeurs cibles.

II.2.3 Machine à vecteurs de support

L'analyse des données par la technique de machine à vecteurs de support (SVM) est un outil populaire d'apprentissage automatique pour la classification et la régression ; d'abord identifiée par (Vapnik et al., 1992), la SVM est considérée comme une méthode non paramétrique car elle repose sur des fonctions de noyau. L'objectif de la SVM est de trouver un hyperplan et de maximiser la marge qui fait référence à l'espace entre l'hyperplan et les points de données les plus proches (Gholami & Fakhari, 2017 ; Salcedo-Sanz et al., 2014).

Comme l'approche ANN, les données sont préalablement divisées en bases d'entraînement et de test. Après l'entraînement, des prédictions seront générées pour la base de test ainsi que pour l'ensemble des données. Aussi, les coefficients du modèle de régression SVM seront extraits y compris les vecteurs de support et le biais qui seront utilisés pour construire l'équation de la fonction de régression selon la formulation qui suit :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(X_i, x) + b \quad (\text{II-12})$$

Le tableau qui suit reporte les différents types de fonctions du noyau $K(x, y)$.

Type	Fonction
Linéaire	$K(x, y) = x^T y$
Quadratique	$K(x, y) = (1 + x^T y)^2$
Cubique	$K(x, y) = (1 + x^T y)^3$
Fine Gaussienne	$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\ x - y\ ^2}{2\sigma^2}\right)$
Moyenne Gaussienne	
Grossière Gaussienne	

Tableau II-2 : Différentes fonctions du noyau.

La fonction Gaussienne est aussi connue sous le nom « Radial Basis Function (RBF) ».

La figure qui suit montre la représentation graphique des fonctions du noyau.

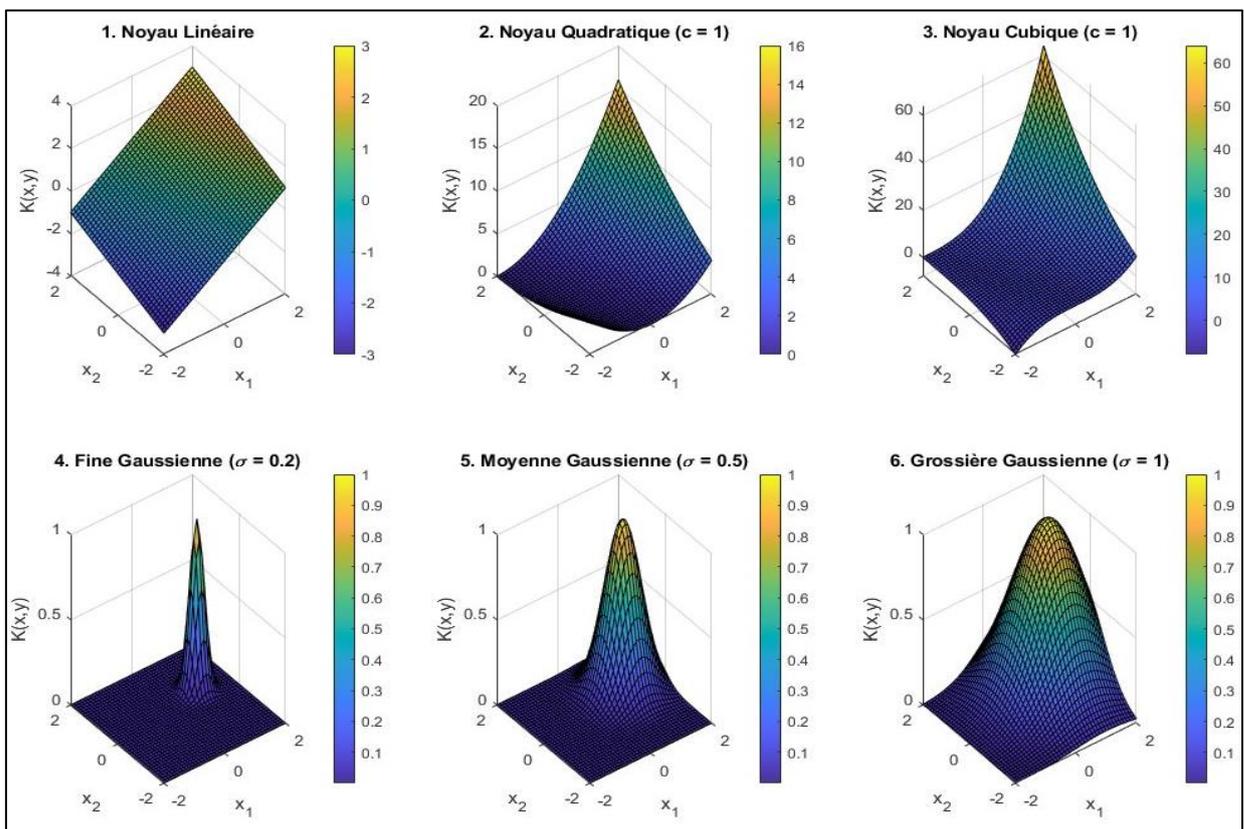


Figure II-4 : Représentation graphique 3D des fonctions du noyau.

Les étapes de base pour une mise en œuvre d'une SVM sont énumérées comme suit :

- 1- Collecte des données : Former un ensemble de données comportant les entrées et les observations.

- 2- Normalisation des données : Il est généralement recommandé de normaliser les données pour s'assurer que toutes les caractéristiques contribuent de manière égale.
- 3- Choix de la fonction du noyau : Sélectionner un noyau approprié (linéaire, quadratique, cubique, etc.).
- 4- Construction du modèle : Utiliser la base d'entraînement pour définir un modèle entraîné.
- 5- Optimisation des paramètres : Ajustez les hyperparamètres du modèle pour obtenir les meilleures performances.
- 6- Prédiction : Utilisez le modèle entraîné pour produire des prédictions sur de nouvelles données.

II.2.4 Régression par processus Gaussien

Les processus Gaussiens (GP) ont d'abord été développés pour analyser des fonctions aléatoires et ont été introduits dans des travaux pionniers de la théorie des probabilités par Wiener et Kolmogorov dans les années 1940 mais ils ont évolué pour être appliqués dans des cadres modernes en apprentissage automatique (Rasmussen et al., 2010).

En apprentissage automatique, les GP constituent une méthode probabiliste puissante connue pour exceller dans des tâches supervisées telles que la classification et la régression (Ghahramani, 2015). Les GPR démontrent des performances significatives, notamment pour interpoler efficacement des ensembles de données de petite taille tout en étant mieux adaptés aux problèmes en dimensions réduites grâce à leur conception mathématique efficace (Schweidtmann et al., 2021).

Étant donné un ensemble de données (x_i, y_i) pour l'apprentissage avec (x_i) et (y_i) sont respectivement les entrées et les cibles. La fonction modèle qui relie (x_i) et (y_i) peut être exprimée comme suit (Do et al., 2007) :

$$y_i = f(x_i) + \zeta_i \quad (\text{II.13})$$

Où $\zeta_i = N(0, \sigma_i^2)$ indique le modèle du bruit avec une moyenne nulle.

Pour un processus Gaussien (GP), les observations peuvent être définies en utilisant l'équation qui suit :

$$(x_i) \approx \text{GP}(m(x_i), k(x, x')) \quad (\text{II.14})$$

Le tableau II-3 reporte différents types des fonctions de covariance $k(x, x')$.

Type	Fonction
« Squared Exponential »	$k(x, x') = \sigma_i^2 \exp\left(-\frac{\ x - x'\ ^2}{2\sigma_1^2}\right)$
« Exponential »	$k(x, x') = \sigma_i^2 \exp\left(-\frac{\ x - x'\ }{\sigma_1}\right)$
« Matern 3/2 »	$k(x, x') = \sigma_i^2 \left(1 + \frac{\sqrt{3}\ x - x'\ }{\sigma_1}\right) \exp\left(-\frac{\sqrt{3}\ x - x'\ }{\sigma_1}\right)$
« Matern 5/2 »	$k(x, x') = \sigma_i^2 \left(1 + \frac{\sqrt{5}\ x - x'\ }{\sigma_1} + \frac{5\ x - x'\ ^2}{3\sigma_1^2}\right) \exp\left(-\frac{\sqrt{5}\ x - x'\ }{\sigma_1}\right)$
« Rational Quadratic »	$k(x, x') = \sigma_i^2 \left(1 + \frac{\ x - x'\ ^2}{2l\sigma_1^2}\right)^{-\ell}$

Tableau II-3 : Fonctions de covariance.

La figure qui suit reporte la représentation graphique des fonctions de covariance.

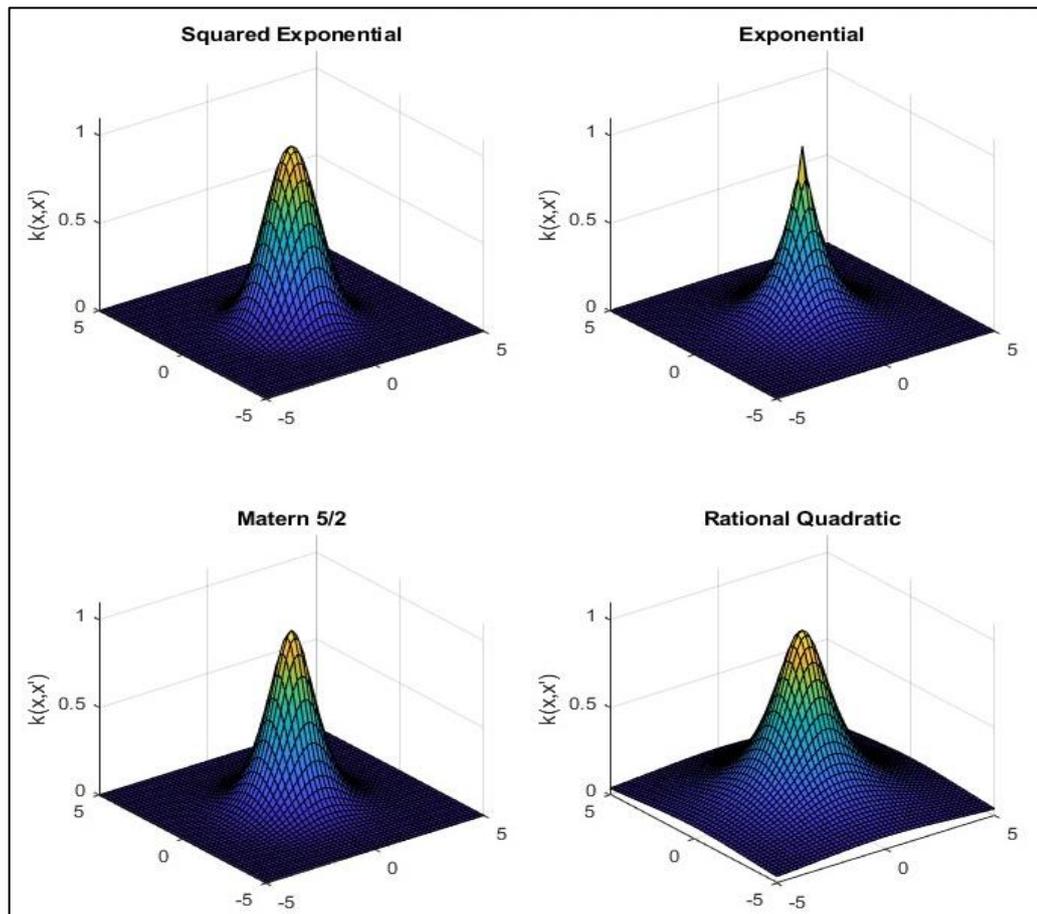


Figure II-5 : Représentation graphique des fonctions de covariance.

Nous allons entamer maintenant la modélisation par algorithme génétique.

II.3 Modélisation par algorithme génétique

L'algorithme génétique (GA) est un type d'algorithme évolutionnaire utilisé pour résoudre des problèmes d'optimisation qui impliquent la recherche d'un minimum ou d'un maximum d'une fonction objectif. Un avantage de l'utilisation d'un algorithme génétique est qu'il peut trouver des solutions à des problèmes difficiles ou impossibles à résoudre à l'aide de méthodes traditionnelles. Il peut également être utilisé pour résoudre des problèmes ayant plusieurs objectifs ou contraintes.

II.3.1 Contextes biologiques

L'algorithme est basé sur les principes de la sélection naturelle, de la recombinaison génétique et de la mutation. L'algorithme commence par initialiser une population aléatoire de chromosomes. Les chromosomes les plus adaptés sont sélectionnés pour la reproduction, et leur matériel génétique est combiné par le biais de la recombinaison et de la mutation pour produire une nouvelle génération de chromosomes. Le processus de **sélection** naturelle de l'algorithme génétique démarre par le choix des individus les plus adaptés parmi une population d'individus éligibles répondant ou satisfaisant à la condition initiale d'éligibilité. Ces individus sélectionnés produiront une descendance qui héritera des caractéristiques des parents et sera ajoutée à la génération qui suit. Si les parents ont une meilleure adaptation, leur descendance sera meilleure que les parents et aura plus de chances de survivre. Ce processus se répète et à la fin, une génération avec les individus les plus adaptés sera trouvée.

Donc, le processus s'initie par un groupe d'individus appelé population. Chaque individu est une solution au problème. Un individu est caractérisé par un ensemble de variables dites gènes. Ces derniers sont regroupés en une chaîne pour constituer un chromosome. L'ensemble des gènes d'un individu est affiché à l'aide d'une chaîne. L'encodage du chromosome peut être réalisé par diverses méthodes et le choix de la méthode dépend généralement de la structure du problème d'optimisation et des exigences de précision. Certaines des techniques d'encodage populaires comprennent l'encodage binaire, l'encodage arborescent, l'encodage par permutation et l'encodage par valeur.

La conception de la fonction de fitness est très essentielle dans l'algorithme génétique car la sortie désirée dépend fortement de la conception de la fonction de fitness (Kour et al., 2015). La fonction de fitness évalue la pertinence d'une solution (individu) en lui attribuant un score

reflétant son adéquation au problème. Ce score détermine sa probabilité d'être sélectionné pour la reproduction, guidant l'optimisation vers un objectif (maximisation/minimisation).

Pour optimiser le patrimoine génétique d'une population, la reproduction privilégie les individus les plus adaptés. La sélection statistique identifie les meilleurs candidats et filtre les solutions sous-optimales, s'appuyant sur l'évaluation des chromosomes (attribution d'un score de qualité). Cette phase clé garantit l'amélioration des solutions via le choix des chromosomes prometteurs pour générer la génération suivante. Parmi les méthodes de sélection parentale, on distingue trois stratégies de sélection parentale différentes décrites ci-dessous.

- 1- Sélection par tournoi : Un échantillon aléatoire des membres de la population est sélectionné et le membre meilleur dont la fonction de fitness est choisie comme parent.
- 2- Sélection par roulette : Chaque membre est sélectionné comme parent avec une probabilité.
- 3- Sélection élitiste : Les membres de la population sont triés par ordre de fitness, et les meilleurs membres sont choisis avec une probabilité égale en tant que parents.

Le **croisement** est un processus cellulaire qui se produit pendant la méiose lorsque les chromosomes du même type sont alignés ensemble. Lorsque deux chromosomes d'une mère et d'un père sont alignés, des parties du chromosome peuvent être échangées. Les deux chromosomes contiennent les mêmes gènes mais peuvent avoir des formes différentes des gènes (Wetterstrand, 2021).

Normalement, la **mutation** a lieu après le croisement. Cet opérateur applique les modifications de manière aléatoire à un ou plusieurs "gènes" pour produire une nouvelle progéniture, créant ainsi de nouvelles solutions adaptatives. Si un taux de mutation faible est choisi, le GA convergera très rapidement mais il n'est pas garanti de converger vers l'optimum global. Si, en revanche, un taux de mutation élevé est utilisé, l'algorithme convergera plus régulièrement vers l'optimum global mais prendra un très grand nombre de générations pour converger.

En résumé, la figure qui suit synthétise les différentes étapes d'un GA.

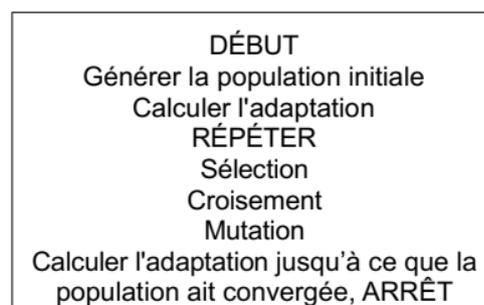


Figure II-6 : Etapes d'un algorithme génétique (Chudasama et al., 2011).

Cette dernière figure est un pseudocode d'une implémentation d'algorithme génétique pour la résolution de problèmes. Elle montre les différentes étapes et procédures qui sont entreprises lors de l'exécution d'une solution basée sur un algorithme génétique.

Une considération importante dans l'utilisation d'un algorithme génétique pour l'optimisation polynomiale est le choix de la représentation des chromosomes. Des représentations binaires ou entières peuvent être utilisées ; chaque bit ou entier représente un coefficient dans le polynôme. Alternativement, une représentation en virgule flottante peut être utilisée où chaque chromosome représente un ensemble de coefficients qui peuvent être utilisés pour construire le polynôme. Pour les tâches de classification où l'apprentissage supervisé est utilisé, des mesures d'erreur telles que la distance Euclidienne et la distance de Manhattan ont été largement utilisées comme fonction de fitness.

II.3.2 Ajustement polynomial par algorithme génétique

Clegg et al. (Clegg et al., 2005) ont examiné l'utilisation d'un algorithme génétique pour optimiser la forme fonctionnelle d'un ajustement polynomial à des données expérimentales ; l'objectif étant de localiser l'optimum global des données. La population dans ce GA particulier est composée de chaînes d'entiers où chaque chaîne représente un polynôme particulier. Une puissance maximale pour chaque terme dans le polynôme et un nombre maximal de termes dans le polynôme sont prédéfinis avant le début du GA. À noter que le « terme » fait référence à un groupe de variables comme : $(a_1 \cdot x_1^2 \cdot x_2^4 \cdot x_3^1 \cdot x_n^p)$.

Un exemple de représentation d'un polynôme particulier par une chaîne d'entiers est donné comme suit :

$$a_1 x_1^5 x_2^2 x_3^1 + a_2 x_1^0 x_2^2 x_3^3 + a_3 x_1^1 x_2^7 x_3^0 + a_4 x_1^0 x_2^0 x_3^0 \quad (\text{II.15})$$

Ce polynôme, qui comporte quatre termes et trois variables, est représenté dans le GA par une chaîne d'entiers $\{(5, 2, 1), (0, 2, 3), (1, 7, 0), (0, 0, 0)\}$.

Donc, la population initiale est un ensemble de polynômes choisis au hasard. Un nombre aléatoire est choisi pour représenter le nombre de termes dans le polynôme (qui doit être inférieur au nombre maximum de termes) et des séquences aléatoires d'entiers sont choisies comme puissances (avec la restriction que leur somme pour chaque terme doit être inférieure à la puissance maximale). Si un terme est déjà choisi pour le polynôme actuel, il est rejeté, car les termes répétés ne sont pas autorisés.

Pour le modèle prédictif réalisé à l'aide de la fonction GAPOLYFITN dans le logiciel

Matlab, cette dernière implémente une méthode d'utilisation du GA pour optimiser la forme d'un polynôme, c'est-à-dire réduire le nombre de termes requis par rapport à un ajustement par les moindres carrés en utilisant tous les termes possibles. De plus, cette fonction génère une population de formes polynomiales, qui sont chacune un sous-ensemble de l'ensemble des termes possibles et les évalue pour leur ajustement aux données du modèle par la valeur de R^2 renvoyée par la fonction POLYFITN.

Nous allons maintenant aborder les aspects liés à la modélisation numérique d'un usinage.

II.4 Modélisation numérique de l'usinage

La modélisation numérique de l'usinage repose généralement sur la méthode des éléments finis (MEF) mise en œuvre dans des progiciels tels que Deform®, Abaqus® et AdvantEdge™. Cette approche permet d'estimer certaines grandeurs difficiles à mesurer expérimentalement et de résoudre des équations aux dérivées partielles (EDP). Elle modélise un domaine physique en le décomposant en un assemblage fini d'éléments discrets désignés sous le terme d'éléments finis (EF). Cette décomposition permet de simplifier la complexité des systèmes en analysant des comportements locaux contribuant ainsi à une meilleure compréhension des phénomènes thermiques et mécaniques impliqués. La figure qui suit illustre les types d'éléments finis.

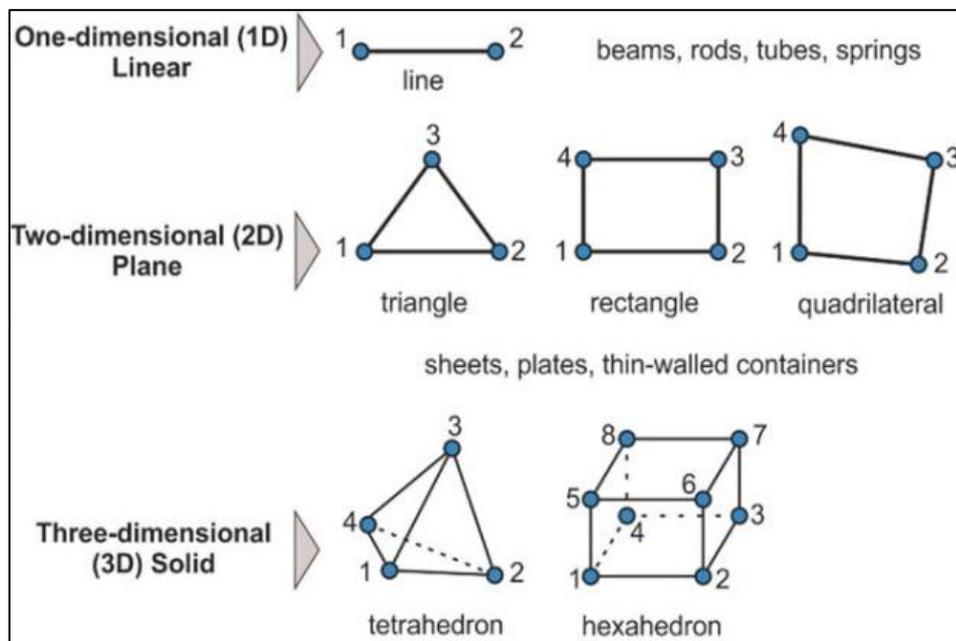


Figure II-7 : Types d'éléments finis (Kyratsis et al., 2023).

Cette section se concentre sur l'application de la MEF à la simulation numérique de la coupe oblique (voir figure II-8) en examinant les équations gouvernantes, les différentes formulations

et lois de comportement, ainsi que les modèles tribologiques.

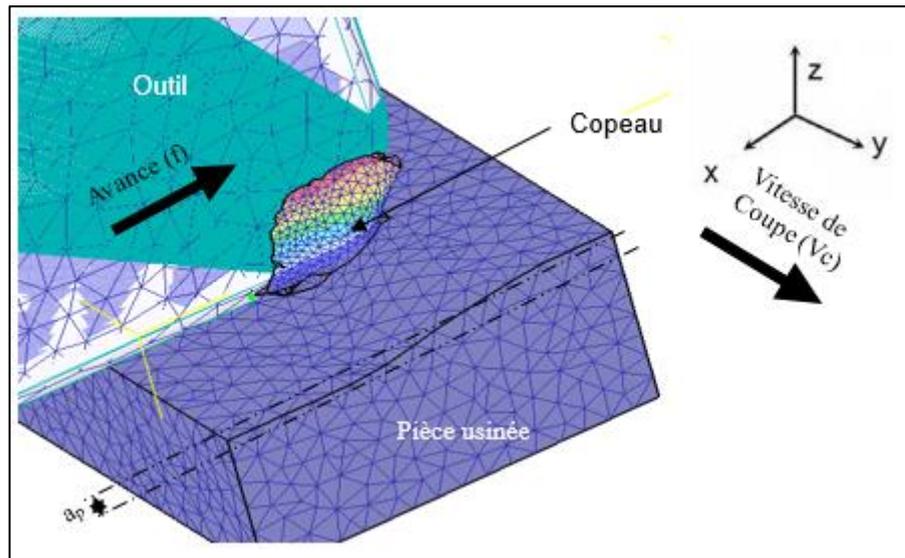


Figure II-8 : Modèle numérique en coupe oblique.

II.4.1 Equations gouvernantes

Les équations de mouvement, généralement dérivées à partir des principes fondamentaux de la mécanique comme le principe des travaux virtuels ou l'équilibre des forces et des moments, modélisent le comportement dynamique du système ; soit :

$$P = \int_V \bar{\sigma} \dot{\epsilon} dV - \int_S F_i u_i dS \quad (\text{II.16})$$

Le processus d'usinage est un processus fortement dissipatif, générant une importante quantité de chaleur due à la déformation plastique du matériau et au frottement entre l'outil et la pièce. Cette chaleur influence considérablement le comportement mécanique des matériaux affectant ainsi la plasticité, la résistance et la ductilité. La modélisation du transfert de chaleur est donc essentielle pour une simulation précise de l'usinage. Des analyses thermomécaniques couplées sont souvent utilisées pour prendre en compte l'interaction entre le champ de température et le champ de déformation (Li et al., 2021), (Singh et al., 2010). Ces simulations couplées permettent de prédire avec plus de précision la distribution de la température et les contraintes résiduelles dans la pièce usinée.

L'équation différentielle régissant le transfert thermique, en régime stationnaire, est donnée par (Ramesh et al., 1999) :

$$K \left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) - \rho C_p \left(v_x \frac{\partial T}{\partial x} + v_y \frac{\partial T}{\partial y} + v_z \frac{\partial T}{\partial z} \right) + \dot{Q}_g = 0 \quad (\text{II.17})$$

Avec (\dot{Q}_g) est le cumul des termes-sources relatifs à la déformation plastique dans les zones primaire et secondaire, et au frottement à l'interface outil-copeau.

En usinage, les deux modes principaux de transfert thermique sont la conduction et la convection. En conduction, le transfert d'énergie thermique se produit via un support solide entre l'outil/le copeau/la pièce. Les trois principales régions où la chaleur est générée lors du processus de coupe sont illustrées sur la figure II-9. Le flux de chaleur, vers l'environnement, à partir des surfaces libres de l'outil et de la pièce peut être calculé par la loi de de Newton (Ramesh et al., 1999) :

$$Q_{\text{conv}} = h_{\text{conv}} S (T_w - T_{\text{env}}) \quad (\text{II.18})$$

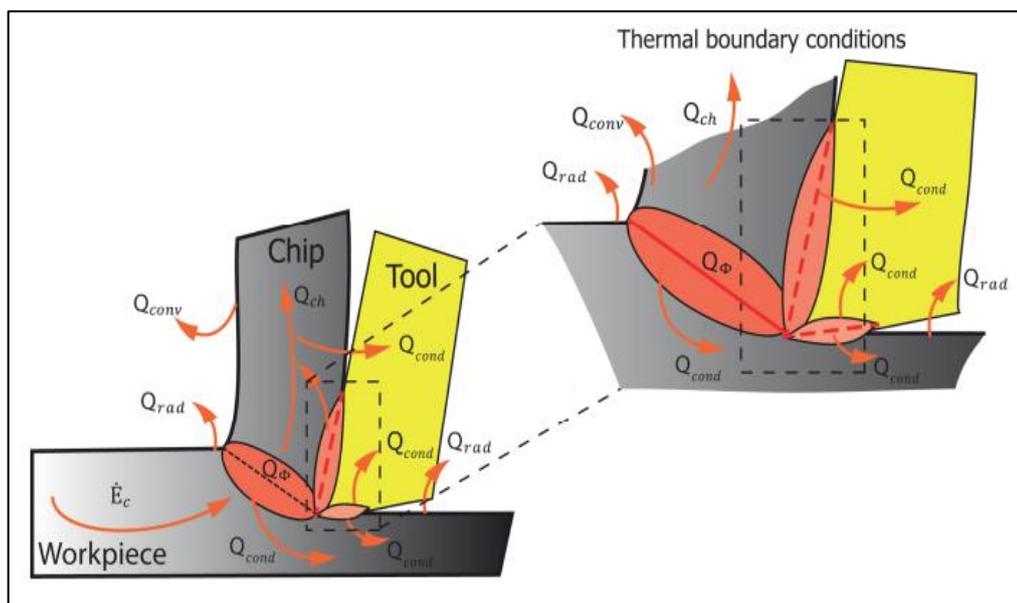


Figure II-9 : Différents modes de transfert de chaleur dans un usinage à sec (Alagan, 2017).

Aussi, il existe deux méthodes principales pour intégrer les équations dynamiques dans les applications d'éléments finis : les méthodes implicites et explicites.

✓ Les méthodes implicites utilisent le schéma de Newmark pour le calcul, réduisant le problème à une série de solutions quasi-statiques avec des charges dépendantes du temps. Le pas de temps peut être relativement grand car chaque étape nécessite la résolution d'un système d'équations accompagnée d'itérations d'équilibrage. Bien que l'intégration soit inconditionnellement stable avec une matrice de rigidité linéaire, des pas réduits sont nécessaires pour les processus à grande vitesse où les charges inertielles jouent un rôle majeur pour des calculs plus précis.

✓ Les méthodes explicites se basent sur des relations de récurrence pour exprimer les

déplacements, vitesses et accélérations à chaque étape à partir des valeurs précédentes. L'utilisation d'une matrice de masse concentrée permet de simplifier le calcul par inversion, ce qui réduit le temps d'itération. Les pas de temps doivent être suffisamment petits pour décrire correctement la distribution de masse.

II.4.2 Différentes formulations et lois de comportement

La méthode des éléments finis offre plusieurs formulations pour simuler l'usinage, chacune présentant des avantages et des inconvénients spécifiques en fonction des caractéristiques du processus simulé. Le choix de la formulation appropriée est crucial pour la précision et l'efficacité de la simulation. Les formulations Lagrangienne (L), Eulérienne (E) et Arbitraire Lagrangienne-Eulérienne (ALE) sont les plus couramment utilisées (Korendyasev, 2020) ; la figure II-10 schématise ces trois approches.

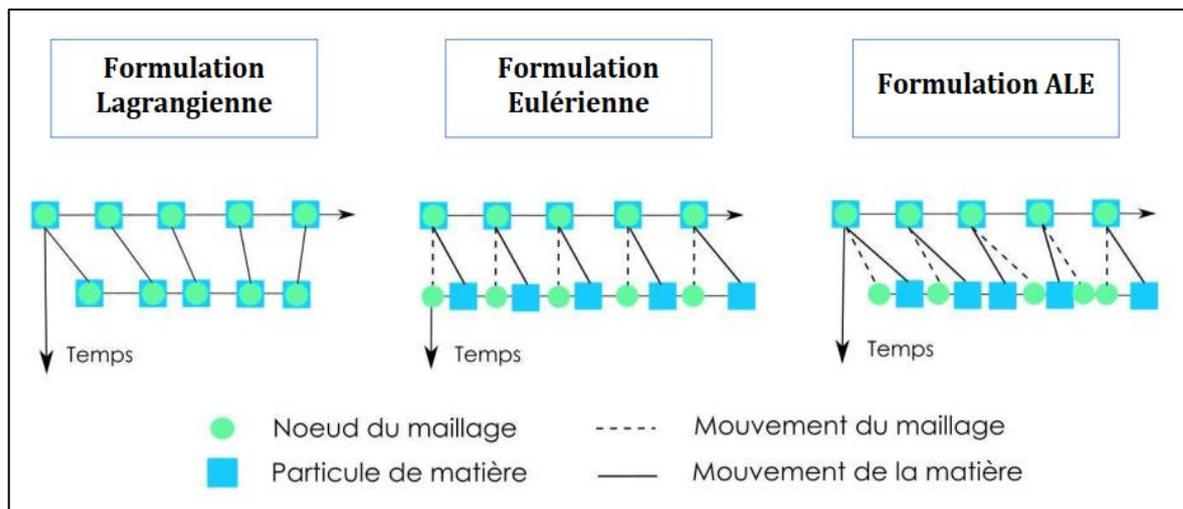


Figure II-10 : Approches Lagrangienne, Eulérienne et ALE (Guediche, 2017).

✓ La formulation Lagrangienne suit le mouvement de chaque particule de matière au cours du processus d'usinage ; chaque nœud du maillage suit le mouvement du matériau. Cette approche est intuitive et facile à comprendre mais elle présente des limitations significatives pour la simulation de l'usinage. En effet, les grandes déformations et le cisaillement intense qui se produisent dans la zone de coupe entraînent des distorsions importantes du maillage conduisant ainsi à des erreurs numériques et à une perte de précision. Dans certains cas extrêmes, la distorsion du maillage peut même rendre la simulation impossible (Korendyasev, 2020).

✓ Dans la formulation Eulérienne, les nœuds du maillage restent fixes et le matériau

traverse le maillage. Cette approche est particulièrement bien adaptée à la simulation de phénomènes impliquant de grands déplacements comme la rupture du copeau. Cependant, elle présente des difficultés à suivre précisément les interfaces entre les différents matériaux (outil, copeau, pièce), ce qui peut affecter la précision de la simulation du frottement et du transfert de chaleur à ces interfaces (Korendyasev, 2020).

✓ La formulation Arbitraire Lagrangienne-Eulérienne combine les avantages des deux approches 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. Cela permet de contrôler la distorsion du maillage et d'améliorer la précision de la simulation même en présence de grandes déformations (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 du maillage.

Aussi, 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. Le tableau II-4 présente une brève comparaison en matière d'avantages et d'inconvénients relatifs aux modèles 2D et 3D.

Modèle	Avantages	Inconvénients
2D	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Configuration du modèle simple. ➤ Temps de calcul courts. ➤ Offre une approximation précise de la plupart des formes de copeaux. ➤ Permet d'identifier la profondeur des contraintes résiduelles. ➤ Fournit les températures générées, ainsi que l'usure de l'outil en dépouille et en cratère. 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Utilise une géométrie simplifiée de l'outil où seuls l'angle de coupe, l'angle de dépouille et le rayon d'acuité interviennent dans la modélisation du processus. ➤ L'étude se déroule dans un plan, ce qui néglige plusieurs caractéristiques importantes du processus réel. ➤ La prédiction des forces est moins précise qu'avec un modèle 3D.

3D	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Intègre la géométrie complète de l'outil, permettant l'utilisation d'outils complexes. ➤ Fournit une modélisation réaliste de la formation des copeaux. ➤ Permet l'analyse et mesures de toutes les dimensions des copeaux. ➤ Offre la prédiction des trois composantes de l'effort de coupe (F_x ; F_y ; F_z). ➤ Permet une simulation complète des contraintes résiduelles. ➤ Génère des données sur le taux d'usure de l'outil. ➤ Rend possible l'étude de la répartition des zones de température en trois dimensions. 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Dépend fortement des ressources informatiques robuste. ➤ Les temps de calcul peuvent être longs. ➤ La configuration du modèle est plus complexe par rapport à un modèle 2D.
----	---	---

Tableau II-4 : Etats comparatifs des modèles 2D et 3D.

La simulation précise de l'usinage nécessite une représentation fidèle du comportement mécanique des matériaux impliqués ; à savoir : l'outil et la pièce. Cela implique l'utilisation de lois rhéologiques des matériaux qui capturent les phénomènes physiques pertinents tels que la plasticité, la viscosité et l'effet de la température. Ces lois décrivent la relation entre les contraintes et les déformations dans le matériau. Pour les processus d'usinage, les principaux modèles utilisés dans la simulation d'usinage par la MEF sont illustrés dans le tableau II-5.

Référence	Modèle rhéologique	Paramètres
(Johnson & Cook, 1983)	$\bar{\sigma} = (\bar{A} + \bar{B}\epsilon^n) \left(1 + \bar{C} \ln \left(\frac{\dot{\epsilon}}{\dot{\epsilon}_0} \right) \right) \left[1 - \left(\frac{T - T_0}{T_{\text{fusion}} - T_0} \right)^m \right]$	\bar{A} , \bar{B} , \bar{C} , n et m
(Oxley & Hastings, 1977)	$\bar{\sigma} = \sigma_1 (T, \dot{\epsilon}) \epsilon^{n_0(T, \dot{\epsilon})}$	σ_1 et n_0
(Zerilli & Armstrong, 1987)	<p>Pour un réseau cubique centré</p> $\bar{\sigma} = C_0 + C_1 \exp \left[-C_3 T + C_4 T \ln \left(\frac{\dot{\epsilon}}{\dot{\epsilon}_0} \right) \right] + C_5 \epsilon^n$ <p>Pour un réseau cubique à faces centrées</p> $\bar{\sigma} = C_0 + C_2 \epsilon^n \exp \left[-C_3 T + C_4 T \ln \left(\frac{\dot{\epsilon}}{\dot{\epsilon}_0} \right) \right]$	$C_0, C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, n$

(Maekawa et al., 1983)	$\bar{\sigma} = \sigma_1 (T, \dot{\varepsilon}) \left(\int_{\text{path}} e^{\frac{\bar{K}}{T} \dot{\varepsilon}^{-\frac{m}{n}}} d\varepsilon \right)^n$	\bar{K}, n, m
(Marusich & Ortiz, 1995)	$\left(1 + \frac{\dot{\varepsilon}_p}{\dot{\varepsilon}_0} \right) = \left(\frac{\bar{\sigma}}{g(\varepsilon_p)} \right)^{m_1} \quad \text{si } \dot{\varepsilon}_p < \dot{\varepsilon}_t$ $\left(1 + \frac{\dot{\varepsilon}_p}{\dot{\varepsilon}_0} \right) \left(1 + \frac{\dot{\varepsilon}_t}{\dot{\varepsilon}_0} \right)^{m_2-1} = \left(\frac{\bar{\sigma}}{g(\varepsilon_p)} \right)^{m_1} \quad \text{si } \dot{\varepsilon}_p > \dot{\varepsilon}_t$ $g(\varepsilon_p) = [1 - \alpha_d (T - T_0)] \sigma_0 \left(1 + \frac{\varepsilon_p}{\varepsilon_0} \right)^{\frac{1}{n}}$	$m_1, m_2, \alpha_d, \sigma_0, n$
(Cowper & Symonds, 1957)	$\bar{\sigma} = \sigma_{\text{statique}} \left(1 + \left(\frac{\dot{\varepsilon}}{D} \right)^{\frac{1}{p}} \right)$	D, \bar{p}
(Sadeghifar et al., 2018)	$\bar{\sigma} = \sigma_0 \left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0} \right)^n \left(\frac{\dot{\varepsilon}}{\dot{\varepsilon}_0} \right)^m \left(\frac{T}{T_0} \right)^{\bar{p}}$	σ_0, n, m, \bar{p}

Tableau II-5 : Principaux modèles rhéologiques (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. L'identification de ces paramètres nécessite souvent une combinaison de tests expérimentaux et d'analyses inverses.

II.4.3 Modèles de frottement et conditions aux limites

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 (Khajezadeh et al., 2015). Le tableau II-6 présente quelques modèles de frottement utilisés dans la modélisation de la coupe des métaux.

Modèle	Equation	Référence
Coulomb	$\tau = \mu \cdot \sigma_N$	(Aich, 2024)
Tresca	$\tau = \bar{m} \cdot k = \bar{m} \cdot \frac{\bar{\sigma}}{\sqrt{3}}$	
Merchant	$\mu = \frac{F_c \tan \gamma + F_f}{F_c - F_f \tan \gamma}$	
Coulomb-Orowan	$\tau = \min(\mu \cdot \sigma_N, k)$	
Zorev	$\tau = k$ si $\mu \cdot \sigma_N \geq k, 0 < x \leq h$	(Usui et al., 1981)
Usui	$\tau = k \left[1 - \exp\left(-\frac{\mu \cdot \sigma_N}{k}\right) \right]$	
Childs	$\tau = \bar{m} k \left[1 - \exp\left(-\frac{\mu \cdot \sigma_N}{\bar{m} \cdot k}\right)^n \right]^{1/n}$	(Childs & Maekawa, 1990)
Iwata et al.	$\tau = \frac{HV}{0.07} \tanh\left(\frac{\mu \cdot \sigma_N}{HV_{0.07}}\right)$	(Iwata et al., 1984)
Sekhon and Chenot	$\tau = -\alpha_f k \ v_f\ ^{p-1} v_f$	(Sekhon & Chenot, 1993)
Yang & Liu	$\tau = \sum_{i=0}^4 \mu_i \sigma_N^i$	(Yang & Liu, 2002)

Tableau II-6 : Modèles de frottement.

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.

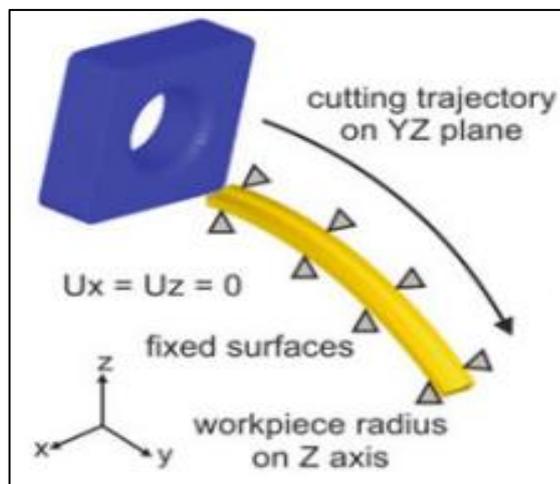


Figure II-11 : Conditions aux limites pour le processus de tournage (Kyratsis et al., 2023).

II.4.4 Formation du copeau

Deux méthodes existent pour permettre la simulation de la formation du copeau ainsi que sa segmentation :

- Avec un critère de séparation.
- Avec un critère d'endommagement.

✓ **Formation du copeau avec un critère de séparation** : Cette technique repose, dans un premier temps, sur la définition d'une ligne ou d'un chemin de coupe prédéterminé et matérialisé par un ensemble de nœuds dédoublés. Ces nœuds se détachent progressivement au fur et à mesure de l'avancée de l'outil ; la réduction des nœuds peut être régie par :

- Un critère géométrique, régi par la distance entre la pointe de l'outil et le nœud à détacher.
- Un critère physique, calculé directement au niveau du nœud à séparer.
- Ou une combinaison des deux critères.

La figure qui suit illustre la séparation du copeau sans effacement d'éléments.

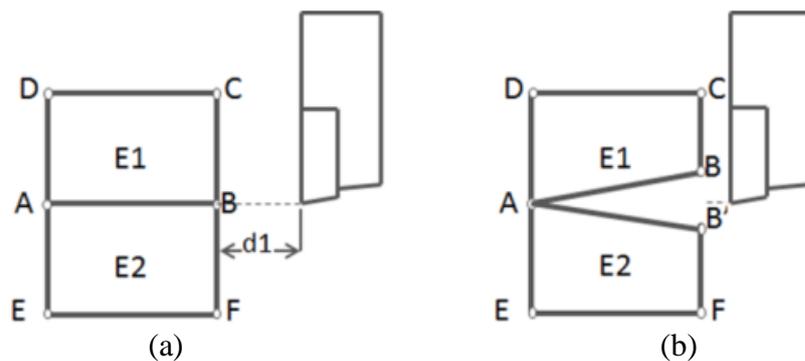


Figure II-12 : Séparation du copeau sans effacement d'éléments : (a) avant, (b) après (Korendyasev, 2020).

En 1996, Huang et al. (Huang et al., 1996) ont formulé un modèle basé sur un critère mécanique lié à la contrainte de cisaillement. Deux années après, Xie et al. (Xie et al., 1998) ont élaboré une approche reposant sur un critère physique orienté vers la déformation plastique. Dans le cadre d'une combinaison des critères géométriques et mécaniques, le critère mécanique demeure le principal mécanisme. Néanmoins, le critère géométrique agit de manière auxiliaire en prenant le relais lorsque les exigences du critère mécanique ne sont pas satisfaites.

✓ **Formation du copeau avec un critère d'endommagement** : Cette méthode repose sur la réalisation de la disjonction de la matière dans une région très fine appelée : chemin de coupe où le matériau suit une loi d'endommagement spécifique. Quand la limite d'endommagement est atteinte dans un élément au sein de cette zone, cet élément est alors exclu de la simulation

(représentant ainsi sa suppression).

Le tableau qui suit présente quelques modèles d'endommagement utilisés en simulation numérique sous le progiciel Deform-3D.

Modèle	Fonction
Cockroft & Latham	$\int^{\bar{\epsilon}} \sigma^* d\bar{\epsilon}$
Rice & Tracy	$\int^{\bar{\epsilon}} e^{\frac{\alpha \sigma_m}{\bar{\sigma}}} d\bar{\epsilon}$
Oyane	$\int^{\bar{\epsilon}} \left[1 + \frac{1}{a_0} \frac{\sigma_m}{\bar{\sigma}} \right] d\bar{\epsilon}$
Ayada	$\int^{\bar{\epsilon}} \frac{\sigma_m}{\bar{\sigma}} d\bar{\epsilon}$
Brozzo	$\int^{\bar{\epsilon}} \frac{2\sigma^*}{3(\sigma^* - \sigma_m)} d\bar{\epsilon}$

Tableau II-7 : Modèles d'endommagement [8].

Bien que des informations soient disponibles concernant la simulation de la formation du copeau et les modèles rhéologiques ou de contact, les procédures impliquées dans la simulation de l'usure restent une boîte noire (Binder et al., 2017).

II.4.5 Simulation numérique de l'usure des outils de coupe

La simulation numérique intégrant l'usure d'outils dépend de deux facteurs : la simulation de la formation du copeau et les méthodes implémentées dans une sous-routine d'usure de l'outil dans les logiciels de simulation (voir figure II-13).

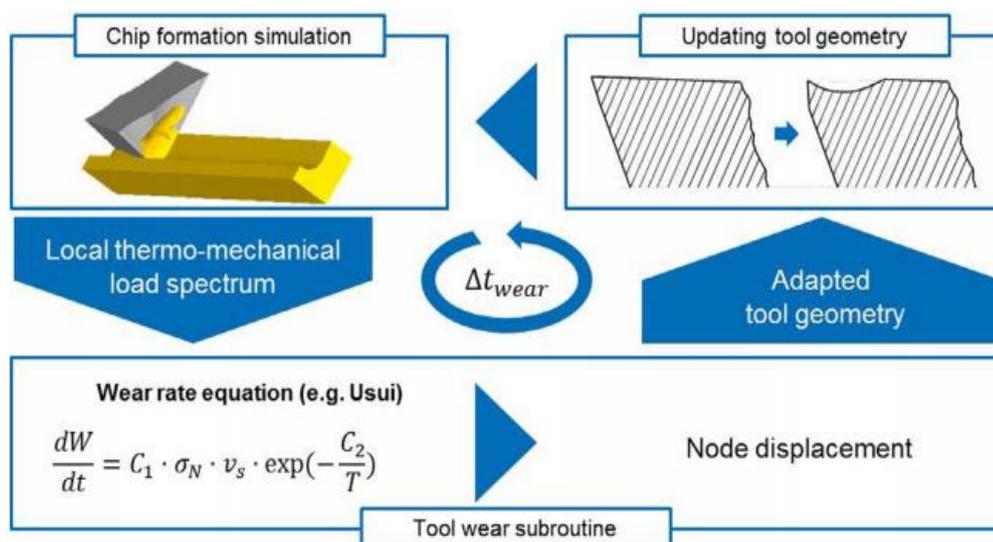


Figure II-13 : Séquence simulation de l'usure pour chaque pas Δt_{wear} (Binder et al., 2017).

Cette dernière figure illustre les étapes exécutées pour chaque séquence de simulation. Dans un premier temps, une simulation de la formation du copeau est réalisée jusqu'à ce qu'un état quasi-stationnaire soit atteint. Grâce à la simulation de la formation du copeau, le spectre de charge thermomécanique local agissant sur l'outil de coupe en régime permanent est déterminé. Ce spectre de charge est transféré à un sous-programme d'usure de l'outil défini par l'utilisateur. Au sein du sous-programme, ce spectre est utilisé pour calculer le taux d'usure local de l'outil sur la base d'un modèle d'usure. Par la suite, la géométrie de l'outil au sein de la simulation de formation du copeau est adaptée.

Une approche intuitive pour adapter la géométrie d'un objet en usure dans un état maillé serait de supprimer des éléments en raison des dommages d'usure. Cependant, pour une précision comparable, la densité de maillage du domaine de l'outil devrait être beaucoup plus élevée, ce qui entraînerait des temps de calcul très importants. De plus, la suppression d'éléments n'aboutirait pas à une usure requise.

La figure qui suit reporte la procédure générale d'appel d'une subroutine pour la prise en charge du phénomène d'usure.

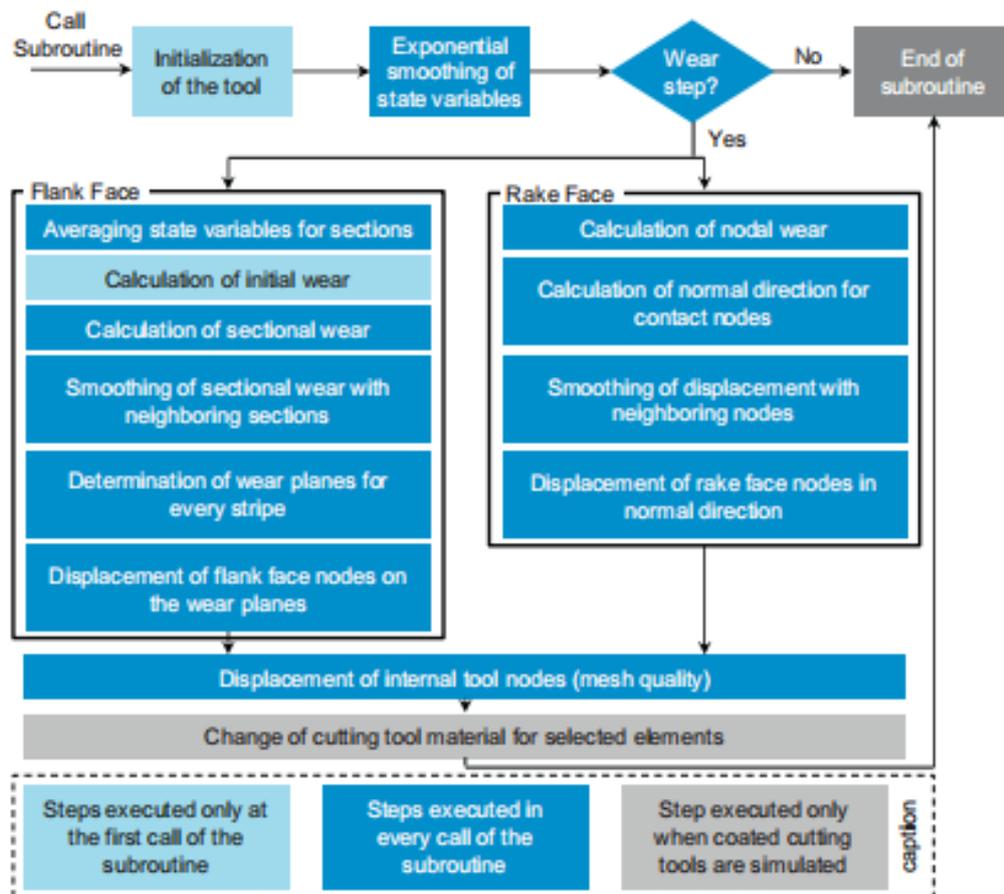


Figure II-14 : Procédure générale d'appel d'une subroutine (Binder et al., 2017).

Cette dernière figure donne un aperçu des processus exécutés dans le sous-programme utilisateur lorsqu'il est appelé pour l'outil après une étape de simulation. Un incrément d'usure est calculé et exécuté lorsque la simulation de formation du copeau est en état quasi-stationnaire. Une étape de simulation au cours de laquelle un incrément d'usure est effectué et appelée une étape d'usure. Chaque fois qu'une étape de simulation n'est pas une étape d'usure, le sous-programme d'usure de l'outil n'interfère pas avec la simulation de la formation du copeau. Dans ce cas, les variables définissant la charge thermomécanique sont soumises à un lissage exponentiel et le sous-programme est interrompu. Si le sous-programme est appelé dans une étape d'usure, qui est définie par une entrée utilisateur, les processus décrits dans la suite de cette section sont exécutés afin de calculer et de simuler l'incrément d'usure de l'outil.

La face de dépouille et la face de coupe de l'outil sont considérées séparément. Ensuite, une méthode maintenant une qualité de maillage suffisante est exécutée. Cela est nécessaire car le sous-programme d'usure de l'outil ne déplace que les nœuds de surface du domaine de l'outil, déformant les éléments tétraédriques. Pour des éléments sélectionnés du domaine de l'outil, l'assignation du matériau peut être modifiée. Les fonctions esquissées peuvent être regroupées dans les tâches suivantes :

1. Initialisation de l'outil de coupe et de l'arête de coupe.
2. Calcul des variables d'état pour les nœuds en contact.
3. Calcul des vecteurs de déplacement.
4. Changement d'assignation du matériau de coupe (optionnel pour les outils revêtus)

La figure II-15 montre un exemple de simulation de l'usure en dépouille.

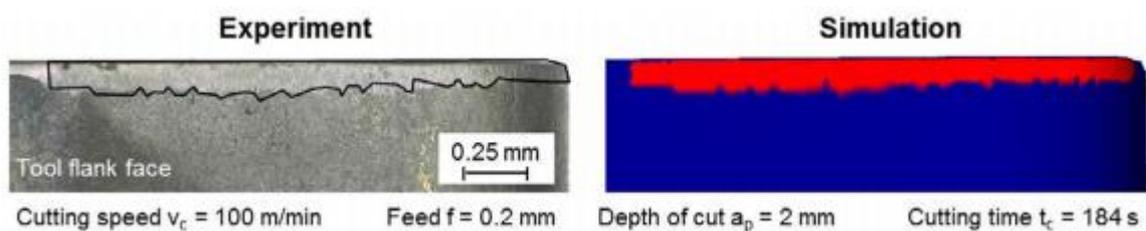


Figure II-15 : Exemple de simulation de l'usure en dépouille (Binder et al., 2017).

Attanasio et al. (Attanasio et al., 2008) ont été les premiers à appliquer la simulation de l'usure des outils à la coupe tridimensionnelle en modélisant l'usure lors du tournage longitudinal externe de l'acier AISI 1045 avec des outils en carbure de tungstène non revêtus. De leur côté, Muñoz et al. (Muñoz et al., 2011) ont ensuite examiné l'impact de la géométrie des outils usés sur les contraintes résiduelles générées durant le processus de coupe. En utilisant un modèle de

formation des copeaux basé sur la formulation ALE, ils ont testé diverses géométries d'outils usés afin de simuler l'impact de l'usure sur les contraintes résiduelles durant la coupe orthogonale de l'acier AISI 316L. Leurs résultats ont mis en évidence une corrélation satisfaisante entre les simulations et les investigations expérimentales. Il a été constaté que les contraintes résiduelles de traction augmentaient généralement avec l'usure des outils par rapport à la géométrie de référence non usée, constituant ainsi un effet indésirable pour la durabilité en fatigue.

Yen et al. (Yen et al., 2004) ont intégré le modèle du taux d'usure d'Usui dans une simulation 2D ; la progression continue de l'usure de l'outil a été approchée par une discrétisation temporelle en intervalles. Pour chaque intervalle, le spectre de charge thermomécanique est déterminé en effectuant une simulation de la formation des copeaux jusqu'à l'atteinte du régime permanent.

II.5 Modélisations relatives à l'usure des outils de coupe

En matière de modélisations relatives à l'usure des outils de coupe, on retrouve trois familles de prédictions ; à savoir :

- Les modèles de prédiction de la durée de vie.
- Les prédicteurs du taux d'usure.
- Les modélisations d'estimation de l'usure.

La première approche consiste à établir des équations empiriques qui relient la durée de vie de l'outil (L) aux conditions de coupe (paramètres de coupe, dureté, température). Ces équations sont communément appelées modèles de durée de vie de l'outil. Le tableau II-8 relate principalement l'extension du modèle de base de Taylor.

Modèle	Référence ou dénomination
$V_c L^n = C_1$	(Taylor, 1907)
$L = C_2 / V_c^p f^q a_p^r$	Taylor généralisé à l'avance et profondeur de passe
$V_c = C_3 / (L^m f^p a_p^q (HV/200^n))$	Taylor incluant la dureté
$TL^n = C_4$	Taylor incluant la température

Tableau II-8 : Modèles de prédiction de la durée de vie de l'outil.

La seconde approche, quant à elle, repose sur des équations analytiques qui établissent une relation entre le taux d'usure de l'outil en relation avec les mécanismes d'usure tels que

l'abrasion, l'adhésion et la diffusion dans la zone de coupe. Ces équations sont généralement appelées modèles de prédiction du taux d'usure de l'outil. Le tableau qui suit relate quelques modèles.

Modèle	Référence
$\dot{W} = C_1 V_s$	(Rabinowicz et al., 1961)
$\dot{W} = C_1 V_s \sigma_N$	(Archard, 1953)
$\dot{W} = C_1 V_s \sigma_N \exp\left(-\frac{C_2}{T}\right)$	(Usui et al., 1978)
$\dot{W} = C_1 \exp(-C_2 V_s \sigma_N)$	(Rech et al., 2018)
$\dot{W} = C_1 V_s + C_2 \exp\left(-\frac{C_3}{T}\right)$	(Takeyama & Murata, 1963)
$\dot{W} = C_1 V_s \sigma_N \exp\left(-\frac{C_2}{T}\right) + C_3(T) \exp\left(-\frac{C_4}{T}\right)$	(Attanasio et al., 2010)
$\dot{W} = C_1 V_s \exp\left(-\frac{C_2}{T}\right) + C_3 \sigma_N \exp\left(-\frac{C_4}{T}\right)$	(Zanger & Schulze, 2013)

Tableau II-9 : Modèles de prédiction du taux d'usure.

Notons que dans le présent travail, on s'intéresse à la prédiction du taux d'usure, en particulier, au modèle d'Usui et al. Ce dernier sera utilisé pour élaborer par la suite un modèle de prédiction de l'usure en dépouille.

II.6 Brève synthèse liée à la prédiction de l'usure des outils de coupe

Dans cette brève synthèse, nous allons relater quelques travaux de recherche réalisés dans le cadre de la prédiction de l'usure des outils de coupe. Dans un premier volet, nous présentons l'application des techniques d'apprentissage automatique, et dans un second volet, nous allons évoquer les modèles prédictifs analytiques et numériques liés à l'usure des outils de coupe.

Les machines à vecteurs de support ont fait leurs preuves comme l'a démontré (Agrawal et al., 2024). Ces techniques ont été utilisées avec succès pour le classement des états d'usure des outils, offrant ainsi des prévisions fiables en temps réel dans le cadre de la surveillance des outils d'usinage. Hoang et al. (Hoang et al., 2023) ont combiné les techniques GPR et ANFIS pour prédire la qualité de surface et les paramètres d'usure des outils pendant le processus de tournage, démontrant l'efficacité de ces méthodes dans la surveillance de l'usure des outils et de la qualité de surface. Thangarasu et al. (Thangarasu et al., 2023) se sont concentrés sur le modèle ANFIS pour prédire l'usure en dépouille lors du tournage de l'acier EN8. Le modèle

ANFIS, basé sur une structure en grille et des fonctions d'appartenance Gaussiennes, a démontré une précision notable témoignant de son efficacité pour modéliser les relations complexes entre les conditions d'usinage et l'usure. Ishak & Kiow (Ishak & Kiow, 2023) ont démontré que les arbres de décision boostés surpassaient les machines à vecteurs de support (SVM) pour prédire l'usure des outils.

Su et al. (Su et al., 2021) ont construit un modèle prédictif de l'usure des outils basé sur la SVR en apprenant la corrélation entre certaines caractéristiques du processus et l'usure des outils. Sada & Ikpeseni (Sada & Ikpeseni, 2021) se sont penchés sur l'évaluation des performances des ANN et d'ANFIS. Leur objectif était de modéliser et de prédire des réponses d'usinage telles que le taux d'enlèvement de métal ou l'usure de l'outil, dans le cadre d'opérations de tournage de l'acier AISI 1050. Pourmostaghimi et al. (Pourmostaghimi et al., 2020) explore l'utilisation des algorithmes génétiques pour optimiser les paramètres de coupe dans le tournage dur de l'acier AISI D2 tout en mettant l'accent sur la modélisation et la prédiction de l'usure des outils. Jimenez et al. (Jimenez et al., 2018) ont utilisé la technique SVM pour l'extraction de caractéristiques à partir d'images de surface usinées. Ces recherches récentes mettent en avant de manière conjointe l'importance du GPR, d'ANFIS et du SVM pour prédire et surveiller l'usure des outils durant le processus de tournage. Kong et al. (Kong et al., 2017) ont démontré dans leurs études l'efficacité de la SVR pour prédire l'usure des outils dans les processus d'usinage. En outre, Sarhan (Sarhan, 2015) a mis l'accent sur la prévision précise de l'usure des outils à l'aide d'ANFIS, soulignant son potentiel pour optimiser l'utilisation des outils de coupe. Kong et al. (Kong et al., 2018) ont proposé un modèle combinant la technique GPR et l'analyse en composantes principales à noyau avec une RBF intégrée. Par rapport aux approches ANN et SVM, le modèle GPR a mieux modélisé les bruits associés au processus ; tandis que, la fonction RBF intégrée a renforcé la robustesse tout en atténuant les perturbations.

Quiza et al. (Quiza et al., 2008) ont comparé des modèles statistiques avec des modèles ANN pour la prédiction de l'usure. Pour les modèles statistiques, trois formes de régression (linéaire, quadratique et potentielle) ont été testées à partir de données expérimentales. Les résultats ont révélé que les modèles ANN offre des performances supérieures. Özel et al. (Özel et al., 2007) ont développé des modèles de régression linéaire multiple (MLR) et d'ANN pour prédire la rugosité de surface et l'usure en dépouille des outils lors du tournage de l'acier dur AISI D2 avec des plaquettes en céramique. Davim & Figueira (Davim & Figueira, 2007) ont étudié l'impact de l'utilisation de plaquettes Wiper par rapport à des plaquettes conventionnelles sur des paramètres d'usinabilité comme la force de coupe, la rugosité de surface, et l'usure de

l'outil. Les plaquettes Wiper ont permis d'obtenir des rugosités de surface (R_a) inférieures à $0.8 \mu\text{m}$, assurant un niveau de précision mécanique élevé pour les surfaces usinées ($IT < 7$).

Nous entamons maintenant le deuxième volet relatif à la modélisation analytique et numérique. Usui et al. (Usui et al., 1984) ont présenté une méthode analytique permettant de prédire l'usure des outils en carbure de tungstène lors du tournage en intégrant les constantes d'usure, les contraintes et la température. Cette méthode a été validée par des expérimentations et des simulations. Yen et al. (Yen et al., 2004) ont réalisé l'une des premières tentatives d'estimation de l'évolution de l'usure des outils en deux dimensions en subdivisant le processus continu en intervalles discrets. Par la suite Filice et al. (Filice et al., 2007) ont appliqué cette méthode à différentes combinaisons de matériaux de pièces et d'outils de coupe. Attanasio et al. (Attanasio et al., 2010) ont analysé l'usure d'outils en carbure revêtu et non-revêtu par une simulation numérique 3D lors de l'usinage de l'acier AISI 1045. Zanger et Schulze (Zanger & Schulze, 2013) ont combiné deux modèles d'usure d'outils reconnus, ceux de Takeyama et Murata et celui d'Usui et al., pour obtenir des résultats plus précis. Globalement, l'étalonnage et la prédiction des modèles de taux d'usure utilisant la géométrie des outils usés constituent un aspect critique des processus d'usinage, et diverses approches ont été développées pour obtenir des prédictions et des calibrations précises. Binder et al. (Binder et al., 2015) ont employé cette approche pour une analyse tridimensionnelle de l'usure des outils lors de l'usinage de l'acier AISI 1045 avec des plaquettes en WC non revêtues et revêtues en TiAlN.

(Hosseinkhani & Ng, 2015) ont présenté une étude sur l'estimation du taux d'usure des outils en utilisant les équations d'usure d'Usui, de Takeyama et d'Attanasio avec un étalonnage basé sur des données simulées et expérimentales. L'étude a démontré que les taux d'usure estimés étaient inférieurs aux résultats expérimentaux. En outre, l'étude a introduit une nouvelle approche de prédiction de la durée de vie des outils fondée sur les similitudes observées dans les géométries d'outils usés lors d'expériences de coupe à différentes vitesses, avec une durée de vie estimée et un étalonnage limité du taux d'usure correspondant aux résultats expérimentaux. L'objectif principal de la référence (Lotfi et al., 2016) était de développer un modèle d'éléments finis 3D pour prédire l'usure des plaquettes en carbure revêtues en TiAlN et en céramique lors du tournage de l'Inconel 625. Le modèle d'usure d'Usui a été utilisé pour estimer le taux d'usure dont les paramètres sont étalonnés en fonction des outils de coupe et du matériau de la pièce à usiner.

Malakizadi et al. (Malakizadi et al., 2016) ont développé une approche basée sur la MEF pour prédire le taux d'évolution de l'usure en dépouille des outils en carbure non revêtus dans les

processus de tournage longitudinal. Les taux d'usure prédits ont montré une bonne concordance avec les mesures expérimentales dans la plupart des cas. Les auteurs de la référence (Hosseinkhani & Ng, 2018) ont étalonné le modèle d'usure d'Usui pour les outils en carbure de tungstène lors de l'usinage de l'AISI 1045 en utilisant des simulations par éléments finis. Wang et al. (Wang et al., 2019) ont développé un nouveau modèle du taux d'usure intégrant les équations d'Usui, Takayama et Attanasio en se basant sur l'influence de la température sur la forme d'usure de l'outil de coupe. Une approche, basée sur la MEF et mettant l'accent sur la géométrie de l'outil utilisé et les variations de l'angle d'inclinaison de la surface d'usure en dépouille, a été développée. Elias et al. (Elias et al., 2020) ont étalonné le modèle d'usure d'Usui et le modèle de Malakizadi basé sur la géométrie de l'outil utilisé pour la prédiction de l'usure en dépouille lors du micro-tournage de l'alliage Ti-6Al-4V. L'étude a révélé que les deux modèles pouvaient prédire de manière satisfaisante le taux d'usure de l'outil pendant le micro-tournage avec une erreur inférieure à 15%.

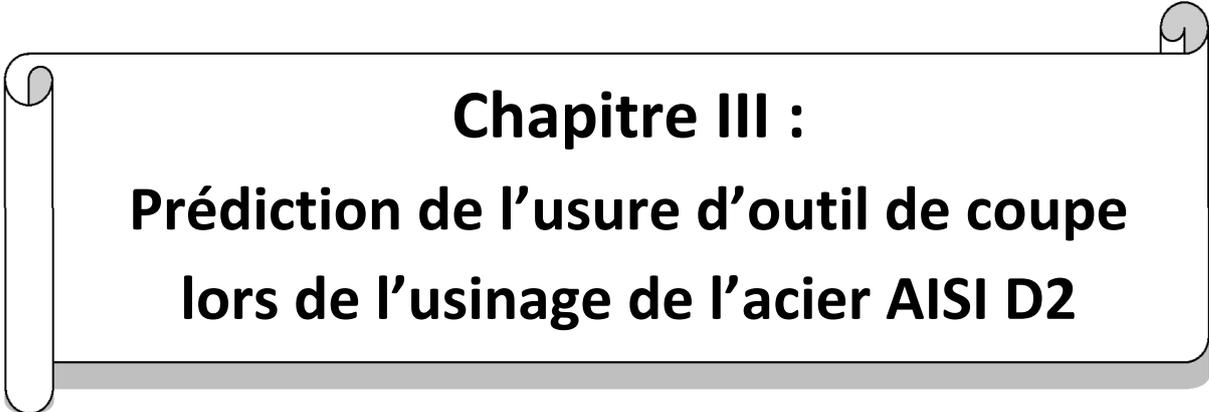
Nooraie et al. (Nooraie et al., 2020) ont développé une approche d'usure d'outil basée sur la MEF en se concentrant sur la géométrie de l'outil utilisé, en particulier, les variations de l'angle d'inclinaison de la surface d'usure en dépouille. L'étude a utilisé la méthodologie des surfaces de réponse pour définir la température en fonction des paramètres du modèle de taux d'usure et a validé l'approche en comparant les taux d'usure en dépouille prédits avec des résultats expérimentaux. Cappellini & Concli (Cappellini & Concli, 2021) ont étudié l'usure des outils PCBN pendant le tournage en utilisant des simulations par éléments finis pour prédire l'usure en cratère et en dépouille. Une bonne concordance avec les résultats expérimentaux a été obtenue, soulignant l'importance de la géométrie de l'outil utilisé dans la prédiction de l'usure. Zhang et al. (Zhang et al., 2023) ont développé une nouvelle méthode basée sur la géométrie de l'outil pour prédire l'usure des outils lors de la coupe orthogonale à sec de l'Inconel 718. Les résultats ont montré une erreur de prédiction inférieure à 15% par rapport aux résultats expérimentaux.

II.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé les différentes formulations mathématiques utilisées pour modéliser et résoudre des problèmes liés au procédé de coupe, notamment l'usure des outils de coupe. Ces formulations relatent les techniques d'apprentissage automatique (ANN, ANFIS, SVM et GPR), l'ajustement polynômial par algorithme génétique, les aspects liés à simulation numérique en usinage, et les modélisations de l'usure en dépouille.

Pour les ANN, nous avons relaté leur architecture, leur entraînement et les fonctions d'activation. L'ANFIS combine la logique floue avec les techniques de réseaux neuronaux ; son architecture présente cinq couches (fuzzification, règles, normalisation, defuzzification, sommation). Les techniques SVM et GPR utilisent des fonctions de noyau pour les prédictions. Enfin, l'ajustement polynomial via un algorithme génétique a été décrit comme une approche hybride optimisant la structure des modèles polynomiaux.

Aussi, nous avons abordé la méthode des éléments finis (MEF) qui permet la simulation numérique de la formation du copeau et la prise en compte de l'usure des outils de coupe. Ceci a été suivi par les modélisations liées à la prédiction de l'usure des outils de coupe, et une brève synthèse bibliographique qui clôture le chapitre.



Chapitre III :
Prédiction de l'usure d'outil de coupe
lors de l'usinage de l'acier AISI D2

III.1 Introduction

Le présent chapitre est consacré à la prédiction de l'usure en dépouille d'un outil en alumine mixte lors du tournage dur à sec de l'acier AISI D2. L'objectif principal est de développer et d'évaluer des modèles prédictifs capables de fournir des estimations acceptables de l'usure en dépouille. Cette dernière est un paramètre essentiel pour garantir la qualité d'usinage, assurer la longévité des outils et optimiser les conditions de coupe.

À cet effet, nous allons utiliser, d'une part, des techniques d'apprentissage automatique (ML). Ces dernières 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). Et, d'autre part, nous allons considérer l'ajustement polynomial par algorithme génétique (GAPOLYFITN). Les variables d'entrée pour les modèles prédictifs sont la vitesse de coupe (V_c), l'avance (f) et le temps de coupe (t_c) ; tandis que la variable de sortie correspond à l'usure en dépouille (VB).

Aussi, les modèles prédictifs élaborés seront évalués et comparés sur la base de leurs performances respectives. Cette confrontation sera accompagnée d'une interprétation qui permettra de dégager les forces et les limites de chaque modèle, et ainsi d'identifier celui ou ceux offrant le meilleur compromis en termes de précision et de généralisation pour les applications industrielles. L'efficacité statistique des modèles sera analysée à l'aide d'indicateurs de performance tels que le coefficient de détermination (R^2), l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE).

Nous allons maintenant présenter les données nécessaires à la simulation des modèles prédictifs.

III.2 Données de simulation des modèles prédictifs

Les modèles prédictifs à développer s'appuie principalement sur le processus d'apprentissage ou d'entraînement ; ce dernier sera réalisé à la base d'essais expérimentaux. Ces derniers sont relatifs à une opération de chariotage longitudinal à sec de l'acier AISI D2 (60 ± 1 HRC) dont la composition chimique est reportée dans le tableau qui suit.

Élément	C	Si	Mn	Cr	Mo	V
(%)	1.55	0.30	0.40	11.80	0.80	0.80

Tableau III-1 : Composition chimique de l'acier AISI D2 (Özel et al., 2007).

L'acier AISI D2 est utilisé comme matrices, notamment pour l'ébarbage, le formage, le formage de résine thermodurcissable, les poinçons, les lames de cisaillement, les rouleaux de filetage, les outils de presse, les outils pneumatiques, etc. (Bourithis et al., 2006 ; Abdul Rahim et al., 2018). Cet acier est usiné à l'aide d'une plaquette en alumine mixte (désignation ISO : CNGA 120408 S01525) revêtue de TiN (référence GC6050) et montée sur un porte-plaquette DCLNL2020K12.

Le tableau qui suit reporte les niveaux et les valeurs des facteurs explicatifs (V_c , f et t_c).

Facteurs	V_c (m/min)	f (mm/tr)	t_c (min)
Niveaux	3	3	3
Valeurs	80 ; 115 ; 150	0.05 ; 0.1 ; 0.15	5 ; 10 ; 15

Tableau III-2 : Niveaux et valeurs des facteurs explicatifs (Özel et al., 2007).

Le plan factoriel complet, intégrant toutes les combinaisons possibles, génère 27 couples de données entrée-sortie. À noter que la profondeur de passe est maintenue fixée à $a_p = 0.2$ mm. L'ensemble des données expérimentales a été réparti en deux bases distinctes d'apprentissage et de test. Sur les 27 échantillons disponibles, 70% ont été alloués à l'apprentissage (soit 18 couples entrée-sortie), tandis que les 30% restants ont été réservés à la phase de test (Makhfi et al., 2018 ; Mimoun et al., 2022 ; Djellouli et al. 2023). Le tableau qui suit reporte les données d'entraînement.

Essai n°	Variables d'entrée			Usure en dépouille mesurée VB (mm)
	V_c (m/min)	f (mm/tr)	t_c (min)	
2	80	0.05	10	0.070
3	80	0.05	15	0.086
4	80	0.1	5	0.077
6	80	0.1	15	0.164
7	80	0.15	5	0.067
8	80	0.15	10	0.111
10	115	0.05	5	0.071
11	115	0.05	10	0.091
12	115	0.05	15	0.111
15	115	0.1	15	0.151
16	115	0.15	5	0.077
17	115	0.15	10	0.112
20	150	0.05	10	0.098
21	150	0.05	15	0.148
22	150	0.1	5	0.083

Essai n°	Variables d'entrée			Usure en dépouille mesurée VB (mm)
	V _c (m/min)	f (mm/tr)	t _c (min)	
24	150	0.1	15	0.144
25	150	0.15	5	0.081
26	150	0.15	10	0.120

Tableau III-3 : Données d'entraînement.

Le tableau qui suit présente l'ensemble des essais relatifs à la phase de test ; soient 9 paires supplémentaires qui ont été exclues de la phase d'entraînement.

Essai n°	Variables d'entrée			Usure en dépouille mesurée VB (mm)
	V _c (m/min)	f (mm/tr)	t _c (min)	
1	80	0.05	5	0.047
5	80	0.1	10	0.111
9	80	0.15	15	0.143
13	115	0.1	5	0.076
14	115	0.1	10	0.104
18	115	0.15	15	0.133
19	150	0.05	5	0.074
23	150	0.1	10	0.106
27	150	0.15	15	0.158

Tableau III-4 : Données de test.

La figure qui suit présente l'histogramme des données expérimentales de l'usure en dépouille (VB).

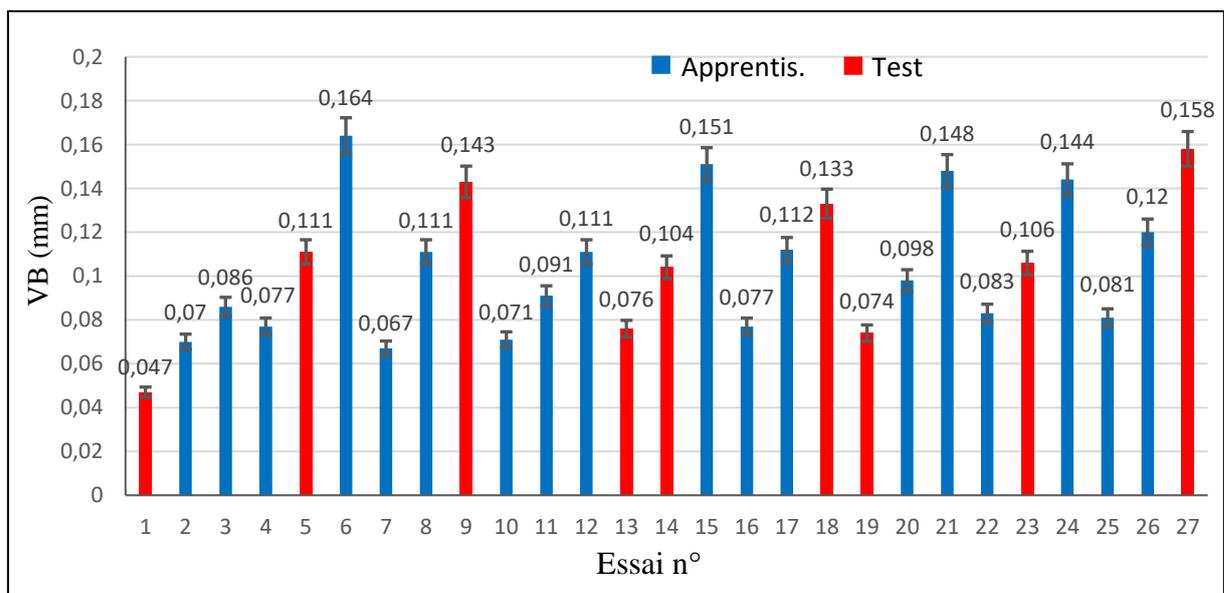


Figure III-1 : Histogramme des données expérimentales de VB.

La valeur maximale de l'usure en dépouille ($VB_{\max} = 0.164$ mm) est obtenue pour l'essai n° 6, avec les paramètres d'entrée suivants : $V_c = 80$ m/min, $f = 0.1$ mm/tr, et $t_c = 15$ min. La valeur minimale $VB_{\min} = 0.047$ correspond à l'essai n° 1 ($V_c = 80$ m/min, $f = 0.05$ mm/tr et $t_c = 5$ min). La valeur moyenne et l'écart-type sont respectivement de 0.10422 et 0.03198.

La figure III-2 donne l'usure en dépouille (VB) tracée en fonction de l'avance (f) et du temps de coupe (t_c) pour différentes valeurs de la vitesse de coupe (V_c). Pour chaque combinaison d'avance et de vitesse de coupe, l'usure en dépouille augmente avec le temps de coupe. Cependant, il existe une relation complexe entre ces facteurs et l'usure d'outil. Pour cela, nous allons considérer cinq modèles prédictifs afin de déterminer le plus performant.

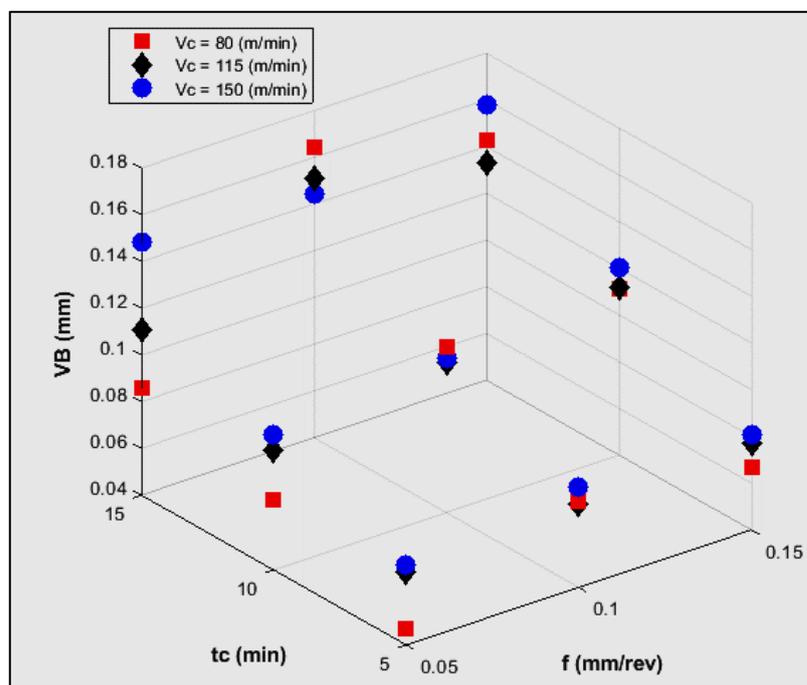


Figure III-2 : Usure en dépouille VB en fonction des conditions de coupe.

Nous allons maintenant aborder la formulation mathématique des indicateurs de performance utilisés pour l'évaluation des modèles prédictifs.

III.3 Indicateurs de performance pour les modèles prédictifs

Pour évaluer les performances des modèles élaborés, les indicateurs qui suivent ont été retenus ; à savoir : le coefficient de détermination (R^2), l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) (Makhfi et al., 2018 ; Mimoun et al., 2022 ; Djellouli et al. 2023). Ces indicateurs ont été utilisés pour comparer les prédictions avec les valeurs expérimentales correspondantes.

- Le coefficient de détermination (R^2) peut être calculé à l'aide de l'équation suivante :

$$R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N (VB_{\text{exp}}(k) - VB_{\text{pred}}(k))^2}{\sum_{k=1}^N (VB_{\text{exp}}(k) - \overline{VB})^2} \quad (\text{III.1})$$

Pour le modèle GAPOLYFITN, le SST est donné par :

$$SST = \sum_{k=1}^N (VB_{\text{exp}}(k))^2 \quad (\text{III.2})$$

- La MSE peut être exprimée par :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (VB_{\text{exp}}(k) - VB_{\text{pred}}(k))^2 \quad (\text{III.3})$$

- La MAE est donnée par :

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |VB_{\text{exp}}(k) - VB_{\text{pred}}(k)| \quad (\text{III.4})$$

- La MAPE est donnée comme suit :

$$MAPE(\%) = 100 \times \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|VB_{\text{exp}}(k) - VB_{\text{pred}}(k)|}{VB_{\text{exp}}(k)} \quad (\text{III.5})$$

Dans la section qui suit, nous allons reporter les résultats de simulation relatifs à la phase d'entraînement.

III.4 Phase d'entraînement des modèles ANN, ANFIS, SVM et GPR

III.4.1 Entraînement du ANN

L'ANN élaboré sous l'environnement Matlab est illustré par la figure III-3. Pour améliorer les performances de la prédiction, les vecteurs d'entrées et d'observations sont normalisés dans la plage de (-1 à 1). Des résultats optimaux ont été obtenus en utilisant une seule couche cachée avec une fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique. Pour la couche de sortie, nous avons considéré une fonction de transfert linéaire.

Aussi, différents algorithmes d'apprentissage ont été testés ; l'état stable du processus d'apprentissage est obtenu en utilisant la Régularisation Bayésienne (Makhfi et al., 2018 ; Mimoun et al., 2022 ; Djellouli et al. 2023).

De plus, grâce à une série de simulations relative au tableau III-5, nous avons sélectionné le nombre de neurones cachés qui a permis d'obtenir un coefficient de corrélation (R) le plus élevé et une MSE minimale. On remarque que le coefficient de corrélation se stabilise à partir du nombre de neurones égal à cinq (5) ; cependant, la MSE continue de diminuer très légèrement avec l'augmentation du nombre de neurones.

Structure	R	MSEN	MSE
3-2-1	0.9173	0.393974	0.00014502
3-3-1	0.9175	0.061545	0.00014476
3-4-1	0.9176	0.061493	0.00014465
3-5-1	0.9176	0.061463	0.00014458
3-6-1	0.9176	0.061444	0.00014453
3-7-1	0.9176	0.061430	0.00014450

Tableau III-5 : Choix du nombre de neurones.

En termes de prédiction sur l'ensemble des données et de réduction des temps d'exécution, un nombre de cinq neurones cachés offre une conception optimale du réseau ayant une structure 3-5-1 comme l'illustre la figure qui suit.

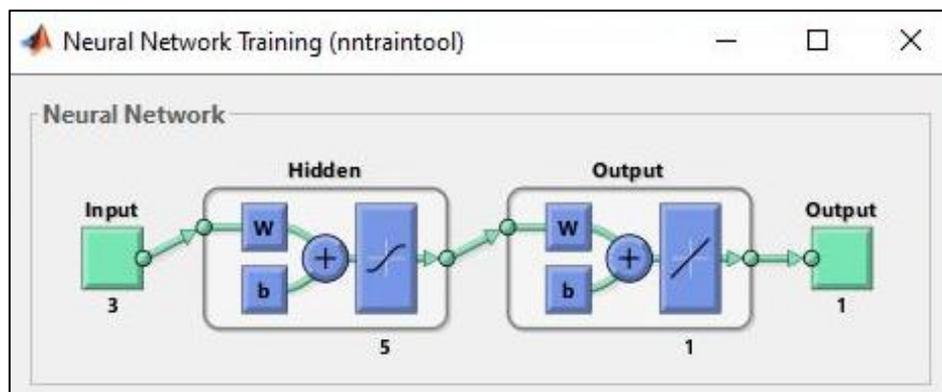


Figure III-3 : Structure ANN retenue sous Matlab.

Aussi, la meilleure performance est obtenue à l'époque 53 avec une MSEN égale à 0.061463 comme l'affiche le schéma de la figure suivante.

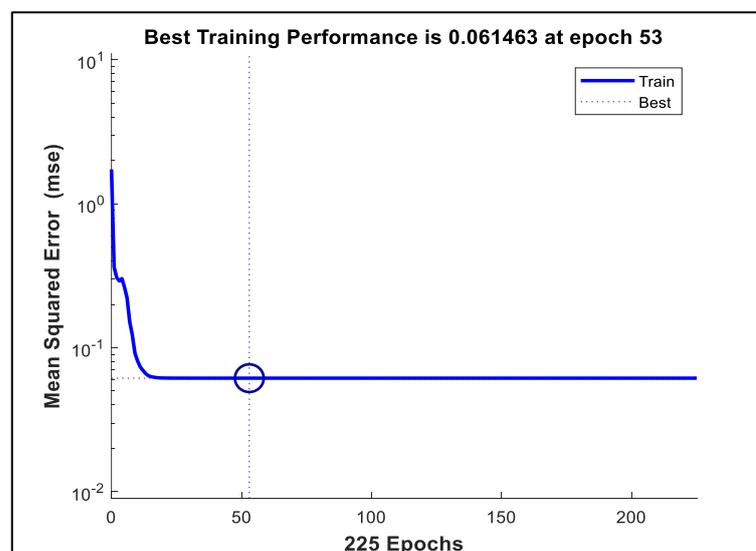


Figure III-4 : ANN en phase d'apprentissage.

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 III-5 montre la régression linéaire entre les valeurs cibles (expérimentales) et les valeurs prédites de l'usure en dépouille durant la phase d'entraînement.

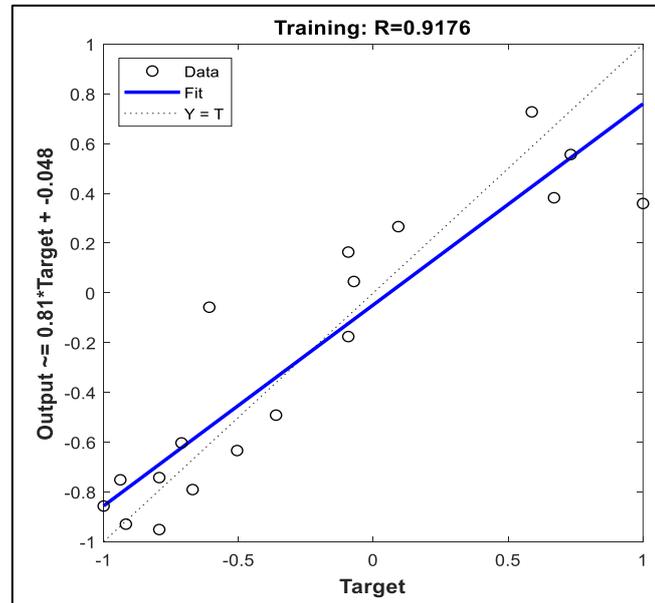


Figure III-5 : Relation entre les valeurs cibles et prédites de VB en phase d'entraînement.

III.4.2 Apprentissage d'ANFIS

Pour la conception du FIS, nous avons utilisé l'application « Neuro-Fuzzy Designer » du progiciel Matlab. Le modèle FIS retenu est du type Sugeno, et la structure adoptée 2-2-2 a été choisie suite à plusieurs essais en simulation avec des fonctions d'appartenance « Membership Functions (MF) » triangulaires ; pour la sortie, la fonction d'appartenance est prise constante.

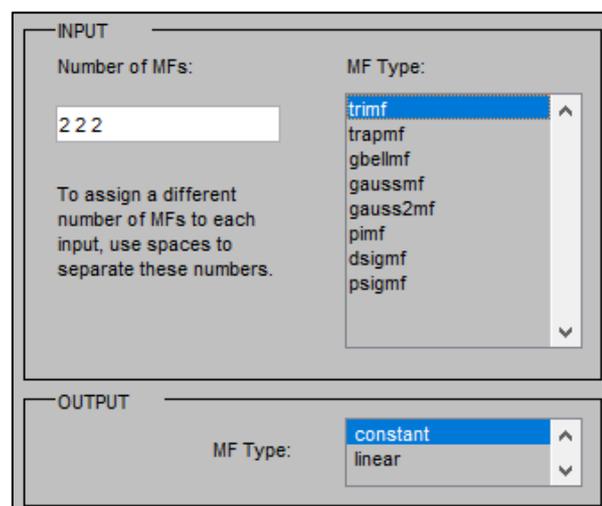


Figure III-6 : Choix de la structure ANFIS.

La figure qui suit représente le FIS et la structure ANFIS adoptés.

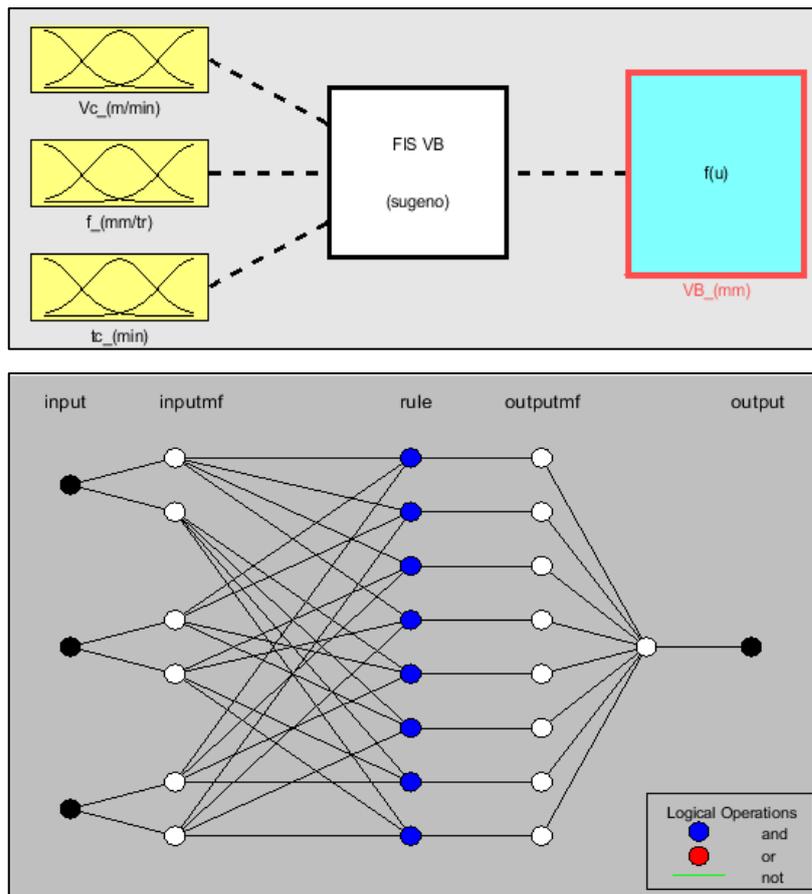


Figure III-7 : FIS et structure ANFIS adoptés.

Le réseau adopté comprend 34 nœuds et 8 règles de logique floue de type « and ». L'édition des règles est reportée dans la figure qui suit.

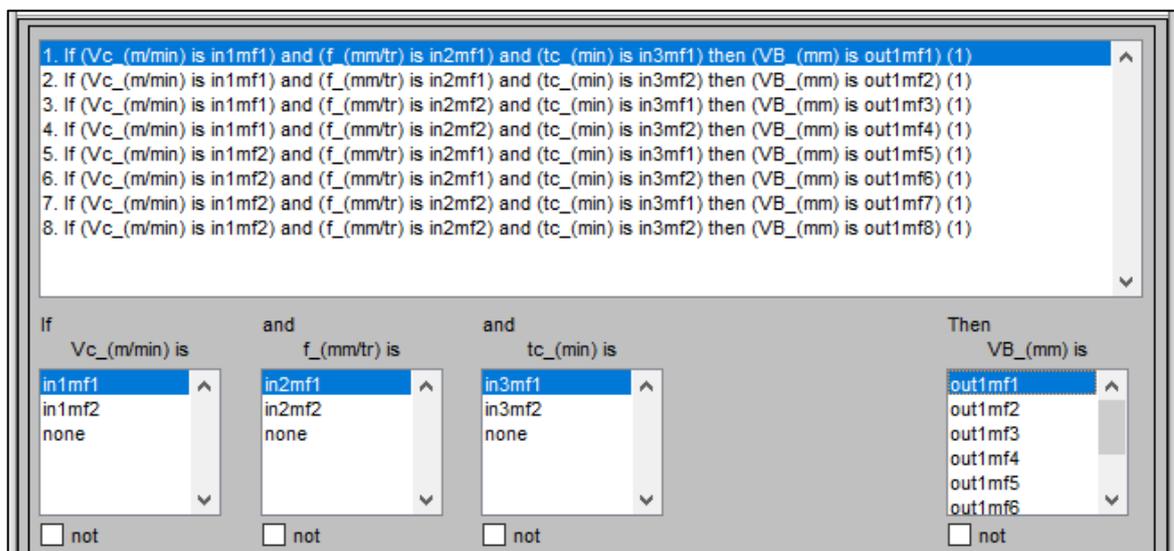


Figure III-8 : Edition des règles.

La figure qui suit montre le processus d'apprentissage d'ANFIS.

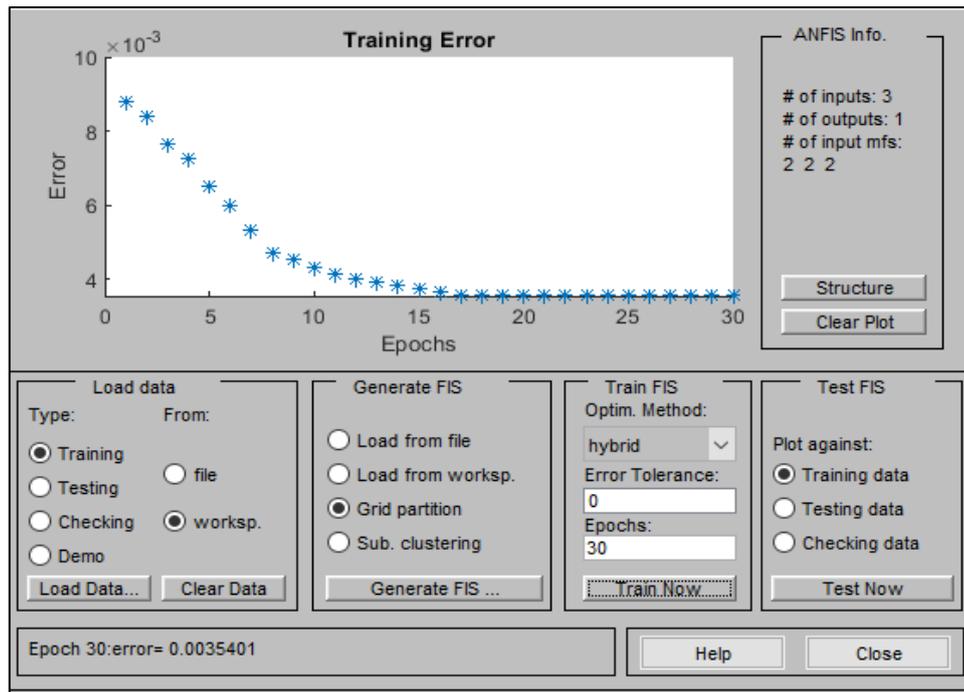


Figure III-9 : Phase d'apprentissage d'ANFIS.

Selon la figure ci-dessus, nous constatons que la convergence est atteinte à la 17^{ème} époque avec une RMSE = 0.0035401. Aussi, le FIS est généré avec « Grid partition » qui permet de produire un grand nombre de règles, et une méthode d'optimisation hybride combinant l'algorithme de rétropropagation pour les entrées et une estimation par moindres carrés pour la sortie.

III.4.3 Phase d'entraînement du modèle SVM

Pour la présente étude, le modèle SVM a été entraîné par une fonction du noyau Gaussienne (Gholami & Fakhari, 2017; Kong et al., 2017). À noter que six fonctions du noyau sont disposées sous Matlab-2023 (linear, quadratic, cubic, fine-Gaussian, medium-Gaussian and coarse-Gaussian) ; après différentes simulations, la fonction « fine-Gaussian » s'est avérée la meilleure avec les hyperparamètres : Box-constraint "auto mode", Epsilon "auto mode", Kernel-scale "auto", Standardize "yes".

Aussi, si nous utilisons le mode automatique pour l'hyperparamètre « Box-constraint », la valeur par défaut est calculée à partir de l'écart interquartile (IQR) obtenu via le diagramme en boîte « box plot » relatif aux données d'entraînement. La valeur par défaut est : $IQR(VB)/1,349$. L'écart interquartile est la différence entre le 3^{ème} quartile et le premier quartile.

Pour obtenir de bonnes performances dans la phase d'entraînement, la valeur relative à « Box-constraint » est prise égale à 1.

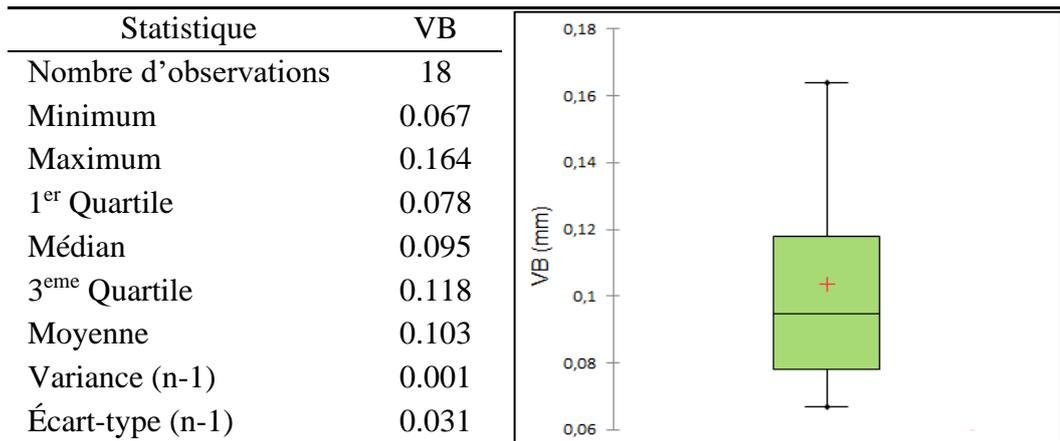


Tableau III-6 : Statistiques de VB (phase d'entraînement).

La figure qui suit montre la régression linéaire entre les valeurs cibles et les valeurs prédites de l'usure en dépouille pendant la phase d'entraînement. Nous concluons que l'apprentissage est effectué de manière acceptable avec la technique SVM.

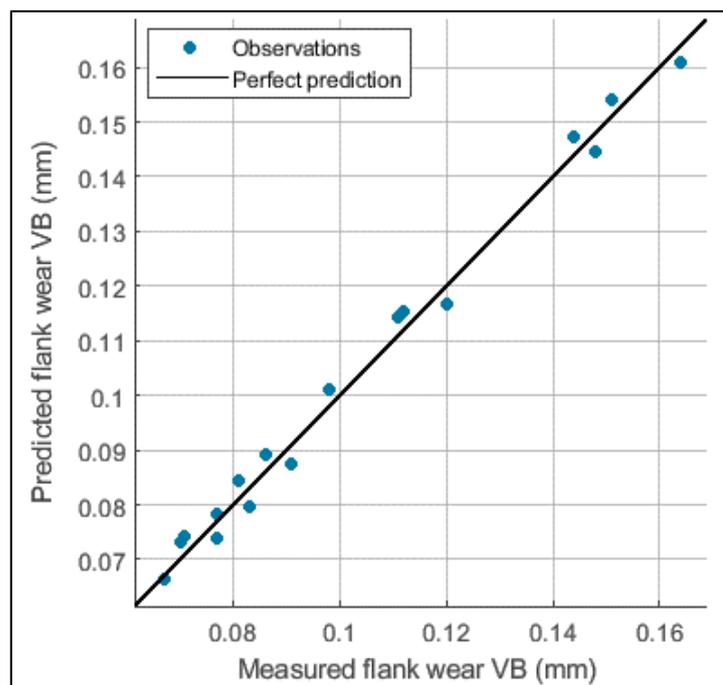


Figure III-10 : VB mesurées vs celles prédites par SVM (apprentissage).

III.4.4 Apprentissage du GPR

Différents types de GPR sont disposés sous l'environnement Matlab-2023 ; ils se distinguent par le choix de la fonction du noyau (Rational Quadratic, Squared Exponential, Matern 5/2, Exponential). Après plusieurs simulations, la fonction exponentielle s'est avérée être la meilleure.

La figure qui suit montre la relation linéaire entre les valeurs cibles et prédites de l'usure en dépouille pendant la phase d'entraînement.

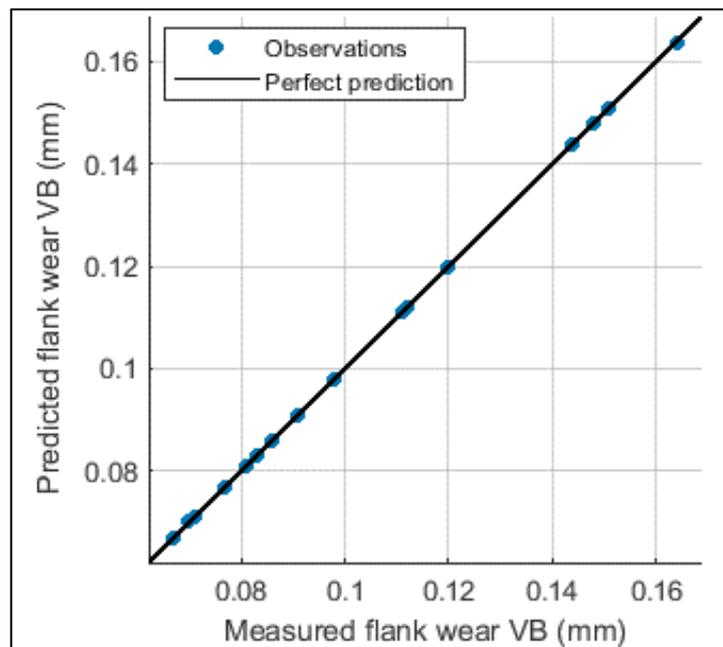


Figure III-11 : VB mesurées vs celles prédites par GPR (apprentissage).

D'après cette dernière figure, l'entraînement est effectué de manière très satisfaisante. Ces résultats sont obtenus en considérant les suivants hyperparamètres du modèle : Basis-fonction "constant", Use isotropic kernel "yes", Kernel-scale "auto", Sigma-mode "yes", Standardize "yes", Optimize-numeric-parameters "yes".

À noter que durant la phase d'entraînement des modèles SVM et GPR, nous avons utilisé le schéma de validation « resubstitution validation » qui consiste à utiliser les mêmes données pour l'entraînement et la validation.

III.4.5 Comparaison entre les modèles ML durant l'entraînement

Le tableau III-7 présente la comparaison des performances pour la phase d'entraînement entre les modèles prédictifs ANN, ANFIS, SVM et GPR. Aussi, les résultats de simulation obtenus pour la phase d'apprentissage sont documentés dans le tableau III-8 et la figure III-12.

	ANN	ANFIS	SVM	GPR
R²	0.84	0.99	0.99	1.00
MSE	0.000145	1.2532e-05	9.4623e-06	2.0762e-09
MAE	0.009335	0.002903	0.002986	3.178e-05
MAPE %	8.94	3.16	3.03	0.03

Tableau III-7 : Comparaison des performances des modèles ML en apprentissage.

Essai n°	VB mesurée (mm)	Valeurs prédites de VB (mm)			
		ANN	ANFIS	SVM	GPR
2	0.07	0.079	0.075	0.073	0.070
3	0.086	0.113	0.083	0.089	0.086
4	0.077	0.069	0.073	0.078	0.077
6	0.164	0.133	0.162	0.161	0.164
7	0.067	0.074	0.072	0.066	0.067
8	0.111	0.107	0.111	0.114	0.111
10	0.071	0.070	0.066	0.074	0.071
11	0.091	0.085	0.090	0.088	0.091
12	0.111	0.123	0.114	0.114	0.111
15	0.151	0.142	0.154	0.154	0.151
16	0.077	0.079	0.077	0.074	0.077
17	0.112	0.118	0.112	0.115	0.112
20	0.098	0.092	0.105	0.101	0.098
21	0.148	0.134	0.144	0.145	0.148
22	0.083	0.077	0.085	0.080	0.083
24	0.144	0.151	0.145	0.147	0.144
25	0.081	0.086	0.082	0.084	0.081
26	0.120	0.128	0.114	0.117	0.120

Tableau III-8 : Résultats de simulation des modèles ML pour la phase d'entraînement.

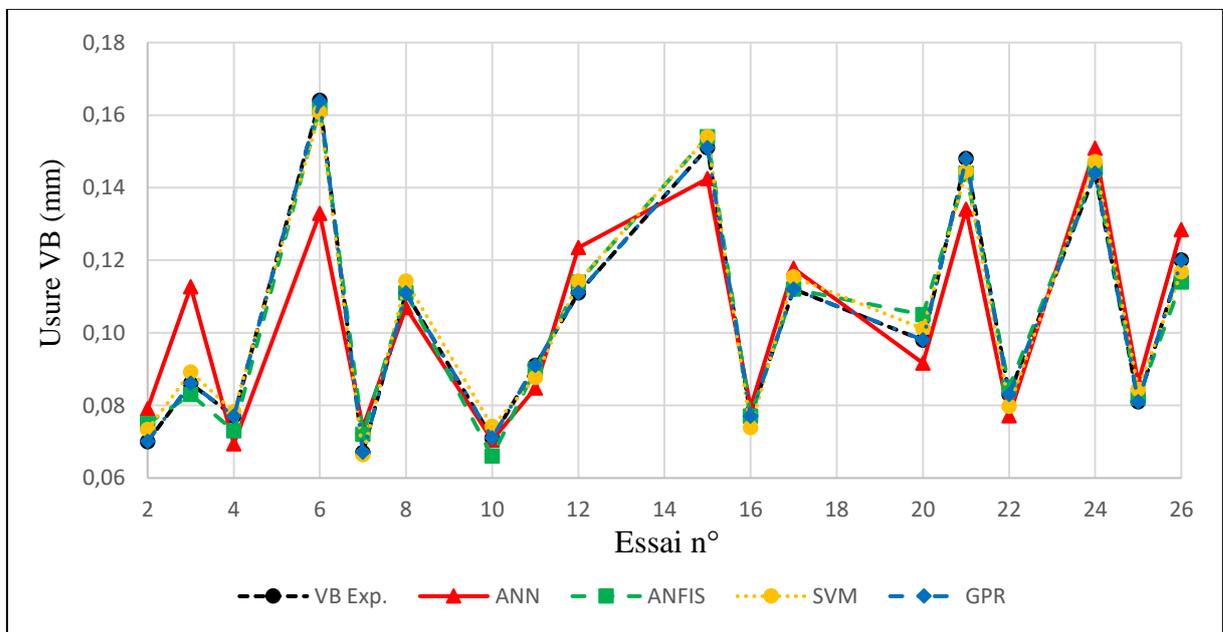


Figure III-12 : Confrontation graphique des modèles ML pour la phase d'entraînement.

D'après cette dernière figure, les modèles prédictifs basés sur les techniques ANFIS, SVM et GPR présentent de meilleures performances durant la phase d'entraînement.

III.5 Phase de test des modèles ANN, ANFIS, SVM et GPR

Le tableau III-9 reporte la comparaison des performances pour les modèles ML durant la phase de test.

	ANN	ANFIS	SVM	GPR
R²	0.86	0.88	0.74	0.90
MSE	0.00016178	0.000131683	0.00029611	0.00011882
MAE	0.00933	0.01050	0.01382	0.00881
MAPE %	10.95	11.98	14.51	10.44

Tableau III-9 : Comparaison des performances des modèles ML durant la phase de test.

D'après ce dernier tableau, nous pouvons remarquer que l'approche ANN donne de meilleurs résultats dans la phase de test par rapport à la SVM qui avait relativement de meilleures performances d'entraînement. Aussi, le modèle GPR, qui présentait les meilleures performances d'entraînement, reste le plus performant pour la phase de test.

La figure qui suit montre une confrontation d'histogrammes pendant la phase de test entre les données expérimentales et les valeurs prédites de l'usure en dépouille par les modèles prédictifs ANN, ANFIS, SVM et GPR.

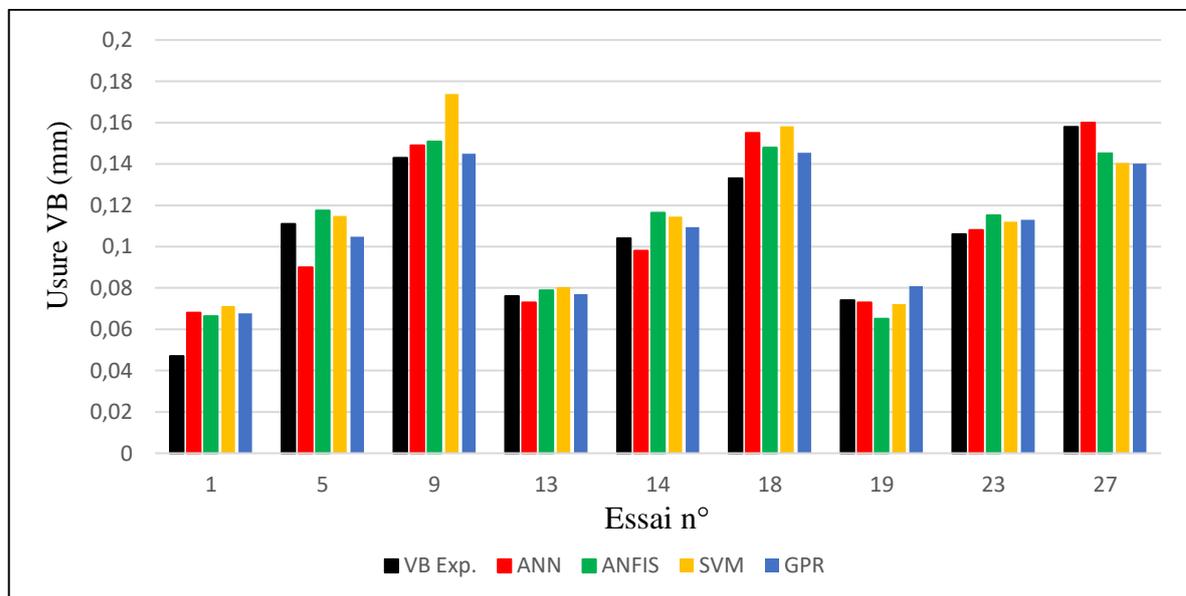


Figure III-13 : Confrontation entre les modèles ML durant la phase de test.

Le tableau qui suit donne une confrontation pendant la phase de test entre les données expérimentales et les valeurs prédites de l'usure en dépouille par les modèles prédictifs.

Essai n°	Données expérimentales de VB (mm)	Valeurs prédites de VB (mm)			
		ANN	ANFIS	SVM	GPR
1	0.047	0.068	0.066	0.071	0.068
5	0.111	0.090	0.118	0.115	0.105
9	0.143	0.149	0.151	0.174	0.145
13	0.076	0.073	0.079	0.080	0.077
14	0.104	0.098	0.116	0.115	0.109
18	0.133	0.155	0.148	0.158	0.145
19	0.074	0.073	0.065	0.072	0.081
23	0.106	0.108	0.115	0.112	0.113
27	0.158	0.160	0.145	0.141	0.140

Tableau III-10 : Résultats de simulation des modèles ML pour la phase de test.

III.6 Modèle d'ajustement polynomial GAPOLYFITN

Nous avons utilisé le script GAPOLYFITN sous le logiciel Matlab ; en faisant varier le nombre de termes et de puissance, le nombre maximum de générations est fixé à 50.

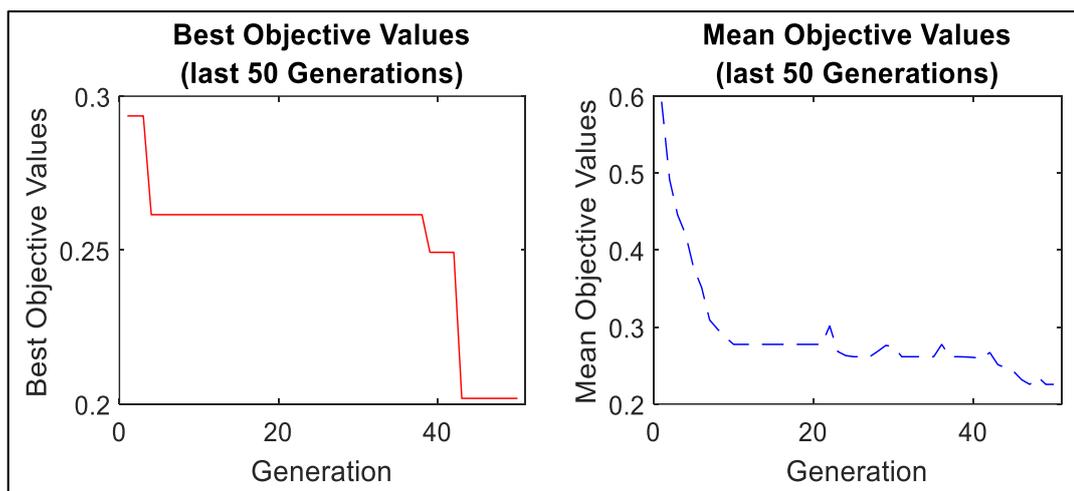


Figure III-14 : Valeurs de la fonction objectif : a) Meilleures valeurs, b) Valeurs moyennes.

La structure optimale est obtenue à partir des résultats présentés dans le tableau qui suit.

Structure	R ²	MSE	MAPE %
3-1	0.987	0.000178	9.56
3-2	0.983	0.000222	9.89
3-3	0.991	0.000124	7.54
3-4	0.990	0.000133	7.55
3-5	0.985	0.000205	11.04

Tableau III-11 : Choix de la structure GAPOLYFITN.

La structure 3-3 présente les meilleures performances caractérisées par un coefficient de détermination R^2 le plus élevé avec une MSE et une MAPE minimales. Elle correspond au choix du nombre maximum de termes et de puissances (maxterm-maxpower).

Le modèle qui offre les meilleures performances est exprimé par :

$$VB = 0.00030511 \cdot V_c - 0.5515 \cdot f^2 \cdot t_c + 0.1328 \cdot f \cdot t_c \quad (\text{III.6})$$

III.7 Comparaison des performances des modèles prédictifs

Le tableau qui suit présente la comparaison des performances relatives aux cinq modèles prédictifs.

	ANN	ANFIS	SVM	GPR	GAPOLYFITN
R²	0.85	0.95	0.89	0.96	0.99
MSE	0.000151	0.0000523	0.000105	0.0000396	0.000111
MAE	0.009336	0.005438	0.006596	0.002958	0.007816
MAPE %	9.60	6.10	6.86	3.50	7.54

Tableau III-12 : Comparaison des performances des modèles prédictifs.

Selon le tableau ci-dessus, nous avançons les constatations générales suivantes :

➤ **Coefficient de détermination R^2 :** Le modèle GAPOLYFITN présente le meilleur R^2 avec une valeur égale à 0.99, suivi du GPR avec 0.96 et puis l'ANFIS avec 0.95. Le modèle ANN expose le coefficient le plus inférieur avec une valeur acceptable de 0.85.

➤ **Erreur quadratique moyenne (MSE) :** Une MSE plus faible indique une meilleure précision du modèle. Pour notre cas, le GPR présente la MSE la plus basse avec une valeur égale à 0.0000396, suivi de l'ANFIS avec 0.0000523 et puis les modèles SVM, GAPOLYFITN et ANN.

➤ **Erreur absolue moyenne (MAE) :** Le modèle GPR expose une MAE plus basse avec une valeur égale à 0.002958, suivi des modèles ANFIS, SVM, GAPOLYFITN et ANN.

➤ **Erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE %) :** De plus, la technique GPR présente une MAPE plus basse de 3.50%, suivi des modèles ANFIS, SVM et GAPOLYFITN. L'ANN expose la MAPE la plus élevée ayant une valeur 9.60%.

La figure qui suit présente une confrontation graphique entre les données expérimentales et les valeurs prédites par les modèles ANN, ANFIS, SVM, GPR et GAPOLYFITN, et ce pour l'ensemble des 27 essais.

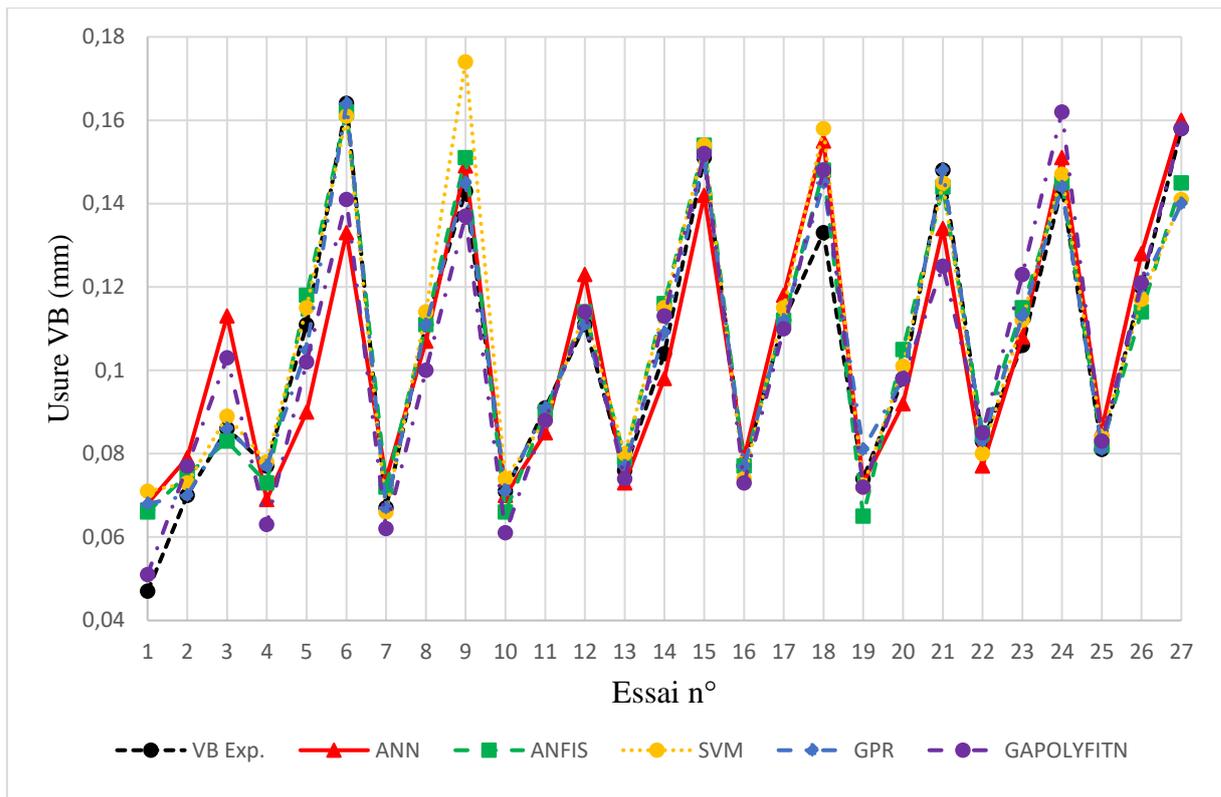


Figure III-15 : Confrontation des prédictions issues des modèles ML et GAPOLYFITN.

Le tableau qui suit montre une comparaison entre les données expérimentales et les valeurs estimées par les modèles prédictifs.

Test n°	Données expérimentales de VB (mm)	Valeurs prédites de VB (mm)				
		ANN	ANFIS	SVM	GPR	GAPOLYFITN
1	0.047	0.068	0.066	0.071	0.068	0.051
2	0.070	0.079	0.075	0.073	0.070	0.077
3	0.086	0.113	0.083	0.089	0.086	0.103
4	0.077	0.069	0.073	0.078	0.077	0.063
5	0.111	0.090	0.118	0.115	0.105	0.102
6	0.164	0.133	0.162	0.161	0.164	0.141
7	0.067	0.074	0.072	0.066	0.067	0.062
8	0.111	0.107	0.111	0.114	0.111	0.100
9	0.143	0.149	0.151	0.174	0.145	0.137
10	0.071	0.070	0.066	0.074	0.071	0.061
11	0.091	0.085	0.090	0.088	0.091	0.088
12	0.111	0.123	0.114	0.114	0.111	0.114
13	0.076	0.073	0.079	0.080	0.077	0.074
14	0.104	0.098	0.116	0.115	0.109	0.113
15	0.151	0.142	0.154	0.154	0.151	0.152

Test n°	Données expérimentales de VB (mm)	Valeurs prédites de VB (mm)				
		ANN	ANFIS	SVM	GPR	GAPOLYFITN
16	0.077	0.079	0.077	0.074	0.077	0.073
17	0.112	0.118	0.112	0.115	0.112	0.110
18	0.133	0.155	0.148	0.158	0.145	0.148
19	0.074	0.073	0.065	0.072	0.081	0.072
20	0.098	0.092	0.105	0.101	0.098	0.098
21	0.148	0.134	0.144	0.145	0.148	0.125
22	0.083	0.077	0.085	0.080	0.083	0.085
23	0.106	0.108	0.115	0.112	0.113	0.123
24	0.144	0.151	0.145	0.147	0.144	0.162
25	0.081	0.086	0.082	0.084	0.081	0.083
26	0.120	0.128	0.114	0.117	0.120	0.121
27	0.158	0.160	0.145	0.141	0.140	0.158

Tableau III-13 : Confrontation des résultats de prédiction de VB.

III.8 Conclusion

Ce chapitre vise à élaborer un modèle performant pour prédire l'usure en dépouille d'une plaquette en alumine mixte lors du tournage dur à sec de l'acier AISI D2. Pour ce faire, une analyse comparative a été réalisée en évaluant les performances relatives aux modèles prédictifs ANN, ANFIS, SVM, GPR et GAPOLYFITN. Ces derniers utilisent un ensemble de données expérimentales comprenant 27 échantillons. Les données d'entrée se résument aux conditions de coupe : vitesse de coupe, avance et temps d'usinage. Après un constat des résultats, nous pouvons dégager les conclusions suivantes :

✓ Pour la phase d'entraînement relative aux modèles ML, les bonnes performances sont relatives au modèle GPR avec $R^2 = 1$, $MSE = 2.0762e-09$, $MAE = 3.178e-05$ et $MAPE = 0.03\%$.

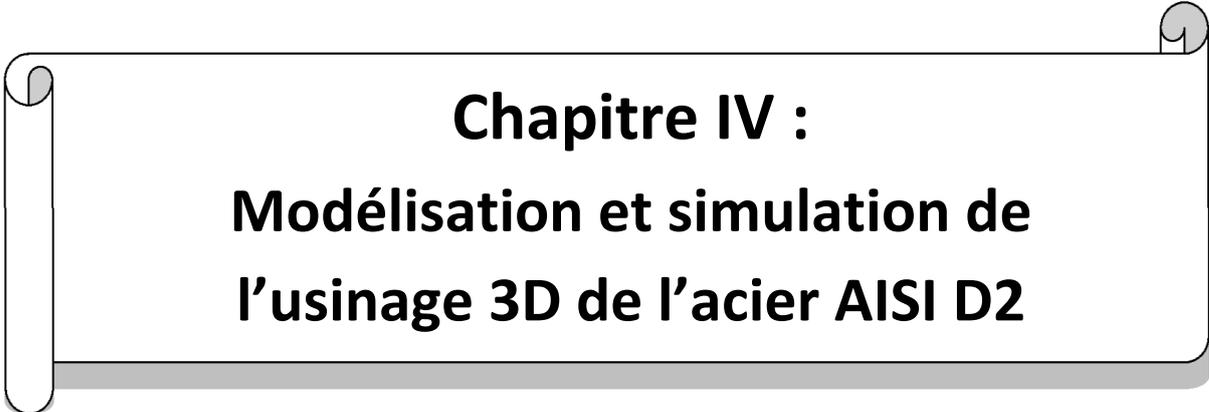
✓ Pour la phase de test, les meilleures performances sont relatives au modèle GPR avec $R^2 = 0.90$, $MSE = 0.00011882$, $MAE = 0.00881$ et $MAPE = 10.44\%$.

✓ Pour l'ensemble des (27) essais, nous avons comparé les performances de cinq modèles prédictifs pour prédire l'usure en dépouille d'un outil de coupe. Les résultats obtenus montrent que le coefficient de détermination (R^2) varie de 0.85 à 0.99, l'erreur quadratique moyenne (MSE) se situe entre 0.0000396 et 0.000151, l'erreur absolue moyenne (MAE) varie entre 0.002958 et 0.009336, et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) fluctue entre 3.50 % et 9.60 %. Ces variations indiquent des différences dans la capacité prédictive des modèles élaborés.

✓ La technique GPR se distingue par ses bonnes performances avec un R^2 de 0.96, une

MSE de 0.0000396, une MAE de 0.002958 et une MAPE de 3.50 %. De ce fait, le modèle GPR offre une précision supérieure dans la prédiction de l'usure en dépouille surpassant ainsi les autres modèles. En conclusion, pour la présente étude, le GPR émerge comme le modèle le plus performant pour prédire l'usure en dépouille.

✓ Les modèles ML sont très prometteurs pour prédire l'usure des outils de coupe ; cependant, le modèle GAPOLYFITN est plus pratique car il s'agit d'une formulation mathématique simple qui peut être facilement intégrée, par exemple, dans une boucle de commande numérique adaptative basée sur l'observation de l'usure.



Chapitre IV :
Modélisation et simulation de
l'usinage 3D de l'acier AISI D2

IV.1 Introduction

Ce chapitre traite de la modélisation et la simulation numérique relative à l'usinage de l'acier AISI D2 en coupe oblique. Pour la modélisation de l'usure, nous avons considéré le modèle modifié d'Usui qui prend en compte la géométrie d'un outil usé. Ce modèle nous a permis d'élaborer une prédiction de l'usure en dépouille basée sur la connaissance de trois constantes dont la détermination repose, d'une part, sur les données expérimentales et la simulation numérique 3D de l'usinage de l'acier AISI D2 sous le logiciel Deform-3D, et, d'autre part, sur une optimisation sans contraintes. La simulation numérique permet d'obtenir la température d'interface tout en comparant l'effort résultant mesuré et prédit. L'optimisation sans contraintes utilise l'algorithme génétique sous le logiciel Matlab visant la minimisation du MSE entre l'usure mesurée et celle prédite. Enfin, deux modèles de prédiction sont développés : l'un permet de prédire l'usure en dépouille, et l'autre, estime le taux d'usure.

IV.2 Modélisation de l'usure en dépouille d'un outil de coupe

IV.2.1 Modèle d'usure d'Usui

Le modèle d'Usui (Usui et al., 1984) prend en compte le mécanisme d'usure adhésive de l'outil et établit une corrélation entre le taux d'usure, la vitesse de glissement, la contrainte normale à la surface de contact et la température d'interface ; il est formulé par l'équation qui suit :

$$\frac{dW}{dt} = A \cdot \sigma_N \cdot V_s \cdot \exp\left(\frac{-B}{T_{int}}\right) \quad (IV.1)$$

Pour l'usure en dépouille, le terme de la vitesse de glissement (V_s) est remplacé par la vitesse de coupe (V_c). En supposant qu'il n'y a pas de variation de la contrainte normale (σ_N) sur la face de dépouille durant la progression de l'usure de l'outil (Malakizadi et al., 2016), le modèle d'Usui peut être modifié comme suit :

$$\frac{dW}{dt} = A \cdot V_c \cdot \exp\left(\frac{-B}{T_{int}}\right) \quad (IV.2)$$

IV.2.2 Modèle d'usure en dépouille basé sur la géométrie d'un outil usé

Pendant la progression de l'usure en dépouille (VB), la surface générée par usure présente une légère inclinaison d'un angle (β) qui reste constant avec le processus d'usure (Malakizadi et al., 2016). La représentation schématique de la géométrie usée de l'outil pendant l'usinage est illustrée par le schéma de la figure IV-1. Le volume moyen dû à l'usure de l'outil pendant

l'intervalle de temps (dt) correspond à la surface générée par usure (dS) multipliée par la longueur de contact (L_c) entre l'arête de coupe et la pièce.

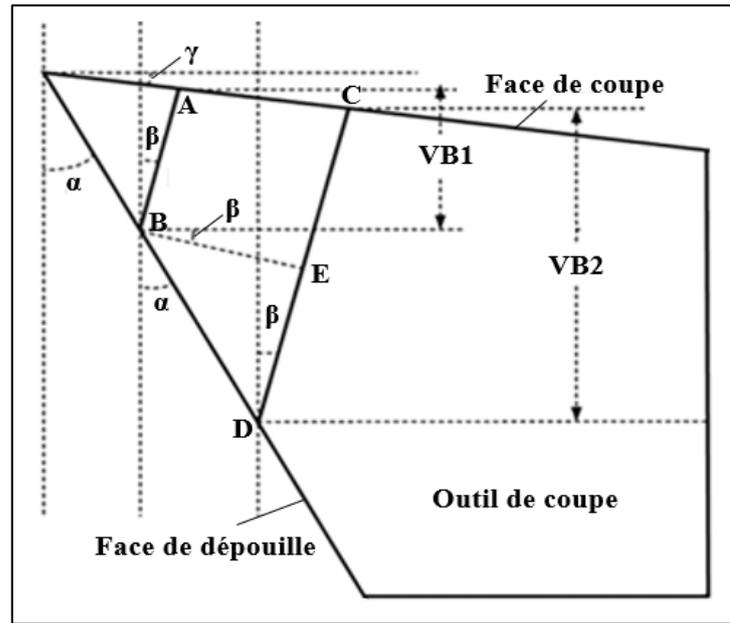


Figure IV-1 : Progression de la surface générée par l'usure en dépouille (Elias et al., 2020).

Les distances (AB) et (CD) représentent respectivement les hauteurs inclinées des surfaces générées par l'usure en dépouille au temps (t) et (t + dt). L'aire (dS) générée entre ces surfaces pendant l'intervalle de temps (dt) est égale à la surface du trapèze (ABCD) donnée par :

$$\frac{dS}{dt} = \frac{1}{2} \times (AB + CD) \times BE = \frac{1}{2} \times \left[\left(\frac{VB_1}{\cos \beta} \right) + \left(\frac{VB_2}{\cos \beta} \right) \right] \times BE \quad (IV.3)$$

$$BD \approx \left(\frac{VB_2 - VB_1}{\cos \alpha} \right) = \left(\frac{dVB}{dt} \frac{1}{\cos \alpha} \right) \quad (IV.4)$$

$$BE = BD \times \sin(\alpha + \beta) = \left(\frac{dVB}{dt} \frac{1}{\cos \alpha} \right) \times \sin(\alpha + \beta) \quad (IV.5)$$

$$\begin{aligned} \frac{dS}{dt} &= \frac{1}{2} \times \left[\frac{VB_1 + VB_2}{\cos \beta} \right] \times \left(\frac{dVB}{dt} \frac{1}{\cos \alpha} \right) \times \sin(\alpha + \beta) \\ &= \frac{1}{2} \left(2VB_2 - \frac{dVB}{dt} \right) \times \frac{dVB}{dt} \times \left(\frac{\sin(\alpha + \beta)}{\cos \alpha \cos \beta} \right) \end{aligned} \quad (IV.6)$$

$$\frac{dS}{dt} \approx VB \times (\tan \alpha + \tan \beta) \times \frac{dVB}{dt} \quad (IV.7)$$

$$L_c = (a_p - r_\epsilon) + 2\pi r_\epsilon \left(\frac{1}{4} \right) \quad (IV.8)$$

$$\frac{dW}{dt} = \frac{dS}{dt} \times L_c = VB \times (\tan \alpha + \tan \beta) \times \frac{dVB}{dt} \times \left((a_p - r_\epsilon) + \frac{\pi r_\epsilon}{2} \right) \quad (IV.9)$$

À partir des équations (IV.2) et (IV.9), le modèle d'usure en dépouille basé sur la géométrie de l'outil utilisé peut être exprimé comme suit (Elias et al., 2020) :

$$\frac{dVB}{dt} = \left(\frac{A}{VB \times (\tan \alpha + \tan \beta) \times \left((a_p - r_\epsilon) + \frac{\pi r_\epsilon}{2} \right)} \right) \times V_c \times \exp\left(\frac{-B}{T_{int}}\right) \quad (IV.10)$$

Afin d'obtenir une relation directe pour l'usure en dépouille (VB), nous procédons à l'intégration de l'équation (IV.10) ; à cet effet, nous pouvons écrire :

$$\frac{dVB}{dt} = \frac{a}{VB} \times V_c \times \exp\left(\frac{-B}{T_{int}}\right) \quad (IV.11)$$

Avec :

$$a = \frac{A}{(\tan \alpha + \tan \beta) \times \left((a_p - r_\epsilon) + \frac{\pi r_\epsilon}{2} \right)} \quad (IV.12)$$

En posant : $y = VB$ et $\dot{y} = \frac{dVB}{dt}$, l'équation différentielle (IV.11) devient :

$$y \times \dot{y} = a \times V_c \times \exp\left(\frac{-B}{T_{int}}\right) \quad (IV.13)$$

Nous pouvons alors séparer les variables pour obtenir :

$$y \times dy = a \times V_c \times \exp\left(\frac{-B}{T_{int}}\right) \times dt \quad (IV.14)$$

Après intégration, on obtient la solution de l'équation différentielle (IV.11) comme suit :

$$\begin{aligned} VB &= \sqrt{2 \times \left(a \times V_c \times \exp\left(\frac{-B}{T_{int}}\right) \times t + C \right)} \\ &= \sqrt{2 \times \left(\frac{A}{(\tan \alpha + \tan \beta) \times \left((a_p - r_\epsilon) + \frac{\pi r_\epsilon}{2} \right)} \times V_c \times \exp\left(\frac{-B}{T_{int}}\right) \times t + C \right)} \end{aligned} \quad (IV.15)$$

Avec (C) est la constante d'intégration dont la détermination sera entamée dans la section de simulation numérique.

IV.2.3 Modélisation géométrique de l'usure en dépouille

IV.2.3.1 Préparation de la plaquette d'usinage

La plaquette utilisée pour l'usinage de l'acier AISI D2 porte la désignation CNGA120408S01525 selon la norme ISO. Le modèle 3D de la plaquette a été téléchargé depuis le site du fabricant Sandvik ;

c'est un modèle basique qui ne tient pas compte de certains aspects géométriques comme le chanfrein et le congé. La figure ci-dessous schématise la visualisation de la plaquette cible sous le logiciel SolidWorks.

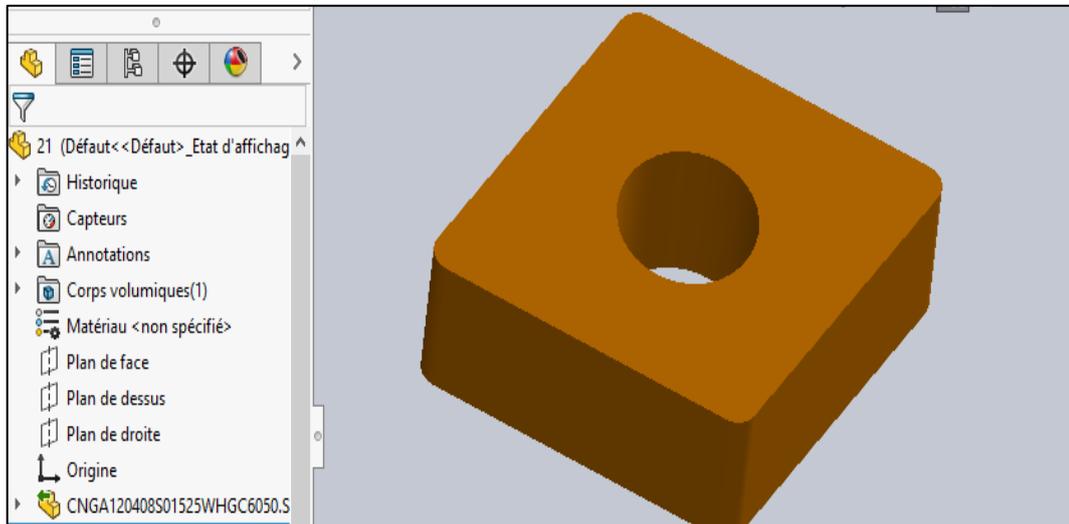


Figure IV-2 : Modèle 3D sous SolidWorks de la plaquette cible.

Selon la référence S01525, la plaquette est chanfreinée et présente un congé sur l'arête. À cet effet, le modèle 3D a été traité par ajout d'un chanfrein de largeur 0.15 mm avec un angle de 25°. Aussi, un congé avec un rayon d'acuité de 0.02 mm a été élaboré (Markopoulos et al., 2015).

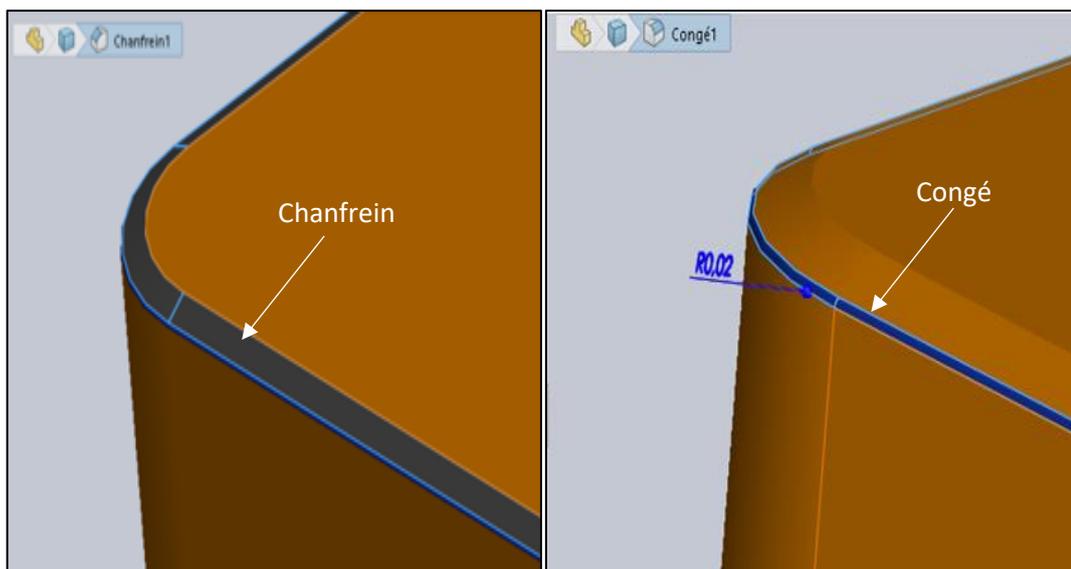


Figure IV-3 : Création du chanfrein et congé.

Le porte-outil utilisé est référencé selon la norme ISO : DCLNL2020K12. Ses caractéristiques techniques sont reportées dans le tableau et la figure qui suivent.

Angle de l'arête de coupe de l'outil (KAPR)	95°
Angle d'attaque de l'outil (PSIR)	-5°
Porte-à-faux maximal (OHX)	32 mm
Sens (HAND)	Left
Largeur de queue (B)	20 mm
Hauteur de queue (H)	20 mm
Longueur fonctionnelle (LF)	125 mm
Largeur fonctionnelle (WF)	25 mm
Hauteur fonctionnelle (HF)	20 mm
Angle de coupe orthogonal (GAMO)	-6°
Angle d'inclinaison (LAMS)	-6°

Tableau IV-1 : Paramètres géométriques du porte-outil [9].

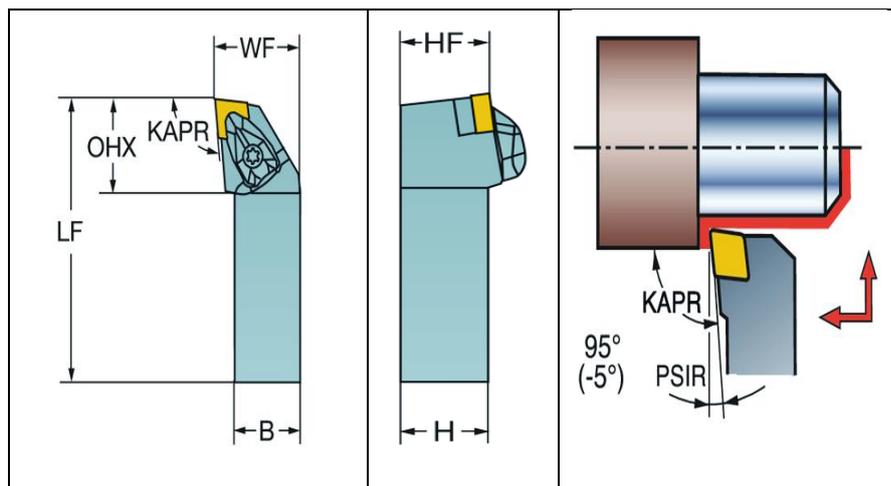


Figure IV-4 : Grandeurs géométriques du porte-plaquette DCLNL2020K12 [9].

IV.2.3.2 Modélisation géométrique de la perte de matière de l'outil

Nous allons évoquer l'approche employée pour modéliser géométriquement la perte de matière d'un outil de coupe via le logiciel SolidWorks. Cette approche a été adoptée en raison des contraintes temporelles liées à la simulation sous le logiciel Deform-3D du fait que les temps expérimentaux (5, 10 et 15 minutes) dépassent de loin les temps de simulation.

Dans un premier temps, nous avons créé une esquisse paramétrique de l'usure ; cette esquisse, basée sur un schéma de développement géométrique, représente l'usure en fonction des grandeurs (β) et (VB) comme illustrée sur le schéma de la figure qui suit.

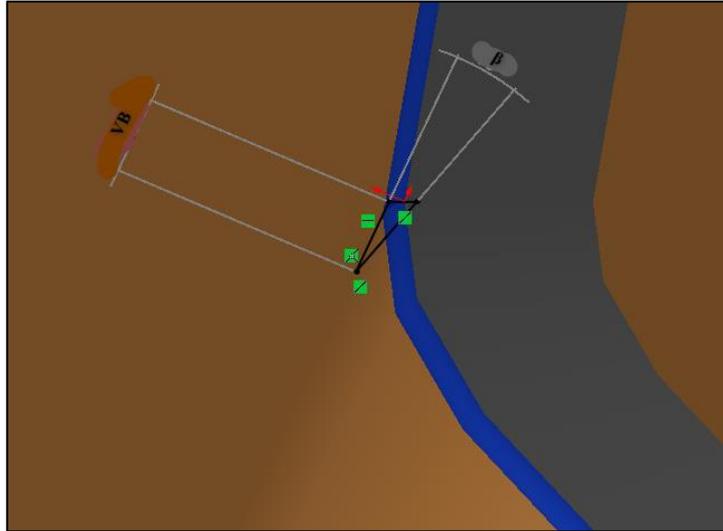


Figure IV-5 : Création d'esquisse de développement géométrique.

- **Définition du profil d'enlèvement de matière de l'outil :** Ce profil, dérivé de l'esquisse précédente, définit la géométrie de l'enlèvement de matière de l'outil. La longueur de contact L_c (arête de coupe-pièce) sera définie lors du positionnement effectif de l'outil par rapport à la pièce ou par l'équation IV.8.

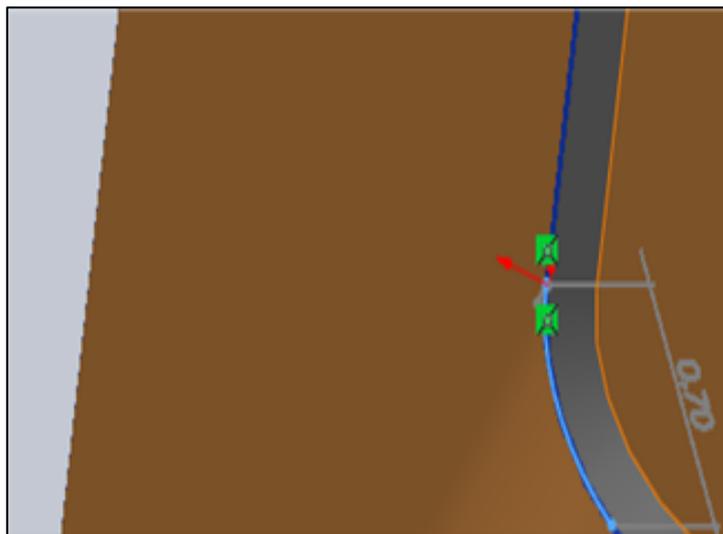


Figure IV-6 : Profil d'enlèvement de matière de l'outil dû à l'usure.

- **Génération de l'usure en dépouille par balayage :** La fonction balayage (ou "sweep") de SolidWorks utilise le profil d'enlèvement de matière pour générer le modèle 3D de l'outil usé. La figure IV-7 montre la génération de l'usure en dépouille pour un angle (β) et une usure (VB) fixés.

Le modèle 3D de l'outil usé ainsi obtenu sous SolidWorks sera injecté par la suite dans le logiciel Deform-3D pour effectuer des simulations numériques.

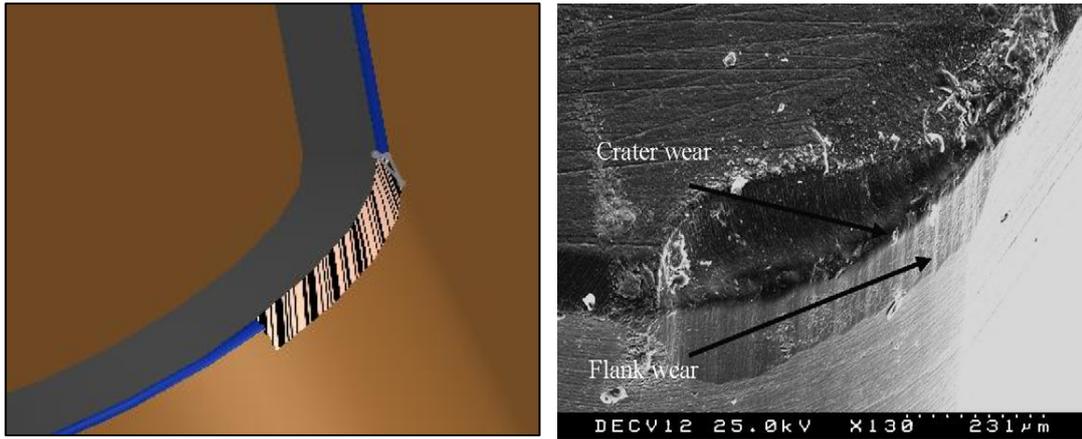


Figure IV-7 : Modèle géométrique 3D de l'outil usé.

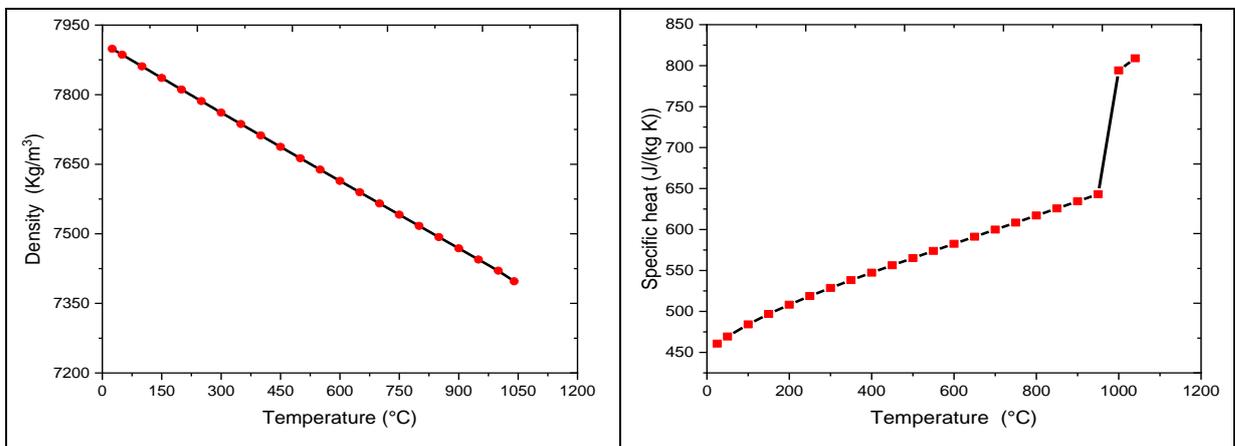
Nous allons maintenant entamer les aspects liés à la simulation numérique de l'opération d'usinage de l'acier AISI D2 par une plaquette rhombique.

IV.3 Simulation numérique

Notons que le modèle d'Usui nécessite la connaissance de la température d'interface pour prédire l'usure (voir Equation IV.2). Pour déterminer ou estimer cette température sur la face de dépouille, une simulation numérique a été menée sur le logiciel Deform-3D. Pour effectuer cette dernière, il faut introduire les données telles que les paramètres de coupe (vitesse, avance et profondeur de passe), les propriétés physiques et rhéologiques de la pièce, les propriétés physiques de l'outil, les conditions aux limites, et le positionnement relatif de l'outil par rapport à la pièce. Les paramètres de coupe utilisés sont ceux reportés dans le tableau III-2.

IV.3.1. Propriétés physiques de la pièce et de l'outil

Les propriétés physiques de la pièce ou du matériau usiné sont illustrés par les schémas de la figure ci-dessous.



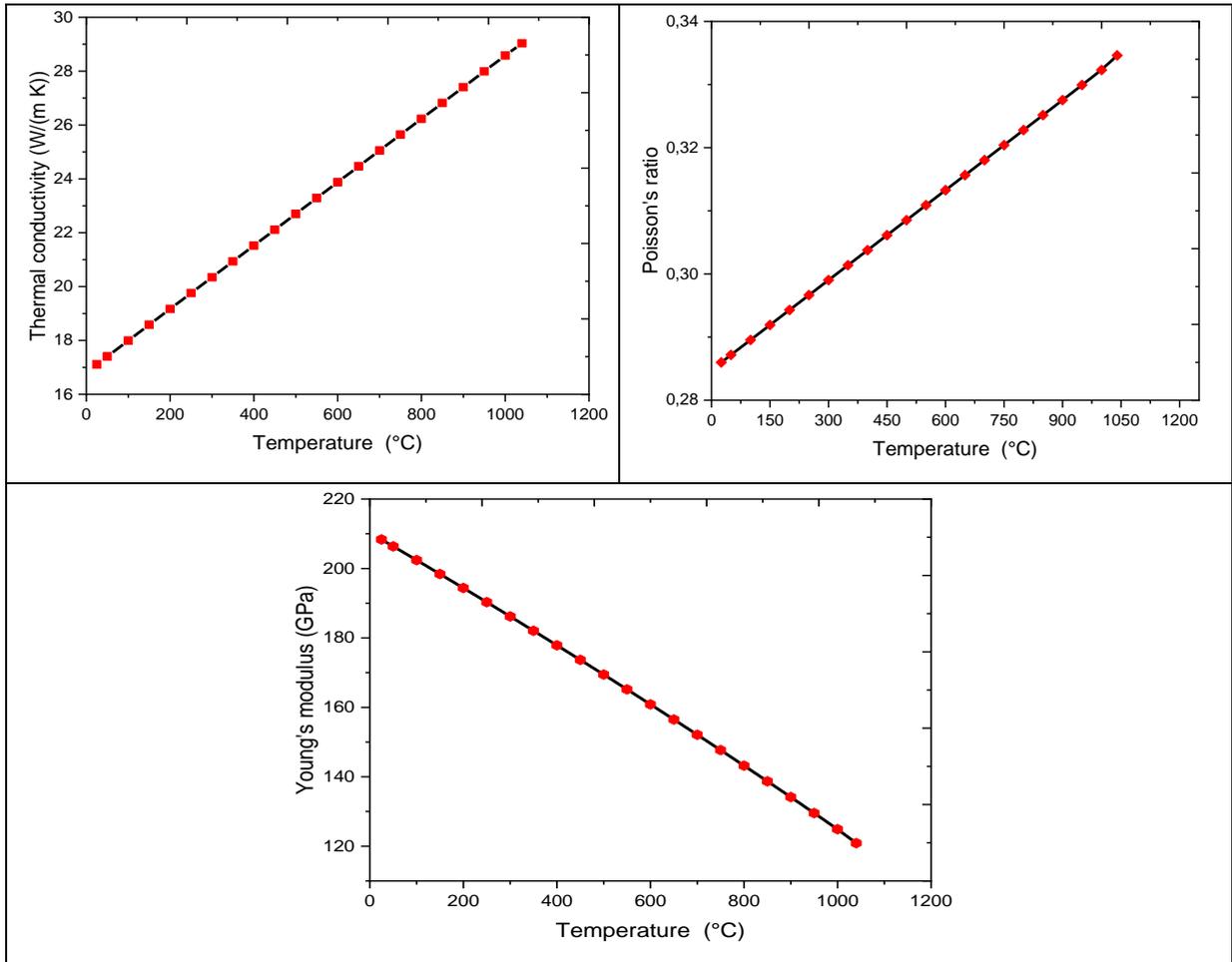


Figure IV-8 : Propriétés physiques de l'acier AISI D2.

Les évolutions de cette dernière figure ont été extraits du logiciel JMATPRO en se basant principalement sur la composition chimique du matériau. Pour notre cas, la composition chimique de l'acier AISI D2 cible est reportée dans le tableau III-1.

Les propriétés physiques de la plaquette cible sont reportées dans le tableau qui suit.

Propriété	Valeur
Densité ρ [kg/m ³]	4500
Conductivité thermique K [W/m·°C]	18
Chaleur spécifique Cp [J/kg·°C]	880
Coefficient d'expansion thermique α_d [1/°C]	8.1×10^{-6}
Module d'Young E [GPa]	300
Coefficient de Poisson ν	0.21
Température initiale T ₀ [°C]	20

Tableau IV-2 : Propriétés physiques de la plaquette (Bhemuni et al., 2015).

IV.3.2. Modèle rhéologique du matériau usiné

Au cours des opérations d'usinage, la contrainte d'écoulement du matériau usiné est fortement influencée par des facteurs tels que la déformation, la vitesse de déformation et la température. Le modèle de la contrainte d'écoulement adopté dans notre étude s'appuie sur des données tabulaires et peut être exprimé par :

$$\bar{\sigma} = \bar{\sigma}(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, T) \quad (\text{IV.16})$$

Le logiciel Deform-3D dispose d'une bibliothèque exhaustive de différents matériaux usinés et d'outils. Les données tabulaires de la contrainte d'écoulement pour l'acier AISI D2 ont été prises de la bibliothèque du logiciel ; la figure ci-dessous relate le graphique de cette contrainte pour différentes vitesses de déformation et une température fixée.

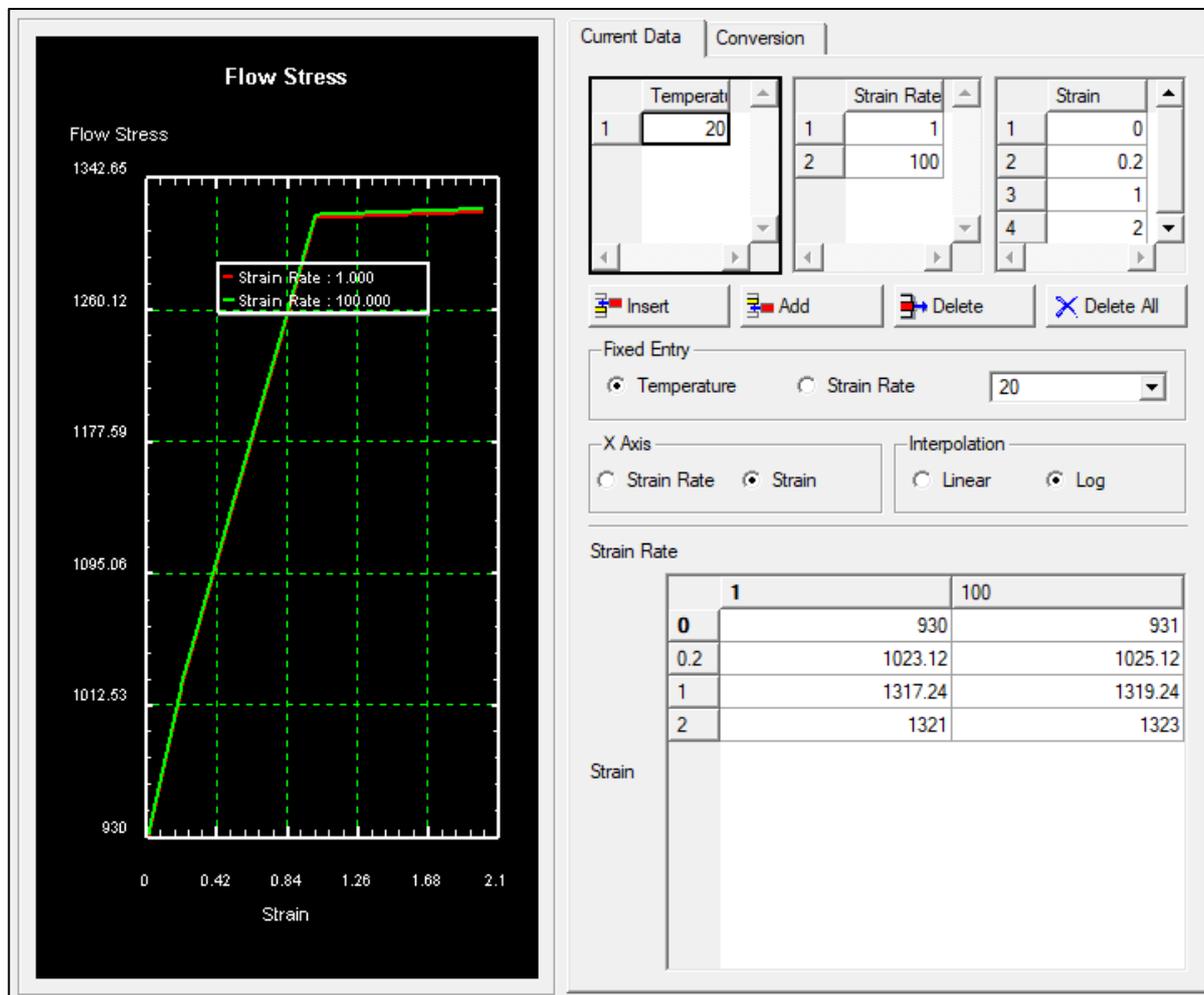


Figure IV-9 : Rhéologie de l'acier AISI D2.

Une interpolation peut être appliquée pour estimer les valeurs des points intermédiaires aux données tabulaires.

IV.3.3. Positionnement relatif de la plaquette

En pratique, le positionnement relatif de l'outil par rapport à la pièce est réalisé par le porte-plaquette. Sur Deform-3D, trois angles sont nécessaires pour effectuer le positionnement souhaité ; à savoir : l'angle d'attaque de l'outil PSIR (SCEA : Side Cutting Edge Angle), l'angle d'inclinaison d'arête LAMS (BR : Back Rake angle), et l'angle de coupe GAMO (SR : Side Rake angle). Les valeurs de ces angles sont respectivement égales à -5° , -6° et -6° (voir Tableau IV-1). La figure qui suit illustre la désignation anglophone des angles caractéristiques.

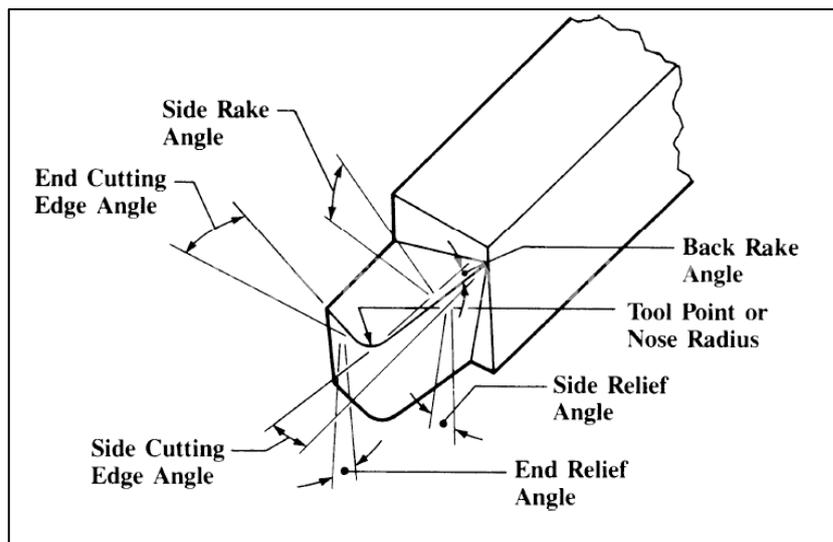


Figure IV-10 : Angles caractéristiques de l'outil de coupe [10].

IV.3.4. Maillage et revêtement de la plaquette

La précision des résultats de simulation est généralement améliorée en augmentant le nombre d'éléments ou en réduisant la taille des éléments du maillage. La figure suivante montre le maillage de la plaquette et de la pièce usinée.

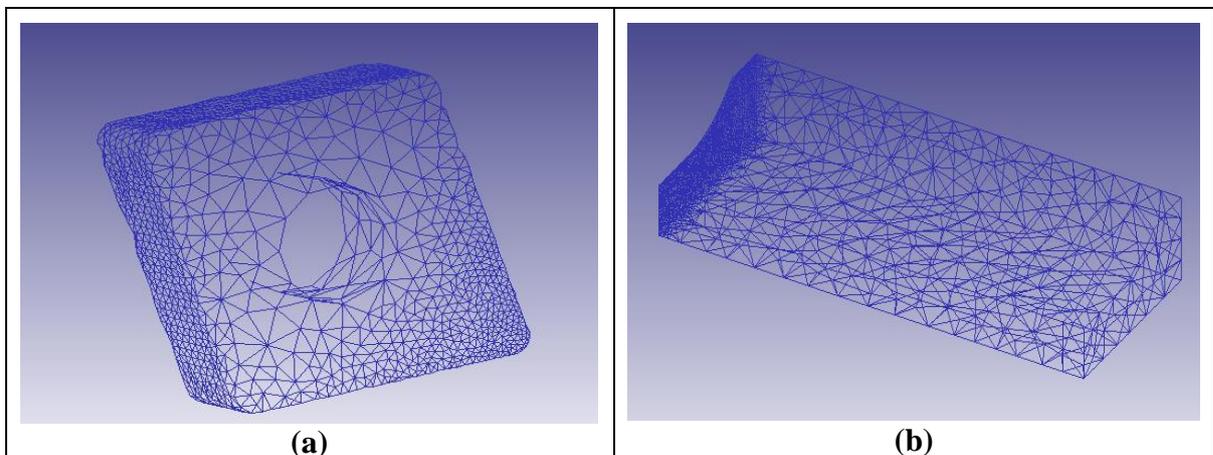


Figure IV-11 : Maillage : (a) Outil de coupe, (b) Pièce usinée.

Une épaisseur de revêtement TiN de 5 μm a été appliquée à l'outil en utilisant la fonction de revêtement du logiciel, comme illustré sur le schéma de la figure suivante.

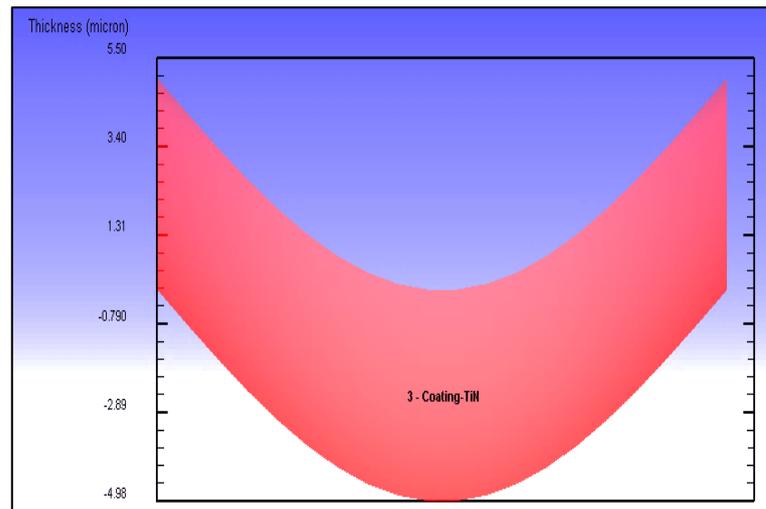


Figure IV-12 : Application du revêtement TiN.

IV.3.5. Conditions aux limites

La figure qui suit illustre les conditions aux limites cinématiques appliquées sur la pièce et l'outil. Nous considérons une longueur de coupe de 3 mm, et le logiciel Deform-3D génère automatiquement le profil de contact pièce-outil.

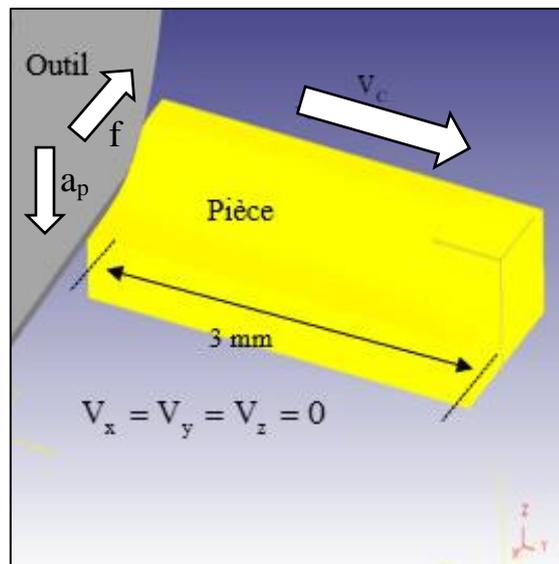


Figure IV-13 : Conditions aux limites cinématiques.

Les conditions d'interaction entre la pièce et l'outil sont définies comme suit :

- ✓ L'outil est considéré comme étant l'objet maître, induisant la déformation ;
- ✓ La pièce à usiner est définie comme l'objet esclave, subissant la déformation.

Le tableau qui suit reporte les conditions thermiques adoptées.

Propriété	Valeur
Coefficient de convection [N/s/mm/°C]	18
Coefficient de transfert thermique (outil-pièce) [N/s·mm·°C]	45
Température initiale [°C]	25

Tableau IV-3 : Conditions aux limites thermiques.

Sur le plan tribologique, la valeur du coefficient de frottement outil-pièce a été fixée à 0.2 après plusieurs simulations permettant ainsi d'obtenir des prédictions acceptables en matière d'efforts et de température.

Nous allons maintenant aborder les résultats de simulation et leurs interprétations.

IV.4 Résultats de simulation et discussion

IV.4.1. Détermination de l'angle d'inclinaison (β)

Une fois le régime permanent est atteint en simulation numérique sous le logiciel Deform-3D, l'effort de coupe résultant est calculé à partir des composantes (F_x , F_y , F_z) obtenues. L'effort résultant est calculé par la relation qui suit :

$$F_m = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2} \quad (\text{IV.17})$$

Ensuite, la valeur obtenue par simulation est comparée aux valeurs expérimentales pour un choix de différents angles d'inclinaison (β). Ce processus est répété pour chaque essai afin de déterminer l'angle d'inclinaison minimisant l'écart entre l'effort résultant prédit et mesuré.

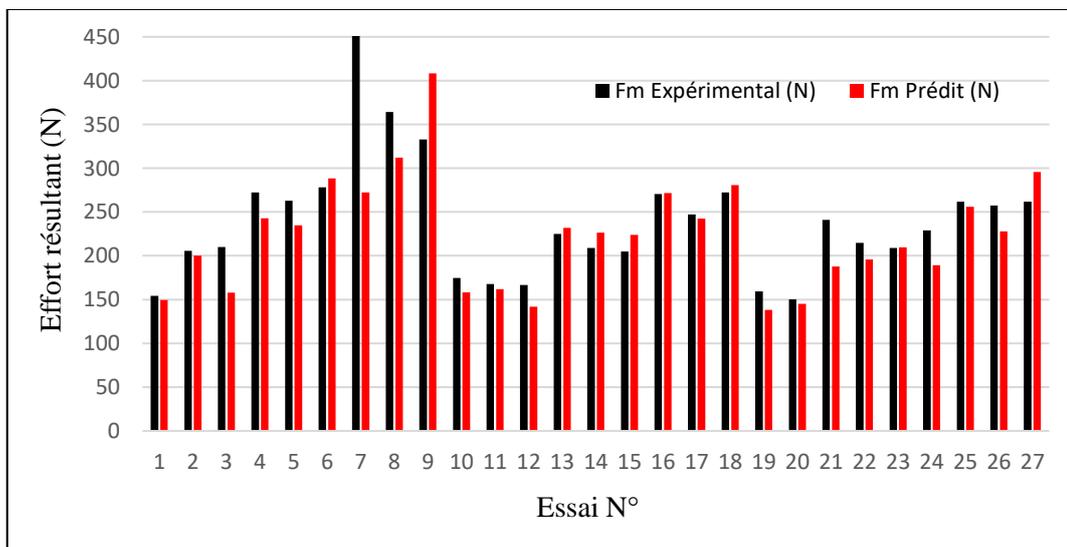


Figure IV-14 : Comparaison entre l'effort résultant expérimental et prédit.

Le tableau qui suit reporte les résultats obtenus en matière d'effort de coupe résultant (F_m), de l'angle d'inclinaison (β) et de la température d'interface (T_{int}), ainsi que l'erreur relative et la MAPE entre l'effort mesuré et prédit.

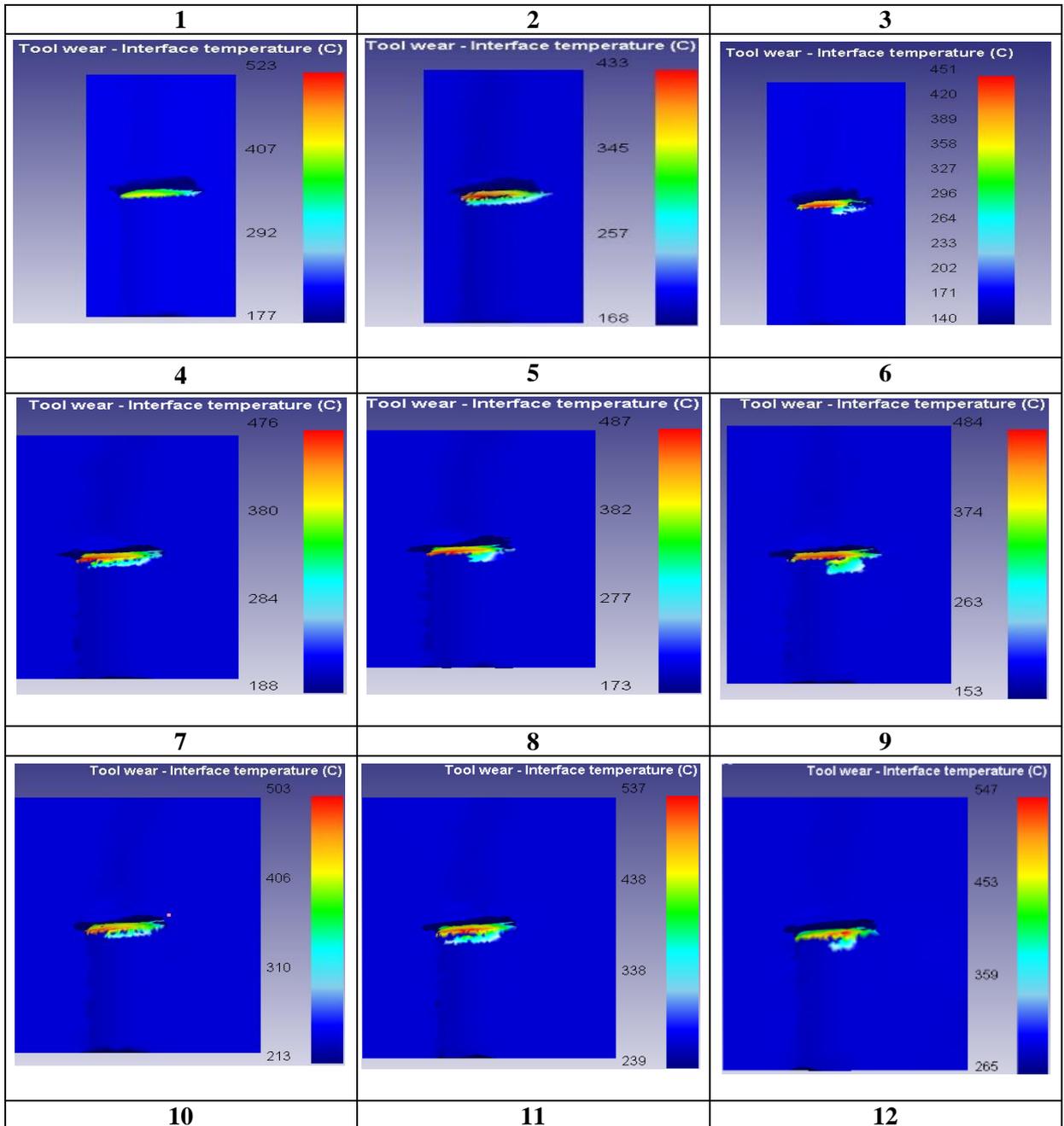
N° d'essai	Fm Expérimental (N)	Fm Prédit (N)	Angle d'inclinaison β (°)	Température d'interface T_{int} (°C)	Erreur relative
1	154.22	149.58	1	407	0.030
2	205.59	200.22	6	345	0.026
3	209.87	157.73	7	347	0.248
4	272.33	242.63	8	380	0.109
5	262.7	234.88	7	382	0.106
6	277.99	288.25	7	374	0.037
7	451.38	272.49	8	406	0.396
8	364.15	312.21	8	438	0.143
9	332.75	408.14	7	453	0.227
10	174.69	158.40	3	409	0.093
11	167.64	161.82	6	354	0.035
12	166.74	141.67	6	396	0.150
13	225.1	231.86	7	384	0.030
14	208.83	226.44	5	462	0.084
15	205.03	223.72	5	387	0.091
16	270.43	271.42	8	446	0.004
17	247.1	242.38	7	406	0.019
18	272.15	280.87	7	430	0.032
19	159.16	138.06	4	461	0.133
20	150.24	145.18	6	387	0.034
21	241.08	187.82	7	412	0.221
22	214.9	195.70	6	443	0.089
23	209.05	209.58	5	443	0.003
24	229.06	189.08	5	411	0.175
25	261.91	255.88	7	443	0.023
26	257.22	227.88	6	475	0.114
27	261.78	295.48	7	425	0.129
				MAPE %	10.30

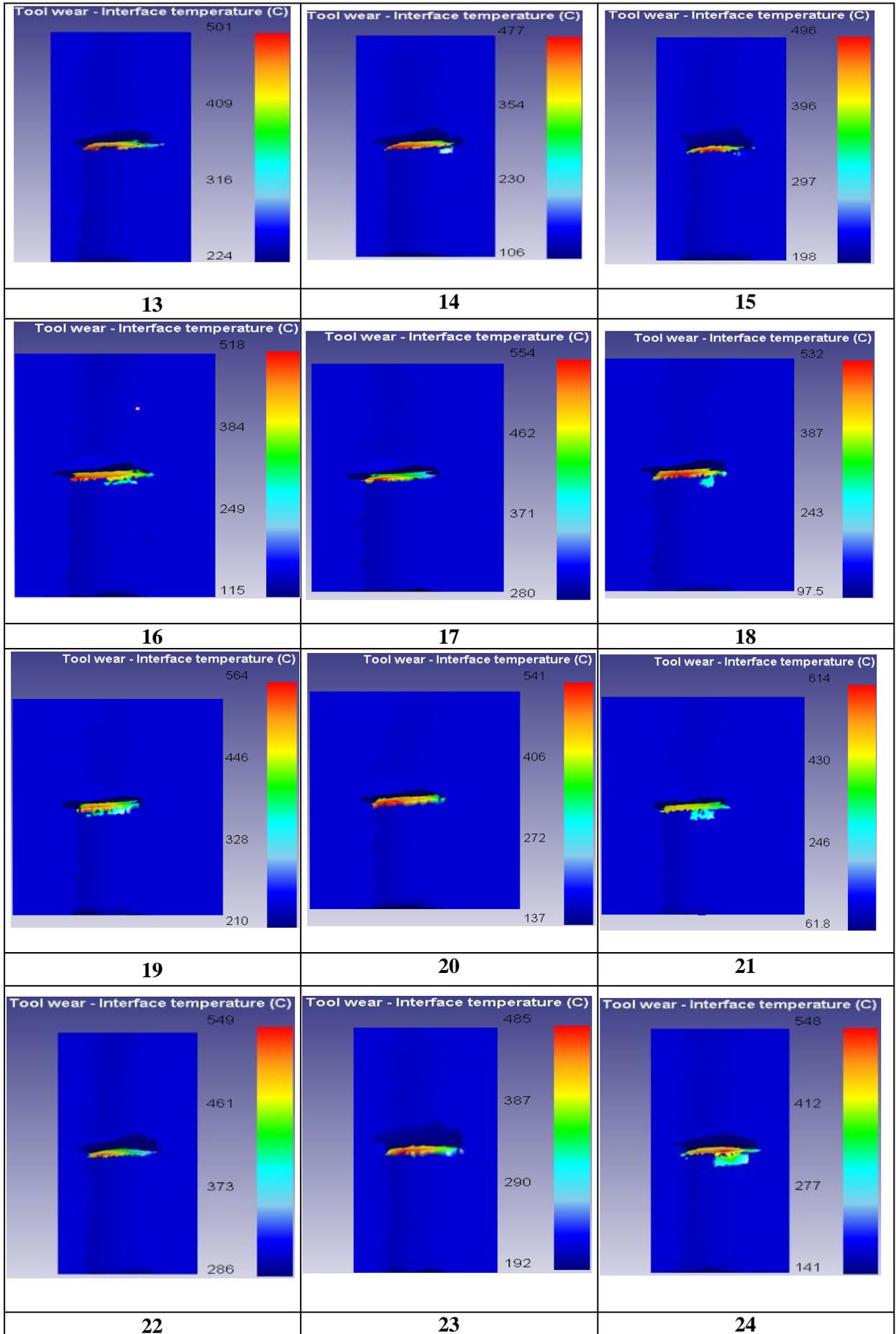
Tableau IV-4 : Résultats de simulation et comparaison entre les efforts mesurés et prédits.

Ces derniers résultats révèlent que, dans la majorité des cas, les efforts prédits concordent bien avec les données expérimentales. Aussi, la MAPE est de 10.30% qui est un niveau d'erreur acceptable pour des modélisations complexes. Cependant, certains essais, tels que les essais 3, 7, 9 et 21, présentent des écarts notables, avec des erreurs absolues (APE) atteignant 25%, 40%,

23% et 22%, respectivement. Ces anomalies soulignent le besoin d'une analyse plus approfondie pour ajuster le modèle et améliorer la précision dans ces cas spécifiques.

La figure qui suit montre les températures d'interface obtenues dans la zone de dépouille pour les 27 essais.





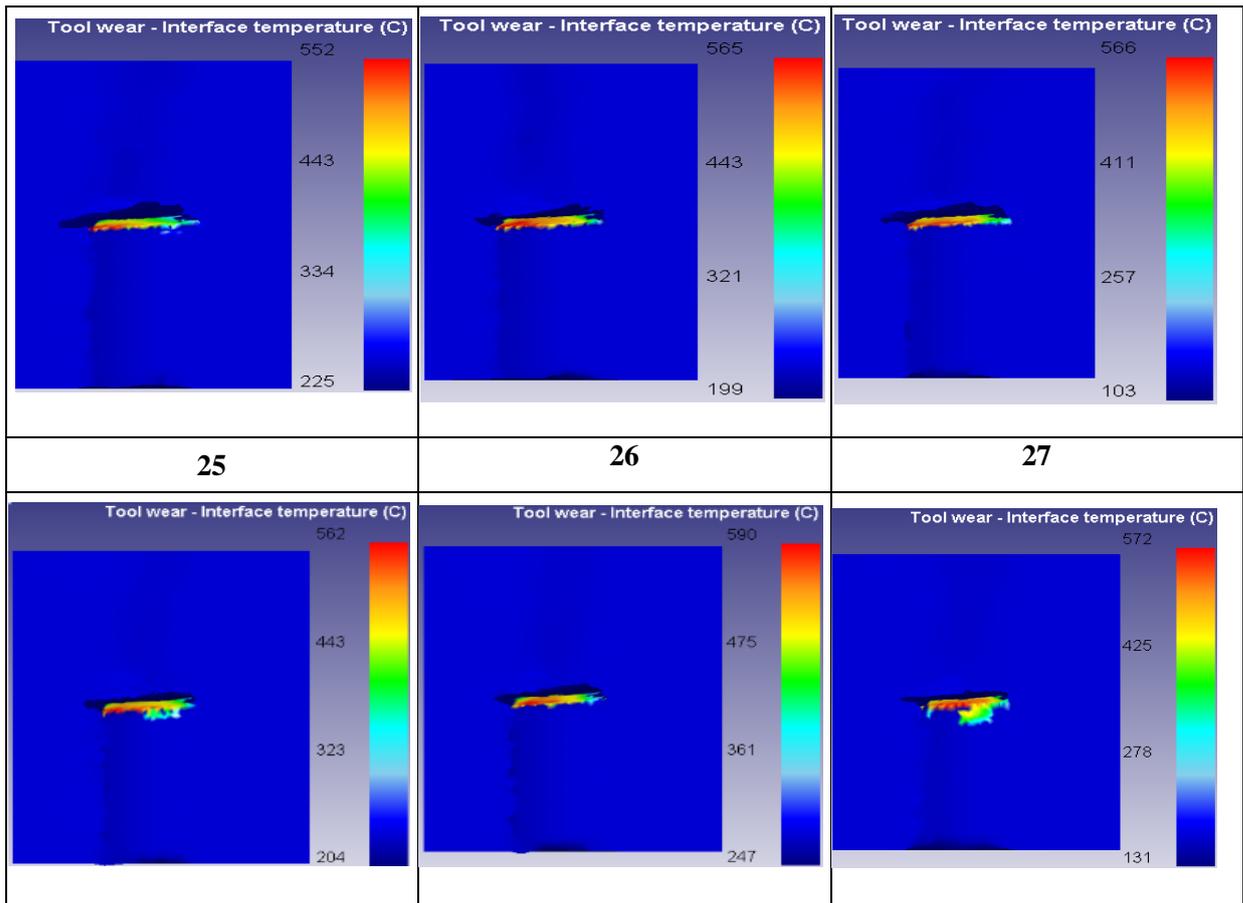


Figure IV-15 : Température d'interface pour les 27 essais.

IV.4.2. Procédure de détermination des constantes du modèle d'usure

Une fois l'angle d'inclinaison (β) validé, nous passerons à une seconde phase ayant pour objectif de déterminer les coefficients (A), (B) et (C) du modèle d'usure exprimé par l'équation (IV.15) en s'appuyant sur la connaissance de la température d'interface et des paramètres de coupe. La figure IV-16 résume la procédure de détermination des constantes du modèle d'usure. Dans cette procédure, la constante (C) est déterminée dans un premier lieu ; puis, nous faisons appel à l'algorithme génétique pour obtenir les valeurs des constantes (A) et (B) tout en comparant l'usure mesurée et celle prédite.

La constante (C) est déterminée à partir des conditions initiales d'usinage. Le temps absolu de démarrage d'une coupe ou d'un essai est toujours pris égal à zéro. Si l'outil est neuf, l'usure est prise aussi égale à zéro ; mais si l'outil est usé, on considère l'usure cumulée. De l'équation (IV.15), la constante (C) est calculée comme suit :

$$\begin{aligned}
 VB(t=0) = 0 &\Rightarrow C = 0 \quad (\text{Outil neuf}) \\
 VB(t=0) = VB(\text{cumulée}) &\Rightarrow C = \frac{[VB(\text{cumulée})]^2}{2} \quad (\text{Outil usé})
 \end{aligned}
 \tag{IV.18}$$

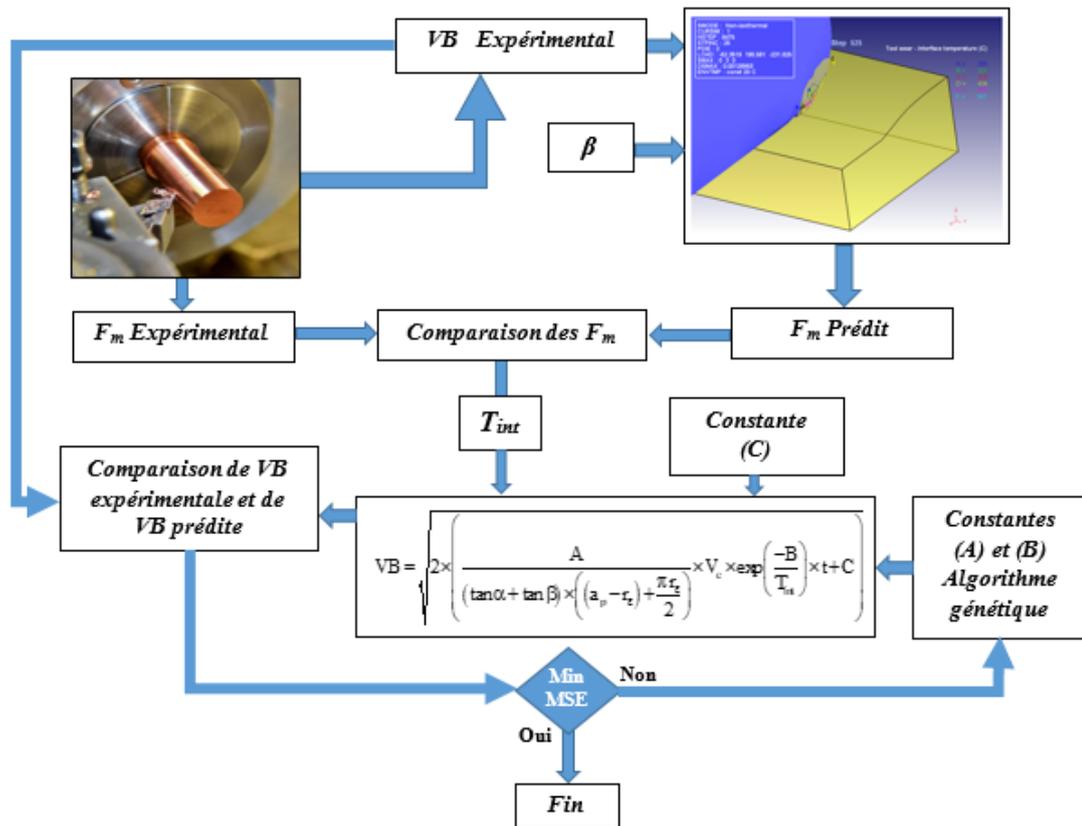


Figure IV-16 : Procédure de détermination des constantes du modèle d'usure.

Après avoir calculé la constante (C), nous avons élaboré un script sur le logiciel Matlab pour obtenir les constantes (A) et (B). La figure qui suit montre l'évolution de la fonction objectif avec le nombre de générations.

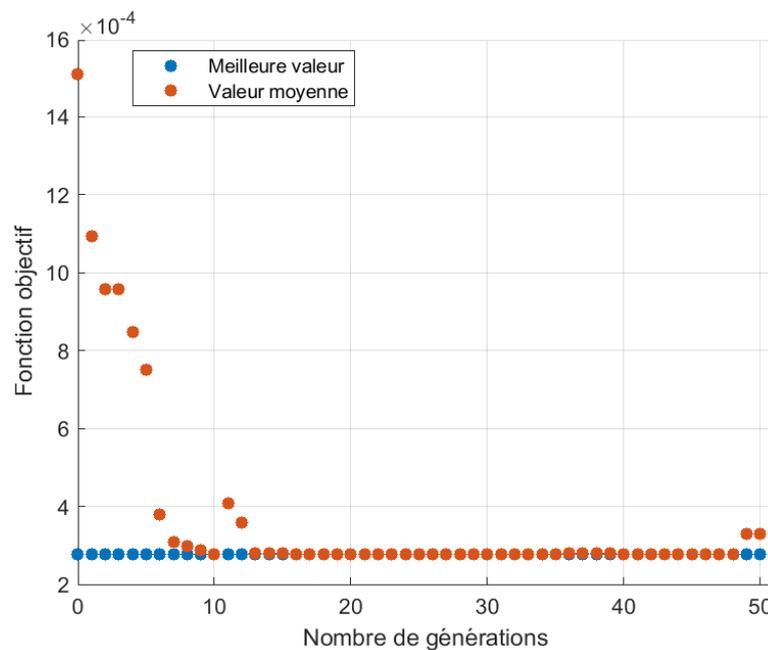


Figure IV-17 : Evolution de la fonction objectif avec le nombre de générations.

D'après cette dernière figure, la fonction objective qui vise la minimisation du MSE atteint une valeur de 0.000276. Les valeurs des constantes (A) et (B) obtenues valent respectivement $A = 2.0501e-06$ et $B = 1100$ [K].

Le tableau qui suit reporte les valeurs des inconnues du modèle d'usure ainsi que la valeur de l'usure prédite.

N° d'essai	β (°)	T_{int} (K)	C (mm ²)	VB _{pred} (mm)
1	1	680	0	0.062
2	6	618	0.00110	0.077
3	7	620	0.00245	0.101
4	8	653	0	0.042
5	7	655	0.00296	0.099
6	7	647	0.00616	0.134
7	8	679	0	0.043
8	8	711	0.00224	0.092
9	7	726	0.00616	0.138
10	3	682	0	0.065
11	6	627	0.00252	0.103
12	6	669	0.00414	0.133
13	7	657	0	0.053
14	5	735	0.00288	0.117
15	5	660	0.00541	0.144
16	8	719	0	0.054
17	7	679	0.00296	0.108
18	7	703	0.00627	0.148
19	4	734	0	0.075
20	6	660	0.00274	0.116
21	7	685	0.00480	0.146
22	6	716	0	0.067
23	5	716	0.00344	0.129
24	5	684	0.00562	0.158
25	7	716	0	0.064
26	6	748	0.00328	0.127
27	7	698	0.00720	0.162

Tableau IV-5 : Détermination des inconnues du modèle d'usure.

Suite à la confrontation des usures mesurée et prédite, la MAPE vaut 15.57% ; ceci indique que le modèle présente une concordance significative avec les données expérimentales. Ainsi, l'équation d'usure en dépouille peut être exprimée par :

$$VB = \sqrt{2 \times \left(\left(\frac{2.0501e-06}{(\tan \alpha + \tan \beta) \times \left((a_p - r_\epsilon) + \frac{\pi r_\epsilon}{2} \right)} \right) \times V_c \times \exp \left(\frac{-1100}{T_{int}} \right) \times t + C \right)} \quad (IV.19)$$

La figure ci-dessous illustre la confrontation entre les usures en dépouille mesurée et prédite.

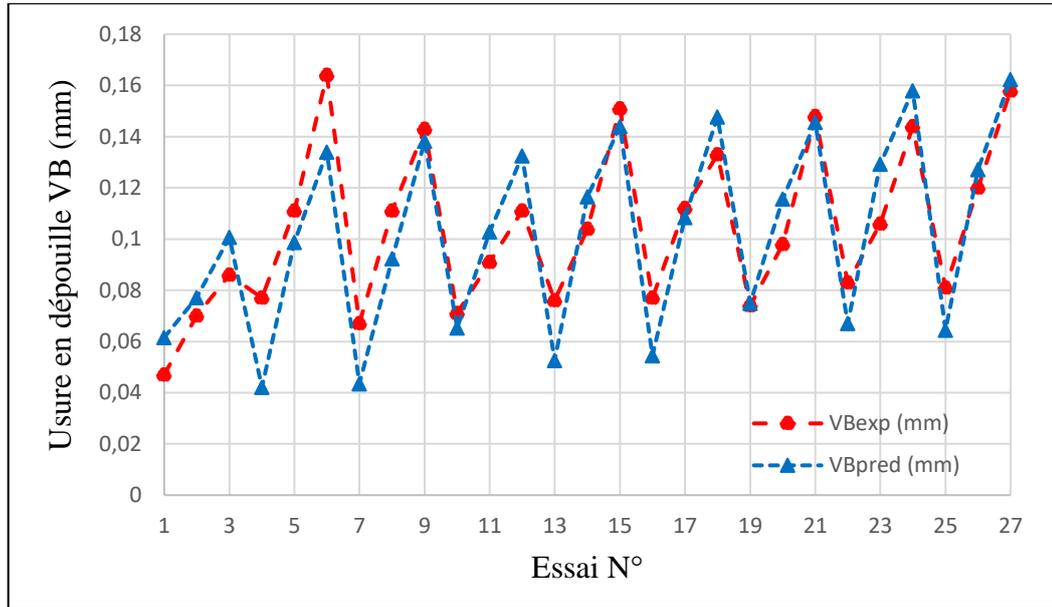


Figure IV-18 : Confrontation de l'usure en dépouille expérimentale et prédite.

Le modèle d'Usui modifié peut-être exprimé comme suit :

$$\frac{dW}{dt} = 2.0501e - 06 \cdot V_c \cdot \exp\left(\frac{-1100}{T_{int}}\right) \quad (IV.20)$$

La figure qui suit montre la variation du taux d'usure en fonction de la vitesse de coupe et de la température d'interface à la dépouille.

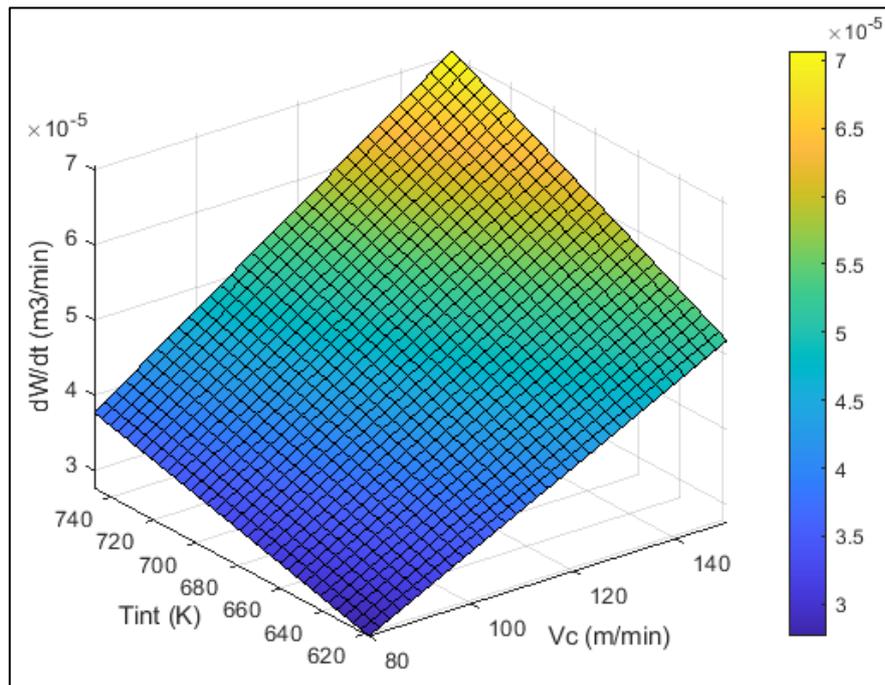


Figure IV-19 : Variation du taux d'usure.

La figure qui suit montre la courbe caractéristique du taux d'usure pour l'ensemble des 27 essais.

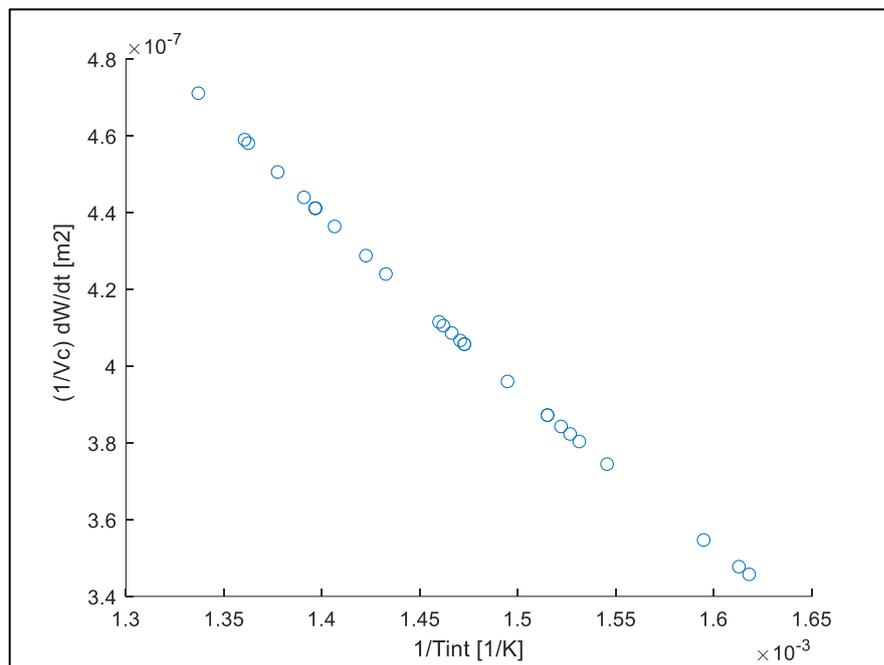


Figure IV-20 : Courbe caractéristique du taux d'usure.

Cette dernière figure montre bien une tendance linéaire ce qui correspond bien aux résultats d'Usui.

IV.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en œuvre une procédure en trois étapes distinctes pour la modélisation de l'usure en dépouille d'un outil de coupe. Ces étapes se résument ainsi :

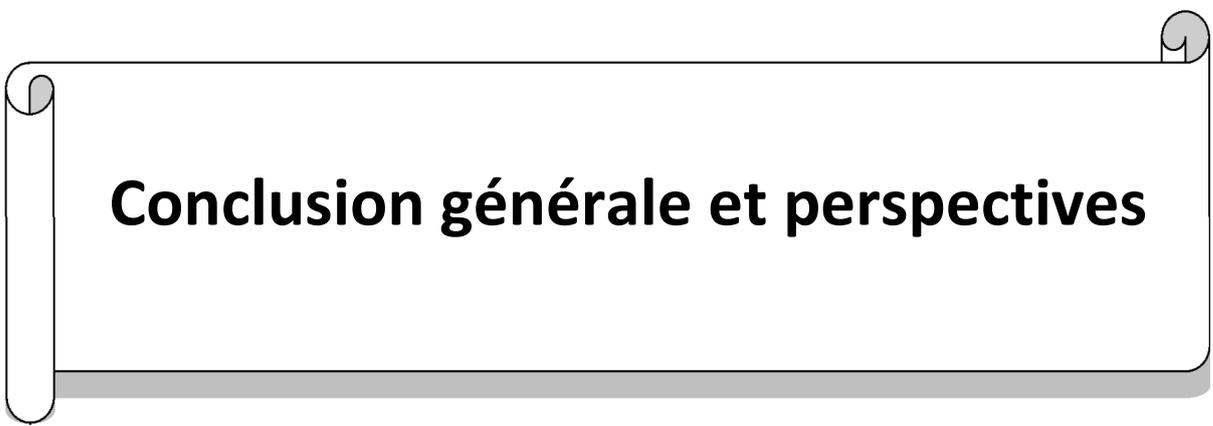
✓ Représentation géométrique de l'usure en dépouille ; lors de cette étape, une représentation géométrique de l'usure en dépouille a été générée à l'aide du logiciel SolidWorks. Le modèle géométrique élaboré a servi de base pour les analyses ultérieures ; il utilise la mesure de l'usure en dépouille (VB) et le choix de l'angle d'inclinaison (β) de la surface d'usure.

✓ Simulation numérique et validation expérimentale : Cette étape a été réalisée à l'aide du logiciel Deform-3D pour valider le choix de l'angle d'inclinaison (β). Cette validation est basée sur la comparaison entre l'effort résultant mesuré et celui prédit. Après l'ajustement de cet angle, nous avons pu extraire une estimation adéquate de la température d'interface (T_{int}).

✓ À la suite de ces deux étapes, nous avons déterminé les constantes spécifiques (A), (B) et (C) du modèle d'usure développé. Ce dernier peut être utilisé dans des simulations

numériques pour affiner le calcul du taux d'usure lors de l'opération de tournage de l'acier AISI D2.

Ainsi, ce processus global alliant modélisation géométrique, simulation numérique et validation expérimentale, illustre une approche systématique pour prédire l'usure en dépouille d'un outil de coupe.



Conclusion générale et perspectives

L'objectif visé par la présente thèse concerne la conception de modèles prédictifs de performances liées à l'usinage dur. Ce dernier est actuellement considéré comme une solution de remplacement à la rectification classique qui nécessite souvent des temps plus longs et coûteux. Notre investigation est relative au tournage longitudinal à sec de l'acier AISI D2 par une plaquette en alumine mixte, et, plus particulièrement, à la prédiction de l'usure en dépouille. Cette dernière est un paramètre essentiel pour garantir la qualité d'usinage, assurer la longévité des outils et optimiser les conditions de coupe. Dans ce contexte, nous sommes appelés à élaborer des modèles prédictifs capables de fournir des estimations acceptables de l'usure en dépouille.

Dans un premier temps, nous avons relaté en autres les aspects liés à l'endommagement des outils de coupe. À cet effet, leur géométrie et leur classification ont été évoquées ; puis, nous avons présenté les matériaux de coupe ainsi que leurs techniques d'élaboration et de revêtement. De plus, les mécanismes de rupture des outils de coupe ont été abordés en définissant les modes et les formes principales d'usure. De plus, les méthodes de mesure directe et indirecte de l'usure des outils de coupe ont été relatées. Dans cette démarche bibliographique, nous avons aussi relaté différentes formulations mathématiques utilisées pour modéliser et résoudre des problèmes liés à l'usinage, notamment l'usure des outils de coupe. Ces formulations relatent les techniques d'apprentissage automatique, l'ajustement polynomial par algorithme génétique, les aspects liés à simulation numérique en usinage, et les modélisations de l'usure en dépouille. Aussi, nous avons abordé la méthode des éléments finis qui permet la simulation numérique de la formation du copeau et la prise en compte de l'usure des outils de coupe. Ceci a été suivi par les modélisations liées à la prédiction de l'usure des outils de coupe, et une brève synthèse bibliographique sur les travaux antérieurs liés à l'usure des outils de coupe.

Concernant le volet des développements, l'objectif visé était d'élaborer un modèle performant pour prédire l'usure en dépouille d'une plaquette en alumine mixte lors du tournage dur à sec de l'acier AISI D2. Pour ce faire, une analyse comparative a été réalisée en évaluant les performances relatives aux modèles prédictifs basés sur l'apprentissage automatique (ANN, ANFIS, SVM, GPR) et l'ajustement polynomial via un algorithme génétique (GAPOLYFITN). Les modèles élaborés utilisent un ensemble de données expérimentales comprenant 27 échantillons. Les données d'entrée se résument aux conditions de coupe : vitesse de coupe, avance et temps d'usinage. Après un constat des résultats, nous avons pu dégager que pour les phases d'entraînement et de test, le modèle GPR émerge comme le modèle le plus performant pour prédire l'usure en dépouille.

Pour l'ensemble des (27) essais, les résultats obtenus montrent que le coefficient de détermination (R^2) varie de 0.85 à 0.99, l'erreur quadratique moyenne (MSE) se situe entre 0.0000396 et 0.000151, l'erreur absolue moyenne (MAE) varie entre 0.002958 et 0.009336, et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) fluctue entre 3.50 % et 9.60 %. Les modèles ML sont très prometteurs pour prédire l'usure des outils de coupe ; cependant, le modèle GAPOLYFITN est plus pratique car il s'agit d'une formulation mathématique simple qui peut être facilement intégrée, par exemple, dans une boucle de commande numérique adaptative basée sur l'observation de l'usure.

Puis, nous avons mis en œuvre une procédure en trois étapes distinctes pour la modélisation de l'usure en dépouille d'un outil de coupe durant le tournage à sec de l'acier AISI D2 par une plaquette en alumine mixte. Ces étapes se résument ainsi :

✓ Représentation géométrique de l'usure en dépouille ; lors de cette étape, une représentation géométrique de l'usure en dépouille a été générée à l'aide du logiciel SolidWorks. Le modèle géométrique élaboré a servi de base pour les analyses ultérieures ; il utilise la mesure de l'usure en dépouille (VB) et le choix de l'angle d'inclinaison (β) de la surface d'usure.

✓ Simulation numérique et validation expérimentale : Cette étape a été réalisée à l'aide du logiciel Deform-3D pour valider le choix de l'angle d'inclinaison (β). Cette validation est basée sur la comparaison entre l'effort résultant mesuré et celui prédit. Après l'ajustement de cet angle, nous avons pu extraire une estimation adéquate de la température d'interface (T_{int}).

✓ À la suite de ces deux étapes, nous avons déterminé les constantes spécifiques (A), (B) et (C) du modèle d'usure développé. Ce dernier peut être utilisé dans des simulations numériques pour affiner le calcul du taux d'usure.

Ainsi, ce processus global alliant modélisation géométrique, simulation numérique et validation expérimentale, illustre une approche systématique pour prédire l'usure en dépouille d'un outil de coupe en usinage dur.

Perspectives

Bien que cette thèse ait permis d'obtenir des résultats significatifs dans la modélisation et la prédiction de l'usure en dépouille des outils de coupe. Plusieurs pistes de recherche et d'innovation demeurent à explorer pour renforcer encore davantage les connaissances et leur application industrielle. Ces perspectives s'inscrivent dans une démarche continue d'amélioration des procédés d'usinage avec un accent particulier sur l'optimisation des performances, la longévité des outils, et la qualité du produit fabriqué.

➤ **Extension des modèles à d'autres procédés :**

Les approches développées dans ce travail peuvent être étendues à d'autres procédés de coupe tels que le fraisage et le perçage. L'adaptation des modèles prédictifs, notamment le GPR et GAPOLYFITN, permettant de mieux comprendre les mécanismes spécifiques d'usure associés et d'optimiser les conditions de coupe.

➤ **Développement de systèmes de commande adaptative en temps réel :**

Le modèle GAPOLYFITN, grâce à sa simplicité mathématique, présente un potentiel considérable pour une intégration dans une boucle de commande numérique adaptative en temps réel. Une perspective intéressante serait de développer des algorithmes capables d'ajuster dynamiquement les paramètres de coupe en fonction de l'évolution de l'usure observée, permettant ainsi une optimisation continue du procédé d'usinage.

➤ **Amélioration des simulations numériques :**

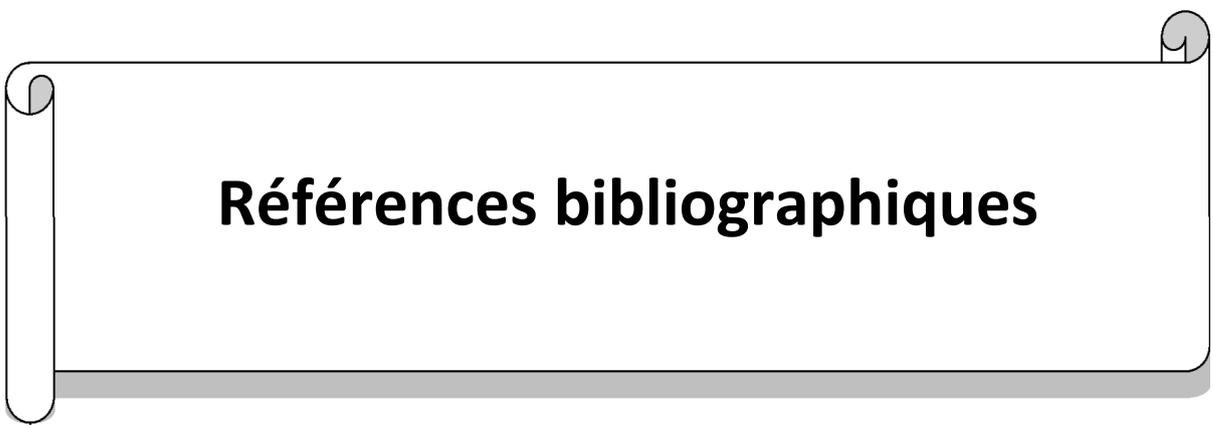
Bien que la méthode des éléments finis (MEF) ait montré son efficacité dans la modélisation de l'usure en dépouille, des efforts supplémentaires pourraient être consacrés à l'optimisation des maillages, aux solveurs numériques ainsi que la forme géométrique de l'usure engendrée par l'interaction outil/matière afin de réduire davantage les temps de calcul tout en maintenant une grande précision.

➤ **Validation industrielle à grande échelle :**

Une prochaine étape consisterait à tester les modèles élaborés dans des conditions industrielles impliquant des lignes de production à grande échelle.

➤ **Étude des interactions multi-physiques :**

Une exploration plus approfondie des interactions multi-physiques (mécaniques, thermiques, chimiques, etc.) au niveau de l'interface outil-matière pourrait fournir des insights supplémentaires sur les mécanismes d'usure. L'intégration de ces phénomènes dans les modèles existants permettrait de mieux prédire et contrôler l'usure dans des conditions extrêmes.



Références bibliographiques

- Abdallah, W. 2022. « La résolution du déploiement 3D d'objets connectés sans fil à l'intérieur en utilisant un schéma hybride entre les méthodes géométriques de déploiement et les algorithmes d'optimisation distribués ». Thèse de Doctorat, Université Toulouse le Mirail-Toulouse II.
- Abdelali, Hamdi Ben. 2013. « Caractérisation et modélisation des mécanismes tribologiques aux interfaces outils-pièces-copeaux en usinage à sec de l'acier C45 ». Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Lyon; Ecole Nationale d'Ingénieurs de Monastir. <https://theses.hal.science/tel-00805316/>.
- Agrawal, K., Panda, A., & Sahoo, A. K. (2024). Advancements in Tool Wear Monitoring in Turning Operations: Digital Image Processing and AI Techniques. *Journal of Physics: Conference Series*, 2818(1), 012040.
- 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. <http://dspace.univ-tiaret.dz/handle/123456789/14633>.
- Alagan, Tamil, Nageswaran. 2017. « Textured Insert for Improved Heat Extraction in Combination with High-Pressure Cooling in Turning of Superalloys ».
- Alajmi, M. S., & Almeshal, A. M. (2021). Estimation and optimization of tool wear in conventional turning of 709M40 alloy steel using support vector machine (SVM) with Bayesian optimization. *Materials*, 14(14), 3773.
- Alice Hepzibah, A., & K. Premkumar. 2020. « ANFIS Current–Voltage Controlled MPPT Algorithm for Solar Powered Brushless DC Motor Based Water Pump ». *Electrical Engineering* 102 (1): 421-35.
- Aouici, H. 2012. « Etude de l'usinabilité de l'acier AISI H11a l'état traité par le CBN 7020 ». Thèse de Doctorat, Université 8 mai 1945 de Guelma. <https://www.pnst.cerist.dz/detail.php?id=28661>.
- Archard, J., 1953. Contact and rubbing of flat surfaces. *Journal of applied physics* 24, 981–988.
- Arrazola, P.J., & T. Ozel. 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.
- Athmani, H. 2008. « Etude des manifestations thermiques et énergétiques associées à l'usinage des matériaux. » Thèse de Doctorat, Université IBN-KHALDOUN-Faculté des Sciences Appliquées. <https://www.ccdz.cerist.dz/admin/notice.php?id=00000000000000818041000087>.
- Attanasio, A., Ceretti, E., Fiorentino, A., Cappellini, C., Giardini, C., 2010. Investigation and FEM-based simulation of tool wear in turning operations with uncoated carbide tools. *Wear* 269, 344–350.
- Attanasio, Aldo, Elisabetta Ceretti, S. Rizzuti, Domenico Umbrello, & F. Micari. 2008. « 3D finite element analysis of tool wear in machining ». *CIRP annals* 57 (1): 61-64.
- Awad, Mariette, & Rahul Khanna. 2015. *Efficient learning machines: theories, concepts, and applications for engineers and system designers*. Springer nature. B 7000 / 1-16.

- Bagga, P. J., Patel, K. M., Makhesana, M. A., Şirin, Ş., Khanna, N., Krolczyk, G. M., Pala, A. D., & Chauhan, K. C. (2023). Machine vision-based gradient-boosted tree and support vector regression for tool life prediction in turning. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 126(1-2), 471-485.
- Bajpai, Pratibha, & Manoj Kumar. 2010. « Genetic algorithm—an approach to solve global optimization problems ». *Indian Journal of computer science and engineering* 1 (3): 199-206.
- Beaser, Eric, Jennifer K. Schwartz, Caleb B. Bell, & Edward I. Solomon. 2011. « Hybrid Genetic Algorithm with an Adaptive Penalty Function for Fitting Multimodal Experimental Data: Application to Exchange-Coupled Non-Kramers Binuclear Iron Active Sites ». *Journal of Chemical Information and Modeling* 51 (9): 2164-73.
- Bencheikh, I. 2018. « Simulation multi-étapes de l'usure des outils de coupe revêtus par une modélisation XFEM/Level-set ». Thèse de Doctorat, Université de Lorraine. <https://theses.hal.science/tel-01885786/>.
- Bhemuni, V., Chalamalasetti, S. R., Konchada, P. K., & Pragada, V. V. (2015). Analysis of hard turning process: Thermal aspects. *Advances in Manufacturing*, 3(4), 323-330.
- Bienvenu, Y., A.S. Wronski, M. Jeandin, C.S. Wright, F. Lemoisson, & M. Vardavoulias. 1994. « Aciers rapides produits par métallurgie des poudres. État de l'art et perspectives ». *Revue de Métallurgie* 91 (5): 693-706. <https://doi.org/10.1051/metal/199491050693>.
- Bin Abdul Rahim, M. A. S., bin Minhat, M., Hussein, N. I. S. B., & bin Salleh, M. S. (2018). A comprehensive review on cold work of AISI D2 tool steel. *Metallurgical Research & Technology*, 115(1), 104.
- Binder, M., Klocke, F., & Lung, D. (2015). Tool wear simulation of complex shaped coated cutting tools. *Wear*, 330, 600-607.
- Binder, Marvin, Fritz Klocke, & Benjamin Döbbeler. 2017. « An advanced numerical approach on tool wear simulation for tool and process design in metal cutting ». *Simulation modelling practice and theory* 70:65-82.
- Boser, Bernhard E., Isabelle M. Guyon, & Vladimir N. Vapnik. 1992. « A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers ». In *Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory*, 144-52. Pittsburgh Pennsylvania USA: ACM.
- Boulahmi, Souhaila. 2015. « Étude expérimentale des effets de l'outil de coupe, des conditions d'usinage et de lubrification sur la qualité de surface et le comportement en traction des pièces en alliages d'aluminium ». Masters, Montréal : École de technologie supérieure. <https://espace.etsmtl.ca/id/eprint/1478/>.
- Bourithis, L., Papadimitriou, G. D., & Sideris, J. (2006). Comparison of wear properties of tool steels AISI D2 and O1 with the same hardness. *Tribology International*, 39(6), 479-489.
- Cappellini, C., & Concli, F. (2021). FEM Modelling of Tool Wear in Hard Turning Operations. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1190(1), 012023.
- Caudal, Philippe. 2021. « Apport de la photogrammétrie et de l'intelligence artificielle à la détection des zones amiantées sur les fronts rocheux ». Thèse de Doctorat, Le Mans Université.

- Chai, Yuanyuan, Limin Jia, & Zundong Zhang. 2009. « Mamdani model based adaptive neural fuzzy inference system and its application ». *International Journal of Computer and Information Engineering* 3 (3): 663-70.
- Cheng, Wenyu, & José C. Outeiro. 2022. « Modelling Orthogonal Cutting of Ti-6Al-4 V Titanium Alloy Using a Constitutive Model Considering the State of Stress ». *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 119 (7): 4329-47. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-08446-9>.
- Childs, T. H. C., & K. Maekawa. 1990. « Computer-aided simulation and experimental studies of chip flow and tool wear in the turning of low alloy steels by cemented carbide tools ». *Wear* 139 (2): 235-50.
- Chudasama, Chetan, S. M. Shah, & Mahesh Panchal. 2011. « Comparison of parents selection methods of genetic algorithm for TSP ». In *International conference on computer communication and networks CSI-COMNET-2011, Proceedings*, 85:87.
- Clegg, J., J.F. Dawson, S.J. Porter, & M.H. Barley. 2005. « The Use of a Genetic Algorithm to Optimize the Functional Form of a Multi-Dimensional Polynomial Fit to Experimental Data ». In *2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 1:928-34. Edinburgh, Scotland, UK: IEEE.
- Dao, Son Duy, Kazem Abhary, & Romeo Marian. 2017. « An Improved Genetic Algorithm for Multidimensional Optimization of Precedence-Constrained Production Planning and Scheduling ». *Journal of Industrial Engineering International* 13 (2): 143-59.
- Davim, J. P., & Figueira, L. (2007). Comparative evaluation of conventional and wiper ceramic tools on cutting forces, surface roughness, and tool wear in hard turning AISI D2 steel. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 221(4), 625--633.
- Demuth, H. B., Beale, M. H., De Jess, O., & Hagan, M. T. (2014). *Neural network design*. Martin Hagan.
- Diaz-Gomez, Pedro A., & Dean F. Hougen. 2007. « Initial population for genetic algorithms: A metric approach. » In *Gem*, 43-49.
- Dimla, D. E. (2000). Sensor signals for tool-wear monitoring in metal cutting operations -a review of methods. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 40(8), 1073-1098.
- Djellouli, K. 2016. « Synthèse et analyse des effets tribologiques associés à l'usinage des matériaux ». *Mémoire de Master, Département de Génie Mécanique, Université de Tiaret*.
- Do, Chuong B., & Honglak Lee. 2007. « Gaussian processes ». *Stanford University, Stanford, CA, Dec 5 (2017): 2*.
- Elias, J. V., Asams, S., & Mathew, J. (2020). Worn tool geometry-based flank wear prediction in micro turning. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 234(4), 710-719.
- Fan, Weiguo, Edward A. Fox, Praveen Pathak, & Harris Wu. 2004. « The Effects of Fitness Functions on Genetic Programming-based Ranking Discovery for Web Search ».

- Journal of the American Society for Information Science and Technology 55 (7): 628-36.
- Felder, E. " Procédés d'usinage ", Techniques de l'Ingénieur, traité Génie mécanique, 2008. Ed. Techniques de l'Ingénieur.
- Filice, L., Micari, F., Settineri, L., & Umbrello, D. (2007). Wear modelling in mild steel orthogonal cutting when using uncoated carbide tools. *Wear*, 262(5-6), 545-554.
- Ganeshkumar, S., V. Thirunavukkarasu, R. Sureshkumar, S. Venkatesh, & T. Ramakrishnan. 2019. Investigation of wear behaviour of silicon carbide tool inserts and titanium nitride coated tool inserts in machining of en8 steel ». *International Journal of Mechanical Engineering and Technology* 10 (1): 1862-73
- Ghahramani, Zoubin. 2015. « Probabilistic machine learning and artificial intelligence ». *Nature* 521 (7553): 452-59.
- Gholami, R., & Fakhari, N. (2017). Support vector machine: Principles, parameters, and applications. In *Handbook of neural computation* (p. 515-535). Elsevier.
- Golberg, David E. 1989. « Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning ». Addison wesley 1989 (102): 36.
- Grzesik, W. 2003. « Friction behaviour of heat isolating coatings in machining: mechanical, thermal and energy-based considerations ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 43 (2): 145-50.
- 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.
- Haddouche, K. (1995). Apports d'automatique avancée dans la conduite d'un usinage [Thèse de Doctorat, Bordeaux 1].
- Halila, F. 2015. « Modélisation analytique et caractérisation expérimentale de l'usure par abrasion des outils de coupe ». [Thèse de Doctorat, Université de Lorraine]. <https://hal.science/tel-01752009/>.
- Hall, Peter G., & Jeffrey S. Racine. 2015. « Infinite order cross-validated local polynomial regression ». *Journal of Econometrics* 185 (2): 510-25.
- Hebb, D. O. 1949. *The organization of behavior; a neuropsychological theory*. The organization of behavior; a neuropsychological theory. Oxford, England: Wiley.
- Hoang, Dung Tien, Nguyen Van Thien, Thoa Thi Thieu Pham, & Trinh Duy Nguyen. 2023. « Combined Analysis of Acoustic Emission and Vibration Signals in Monitoring Tool Wear, Surface Quality and Chip Formation When Turning SCM440 Steel Using MQL ». *EUREKA: Physics and Engineering*, no 1 (janvier), 86-101.
- Hoffmeister, Frank, & Thomas Bäck. 1991. « Genetic Algorithms and Evolution Strategies: Similarities and Differences ». In *Parallel Problem Solving from Nature*, édité par Hans-Paul Schwefel & Reinhard Männer, 496:455-69. *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag.

- Hoier, Philipp, Amir Malakizadi, Uta Klement, & Peter Krajnik. 2019. « Characterization of abrasion-and dissolution-induced tool wear in machining ». *Wear* 426:1548-62. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0043164818315667>.
- Hosseinkhani Kargar, Keyvan. 2022. « Tool wear prediction in machining a hybrid finite element and empirical methodology ». [Thèse de Doctorat]. <https://macsphere.mcmaster.ca/handle/11375/28357>.
- Hosseinkhani, K., & Ng, E. (2015). A combined empirical and numerical approach for tool wear prediction in machining. *Procedia CIRP*, 31, 304-309.
- Hosseinkhani, K., & Ng, E. (2018). A hybrid experimental and simulation approach to evaluate the calibration of tool wear rate models in machining. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 96(5-8), 2709-2724.
- Hosseinkhani, K., & Ng, E. (2021). Finite element simulation of cutting process under the worn tool edge geometries. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 116(11-12), 3991-4006.
<https://theses.fr/1995BOR10545>
- Hu, Chang'an, Xi Wang, Zhongye Xie, & Fei Lv. 2024. « Three-dimensional profilometry for tool wear area using modulation-based structured illumination microscopy ». In *Journal of Physics: Conference Series*, 2770:012005. IOP Publishing. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2770/1/012005/meta>.
- Huang, J. M., & J. T. Black. 1996. « An evaluation of chip separation criteria for the FEM simulation of machining ».
- Huang, Y., & Liang, S. Y. (2004). Modeling of CBN tool flank wear progression in finish hard turning. *J. Manuf. Sci. Eng.*, 126(1), 98-106.
- Igboeli, Uchenna. s. d. « Genetic Algorithm In Solving Multi-Dimensional Polynomial Function Fit To Experimental Data ». *Scientific Journal of Mehmet Akif Ersoy University* 6 (1): 20-28.
- Isabona, J., Imoize, A. L., Ojo, S., Do, D.-T., & Lee, C.-C. (2023). Machine Learning-Based GPR with LBFSG Kernel Parameters Selection for Optimal Throughput Mining in 5G Wireless Networks. *Sustainability*, 15(2), 1678.
- Ishak, I., & Kiow, L. W. (2023). Development of A Tool Condition Monitoring System for Flank Wear in Turning Process Using Machine Learning. *Journal of Advanced Mechanical Engineering Applications*, 4(2), 12-19.
- Iwata, K., K. Osakada, & Y. Terasaka. 1984. « Process modeling of orthogonal cutting by the rigid-plastic finite element method ».
- Jamli, M. R., & Fonna, S. (2018). Comparison of adaptive neuro fuzzy inference system and response surface method in prediction of hard turning output responses. *Journal of Advanced Manufacturing Technology (JAMT)*, 12(1 (3)), 153-164.
- Jimenez Cortadi, A., F. Boto, A. Suarez, D. Galar, I. Irigoien, & B. Sierra. 2018. « A Statistical Data-Based Approach to Instability Detection and Wear Prediction in Radial Turning Processes ». *Eksplatacja i Niezawodność – Maintenance and Reliability* 20 (3): 405-12.

- Kahoul, N. 2012. « Evaluation des performances des matériaux de coupe lors de l'usinage de la fonte grise Ft25 ». Thèse de Doctorat. <https://dspace.univ-guelma.dz/xmlui/handle/123456789/359>.
- Kant, Girish, & Kuldip Singh Sangwan. 2015. « Predictive modelling and optimization of machining parameters to minimize surface roughness using artificial neural network coupled with genetic algorithm ». *Procedia Cirp* 31:453-58.
- Khajehzadeh, Mohsen, & Mohammad Reza Razfar. 2015. « FEM and Experimental Investigation of Cutting Force During UAT Using Multicoated Inserts ». *Materials and Manufacturing Processes* 30 (7): 858-67.
- Kong, D., Chen, Y., & Li, N. (2018). Gaussian process regression for tool wear prediction. *Mechanical systems and signal processing*, 104, 556-574.
- Kong, Dongdong, Yongjie Chen, Ning Li, & Shenglin Tan. 2017. « Tool Wear Monitoring Based on Kernel Principal Component Analysis and V-Support Vector Regression ». *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 89 (1-4): 175-90.
- Korendyasev, G. 2020. « Cutting process modeling with an absolutely rigid tool without vibrations ». *International Journal of Scientific and Technology Research* 9 (1): 1975-80.
- Kour, Haneet, Parul Sharma, & Pawanesh Abrol. 2015. « Analysis of fitness function in genetic algorithms ». *International Journal of Scientific and Technical Advancements* 1 (3): 87-89.
- Kyratsis, Panagiotis, Anastasios Tzotzis, & J. Paulo Davim. 2023. « A Comparative Study Between 2D and 3D Finite Element Methods in Machining ». In *3D FEA Simulations in Machining*, par Panagiotis Kyratsis, Anastasios Tzotzis, et J. Paulo Davim, 1-12. SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology. Cham: Springer International Publishing.
- Labidi, A. 2012. « Prédiction de l'usure et de la durée de vie des outils de coupe lors du tournage des aciers ». Thèse de Doctorat. <https://dspace.univ-guelma.dz/xmlui/handle/123456789/356>.
- Laouissi, A. 2019. « Etude du comportement du couple fonte/céramique en nitrure de silicium (Si₃N₄) revêtue et non revêtue, en sollicitations sévères lors du tournage-Modélisation et Optimisation ». Thèse de Doctorat. <https://dspace.univ-guelma.dz/jspui/handle/123456789/7172>.
- Leroy, François. 1993. *Endommagement des outils de coupe*. Ed. Techniques Ingénieur.
- Li, Guohe, Meng Liu, & Shanshan Zhao. 2021. « Reduced Computational Time in 3D Finite Element Simulation of High Speed Milling of 6061-T6 Aluminum Alloy ». *Machining Science and Technology* 25 (4): 558-84.
- Liang, Y., Hu, S., Guo, W., & Tang, H. (2022). Abrasive tool wear prediction based on an improved hybrid difference grey wolf algorithm for optimizing SVM. *Measurement*, 187, 110247.
- Liu, C., Goel, S., Llavori, I., Stolf, P., Giusca, C. L., Zabala, A., Kohlscheen, J., Paiva, J. M., Endrino, J. L., & Veldhuis, S. C. (2019). Benchmarking of several material constitutive

- models for tribology, wear, and other mechanical deformation simulations of Ti6Al4V. *Journal of the mechanical behavior of biomedical materials*, 97, 126-137.
- Lotfi, M., Jahanbakhsh, M., & Farid, A. A. (2016). Wear estimation of ceramic and coated carbide tools in turning of Inconel 625: 3D FE analysis. *Tribology International*, 99, 107-116.
- Makhfi, S., Haddouche, K., Bourdim, A., & Habak, M. (2018). Modeling of Machining Force in Hard Turning Process. *Mechanics*, 24(3), 367-375.
- Malakizadi, A., Gruber, H., Sadik, I., & Nyborg, L. (2016). An FEM-based approach for tool wear estimation in machining. *Wear*, 368, 10-24.
- Markopoulos, A. P., Habrat, W., Galanis, N. I., & Karkalos, N. E. (2015). Effect of tool model on result of finite element simulation of high-speed machining. *Advances in Manufacturing Science and Technology*, 39(4), 23-35.
- McCulloch, Warren S. 1943. « (1943) Warren S. McCulloch and Walter Pitts A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5: 115-133 ». *Bulletin of mathematical biophysics* 5:115-33.
- Mehran, Kamyar. 2008. « Takagi-sugeno fuzzy modeling for process control ». *Industrial Automation, Robotics and Artificial Intelligence (EEE8005)* 262:1-31.
- Minsky, Marvin, & Seymour Papert. 1969. « An introduction to computational geometry ». Cambridge tiass. *HIT* 479 (480): 104.
- Mohammad, R. 2011. « Étude de l'évolution des caractéristiques des plaquettes de coupe en tournage à sec : mise en place de critères d'aide à la décision du changement de plaquette : application au cas de l'ébauche de turbines de pompe ». [Thèse de Doctorat, Toulouse 3]. <https://theses.fr/2011TOU30050>.
- Moposita, Tatiana. 2023. « Artificial Neural Network (ANN) design using Compute-in-Memory| *Theses. fr* ». Thèse de Doctorat, Sorbonne université.
- Mouelhi-Chibani, Wiem. 2009. « Apprentissage autonome de réseaux de neurones pour le pilotage en temps réel des systèmes de production basé sur l'optimisation via simulation ». Thèse de Doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.
- Muñoz-Sánchez, Ana, J. A. Canteli, J. L. Cantero, & Maria Henar Miguélez. 2011. « Numerical analysis of the tool wear effect in the machining induced residual stresses ». *Simulation Modelling Practice and Theory* 19 (2): 872-86.
- Nasnas, D. 2021. « Optimisation des paramètres d'usinage en tournage dur basée sur la température de coupe ». <http://www.univ-tissemsilt.dz/dspace/bitstream/handle/123456789/2543/MM621-055.pdf?sequence=1>.
- Nooraie, R. Y., Safari, M., & Pak, A. (2020). Tool wear estimation in machining based on the flank wear inclination angle changes using the FE method. *Machining Science and Technology*, 24(3), 425-445.
- Noureddine, Rachid, Ali Benamar, & Farid Noureddine. 2008. « Maintenance prédictive de l'outil de coupe en usinage ». *Mechanics & Industry* 9 (3): 205-12.

- Özel, T., Karpat, Y., Figueira, L., & Davim, J. P. (2007). Modelling of surface finish and tool flank wear in turning of AISI D2 steel with ceramic wiper inserts. *Journal of materials processing technology*, 189(1-3), 192-198.
- Parihar, R. S., Sahu, R. K., & Srinivasu, G. (2017). Finite element analysis of cutting forces generated in turning process using deform 3D software. *Materials Today: Proceedings*, 4(8), 8432-8438.
- Pourmostaghimi, V., Zadshakoyan, M., & Badamchizadeh, M. A. (2020). Intelligent model-based optimization of cutting parameters for high quality turning of hardened AISI D2. *AI EDAM*, 34(3), 421-429.
- Quiza, R., Figueira, L., & Paulo Davim, J. (2008). Comparing statistical models and artificial neural networks on predicting the tool wear in hard machining D2 AISI steel. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 37(7-8), 641-648.
- Rabinowicz, E., Dunn, L., Russell, P., 1961. A study of abrasive wear under three-body conditions. *Wear* 4, 345–355.
- Ramesh, M. V., K. N. Seetharamu, N. Ganesan, & G. Kuppaswamy. 1999. « Finite element modelling of heat transfer analysis in machining of isotropic materials ». *International journal of heat and mass transfer* 42 (9): 1569-83.
- Rasmussen, Carl Edward, & Hannes Nickisch. 2010. « Gaussian processes for machine learning (GPML) toolbox ». *The Journal of Machine Learning Research* 11:3011-15.
- Rech, J., Giovenco, A., Courbon, C., Cabanettes, F., 2018. Toward a new tribological approach to predict cutting tool wear. *CIRP Annals* 67, 65–68.
- Rosenblatt, Frank. 1958. « The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. » *Psychological review* 65 (6): 386.
- Rumelhart, David E, Geoffrey E Hinton, & Ronald J Williams. 1986. « Learning Representations by Back-Propagating Errors ».
- Sada, S. O., & Ikpeseni, S. C. (2021). Evaluation of ANN and ANFIS modeling ability in the prediction of AISI 1050 steel machining performance. *Heliyon*, 7(2).
- Salcedo-Sanz, S., Rojo-Álvarez, J. L., Martínez-Ramón, M., & Camps-Valls, G. (2014). Support vector machines in engineering: An overview. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 4(3), 234-267.
- Sarhan, Ahmed A.D. 2015. « Adaptive Neuro-Fuzzy Approach to Predict Tool Wear Accurately in Turning Operations for Maximum Cutting Tool Utilization ». *IFAC-PapersOnLine* 48 (1): 93-98.
- 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.
- Schweidtmann, Artur M., Dominik Bongartz, Daniel Grothe, Tim Kerkenhoff, Xiaopeng Lin, Jaromil Najman, & Alexander Mitsos. 2021. « Deterministic Global Optimization with Gaussian Processes Embedded ». *Mathematical Programming Computation* 13 (3): 553-81.

- Sekhon, G. S., & J. L. Chenot. 1993. « Numerical simulation of continuous chip formation during non-steady orthogonal cutting ». *Engineering computations* 10 (1): 31-48.
- Siddhpura, M., & Paurobally, R. (2013). A review of tool wear monitoring techniques in turning. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 65(1-4), 371-393.
- Singh, H. M., & Y. B. Guo. 2010. « A 3D Finite Element Study on the Friction Effects on Material Flow Under the Cutting Edge in Superfinish Hard Milling H13 Tool Steel ». In *International Joint Tribology Conference*, 44199:235-37.
- Singh, Kundan Kumar, Mayank Joshi, Anurag Bahuguna, & Rajesh Pant. 2014. « Effect of rake angles and material properties on chip formation: A Review ». *International Journal of Engineering Science and Innovative Technology (IJESIT)* 3 (6): 526-30.
- Su, Yu, Congbo Li, Guoyong Zhao, Chunxiao Li, & Guangxi Zhao. 2021. « Prediction Models for Specific Energy Consumption of Machine Tools and Surface Roughness Based on Cutting Parameters and Tool Wear ». *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 235 (6-7): 1225-34.
- Takeyama, H., Murata, R., 1963. Basic investigation of tool wear. *Journal of Engineering for Industry* 78, 33–38.
- Taylor, F. W. *Über Dreharbeit und Werkzeugstähle*. Springer, 1907.
- Teti, L., Jemielniak, K., O'Donnell, G., & Dornfeld, D. (2010). Advanced monitoring of machining operations. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 59(2), 717-739.
- Thangarasu, S. K., Mohanraj, T., Devendran, K., Rajalakshmi, M., Chowdhury, S., & Gurusamy, S. (2023). Prediction of Flank Wear during Turning of EN8 Steel with Cutting Force Signals Using a Deep Learning Approach. *Mathematical Problems in Engineering*, 2023(1), 5401372.
- Usui, E, Maekawa K, & Shirakashi T. 1981. « Simulation Analysis of Built-Up Edge Formation In Machining Of Low Carbon Steel ».
- Usui, E., Shirakashi, T., & Kitagawa, T. (1984). Analytical prediction of cutting tool wear. *Wear*, 100(1-3), 129-151.
- Usui, E., Shirakashi, T., Kitagawa, T., 1978. Analytical prediction of three-dimensional cutting process—Part 3: Cutting temperature and crater wear of carbide tool.
- Vasques, Brigitte. 2008. « Étude du comportement du rayon d'arête et de son influence sur l'intégrité de surface en tournage à sec ». [Thèse de Doctorat, Tours]. <https://theses.fr/2008TOUR4009>.
- Villeneuve, F, & Bourdet, P. *La gamme automatique en usinage*. Groupe GAMA. ED. Hermès, 1990. - Recherche Google. Consulté le 19 avril 2025.
- Vollmer, N. I., Al, R., & Sin, G. (2021). Benchmarking of Surrogate Models for the Conceptual Process Design of Biorefineries. In *Computer Aided Chemical Engineering (Vol. 50, p. 475-480)*. Elsevier.

- Wang, Hao, Guangming Dong, & Jin Chen. 2021. « Application of Genetic Programming in the Identification of Tool Wear ». *Engineering Computations* 38 (6): 2900-2920.
- Wang, Q. Jane, & Yip-Wah Chung. 2013. *Encyclopedia of Tribology*. 1st ed. Springer US. <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=3c229a29735007c1a8e0a5814241dad6>.
- Wang, Xianlin, Yuqing Liu, & Haohui Xin. 2021. « Bond strength prediction of concrete-encased steel structures using hybrid machine learning method ». In *Structures*, 32:2279-92. Elsevier.
- Wang, Y., Su, H., Dai, J., & Yang, S. (2019). A novel finite element method for the wear analysis of cemented carbide tool during high-speed cutting Ti6Al4V process. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 103(5-8), 2795-2807.
- Wetterstrand K. DNA Sequencing Costs: Data from the NHGRI Genome Sequencing Program (GSP) [Internet]. 2021. Available from: www.genome.gov/sequencingcostsdata
- Widrow, Bernard, & Marcian E. Hoff. s. d. « (1960) Bernard Widrow and Marcian E. Hoff, "Adaptive Switching Circuits," 1960 IRE WESCON Convention Record, New York: IRE, Pp. 96-104
- Xie, J. Q., A. E. Bayoumi, & H. M. Zbib. 1998. « FEA modeling and simulation of shear localized chip formation in metal cutting ». *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 38 (9): 1067-87.
- Xie, Yang, Chaoyong Zhang, & Qiong Liu. 2021. « Tool Wear Status Recognition and Prediction Model of Milling Cutter Based on Deep Learning ». *IEEE Access* 9:1616-25.
- Yang, Xiaoping, & C. Richard Liu. 2002. « A new stress-based model of friction behavior in machining and its significant impact on residual stresses computed by finite element method ». *International Journal of Mechanical Sciences* 44 (4): 703-23.
- Yen, Yung-Chang, Jörg Söhner, Blaine Lilly, & Taylan Altan. 2004. « Estimation of tool wear in orthogonal cutting using the finite element analysis ». *Journal of Materials Processing Technology*, containing research papers on Sheet Forming, Machining and Tube Hydroforming, 146 (1): 82-91.
- Zanger, F., Schulze, V., 2013. Investigations on mechanisms of tool wear in machining of Ti-6Al-4V using FEM simulation. *Procedia CIRP* 8, 158– 163.
- Zhang, Z., Liu, Z., Ren, X., & Zhao, J. (2023). Prediction of Tool Wear Rate and Tool Wear during Dry Orthogonal Cutting of Inconel 718. *Metals*, 13(7), 1225.
- Zienkiewicz, O. C., R. L. Taylor, & J. Z. Zhu, ed. 2013. « The Finite Element Method: Its Basis and Fundamentals ». In *The Finite Element Method: its Basis and Fundamentals (Seventh Edition)*, Oxford: Butterworth-Heinemann.
- Zorev, N. N. 1963. « Interrelationship between shear processes ». In *International Research in Production Engineering: Proceedings of the International Production Engineering Research Conference, Pennsylvania*. Vol. 42.

Webographie

- [1] « Cours-sandvik-tournage.pdf - recherche google ». Consulté le 23 décembre 2024.
https://www.google.com/search?q=cours-sandvik-tournage.pdf&rlz=1c1chbf_frit1020it1020&oq=cours-sandvik-tournage.pdf&gs_lcrp=egzjahjvbwuybggaeuyotigcaeqrrg80geimtm0m2owajeoagcwa ga&sourceid=chrome&ie=utf-8
- [2] « Mécanique générale. Mécanique générale Saint-Etienne - Mécanique de précision Bayle Marcel ». Consulté le 23 décembre 2024
<https://bayle-marcel.fr/mecanique-generale/>
- [3] « Choix de la plaquette adaptée – de quoi faut-il tenir compte ? ». Consulté le 26 décembre 2024.
<https://cuttingtools.ceratizit.com/fr/fr/connaissance-en-usinage/tournage/conseiller/choix-plaquette.html>
- [4] « Téléchargements | Secotools.com ». Consulté le 19 avril 2025.
<https://www.secotools.com/article/81837>
- [5] « Les géométries d’outils font la différence en matière d’usinage | Seco Tools ». Consulté le 25 décembre 2024.
<https://www.secotools.se/article/126493?language=fr>
- [6] « Polycopie-de-cours-Coupe-des-métaux-2-Amine-Hamdi - Recherche Google ». Consulté le 26 mai 2025.
<https://fst.univ-tissemsilt.dz/wp-content/uploads/Polycopie-de-cours-Coupe-des-m%C3%A9taux-2-Amine-Hamdi.pdf>
- [7] « Gemaddis ». Consulté le 26 décembre 2024.
<https://www.gemaddis.com/blog/article-blog-microscope-electronique-a-balayage#introduction-meb>
- [8] « DEFORM V11.0 (PC) Documentation.docx ». Consulté le 11 janvier 2025.
<https://www.jishulink.com/doc/1309425>
- [9] « Sandvik General Turning Insert Identification System ». Consulté le 3 février 2025.
<https://www.sandvik.coromant.com/en-gb/product-details?c=DCLNL%202020K%2012&m=5730547>
- [10] « Back Rake, Side Rake, Rake angle, wedge angle and flank angles, the cutting-edge inclination angle ». Consulté le 3 février 2025.
<https://www.cobanengineering.com/Metal-Cutting-Technology/Terms-and-Definitions-of-the-Cutting-Tools-2.asp>

ملخص:

تناول هذه الأطروحة تصميم نماذج تنبؤية لتآكل أداة القطع من الألومينا الممزوجة أثناء الخراطة الطولية الجافة لفولاذ (AISI D2). تستخدم النماذج المطورة تقنيات التعلم الآلي (ANN، ANFIS، SVM، GPR) والتوفيق متعدد الحدود بواسطة خوارزمية وراثية (GAPOLYFITN)، والمحاكاة الرقمية عبر طريقة العناصر المحدودة (FEM). بعد تقييم النتائج، تبرز تقنية (GPR) باعتبارها النموذج الأكثر فعالية للتنبؤ بتآكل السطح الجانبي؛ ومع ذلك، فإن نموذج (GAPOLYFITN) أكثر فعالية لأنه يتكون من صياغة رياضية بسيطة تسمح بدمجه، على سبيل المثال، في حلقة تحكم رقمية تكيفية تهدف إلى تحسين عملية التشغيل الميكانيكي.

علاوة على ذلك، من خلال الجمع بين النمذجة الهندسية والمحاكاة الرقمية مع التحقق التجريبي، تم تطوير نموذجين للتنبؤ بتآكل السطح الجانبي ومعدله عبر نموذج أوسوي المعدل. تسمح النمذجة الهندسية باختيار زاوية ميل سطح التآكل، والتي سيتم التحقق من صحتها عن طريق محاكاة رقمية ثلاثية الأبعاد لتشكيل الجذاذة وقياس تآكل السطح الجانبي.

الكلمات المفتاحية: التآكل، الخراطة الصلبة، النمذجة، المحاكاة، تقنيات التعلم الآلي، GAPOLYFITN، FEM، نموذج أوسوي، AISI D2، الألومينا الممزوجة.

Résumé :

Cette thèse est relative à la conception de modèles prédictifs de l'usure en dépouille d'une plaquette en alumine mixte lors du tournage longitudinal à sec de l'acier AISI D2. Les modèles élaborés utilisent les techniques ML (ANN, ANFIS, SVM et GPR), l'ajustement polynomial par un algorithme génétique (GAPOLYFITN) et la simulation numérique via la MEF. Après un constat des résultats, la technique GPR émerge comme le modèle le plus performant pour prédire l'usure en dépouille ; cependant, le modèle GAPOLYFITN est plus pratique car il s'agit d'une formulation mathématique simple permettant son intégration, par exemple, dans une boucle de commande numérique adaptative visant l'optimisation de l'opération d'usinage.

Aussi, en combinant une modélisation géométrique et une simulation numérique avec validation expérimentale, deux modèles de prédiction de l'usure en dépouille et de son taux à travers le modèle d'Usui modifié ont été élaborés. La modélisation géométrique permet le choix de l'angle d'inclinaison de la surface d'usure qui sera validé par une simulation numérique en 3D de la formation du copeau et une mesure de l'usure en dépouille.

Mots-clés : Usure, Tournage dur, Modélisation, Simulation, Techniques ML, GAPOLYFITN, MEF, Modèle d'Usui, AISI D2, Alumine mixte.

Abstract:

This thesis concerns the design of predictive models for flank wear of a mixed alumina insert during dry longitudinal turning of AISI D2 steel. The developed models utilize ML techniques (ANN, ANFIS, SVM, and GPR), polynomial fitting by a genetic algorithm (GAPOLYFITN), and numerical simulation via the FEM. Upon the obtained results, the GPR technique emerges as the most effective model for predicting flank wear; however, the GAPOLYFITN model is more practical as it consists of a simple mathematical formulation allowing for its integration, for example, into an adaptive numerical control loop aimed at optimizing the machining operation.

Furthermore, by combining geometric modeling and numerical simulation with experimental validation, two models were developed for predicting flank wear and its rate via the modified Usui wear model. The geometric modeling allows for the selection of the inclination angle of the wear surface, which will be validated by a 3D numerical simulation of chip formation and a measurement of the flank wear.

Keywords: Wear, Hard Turning, Modeling, Simulation, ML Techniques, GAPOLYFITN, FEM, Usui Model, AISI D2, Mixed Alumina.