

Notation**Liste des figures****Liste des tableaux****Introduction générale** 1-3**Chapitre 1 : Présentation de l'usinage par outil coupant**

Introduction	4
1.1 Présentation de l'usinage par outil coupant	6
1.2 Processus de tournage	10
1.2.1 Paramètres de coupe en tournage	11
1.2.2 Paramètres géométriques et conditions d'utilisation de l'outil de coupe	12
1.2.3 Grandeurs associées à la coupe	17
1.2.3.1 Effort de coupe	17
1.2.3.2 Aspect thermique	18
1.2.3.3 Intégrité de surface	19
1.3 Formation du copeau	20
1.4 Usinage à Grande Vitesse	25

Chapitre 2 : Modélisations analytique et statistique de l'usinage par outil coupant

Introduction	30
2.1 Modélisation analytique de la coupe des métaux	30
2.2 Echelles d'observation et d'analyse du phénomène de la coupe	32
2.2.1 Observation à l'échelle microscopique	32
2.2.2 Observation à l'échelle mésoscopique	32
2.2.3 Observation à l'échelle macroscopique	32
2.3 Modélisation analytique thermomécanique d'Oxley	33
2.3.1 Analyse du cisaillement primaire	35
2.3.2 Analyse du cisaillement secondaire	37
2.3.3 Détermination des inconnues du modèle d'Oxley	39
2.3.4 Points forts et faibles du modèle d'Oxley	39
2.4 Simulation et amélioration du modèle d'Oxley	40
2.4.1 Zone de cisaillement primaire	41
2.4.2 Zone de cisaillement secondaire	43
2.5 Modélisation statistique de la coupe	49
2.5.1 Analyse descriptive et graphique des données	49
2.5.2 Régression Linéaire Multiple	51
2.5.3 Résultats de prédiction de l'effort de coupe par RLM	54
2.5.4 Résultats de prédiction des contraintes résiduelles par RLM	64

Chapitre 3 : Réseaux de Neurones Artificiels et leurs applications

Introduction	73
3.1 Bref historique sur les Réseaux de Neurones Artificiels	73
3.2 Modélisation d'un neurone artificiel	74
3.3 Structure des Réseaux de Neurones Artificiels	78
3.3.1 Réseau de neurones statique	79
3.3.2 Réseau de neurones dynamique	80
3.4 Apprentissage des Réseaux de Neurones Artificiels	81
3.4.1 Types d'apprentissage	83
3.4.2 Règles d'apprentissage	84
3.5 Conception d'un Réseau de Neurones Artificiels	88
3.6 Domaines d'application des Réseaux de Neurones Artificiels	90

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

Introduction	95
4.1 Développement d'un Réseau de Neurones Artificiels pour la prédiction de l'effort de coupe en tournage dur	95
4.1.1 Approche expérimentale	95
4.1.1.1 Procédé d'usinage	95
4.1.1.2 Matériau usiné	97
4.1.1.3 Choix de l'outil de coupe	98
4.1.1.4 Mesure des efforts de coupe et morphologie des copeaux	99
4.1.2 Conception du Réseau de Neurones Artificiels	100
4.1.2.1 Choix et préparation des données	100
4.1.2.2 Structure du RNA élaboré	103
4.1.3 Résultats de prédiction de l'effort de coupe par le RNA élaboré	110
4.2 Développement d'un Réseau de Neurones Artificiels pour la prédiction des contraintes résiduelles en tournage dur	114
4.2.1 Conception du Réseau de Neurones Artificiels	115
4.2.1.1 Préparation de la base de données	116
4.2.1.2 Choix du nombre de neurones cachés	118
4.2.2 Résultats de prédiction des contraintes résiduelles par RNA élaboré	120
4.3 Confrontation des résultats	123
4.3.1 Confrontation des résultats de prédiction des composantes de l'effort de coupe	123
4.3.2 Confrontation des résultats de prédiction des contraintes résiduelles	126
Conclusion générale	129
Références bibliographiques	
Annexe 1	
Annexe 2	

$\bar{A}, \bar{B}, \bar{C}, m, n$	Coefficients rhéologiques du matériau usiné (loi de Johnson-Cook)
a	Vecteur des paramètres du modèle
a_0, \dots, a_j	Paramètres du modèle
a_p	Profondeur de passe
\hat{a}	Vecteur des paramètres estimés
$\hat{a}_0, \dots, \hat{a}_j$	Paramètres estimés
b_j	Biais ; seuil d'activation du neurone j
\bar{b}	Fraction de la chaleur qui passe dans la pièce
C	Constante de la vitesse de déformation primaire
CM_M	Carrés moyens expliqués
CM_R	Carrés moyens des résidus
CM_T	Carrés moyens totaux
C_p	Chaleur spécifique du matériau usiné
c	Vecteur des observations (des cibles)
D	Diamètre de la pièce avant usinage
Ddl	Degrés de liberté
d	Diamètre de la pièce après usinage
E	Activité pré-synaptique du neurone ; vecteur des entrées
$E_i (i=1, n)$	Entrées du neurone
$\bar{E}, \bar{F}, \bar{G}, Cte$	Paramètres du modèle d'usure
e	Vecteur des résidus
$e_i (i=1, Q)$	Résidu(s)
F	Fonction coût
F_1	Effort tangentiel au plan de cisaillement primaire
F_2	Effort tangentiel au plan de cisaillement secondaire
F_c	Effort total de coupe
F_{calc}	Statistique de Fischer
F_f	Effort d'avance
F_r	Effort radial
F_t	Effort tangentiel
f	Avance
G_k	Gradient
g	Fonction d'activation
H_c	Coefficient de correction de la distribution de la contrainte de cisaillement secondaire
H_k	Hessien
HRC	Dureté Rockwell
h	Épaisseur de la bande de cisaillement primaire
J_k	Jacobien
k	Coefficient de conductivité thermique du matériau usiné
LM	Levenberg-Marquart
l_{OA}	Longueur de la bande de cisaillement primaire
l_c	Longueur de contact outil-copeau
$MAPE$	Pourcentage moyen des erreurs (résidus)
M_{OA}	Moment appliqué à la pointe de l'outil le long du plan (OA)
M_{OB}	Moment appliqué à la pointe de l'outil le long du plan (OB)
N_1	Effort normal au plan de cisaillement primaire
N_2	Effort normal au plan de cisaillement secondaire
N_b	Fréquence de rotation de la branche
Pb	Plan vers l'arrière de l'outil
P_c	Puissance de coupe

P_e	Nombre de Peclet
Pf	Plan de travail conventionnel
PMC	Perceptron Multi-Couches
Pr	Plan de référence de l'outil
Ps	Plan d'arête de l'outil
$p(x)$	Pression hydrostatique le long du plan (OA)
pr	Paramètres du modèle de la RNL
Q	Nombre total d'exemples expérimentaux ou d'observations
R	Coefficient de corrélation
RLM	Régression Linéaire Multiple
RLS	Régression Linéaire Simple
RNA	Réseau(x) de Neurones Artificiels
RNL	Régression Non-Linéaire
R_{ac}	Rayon d'acuité de l'outil
R_t	Résultante des efforts
R^2	Coefficient de détermination
RB	Régularisation Bayésienne
r_ϵ	Rayon de bec de l'outil
SCE_M	Somme des carrés des écarts expliquée
SCE_R	Somme des carrés des résidus
SCR_T	Somme des carrés des écarts totaux
SSE	Somme des carrées des erreurs
SSW	Somme des carrées des poids
s	Activité post-synaptique du neurone ; vecteur de(s) sortie(s) prédite(s)
s_j	Sortie ou le potentiel du neurone j
T	Température moyenne
T_0	Température initiale du matériau usiné
T_f	Température de fusion
T_l	Durée de vie de l'outil
T_{mod}	Température modifiée
\bar{T}_{OA}	Température moyenne de la zone de cisaillement primaire
\bar{T}_{OB}	Température moyenne de la zone de cisaillement secondaire
t	Test de Student
t_1	Épaisseur de copeau
u	Activité du neurone
u_j	Activité du neurone j
V_N	Vitesse normale au plan de cisaillement primaire
V_c	Vitesse de coupe
V_{co}	Vitesse de glissement du copeau par rapport à l'outil
V_f	Vitesse d'avance
W	Vecteur des poids de connexion
w_{1j}, \dots, w_{nj}	Poids d'entrées ou de connexion du neurone j
X	Matrice des variables explicatives
$x; x_i (i=1, Q)$	Variable(s) explicative(s) ou exogène(s) ; entrée(s) du RNA
$x_{i1}, \dots, x_{ij} (i=1, Q)$	Variable(s) explicative(s) ou exogène(s)
\bar{x}	Moyenne arithmétique des x_i
$y; y_i (i=1, Q)$	Variable(s) expliquée(s) ou endogène(s)
\bar{y}	Moyenne arithmétique des y_i
$\hat{y}_i (i=1, Q)$	Sortie(s) prédite(s)
ZCP	Zone de cisaillement primaire
ZCS	Zone de cisaillement secondaire

ZCT	Zone de cisaillement tertiaire
α	Angle de dépouille
α_a	Taux ou pas d'apprentissage
α_r	Coefficient de risque de première espèce
β	Angle de taillant
γ	Angle de coupe
γ_{OA}	Glissement le long du plan de cisaillement primaire
γ_{OB}	Glissement le long du plan de cisaillement secondaire
γ_c	Déformation de cisaillement
γ_{total}	Glissement total le long du plan de cisaillement primaire
$\dot{\gamma}_{OA}$	Vitesse de glissement primaire
$\dot{\gamma}_{OB}$	Vitesse de glissement secondaire
$\dot{\gamma}_c$	Vitesse de déformation due au cisaillement
λ	Angle de frottement
λ_s	Angle d'inclinaison d'arête de l'outil
κ_r	Angle de direction d'arête de l'outil
δ	Fraction de l'épaisseur de la zone de cisaillement secondaire
δt_1	Épaisseur de la zone de cisaillement secondaire
ε_{OA}	Déformation de cisaillement primaire
ε_{OB}	Déformation de cisaillement secondaire
$\bar{\varepsilon}$	Déformation plastique cumulée
$\dot{\varepsilon}_{OA}$	Vitesse de déformation du cisaillement primaire
$\dot{\varepsilon}_{OB}$	Vitesse de déformation du cisaillement secondaire
$\dot{\bar{\varepsilon}}$	Vitesse de déformation équivalente (loi de Norton-Hoff)
η	Coefficient d'ajustement thermique primaire
ρ	Masse volumique
ψ	Coefficient d'ajustement thermique secondaire
\emptyset	Angle de cisaillement primaire
\emptyset_o	Flux thermique dissipé dans l'outil
\emptyset_p	Flux thermique dissipé dans la pièce
\emptyset_c	Flux thermique dissipé dans le copeau
σ_1	Contrainte pour un écrouissage saturé (loi de Norton-Hoff)
σ_{OA}	Contrainte normale primaire
σ_{OB}	Contrainte normale secondaire
σ_{xx}	Contrainte résiduelle axiale
σ_{yy}	Contrainte résiduelle circonférentielle
$\bar{\sigma}$	Contrainte d'écoulement du matériau usiné (loi de Norton-Hoff)
$\hat{\sigma}_{\hat{a}_j}$	Variance des paramètres estimés
τ	Contrainte de cisaillement
τ_{OA}	Contrainte de cisaillement primaire
τ_{OB}	Contrainte de cisaillement secondaire
ΔT_C	Echauffement moyen dans le copeau
ΔT_M	Echauffement maximal dans le copeau
ΔT_{OA}	Augmentation de la température dans la zone primaire
Δt	Temps nécessaire de traversée de la bande de cisaillement primaire
ΔV_s	Vitesse de glissement dans la bande de cisaillement primaire
ΔW	Incrément de W (vecteur des poids de connexion)

	<i>Page</i>
Figure 1.1 : Le trône du roi Darius 1 ^{er}	4
Figure 1.2 : Usinage par outil coupant	6
Figure 1.3 : Procède de tournage	10
Figure 1.4 : Paramètres de coupe en tournage	11
Figure 1.5 : Géométrie de la partie active de l'outil de coupe	12
Figure 1.6 : Illustration des plans et angles en main sur un outil de chariotage	13
Figure 1.7 : Angles des faces de l'outil de coupe	13
Figure 1.8 : Angle de direction d'arête de coupe	14
Figure 1.9 : Angle d'inclinaison d'arête de coupe	14
Figure 1.10 : Chronogramme d'apparition des sortes d'outils [Bagur 1999]	16
Figure 1.11 : Composantes de l'effort de coupe	17
Figure 1.12 : Dispositif d'acquisition de l'effort de coupe	17
Figure 1.13 : Mesure de l'effort de coupe	18
Figure 1.14 : Zones de production et de transfert de chaleur [Battaglia 2002]	18
Figure 1.15 : Zones de cisaillement lors de la formation du copeau	21
Figure 1.16 : Configuration de la coupe orthogonale	21
Figure 1.17 : Catégories de copeaux	23
Figure 1.18 : Micrographie d'un copeau dentelé [Le Calvez 1995]	24
Figure 1.19 : Grandeur de vitesses de coupe en UGV [Defretin 1999]	26
Figure 2.1 : Chronogramme de la modélisation de la coupe des métaux	30
Figure 2.2 : Schématisation du modèle d'Oxley	33
Figure 2.3 : Micrographie des déformations dans le copeau	34
Figure 2.4 : Profil de vitesses et efforts appliqués	34
Figure 2.5 : Diagramme des vitesses d'Oxley	35
Figure 2.6 : Variation des paramètres σ_1 et n en fonction de la température modifiée	42
Figure 2.7 : Distributions typiques des contraintes à l'interface outil-copeau	45
Figure 2.8 : Évolution de l'effort de coupe tangentiel F_t en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f	47
Figure 2.9 : Évolution de l'effort d'avance F_f en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f	47

	<i>Page</i>
Figure 2.10 : Évolution de l'épaisseur de copeau déformé t_1 en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f	48
Figure 2.11 : Évolution de la température moyenne \bar{T}_{OB} de la zone de cisaillement secondaire en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f	44
Figure 2.12 : Représentation graphique des données	50
Figure 2.13 : Comparaison de l'effort F_f observé et prédit par RLM	56
Figure 2.14 : Evolution des résidus studentisés pour F_f	57
Figure 2.15 : Comparaison de l'effort F_r observé et prédit par RLM	58
Figure 2.16 : Evolution des résidus studentisés pour F_r	59
Figure 2.17 : Comparaison de l'effort F_t observé et prédit par RLM	60
Figure 2.18 : Evolution des résidus studentisés pour F_t	61
Figure 2.19 : Comparaison des contraintes (σ_{xx}) observée et prédite par RLM.	66
Figure 2.20 : Comparaison des contraintes (σ_{yy}) observée et prédite par RLM	67
Figure 2.21 : Comparaison des contraintes (σ_{xx}) observée et prédite par RNL	70
Figure 2.22 : Comparaison des contraintes (σ_{yy}) observée et prédite par RNL	72
Figure 3.1 : Représentation d'un neurone biologique	75
Figure 3.2 : Schéma du neurone formel de McCulloch et Pitts [Baléo 2003]	76
Figure 3.3 : Fonctions d'activation	77
Figure 3.4 : Schéma d'une couche de (m) neurones [Hagan 2014]	78
Figure 3.5 : Schéma d'un réseau de neurones multicouches	79
Figure 3.6 : Réseau de neurones complètement connectés	80
Figure 3.7 : Réseau de neurones à couches	80
Figure 3.8 : Réseau de neurones dynamique	81
Figure 3.9 : Processus d'apprentissage	81
Figure 3.10 : Erreur d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations	82
Figure 3.11 : Apprentissage supervisé	83
Figure 3.12 : Comparaison entre les tracés avec LM et LM + RB	87
Figure 3.13 : Etapes de construction d'un réseau de neurones [Baléo 2003]	88
Figure 4.1 : Microstructure au MEB de l'acier 100Cr6 à l'état initial [Habak 2006]	96
Figure 4.2 : Microstructure au MEB de l'acier 100Cr6 avec carbures [Habak 2006]	97

	<i>Page</i>
Figure 4.3 : Microstructure au MEB de l'acier 100Cr6 sans carbures [Habak 2006]	97
Figure 4.4 : Evolution de la microstructure de l'acier 100Cr6 sans carbures avec la dureté [Habak 2006]	98
Figure 4.5 : Relevé typique des composantes de l'effort de coupe mesuré lors du chariotage de l'acier 100Cr6 sans carbures [Habak 2006]	99
Figure 4.6 : Morphologie des copeaux selon la dureté de l'acier 100Cr6 avec carbures	100
Figure 4.7 : Structure du réseau élaboré	103
Figure 4.8 : Influence du nombre de neurones sur la valeur du coefficient R	106
Figure 4.9 : Evolution du $MAPE$ dans la phase de test en fonction du nombre de neurones	106
Figure 4.10 : Valeurs prédites et expérimentales des composantes de l'effort de coupe pour les structures 4-11-3 et 4-6-11-3	108
Figure 4.11 : Evolution de SSE en fonction de SSW dans la phase d'apprentissage	109
Figure 4.12 : Schéma de la structure 4-11-3 du RNA élaboré	110
Figure 4.13 : Comparaison entre les efforts expérimentaux et prédits - Base de test -	112
Figure 4.14 : Evolution des efforts expérimentaux et prédits	114
Figure 4.15 : Directions des contraintes résiduelles en tournage	115
Figure 4.16 : Structure du RNA utilisée	116
Figure 4.17 : Evolution du SSE en fonction du nombre de neurones cachés	119
Figure 4.18 : Structure 6-9-2 du RNA élaboré sous Matlab	120
Figure 4.19 : Comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites des contraintes résiduelles - Base d'apprentissage -	121
Figure 4.20 : Comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites des contraintes résiduelles - Base de test -	122

	<i>Page</i>
Tableau 1.1 : Evolution de G pour différents couples outil-matière [Defretin 1999]	28
Tableau 2.1 : Conditions de coupe et grandeurs mesurées	41
Tableau 2.2 : Résultats de simulation du modèle d'Oxley	45
Tableau 2.3 : Paramètres rhéologiques pour l'acier AISI 1045 [Jaspers 2002]	46
Tableau 2.4 : Confrontation des résultats de modélisation analytique	49
Tableau 2.5 : Paramètres d'analyse de la variance	53
Tableau 2.6 : Données expérimentales – Efforts de coupe	55
Tableau 2.7 : Résultats de modélisation de F_f par RLM	55
Tableau 2.8 : Précision des coefficients estimés pour F_f	56
Tableau 2.9 : Matrice des corrélations des coefficients estimés pour F_f	57
Tableau 2.10 : Résidus studentisés non usuels pour F_f	57
Tableau 2.11 : Résultats de modélisation de F_r par RLM	58
Tableau 2.12 : Précision des coefficients estimés pour F_r	59
Tableau 2.13 : Matrice des corrélations des coefficients estimés pour F_r	59
Tableau 2.14 : Résidus studentisés non usuels pour F_r	59
Tableau 2.15 : Résultats de modélisation de F_t par RLM	60
Tableau 2.16 : Précision des coefficients estimés pour F_t	61
Tableau 2.17 : Matrice des corrélations des coefficients estimés pour F_t	61
Tableau 2.18 : Résidus studentisés non usuels pour F_t	61
Tableau 2.19 : Résultats de modélisation de $\ln(F_f)$ par RLM	62
Tableau 2.20 : Résultats de modélisation de $\ln(F_r)$ par RLM	63
Tableau 2.21 : Résultats de modélisation de $\ln(F_t)$ par RLM	64
Tableau 2.22 : Données expérimentales – Contraintes résiduelles	65
Tableau 2.23 : Résultats de modélisation par RLM pour σ_{xx}	66
Tableau 2.24 : Résidus studentisés non usuels pour σ_{xx}	66
Tableau 2.25 : Résultats de modélisation par RLM pour σ_{yy}	67
Tableau 2.26 : Résidus studentisés non usuels pour σ_{yy}	68
Tableau 2.27 : Paramètres du modèle et coefficients d'ajustement pour σ_{xx}	68
Tableau 2.28 : Valeurs observées et prédites par RNL pour σ_{xx}	69
Tableau 2.29 : Paramètres du modèle et coefficients d'ajustement pour σ_{yy}	70
Tableau 2.30 : Valeurs observées et prédites par RNL pour σ_{yy}	71

	<i>Page</i>
Tableau 3.1 : Transition entre le neurone biologique et le neurone artificiel	76
Tableau 3.2 : Domaines d'application des Réseaux de Neurones Artificiels	92
Tableau 4.1 : Composition chimique de l'acier 100Cr6 à l'état recuit	96
Tableau 4.2 : Température de revenu et duretés correspondantes [Habak 2006]	96
Tableau 4.3 : Température de transformation et duretés relatives [Habak 2006]	97
Tableau 4.4 : Caractéristiques géométriques de la plaquette [Habak 2006]	99
Tableau 4.5 : Caractéristiques physiques de la plaquette [Habak 2006]	99
Tableau 4.6 : Données expérimentales pour l'apprentissage du RNA	101
Tableau 4.7 : Données expérimentales pour le test du RNA	102
Tableau 4.8 : Bases d'apprentissage et de test normalisées	103
Tableau 4.9 : Valeurs de R pour les configurations (S/L) et (S/S)	105
Tableau 4.10 : Valeurs des indicateurs de performance déterminées en fonction du nombre de neurones cachés	109
Tableau 4.11 : Valeurs des indicateurs de performance en fonction des neurones cachés	109
Tableau 4.12 : Comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites de l'effort de coupe - Base d'apprentissage -	111
Tableau 4.13 : Comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites de l'effort de coupe - Base de test -	112
Tableau 4.14 : Base de données – Contraintes résiduelles	118
Tableau 4.15 : Résultats obtenus pour différentes structures	119
Tableau 4.16 : Contraintes mesurées et prédites - Base d'apprentissage -	120
Tableau 4.17 : Contraintes mesurées et prédites - Base de test -	122
Tableau 4.18 : Confrontation des résultats de simulation pour la composante F_f	124
Tableau 4.19 : Confrontation des résultats de simulation pour la composante F_r	125
Tableau 4.20 : Confrontation des résultats de simulation pour la composante F_t	126
Tableau 4.21 : Confrontation des résultats de simulation pour σ_{xx}	127
Tableau 4.22 : Confrontation des résultats de simulation pour σ_{yy}	128

Introduction générale

L'usinage par outil coupant est l'un des procédés les plus utilisés dans la fabrication de pièces mécaniques. C'est une technique de mise en forme par enlèvement de matière qui est très répandue du point de vue pratique mais pas encore maîtrisée du point de vue modélisation et simulation, c'est l'empirisme qui est largement utilisé. Or, les exigences en termes de qualité des pièces fabriquées imposent désormais que ce procédé soit bien maîtrisé et optimisé.

L'évolution des moyens électroniques et informatiques (système de commande et de supervision), la progression des outils de coupe et des fonctionnalités des logiciels de Conception et de Fabrication Assistées par Ordinateur (CFAO) ont permis le développement de Machines-Outils à Commande Numérique (MOCN) plus performantes. Ces améliorations ont permis aussi le développement d'un procédé d'usinage caractérisé par une augmentation relative des vitesses de coupe et d'avance dit Usinage à Grande Vitesse (UGV). Cette technologie ouvre de nouvelles perspectives en termes de performances du procédé d'usinage ; à savoir :

- Une meilleure qualité des pièces usinées en termes d'état de surface ; un état de surface de l'ébauche jusqu'à la finition est souvent obtenu sur une même machine, ce qui permet une remise du temps de rectification voire sa disparition dans la gamme de production.
- L'usinage de formes complexes (parois minces) et l'obtention de copeaux plus simples à évacuer.
- L'usinage de matériaux très durs difficilement usinés auparavant.

En dépit de ces considérations, l'usinage de matériaux durs est fortement pénalisé par le manque de connaissances sur les phénomènes physiques mis en jeu pendant la coupe. Pour aborder cette problématique, nous nous sommes intéressés dans la présente thèse au procédé de tournage dur. Ce dernier a été développé pour remplacer des opérations très coûteuses telle que la finition par abrasion (ou la rectification) et pour protéger l'environnement en supprimant la lubrification (usinage sec).

Aussi, ce procédé nécessite des outils de coupe extra-durs comme le Nitrure de Bore cubique (cBN). Or, le coût prohibitif des matériaux de coupe, notamment ceux des cBN et l'absence de machines-outils conçues pour ce procédé, rendaient l'industrialisation délicate.

À noter que les applications du tournage dur comprennent les engrenages, les roulements, les arbres et les carters. L'industrialisation de cette technique à grande valeur ajoutée nécessite une étude fine des mécanismes et des phénomènes mis en jeu, et leur modélisation est

nécessaire pour utiliser les moyens numériques indispensables à la simulation et à l'optimisation d'un tel procédé.

L'objectif visé initialement par le projet de cette étude est relatif à la modélisation et la simulation du comportement thermomécanique de l'usinage à grande vitesse. À cet effet, les axes de recherche sont nombreux mais la finalité pour ce travail de thèse se résume au développement de modèles qui permettent la prédiction, entre autres, de grandeurs physiques liées au tournage dur telles que les efforts de coupe et les contraintes résiduelles. Ainsi, le présent manuscrit est organisé en quatre chapitres.

Le premier chapitre sera initié par un historique sur les recherches engagées dans le domaine de l'usinage par outil coupant. Ensuite, nous présenterons les différents paramètres qui influencent ce type d'usinage. Aussi, les grandeurs et les paramètres associés au processus de tournage ainsi que les aspects relatifs à la formation du copeau seront évoqués. Le chapitre sera clôturé par l'usinage à grande vitesse.

Le deuxième chapitre sera consacré aux modélisations analytique et statistique de l'usinage par outil coupant. À cet effet, il sera scindé en deux parties : la première sera réservée à la modélisation analytique et la seconde concerne la modélisation statistique.

Pour la première partie, une brève revue concernant les différentes modélisations analytiques développées sera présentée ; à savoir : les modèles purement mécaniques et thermomécaniques. Puis nous allons évoquer les échelles d'observation et d'analyse du phénomène de la coupe. La première partie sera achevée par une simulation du modèle thermomécanique d'Oxley amélioré.

La seconde partie sera consacrée à la modélisation statistique en faisant appel à la Régression Multiple pour la prédiction des composantes de l'effort de coupe et des contraintes résiduelles. Pour l'estimation des composantes de l'effort de coupe, la Régression Linéaire Multiple sera utilisée en proposant deux variantes de modèles. Pour la prédiction des contraintes résiduelles, la Régression Linéaire Multiple et la Régression Non-Linéaire de second ordre seront utilisées.

Dans le troisième chapitre sera présenté un aperçu historique sur les Réseaux de Neurones Artificiels, la modélisation d'un neurone artificiel, puis la structure et l'apprentissage d'un Réseau de Neurones Artificiels. Nous clôturons le chapitre par une revue des différentes applications des Réseaux de Neurones Artificiels dans le domaine de la mécanique et plus particulièrement pour l'usinage par outil coupant.

Dans le quatrième chapitre, nous allons présenter la démarche adoptée pour le

développement de Réseaux de Neurones Artificiels dédiés, d'une part, à la prédiction des composantes de l'effort de coupe, et, d'autre part, à l'estimation des contraintes résiduelles lors d'un tournage dur. Le chapitre sera scindé en deux volets principaux : le premier est réservé au Réseau de Neurones Artificiels développé pour la prédiction des composantes de l'effort de coupe ; le second volet est consacré au Réseau de Neurones Artificiels élaboré pour l'estimation des contraintes résiduelles. Les résultats de simulation seront confrontés à ceux déterminés par l'approche expérimentale.

Chapitre 1

Présentation de l'usinage par outil coupant

Introduction

Le machinisme ait commencé réellement à se développer en Grèce à partir du V^{ème} siècle avant J.-C., et ce grâce à l'apport de techniques en provenance du Proche-Orient. La figure 1.1 illustre que les débuts de l'usinage aient eu lieu 486 ans avant J.-C. ; elle montre que le trône du roi Darius 1^{er} était construit d'éléments obtenus par tournage.

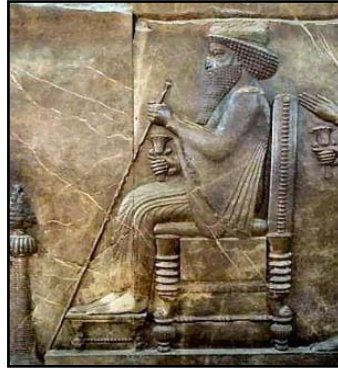


Figure 1.1 : Le trône du roi Darius 1^{er}.

Les premiers tours à bois de cette époque étaient constitués d'une corde d'arc enroulée autour de la pièce à usiner. Les va-et-vient de l'arc transmettent à la pièce un mouvement de rotation alternative. La matière était enlevée par un outil tenu dans la main. Ce n'est qu'au XVI^{ème} siècle qu'un tour à rotation continue, esquissé par Léonard de Vinci, pouvant être utilisé par une seule personne. À partir du XVIII^{ème} siècle, l'outil était relié directement à la machine ; ainsi, la machine-outil va faire son apparition dans l'industrie naissante.

Quelques exemples de machines-outils tirés de la littérature qui touchent aussi bien au travail du bois qu'à celui du métal : tour à charioter en fer du Français J. Vaucanson (1751), machine à raboter du Français N. Focq (1751), machine à aléser de l'Anglais J. Wilkinson (1775), tour à fileter du Français Senot (1795), tour parallèle de l'Anglais H. Maudslay (1797), raboteuse de l'Anglais J. Fox (1814), machine à tailler les engrenages du Français E. Pihet (1827), machine à tailler les engrenages de l'Anglais J. Whitworth (1837), tour vertical du Suisse J-G. Bodmer (1839), fraiseuse universelle des Américains D. Brown et L. Sharpe (1862), tour semi-automatique à tourelle revolver de l'Américain J. Hartness (1862), machine à tailler les engrenages coniques de l'Américain E-P. Gleason (1874), machine à rectifier universelle de D. Brown et L. Sharpe (1876), machine à détalonner de l'Allemand J-E. Reinecker (1882) et machine à tailler les engrenages droits de l'Américain E-R. Fellow (1896) [Lavoisy 2013].

Les premières études sur la théorie des mécanismes en usinage ont été abordées à partir du XVIII^{ème} siècle. Le premier rapport scientifique connu sur l'étude de la coupe des métaux a été présenté par L. Rumford en 1799 à l'Académie Royale de Londres.

En France, c'est en 1864 que M. Taurines et M. Joessel de l'Usine Impériale d'Indret ont présenté un rapport traitant de la forme et de l'emploi des outils de coupe [Grolleau 1996].

T-H-C. Childs attribue les premières observations sur la formation du copeau à H. Tresca et à A. Mallock [Childs 2000]. En 1878, H. Tresca présenta ses travaux dans lesquels, il émet des propositions sur la forme des outils de coupe et la profondeur de coupe optimale et il appuya sur la nécessité d'adopter une approche purement mécanique sur l'étude de la coupe des métaux. Quant à A. Mallock, il publia en 1881 une image dans laquelle il a montré que la formation du copeau est due au cisaillement de la matière dans la zone primaire. Grâce à des observations faites au moyen d'un microscope optique, A. Mallock met en évidence un autre mécanisme important dans l'usinage qui est le frottement entre l'outil et le copeau et son intérêt dans le processus de la formation du copeau. D'autre part, il proposa dans ses travaux que le copeau avait une épaisseur qui correspond à la minimisation de l'énergie de frottement. Cette dernière était formulée par M. E. Merchant 60 ans plus tard [Cheriguene 2009].

Dans une publication présentée en 1907, F-W. Taylor [Taylor 1907] conclut après plus de 25 ans de travaux dédiés à l'usinage sur l'importance de la partie thermique dans l'optimisation de la durée de vie de l'outil de coupe. On lui doit les premières équations relatives à la durée de vie de l'outil et les premières tentatives de réalisation des outils de coupe en acier allié en tungstène. Les travaux de F-W. Taylor sont à l'origine des comparaisons des matériaux à usiner et des outils de coupe. Alors, ce n'est qu'à la fin de l'année 1950, que les recherches visaient à optimiser la coupe des métaux. Ainsi, l'histoire industrielle est en partie liée à l'évolution de l'usinage, et nous constatons que depuis deux décennies, cette dernière est très rapide pour aboutir à l'Usinage à Grande Vitesse (UGV) et l'usinage sans lubrification.

À travers cet aperçu historique, nous pouvons conclure que les recherches engagées dans le domaine de l'usinage à l'outil coupant portent sur le triptyque indispensable en usinage : la pièce, l'outil et la machine-outil [Zeroudi 2011].

- **La pièce** fait l'objet d'évolution continue et importante notamment sur les géométries toujours plus complexes mais aussi avec les avancées portant sur les compositions et les microstructures pour obtenir un matériau à usinabilité améliorée et/ou à fortes caractéristiques thermomécaniques.
- **Les outils**, toujours en perpétuelle évolution, se composent de matériaux de plus en plus performants : aciers rapides coulés et frittés, carbures, céramiques, diamants, cBN (Nitrure de Bore cubique) sur lesquels sont déposés des revêtements toujours plus performants (TiCN, TiAlN, Al₂O₃, CrN, etc.) pour faciliter l'écoulement du copeau et/ou former une protection mécanique et thermique de l'outil.

Aussi, les outils se doivent généralement d'être polyvalents, ce qui signifie qu'un même outil doit pouvoir exécuter différentes opérations.

- **Les machines-outils**, dont la précision et la rapidité des déplacements évoluent continuellement, doivent faire face aujourd'hui à des problèmes de rigidité, de répartition de masses et d'aptitude d'amortissements (chocs, vibrations) pour répondre à des exigences telles que :
 - ✓ Un niveau de technicité important (machines multiaxes, multifonctions, multitâches).
 - ✓ Une forte productivité et une flexibilité accrue par la suppression des temps improductifs comme le changement d'outils, l'ajout des systèmes de palettisation et de robotisation ou encore par la réalisation d'enchaînement rapide d'opérations à haute cadence de production, etc.
 - ✓ Une plus grande automatisation intégrant les concepts de surveillance et de sûreté à laquelle s'ajoute l'augmentation des performances dynamiques : grandes vitesses et accélérations lors des déplacements pour des tolérances toujours plus faibles.
 - ✓ Une gestion de la complexité géométrique comme la gestion combinée de plusieurs axes, des points durs cinématiques, d'outils de longueur et de diamètre différents, de systèmes de mise en position variés, des puissances accrues, etc.

1.1 Présentation de l'usinage par outil coupant

On appelle usinage toute opération de mise en forme par enlèvement de matière destinée à conférer une forme, des dimensions et un état de surface adaptés à l'utilisation finale d'une pièce tout en respectant les tolérances préconisées [Felder 1997]. Dans un usinage par outil coupant, un outil de coupe enlève de la matière à une pièce sous forme de copeau pour générer une nouvelle surface fonctionnelle ; cette configuration est illustrée par la figure qui suit.

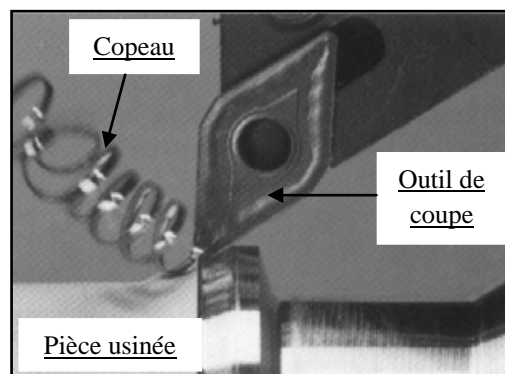


Figure 1.2 : Usinage par outil coupant.

De nombreux paramètres influencent le processus d'usinage par outil coupant qui se

résumé ainsi :

- Les différents procédés d'usinage (rabotage, tournage, fraisage, perçage, alésage et rectification) liés à la géométrie de la pièce finale souhaitée.
- La vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe ; l'augmentation de la vitesse de coupe réduit la zone de contact à l'interface outil-copeau tout en engendrant des températures élevées proche du bec de l'outil [Che-Haron 2005]. L'avance et la profondeur de passe influencent la formation du copeau en modifiant sa section et l'énergie nécessaire au cisaillement de la matière [Bisu 2007]. Un mauvais choix de ces paramètres de coupe peut générer des effets indésirables tels que les vibrations importantes conduisant à des efforts de coupe excessifs et à des qualités de surface et des tolérances de fabrication médiocres. Ces risques peuvent réduire la durée de vie des outils et causer des dommages dans les éléments de machines [Segreti 2001].
- Les paramètres géométriques de l'outil de coupe sont déterminants dans la formation et l'évacuation du copeau [Habak 2006].
- Les matériaux et les revêtements pour les outils de coupe sont depuis quelques années un nouvel axe de recherche dans le monde industriel afin d'améliorer les conditions de coupe et la productivité. En 2001, 90 % des outils en carbure sont revêtus [Tönshoff 2001]. Ezugwu [Ezugwu 1997] a montré un taux d'usure plus important pour les outils non revêtus. Nouari [Nouari 2008] a également étudié les modes de dégradation pour les outils non revêtus en usinage à sec.
- Le comportement intrinsèque du matériau, le frottement intense à l'interface outil-copeau et la lubrification. Par exemple, la lubrification modifie le processus de formation du copeau, les efforts de coupe engendrés lors de la coupe et la durée de vie des outils de coupe [Hamann 1998], [Bierla 2009].

Pour peu que l'on considère les évolutions récentes ou prévisibles dans les divers pays industrialisés du monde, on constate :

- ✓ la très grande modernité de l'usinage : de tous les procédés de mise en forme c'est sans doute le plus flexible. Plus que d'autres, il est en train de bénéficier des plus performants des outils informatiques (très grande rapidité de calcul), des progrès de la robotique, des développements de matériaux nouveaux pour la conception des machines, qu'il s'agisse des parties tournantes (broches avec roulements en céramique, broches à paliers magnétiques, etc.), des parties mobiles en translation (chariots en alliages légers, chariots en composites), des parties fixes (bâti en béton), enfin de la très grande diversité des nouveaux matériaux d'outils ;
- ✓ la simultanéité des développements de cette technique avec ceux des autres

technologies de mise en forme. De moins en moins de pièces sont usinées directement dans la masse d'un produit laminé. Les procédés de forge et de moulage conduisent à des pièces brutes de plus en plus près des cotes, mais simultanément une précision accrue conduit à demander à l'usineur de réaliser des géométries et microgéométries inaccessibles par d'autres voies. L'usineur fera sans doute demain de moins en moins de copeaux, mais de plus en plus de surfaces ayant de meilleures qualités mécaniques, physiques et géométriques ;

- ✓ l'émergence de nouveaux problèmes d'usinage, car les produits usinés sont de plus en plus divers et un très grand nombre de produits nouveaux ont beaucoup de propriétés attractives mais une usinabilité médiocre (nouvelles fontes bainitiques alliées, alliages super-réfractaires, composites fibrés, aciers pour forge à froid, etc.).

La problématique moderne de l'usinage se situe dans cet environnement : comment faire demain de la qualité au moindre coût avec des machines-outils qui nécessitent des usineurs de technicité très différente de celle de leurs anciens, avec des outils dont la conception doit être repensée et avec des matériaux à usiner d'usinabilités très diverses. On assiste même à des remises en cause des vocations des diverses techniques d'usinage. La compétition entre fraisage et rectification dans la masse existe depuis quelque temps déjà. Elle s'amplifie en raison des développements des rectifications avec des meules en nitrure de bore cubique à des vitesses de coupe qui peuvent atteindre, voire dépasser la vitesse du son dans l'air. Réciproquement, le fraisage à très grande vitesse conduit à des états de surface équivalents à ceux d'une rectification classique avec une productivité très supérieure. Certains commencent à substituer à l'outil de tournage classique fixe par rapport au chariot une petite fraise montée sur une petite broche qui se déplace en translation. Doit-on encore parler de tournage ou bien de fraisage ou encore de fraisage-tournage ?

À cet effet, le mécanicien est appelé à faire un métier de plus en plus passionnant, puisqu'il a à sa disposition les progrès des sciences et techniques de la mécanique, des matériaux, de l'électronique, de l'informatique, etc., mais aussi de plus en plus complexe. Il est confronté à faire quotidiennement des choix : choix d'investissements lourds de conséquences économiques, choix entre outils conventionnels et outils nouveaux souvent beaucoup plus chers (une plaquette en nitrure de bore cubique cBN coûte dix fois plus cher qu'un outil en carbure de tungstène WC), choix des paramètres de programmation des commandes numériques, jusqu'à un certain point choix de la variante la plus facile à usiner du matériau porté sur le plan de la pièce, etc.. Les critères de ces choix sont de plus en plus interdépendants.

Ainsi la qualité et le coût d'une pièce usinée dépendent :

- des interférences pièce-outil fonctions :

- de la microgéométrie de la pièce,
- de l'écaillage de la peau,
- des contraintes résiduelles,
- des déformations,
- des propriétés d'usage (endurance, tenue à la corrosion, etc.),
- de l'endommagement des outils dû aux contacts pièce-outil et copeau-outil,
- du choix des principaux paramètres de programmation (vitesses, avances, passes, etc.),
- du choix des géométries d'outils,
- du choix des nuances d'outils, etc. ;

- des interférences outil-machine fonctions :

- des contraintes de programmation (élasticité des assemblages, etc.),
- de la rigidité du contact pièce-outil,
- de la facilité du montage et des coûts des changements d'outils,
- de l'automatisation des alimentations d'outils, etc. ;

- des interférences pièce-machine, en particulier :

- la facilité et l'automatisation du montage des pièces,
- le régime vibratoire de la pièce, etc. ;

- des interférences pièce-outil-machine, en particulier :

- la tenue mécanique des outils avec des conséquences sur le choix des géométries et nuances d'outils,
- la thermique pièce-outil-broche avec des conséquences sur la précision géométrique, etc.

Pour être aidé dans ces choix, plusieurs démarches sont possibles.

✓ La modélisation : elle n'a pas encore en usinage les développements qu'elle a pour d'autres procédés de mise en forme (forgeage ou moulage par exemple). Cela s'explique, d'une part, en raison de la complexité des interactions pièce-outil-machine et, d'autre part, parce que les enjeux économiques sont un peu différents. En forge, le coût des outillages rapporté à celui des pièces est tel qu'il est exclu de faire une approche expérimentale pour optimiser une fabrication : on n'a pas le droit à l'erreur. En usinage, le coût relatif des outillages est nettement plus modeste. Toutefois, cette remarque sera de moins en moins juste pour au moins trois raisons :

- la croissance du coût horaire sur machine, en relation avec le prix des investissements ;

- la croissance du prix des outillages ;
- le coût des délais.

La modélisation de la coupe des métaux, présentée dans le deuxième chapitre, fait le point sur l'avancement des méthodes de modélisation, soit purement mécaniques, les plus simples, soit thermomécaniques, plus réalistes mais plus complexes.

✓ L'optimisation : la mise au point d'algorithmes de plus en plus performants et l'accès à des bases de données permettent de déterminer les conditions de coupe et les outillages dont le choix conduit à faire des pièces au moindre coût. La validité du résultat est toutefois largement dépendante de la fiabilité de la loi des endommagements cumulés des outils de coupe.

Dans la présente étude, nous nous sommes intéressés au processus d'usinage qui est le tournage et plus particulièrement au tournage dur. Les raisons de ce choix seront discutées dans les prochains chapitres.

1.2 Processus de tournage

En tournage, la pièce est animée d'un mouvement de coupe (M_c) avec une trajectoire circulaire et par une fréquence de rotation définissant la vitesse de coupe (V_c). L'outil de coupe est animé d'un mouvement d'avance (M_f) avec une trajectoire de translation (dans une et/ou deux directions) et une vitesse d'avance (V_f). La combinaison de ces deux mouvements ainsi que la forme de la partie active de l'outil permettent d'obtenir des formes de révolution. La figure qui suit illustre le procédé de tournage.

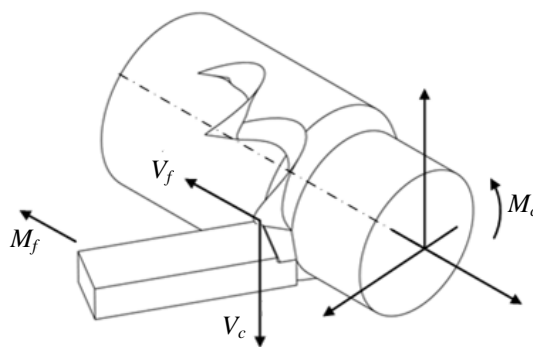


Figure 1.3 : Procède de tournage.

La génération de surfaces est obtenue par :

- Un travail de forme : c'est la forme de l'outil qui conditionne la surface finale obtenue.
- Un travail d'enveloppe : c'est la trace de l'arête de l'outil (le point de générateur) qui donne la surface finale.

1.2.1 Paramètres de coupe en tournage

Les paramètres de coupe, illustrés par la figure 1.4, regroupent conventionnellement les grandeurs géométriques et cinématiques [Zadshakoyan 1998].

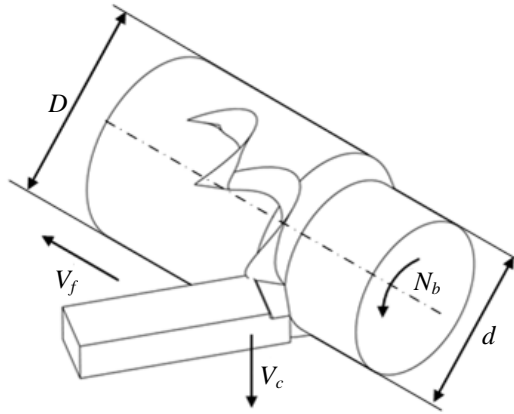


Figure 1.4 : Paramètres de coupe en tournage.

* Pour les grandeurs géométriques :

- L'avance de coupe f :

C'est la distance dont se déplace l'outil par rapport à la pièce après un tour de celle-ci, exprimée en millimètres par tour [mm/tr].

- La profondeur de passe a_p :

Est l'épaisseur de matière enlevée au passage de l'outil, exprimée en millimètres [mm].

Pour une pièce cylindrique, ce paramètre est la moitié de la différence entre le diamètre de la pièce avant la coupe D et celle d'après d en millimètres [mm].

$$a_p = \frac{D-d}{2} \quad (1.1)$$

* Pour les grandeurs cinématiques :

- La vitesse de coupe V_c :

C'est la vitesse de glissement relative de l'outil de coupe par rapport à la pièce, exprimée en mètres par minute [m/min].

En pratique, d'autres grandeurs sont utilisées comme des paramètres de coupe : la vitesse linéaire de déplacement du chariot nommée la vitesse d'avance V_f exprimée en millimètre par seconde [mm/s] et la vitesse de rotation de broche N_b exprimée en tour par minute [tr/min].

Ces dernières sont liées par les relations suivantes :

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

$$N_b = \frac{1000 \cdot V_c}{\pi \cdot D} \quad (1.3)$$

1.2.2 Paramètres géométriques et conditions d'utilisation de l'outil de coupe

L'outil de coupe est l'élément directement responsable dans la formation et l'évacuation du copeau lors de l'usinage. Plusieurs paramètres déterminent le domaine d'utilisation des outils : la géométrie, le matériau du substrat, le type de revêtement et les conditions de lubrification.

La partie active de l'outil fait l'objet d'une description géométrique simple, sans brise copeau sur la face de coupe, sans préparation d'arête particulière. La partie active d'un outil de coupe est définie par la face de coupe qui représente la partie de l'outil sur laquelle le copeau s'écoule après sa formation et la face de dépouille qui est la zone de l'outil en contact avec la surface usinée. L'intersection de ces deux faces constitue l'arête de coupe. La figure 1.5 illustre la géométrie de la partie active de l'outil de coupe.

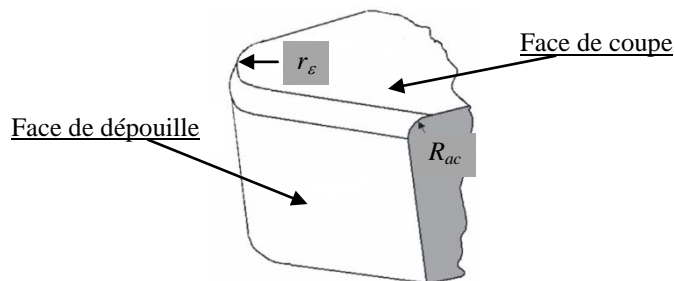


Figure 1.5 : Géométrie de la partie active de l'outil de coupe.

En réalité, la zone de coupe de l'outil est constituée de trois plans raccordés par deux rayons : le rayon de bec r_ϵ et le rayon d'acuité R_{ac} de l'arête de coupe qui est souvent négligé.

Pour définir les angles caractéristiques de l'outil de coupe, des plans de référence de l'outil doivent être introduits selon la norme NF E 66-503 comme ils sont présentés sur la figure 1.6.

Deux systèmes peuvent être définis : l'outil en main et l'outil en travail ; ces deux systèmes permettent respectivement de définir la position de l'arête de coupe lorsque l'outil est au repos ou lorsqu'il usine.

- Plan de référence de l'outil Pr : plan passant par le point considéré de l'arête (A) et contenant l'axe de l'outil (pour un outil tournant) ou parallèle au plan de base servant de face d'appui au corps de l'outil (pour un outil classique).
- Plan d'arête de l'outil Ps : plan tangent à l'arête au point considéré (A) et perpendiculaire au plan de référence de l'outil Pr .
- Plan de travail conventionnel Pf : plan perpendiculaire au plan de référence de l'outil Pr au point considéré de l'arête (A), et parallèle à la direction supposée d'avance de l'outil.
- Plan vers l'arrière de l'outil Pb : plan perpendiculaire au plan de référence de l'outil Pr et au plan de travail conventionnel Pf au point considéré de l'arête (A).

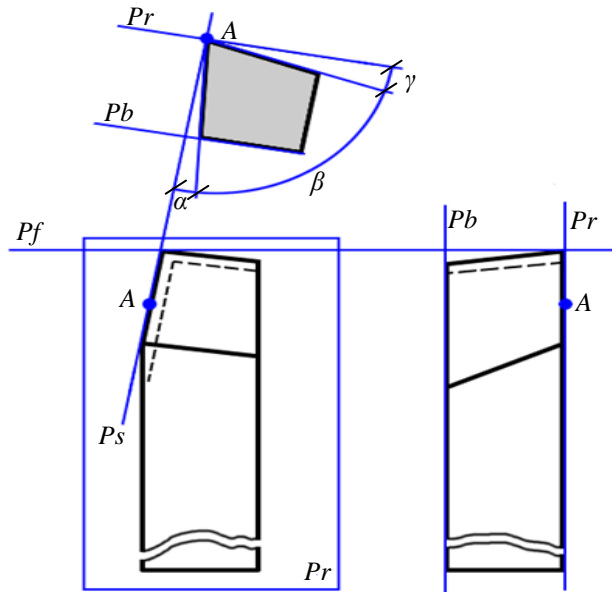


Figure 1.6 : Illustration des plans et angles en main sur un outil de chariotage.

Trois angles des faces de l'outil de coupe, dont la somme est égale à 90° , sont nécessaires pour définir les caractéristiques géométriques d'un outil ; ceux-ci sont illustrés sur la figure qui suit.

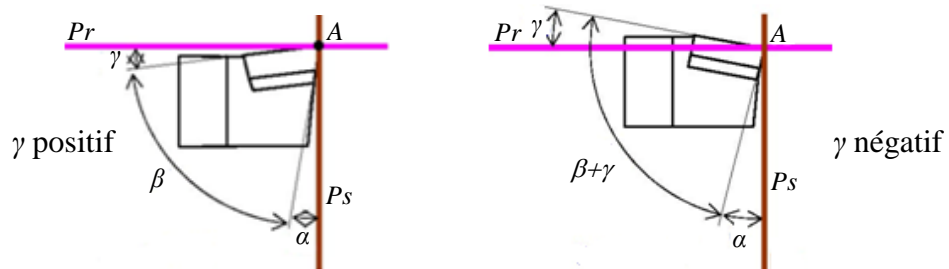


Figure 1.7 : Angles des faces de l'outil de coupe.

- Angle de coupe (γ) : c'est l'angle entre la face de coupe et un plan de référence Pr (perpendiculaire à la direction d'usinage). L'angle de coupe affecte la capacité de l'outil à cisailier le matériau à usiner. Il peut être positif, négatif ou nul. Les angles de coupe positifs réduisent les efforts de coupe tandis que des angles de coupe négatifs apportent de la robustesse à l'arête de coupe de l'outil [Leroy 1993], [Puerta Velásquez 2007]. Sa valeur se trouve généralement entre -5° et $+5^\circ$, quelque fois entre -10° et $+10^\circ$ et plus rarement entre -20° et $+20^\circ$.
 - Angle de dépouille (α) : c'est l'angle entre la face de dépouille et la surface usinée. Sa valeur est nécessairement positive, généralement entre 2° et 10° .
 - Angle de taillant (β) : c'est l'angle entre la face de coupe et la face de dépouille.
- En plus de ces trois angles, on trouve :
- ✓ L'angle de direction d'arête de l'outil κ_r : est l'angle projeté dans le plan Pr entre l'arête de coupe et la direction d'avance défini par la direction de la vitesse d'avance, (figure 1.8).

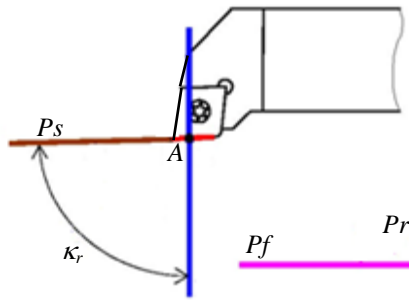


Figure 1.8 : Angle de direction d'arête de coupe.

- ✓ L'angle d'inclinaison d'arête de l'outil λ_s : est l'angle dans le plan P_s entre l'arête de coupe et le plan de référence de l'outil P_r au point (A), (figure 1.9).

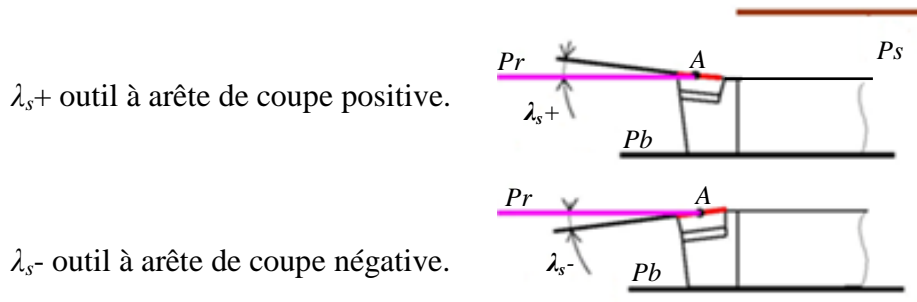


Figure 1.9 : Angle d'inclinaison d'arête de coupe.

Dans le but de déterminer les conditions optimales d'utilisation d'un outil de coupe, Taylor [Taylor 1907] le premier et depuis de nombreux expérimentateurs ont cherché à établir les lois de la coupe, en particulier la relation entre la durée de vie de l'outil et la vitesse de coupe quand sont stabilisées un certain nombre de variables : dimensions de la section du copeau, matière de la pièce et de l'outil, géométrie de ce dernier. Ils sont parvenus, pour la plupart, à des formules semblables, mais les coefficients de celles-ci présentent une dispersion importante pour plusieurs raisons :

- deux matériaux de même composition chimique et de même dureté peuvent avoir des usinabilités différentes ;
- outils géométriquement différents ;
- essais n'ayant pas porté sur le même champ des variables (par exemple, les vitesses de coupe) ;
- impossibilité d'éviter des erreurs de mesure dont l'effet cumulatif peut être important ;
- durée de vie de l'outil dépendant d'autres variables méconnues telles que : état de surface des arêtes de coupe, finesse de l'arête, machines-outils elles-mêmes, mode de fixation de l'outil et de la pièce, forme et dimensions de cette dernière, section d'outil, refroidissement, etc.

Pour que les résultats soient comparables, il faudrait que les essais soient réalisés avec des machines, des outils et des pièces identiques.

En effet, la durée de vie de l'outil dépend de facteurs incontrôlables : homogénéité du matériau usiné, structure métallurgique de ce matériau et de celui de l'outil. Toutes choses étant égales par ailleurs, ces éléments seraient encore cause de dispersions importantes.

En fait, deux voies sont possibles pour fournir les conditions d'utilisation d'un outil à un usineur.

✓ Utilisation de banques de données de points de fonctionnement : cette démarche est vouée à l'échec pour plusieurs raisons dont les deux principales sont :

- une banque de données n'est le reflet que de situations ponctuelles et non généralisables, encore moins extrapolables ;
- l'utilisation des banques de données se fait principalement par extrapolation linéaire (règle de trois). Prenons un exemple de tournage : un utilisateur souhaite obtenir l'avance possible sur son outil pour une profondeur de passe donnée mais aucune valeur pour cette profondeur de passe n'est stockée. Il recherche alors dans la banque de données des conditions pour des profondeurs voisines. Une extrapolation linéaire est ensuite effectuée pour trouver les conditions à la profondeur souhaitée. Mais, technologiquement, rien ne permet d'affirmer que les conditions ainsi déduites sont viables.

✓ Utilisation d'algorithmes : cette voie est celle développée dans le concept du couple outil/matière, concept normalisé par la norme NF E66-520. À partir du domaine de fonctionnement de l'outil dans une matière obtenu par essais, on vient superposer de l'algorithmique permettant d'interagir sur le domaine de fonctionnement en fonction des paramètres de l'opération d'usinage, de la machine, du bridage de la pièce... Le domaine d'emploi de l'outil dans la matière n'est pas décrit pas un ou des nuages de points (comme dans le cas des banques de données) mais par un ensemble de paramètres permettant de tracer le contour du domaine d'emploi.

Cette démarche présente les principaux avantages suivants :

- les paramètres d'utilisation proposés sont corrects (on est certain qu'ils se trouvent à l'intérieur du domaine d'emploi de l'outil dans la matière) et ils prennent en compte toutes les données de l'usinage (capabilité machine, qualité de pièce, bridage...);
- les données sont comparables. Trop souvent, la comparaison entre deux outils s'effectue par un remplacement poste pour poste de l'outil sur la machine et par une comparaison des durées de vie. Or, à priori, rien ne prouve que les paramètres de coupe utilisés avec le premier outil soient autorisés avec le second. La conséquence est

que l'on risque de disqualifier un outil plus performant que celui-ci en place, parce que mal testé. Ce travers est évité par cette méthode.

Le rendement économique des machines-outils dépend essentiellement des performances des outils de coupe. En plus des conditions d'utilisation de l'outil, celles-ci sont fonction des propriétés du matériau qui constitue l'arête de coupe : ténacité et résistance à l'abrasion. D'une manière générale, un matériau est d'autant plus tenace que les contraintes, statiques ou dynamiques (chocs) provoquant sa rupture sont plus élevées. À noter que les contraintes auxquelles sont soumis les outils de coupe ont une double origine : contraintes mécaniques (effort de coupe) et contraintes thermiques (dilatation, évolution des caractéristiques intrinsèques, chocs ou fatigue thermique).

La ténacité et la résistance à l'abrasion sont des qualités contradictoires. La résistance à l'abrasion est toutefois prépondérante pour le travail à grande vitesse de coupe. Elle dépend de la composition chimique du matériau qui avec le mode d'arrosage détermine la valeur du frottement, et surtout de sa dureté à chaud qui limite les effets de celui-ci et qui doit être, à la température de coupe, de HRC 50 à 55 pour l'usinage de l'acier.

Plusieurs matériaux conservant cette dureté à des températures de plus en plus élevées ont été successivement introduits depuis 1900, permettant chaque fois des vitesses plus grandes et nécessitant des machines-outils plus puissantes et plus rigides. On emploie donc, pour l'arête de coupe des outils, les matériaux suivants classés en six groupes par ordre de dureté croissante : aciers rapides, carbures, céramiques, cermets, diamants et nitrure de bore cubique polycristallin.

Le chronogramme qui suit relate les années d'apparition de ces différentes sortes d'outils de coupe.

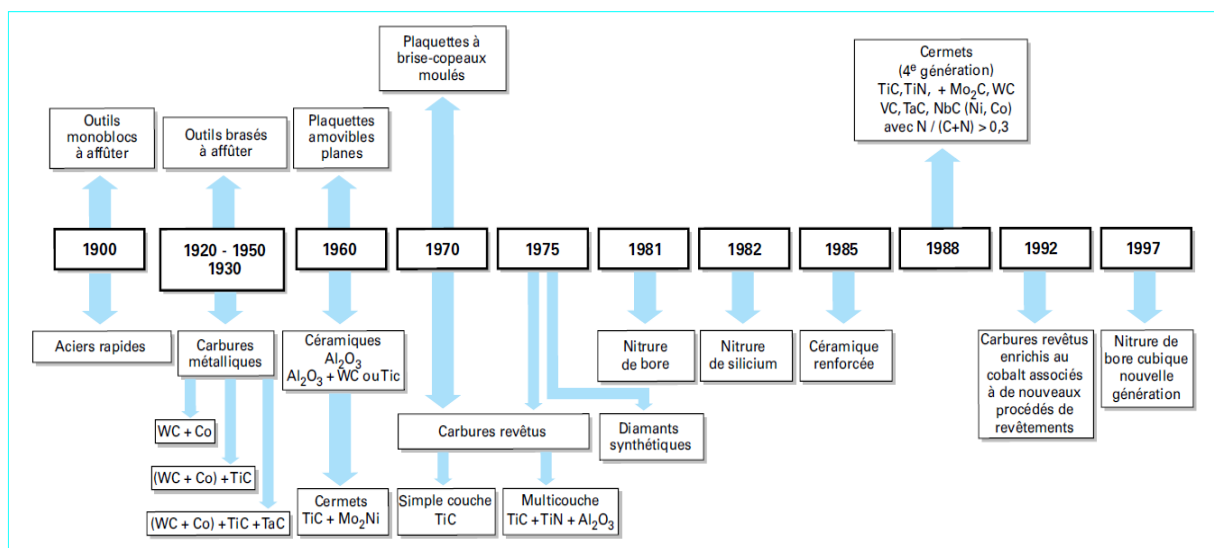


Figure 1.10 : Chronogramme d'apparition des sortes d'outils [Bagur 1999].

1.2.3 Grandeurs associées à la coupe

1.2.3.1 Effort de coupe

Pour le cas d'un outil à arête de coupe unique comme c'est le cas en tournage, l'interaction entre l'outil et la pièce donne naissance à un effort de coupe. Ce dernier, qui dépend fortement des paramètres de coupe, est à l'origine des déformations plastiques dans les zones de cisaillement. Il se décompose suivant les trois directions du repère orthonormé lié à la coupe en un effort tangentiel F_t , un effort axial ou effort d'avance F_f parallèle à l'axe de la broche, et un effort radial F_r perpendiculaire à l'axe de la broche. La figure qui suit illustre les composantes de l'effort de coupe en tournage.

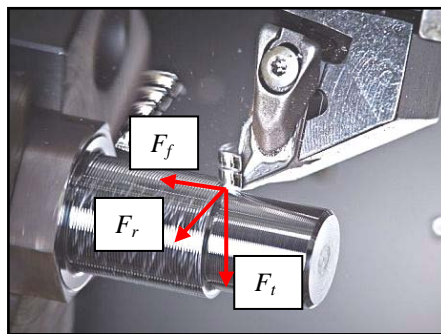


Figure 1.11 : Composantes de l'effort de coupe.

L'effort de coupe F_c peut donc être défini par l'équation :

$$F_c = \sqrt{F_t^2 + F_f^2 + F_r^2} \quad (1.4)$$

La mesure des composantes de l'effort de coupe est utilisée pour caractériser l'usinabilité des matériaux, connaître la puissance requise durant l'usinage, surveiller l'usure de l'outil, prédire l'état de surface, valider les modèles régissant la coupe, etc. En pratique, l'acquisition des composantes de l'effort de coupe est effectuée pendant l'usinage par l'intermédiaire d'une platine dynamométrique fixée sur la tourelle porte-outils comme le montre la figure qui suit.

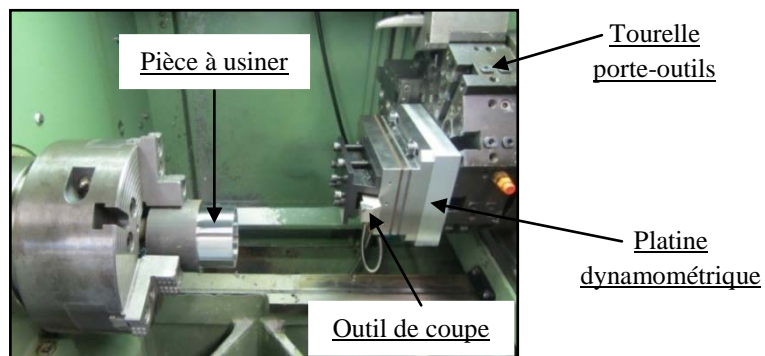


Figure 1.12 : Dispositif d'acquisition de l'effort de coupe¹.

¹ Dispositif expérimental réalisé à l'atelier du Laboratoire des Technologies Innovantes, Université de Picardie Jules Verne d'Amiens.

Les données sont ensuite transmises pour l'enregistrement et le traitement via un logiciel approprié.

La figure 1.13 illustre un exemple d'acquisition des composantes de l'effort de coupe obtenues lors d'une opération de tournage en coupe orthogonale de l'acier 42CrMo4 avec un outil de coupe à plaquette en carbure.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

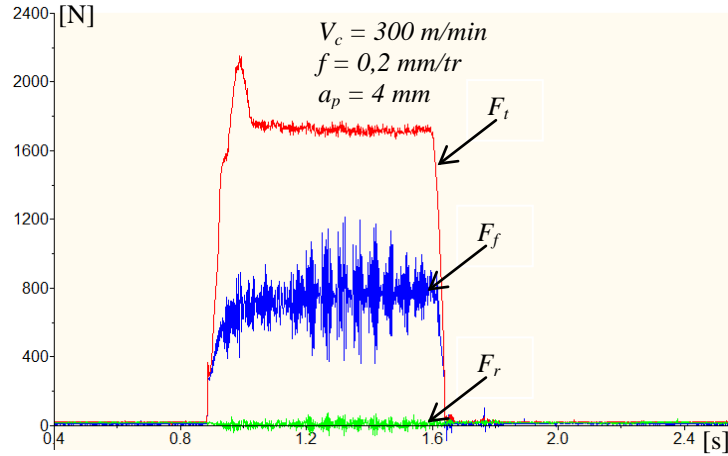


Figure 1.13 : Mesure de l'effort de coupe.

1.2.3.2 Aspect thermique

L'aspect thermique de la coupe a été largement étudié depuis de nombreuses années. À cause de la complexité des phénomènes mis en jeu en usinage, il est très difficile de prédire l'intensité des sources de chaleur et la distribution de la température. Les processus mécaniques et thermiques sont extrêmement couplés du fait que les propriétés des matériaux varient avec la température. On indique que 90 à 100% de l'énergie mécanique consommée est convertie en énergie thermique [Komanduri 1993], [List 2004]. Les principales sources de chaleur proviennent des déformations plastiques dans les zones de cisaillement primaire et secondaire, et de la dissipation du frottement généré, d'une part, à l'interface outil-copeau, et, d'autre part, entre la face de dépouille de l'outil et la surface usinée de la pièce. La chaleur produite dans ces zones est transmise aux différentes parties de l'outil, de la pièce et du copeau comme le montre la figure qui suit.

Φ_o , Φ_p , Φ_c sont respectivement les flux thermiques dissipés dans l'outil, dans la pièce et dans le copeau.

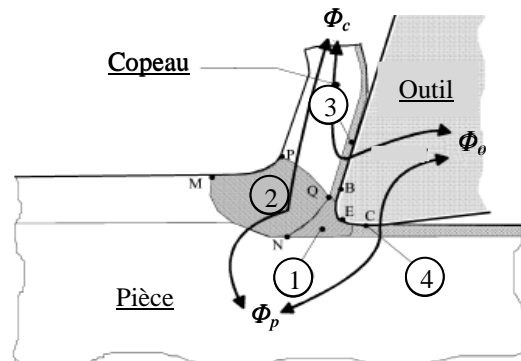


Figure 1.14 : Zones de production et de transfert de chaleur [Battaglia 2002].

Il a été observé que la plus grande partie de la chaleur produite est évacuée par le copeau, le reste est dissipé par l'outil et la pièce alors qu'une partie minimale est échangée par convection avec l'air environnant.

Les zones de production et de transfert de chaleur sont :

- ✓ La *zone 1* : La production de chaleur dans cette zone est due à la déformation plastique dans la zone de cisaillement primaire.
- ✓ La *zone 2* : La production de la chaleur est due au frottement à l'interface outil-copeau et à la déformation plastique dans la zone de cisaillement secondaire.
- ✓ La *zone 3* : Dans cette zone, la production de chaleur est due à la déformation plastique dans la zone de cisaillement tertiaire.
- ✓ La *zone 4* : La production de la chaleur est due au frottement à l'interface outil-pièce.

1.2.3.3 Intégrité de surface

En usinage, l'intégrité de surface est décrite par un ensemble de caractéristiques géométrique et métallurgique. Pour les grandeurs géométriques, on retrouve l'état de surface et les tolérances dimensionnelles et géométriques. En ce qui concerne les grandeurs métallurgiques, on peut rencontrer la texture cristallographique, l'état de contraintes résiduelles, les modifications morphologiques des grains constituant la surface, l'analyse de phases, ainsi que la dureté et la micro-dureté.

L'altération de ces grandeurs est provoquée principalement par les hautes températures et les forts gradients de température, la déformation plastique ainsi que les transformations de phase et les réactions chimiques dans la surface engendrée.

La détermination des contraintes résiduelles sur des surfaces usinées et leur évolution avec les paramètres de coupe est un sujet auquel plusieurs chercheurs se sont intéressés [Liu 1982], [Brosse 2008] et [Davim 2008].

Les contraintes résiduelles sont les contraintes présentes dans une pièce libre de toutes sollicitations. Les chargements mécaniques (pression et cisaillement) entraînent généralement des contraintes résiduelles de compression en raison d'une déformation plastique du matériau en surface et en profondeur [Mofid 1999], [Rech 2008]. D'autre part, les effets thermiques conduisent à des contraintes résiduelles de traction dues à d'importants gradients thermiques [Skalli 1991], [Chen 2000].

Dans la littérature, des études expérimentales ont été réalisées pour quantifier les effets des paramètres de coupe sur les contraintes résiduelles. M'Saoubi [M'Saoubi 1999], Rech [Rech 2003], et Dahlman [Dahlman 2004] ont montré que, d'une manière générale, l'augmentation de la vitesse de coupe entraîne une augmentation des contraintes résiduelles en surface et en

profondeur.

Capello [Capello 2005] a montré, que lors d'une opération de tournage, les contraintes résiduelles de surface peuvent être de traction ou de compression en fonction des conditions d'usinage (avance, vitesse de coupe, rayon de bec de l'outil, etc.) et des caractéristiques du matériau usiné. Les modifications des conditions d'usinage entraînent une variation des chargements thermomécaniques subis par la surface. Cette variation illustre parfaitement la difficulté de prédire le signe, l'intensité et la répartition des contraintes résiduelles induites par un procédé d'usinage.

Valiorgue [Valiorgue 2008] a analysé l'influence des paramètres de coupe sur la répartition des contraintes résiduelles dans un acier inoxydable austénitique 316L. Il a modélisé par une approche hybride dans laquelle les sollicitations thermomécaniques équivalentes à celle de la coupe sont directement appliquées sur la géométrie finale de la pièce usinée. Il déduit de cette modélisation l'effet de la vitesse de coupe sur la valeur en surface des contraintes résiduelles et suggère que l'avance influe plus sur la profondeur.

Puerta Velásquez [Puerta Velásquez 2007] a étudié les copeaux et l'intégrité de surface en UGV de l'alliage de titane TA6V ; il a mis en évidence l'existence d'une modification des contraintes résiduelles dans les surfaces usinées en fonction de la vitesse de coupe. De plus, le passage des contraintes de compression à des contraintes de traction se réalise à partir d'une certaine valeur de la vitesse de coupe ; à cette dernière, les contraintes en surface seraient nulles.

Plusieurs auteurs [Umbrello 2004], [Ambrogio 2006], [Makhfi 2011] se sont intéressés au développement de modèles théoriques permettant de déterminer un état de contraintes résiduelles à partir des conditions de coupe fixées en utilisant la technique de prédiction par des modèles basés sur des réseaux de neurones artificiels.

La détermination expérimentale des contraintes résiduelles est effectuée par la technique de la diffraction des rayons X². Les contraintes sont mesurées selon deux directions : celle de la vitesse de coupe (contraintes longitudinales, nommées contraintes axiales), et celle de la vitesse d'avance (contraintes transversales, nommées contraintes circonférentielles).

1.3 Formation du copeau

Différents procédés ont été mis en œuvre afin d'étudier la formation et l'écoulement du copeau. En 1979 E-D. Doyle *et al.*, puis en 1981 P-K. Wright ont analysé l'écoulement du copeau en utilisant du saphir transparent. Néanmoins, les interactions à l'interface

² Pour des renseignements approfondis à ce sujet, le lecteur pourra consulter notamment les travaux reportés dans la référence [Habak 2006].

outil-copeau observées ne peuvent pas être généralisées aux outils métalliques.

En l'an 2000, Trent et Wright ont mis en évidence le procédé de "Quick-Stop-Test" permettant d'obtenir une photo instantanée de la formation du copeau pendant la coupe. À l'aide d'une très faible décharge explosive ou d'un impact, l'outil est retiré brusquement ; dans le meilleur des cas, le copeau formé reste accroché à la matière et son étude à l'aide d'observations microscopiques peut être effectuée [Soldani 2008]. La figure 1.15 illustre les zones de cisaillement mises en évidence lors d'une coupe orthogonale.

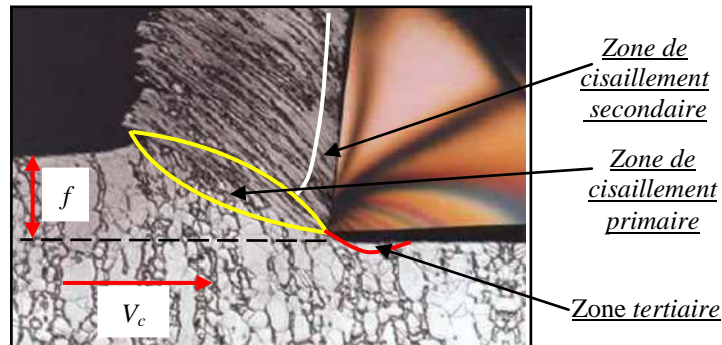


Figure 1.15 : Zones de cisaillement lors de la formation du copeau.

À noter que dans une configuration de coupe orthogonale, l'arête principale de l'outil est perpendiculaire à la fois aux directions de coupe et d'avance. Aussi, l'épaisseur du copeau reste faible devant sa largeur ; ceci permet de ramener le problème traité à un problème de déformations planes. La figure qui suit montre les cas d'usinage en coupe orthogonale.

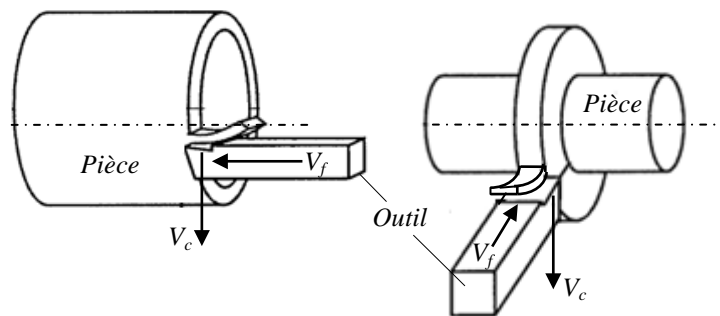


Figure 1.16 : Configuration de la coupe orthogonale.

Quand, l'outil entre en contact avec la couche superficielle de la pièce, l'avance de celui-ci provoque une forte compression de la matière et génère un cisaillement intense entre la pointe de l'outil et la surface de la pièce [Merchant 1945] ; cette zone de formation du copeau est appelée zone de cisaillement primaire (ZCP). Le copeau, ainsi formé, frotte sur la face de coupe de l'outil ; cette zone de frottement entre l'outil et le copeau est appelée zone de cisaillement secondaire (ZCS) [Pomey 1971]. Elle est aussi appelée zone d'écrouissage du copeau ; cette dernière est constituée, d'une part, d'une fine bande de frottement intense entre le copeau et l'outil, et, d'autre part, d'une autre bande d'influence du frottement du copeau sur l'outil (cisaillement secondaire) [Gilormini 1995], [Puigsegur 2002].

Une troisième zone, nommée zone de cisaillement tertiaire (ZCT) ou d'écroutissage de la pièce est le résultat du frottement entre la surface usinée et la face en dépouille de l'outil.

L'étude de la formation du copeau est assez délicate car la zone d'étude est très petite (quelques dizaines de millimètres carré) et les phénomènes thermomécaniques sont extrêmement violents et localisés sur des bandes de quelques micromètres.

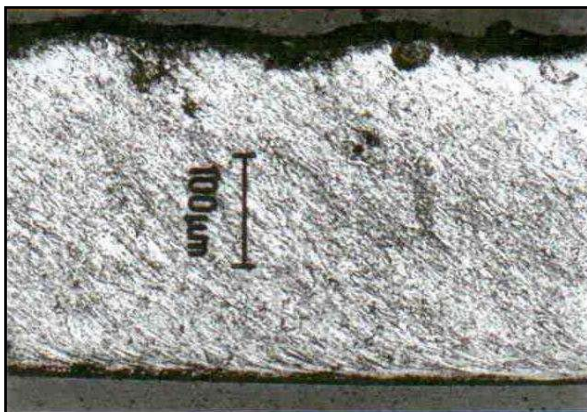
Changeux [Changeux 2001] estime le taux de déformation dans la zone primaire supérieur à 2 avec des vitesses de déformation de 10^4 à $10^6 s^{-1}$. L'élévation de température peut atteindre plus de $400\text{ }^{\circ}\text{C}$ dans cette zone due au cisaillement intense de la matière et plus de $800\text{ }^{\circ}\text{C}$ dans la zone secondaire due au frottement outil-copeau. Ces conditions extrêmes rendent les mesures extrêmement délicates à réaliser et beaucoup d'inconnues persistent.

Le processus de formation de copeau dépend fortement de [Oxley 1976], [Molinari 1997], [Habak 2006], [Bahi 2010] :

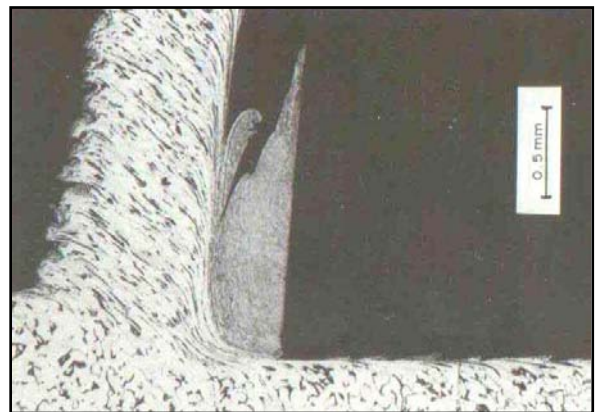
- la rhéologie du matériau usiné (matériau dur, matériau à usinabilité améliorée, etc.) ;
- la nature du contact à l'interface outil-copeau ;
- la nature de l'opération effectuée (coupe orthogonale, chariotage, etc.) ;
- l'usinage utilisé (usinage conventionnel, usinage dur, etc.) ;
- la lubrification utilisée ;
- et des propriétés thermomécaniques de l'outil de coupe ainsi que sa géométrie.

Les mécanismes de génération de copeaux et les phénomènes thermomécaniques intervenant conduisent, à l'échelle macroscopique et microscopique, à la formation de copeaux de nature et de morphologies très différentes.

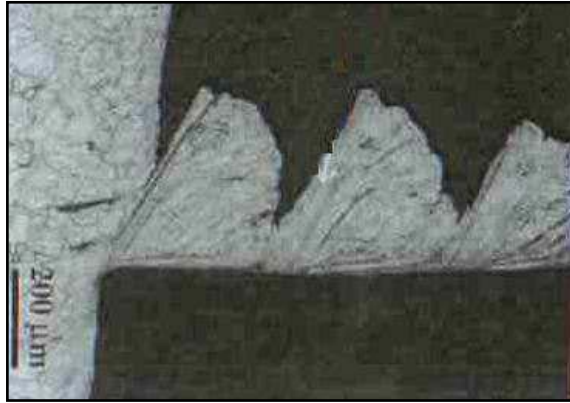
En 1938, Ernst [Ernst 1938] a proposé un classement des copeaux toujours utilisé de nos jours ; ce classement comporte trois catégories de copeaux à l'échelle microscopique illustrées par la figure 1.17 ; à savoir : le copeau continu, le copeau avec arête rapportée et le copeau discontinu ou segmenté.



(1) Copeau continu



(2) Copeau avec arête rapportée



(3) Copeau discontinu

Figure 1.17 : Catégories de copeaux.

Le *copeau continu* est formé dans un état de déformation plastique stationnaire dans lequel les champs de déformations, des vitesses de déformation et de la température sont constants dans le temps.

Le *copeau avec arête rapportée* résulte d'un état d'équilibre dynamique du système composé de l'outil, du copeau et d'une zone de stagnation de matière au niveau de l'arête.

Le *copeau discontinu* ou *segmenté* est formé dans un état de déformation plastique non stationnaire ; il est composé d'éléments plus au moins connectés entre eux. On parle aussi de copeau ondulant ou festonné, de copeau à localisation de déformations ou encore de copeau à dents de scie.

Une analyse des phénomènes microstructuraux lors de la formation du copeau a été menée par Le Calvez en 1995 [Le Calvez 1995] ; le couple outil/matière choisi se résume comme suit :

- Une pièce en acier faiblement allié 32CrMoV13 (acier utilisé dans l'aéronautique) trempé et revenu à différentes duretés (170, 270 et 370 HV).
- Un outil en cermet, de nuance ISO HT-P10, qui est un mélange de carbure de titane (TiC), de nitrure de titane (TiN) et de carbure de molybdène (MO_2C) avec un liant à base de cobalt et de nickel.

Ce couple a été choisi parce qu'il donne lieu à des transformations métallurgiques significatives et stables dans une large gamme de variations des paramètres de coupe. La figure 1.18 présente la micrographie longitudinale de copeau discontinu obtenu. Sur la zone de frottement entre le copeau et l'outil, une bande blanche se distingue et juste au-dessus une zone sombre fortement écrouie. La partie du copeau ainsi décrite forme la zone de cisaillement secondaire.

De cette zone partent des lignes d'alignement de défauts qui s'incurvent pour devenir parallèles à celles issues du cisaillement primaire.

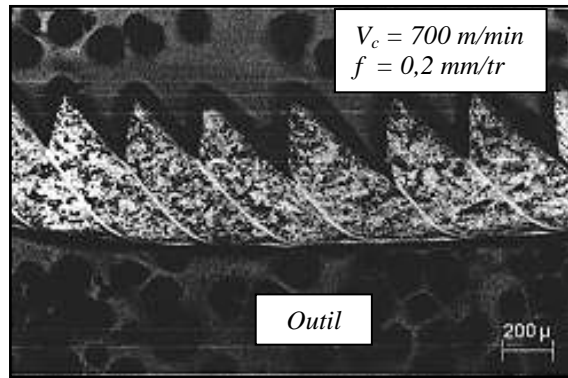


Figure 1.18 : Micrographie d'un copeau dentelé [Le Calvez 1995].

Komanduri [Komanduri 1982] avance de son analyse que la formation de ce type de copeau se divise en deux phases : lors de la première, la matière est aplatie à l'avant de l'outil sur une très faible surface réellement en contact avec la face de coupe, et la déformation est très localisée dans la première zone de cisaillement ; la deuxième étape est marquée par une instabilité plastique provoquant le cisaillement qualifié de catastrophique. Cette instabilité plastique impose une grande accumulation d'énergie calorifique qui dépend des propriétés thermomécaniques du matériau (conductivité thermique, chaleur spécifique, masse volumique, etc.) et elle n'est possible qu'aux grandes vitesses de déformation. La chaleur emmagasinée, principalement due au taux de déformations élevé dans ces bandes très étroites, n'a pas le temps de se dissiper et l'absence de transfert thermique entre la pièce et l'outil tend à imposer au processus des conditions adiabatiques pour la transformation.

La formation de copeau discontinu ou dentelé, caractéristique de l'enlèvement de matière avec des vitesses de coupe élevées, est due à un cisaillement adiabatique irréversible [Schultz 1989]. La formation de copeau dentelé se produit lors d'un processus intermittent au cours duquel le matériau est refoulé puis glisse dans la zone de cisaillement, ce qui y provoque une élévation de température et donc une décohésion plus fortement marquée. Suite à la chute par glissement d'une lamelle de copeau, le matériau en contact avec la face de coupe est refoulé ; la zone de contact entre la face de coupe et le copeau augmente sans qu'il ait un mouvement relatif entre le matériau et l'outil. Les contraintes thermiques sur la face de coupe sont importantes et le refoulement du copeau donne naissance à une nouvelle zone de cisaillement, la décohésion locale du matériau provoque une élévation localisée de la température. Les propriétés mécaniques dans cette zone s'en trouvent diminuées et le cisaillement aura lieu. La naissance de la fissure permet le glissement de la lamelle puis sa chute.

Enfin, le passage d'une catégorie de copeau à une autre a été expliqué à partir du phénomène de plasticité adiabatique [Pomey 1970] ; le critère d'instabilité peut être écrit

selon :

$$\frac{d\tau}{d\gamma_c} = \frac{\partial\tau}{\partial\gamma_c} + \frac{\partial\tau}{\partial\dot{\gamma}_c} \frac{\dot{\gamma}_c}{\gamma_c} + \frac{\partial\tau}{\partial T} \frac{\tau}{\rho C_p} < 0 \quad (1.5)$$

Où τ est la contrainte de cisaillement dans la zone de cisaillement primaire, γ_c la déformation de cisaillement et $\dot{\gamma}$ la vitesse de déformation. $\frac{\partial\tau}{\partial\gamma_c}$ représente l'écrouissage du matériau, $\frac{\partial\tau}{\partial\dot{\gamma}_c}$ sa sensibilité à la vitesse de déformation, $\frac{\partial\tau}{\partial T}$ son adoucissement avec la température, et C_p est la chaleur spécifique du matériau et ρ sa masse volumique.

Sachant que : $\frac{\partial\tau}{\partial T} < 0$, il y'a fragmentation du copeau lorsque l'adoucissement thermique l'emporte sur l'écrouissage et la sensibilité à la vitesse de déformation. Dans le cas contraire, nous avons une coupe stable.

En conclusion, la vitesse de coupe a un rôle fondamental sur la stabilité de la coupe. La quantité de chaleur, dégagée dans les zones de coupe, croît avec la vitesse de coupe de telle sorte que la température s'élève avec cette dernière. La formation de copeau discontinu est observée en usinage à grande vitesse. Bien que qualifié d'instable, ce phénomène est recherché car il est associé à une baisse des efforts de coupe et à une amélioration de l'évacuation des copeaux.



1.4 Usinage à Grande Vitesse

L'Usinage à Grande Vitesse (UGV) est souvent présenté comme étant le fruit d'une merveilleuse découverte : si l'on augmente les vitesses de coupe au-delà des limites habituelles, on commence par traverser une zone de vitesses inutilisables poétiquement baptisée « vallée de la mort ». Ensuite, on entre dans un paradis de l'usineur ; les énergies et les efforts spécifiques de coupe diminuent, les états de surface deviennent excellents, les durées de vie des outils augmentent pour devenir largement supérieures aux durées obtenues en usinage conventionnel. Pratiquement, l'UGV ce n'est pas se décider à franchir une barrière de vitesse de coupe mais c'est mettre en œuvre, de façon rationnelle au meilleur niveau de performance économique, tous les éléments entrant dans la conduite de l'opération d'usinage concernée et pas uniquement les paramètres de coupe.

Aussi, on avance que l'UGV concerne les procédés d'usinage pour lesquels les paramètres de coupe sont très supérieurs à ceux utilisés en usinage conventionnel. À partir de quelles vitesses entre-t-on dans le domaine de l'UGV ?

La question, plus délicate qu'il n'y paraît, se subdivise comme suit :

- de quelle vitesse s'agit-il ?

- quelle est sa valeur limite ?

Dans l'esprit de nombreux usineurs, la vitesse concernée est la vitesse de coupe. Mais on s'est aperçu que les grandes vitesses de rotation de broche présentaient en elles même un intérêt et certains auteurs ont même tenté de distinguer l'usinage à grande vitesse de coupe de l'usinage à grande fréquence de rotation de la broche. La tendance actuelle est de réunir ces deux techniques sous la même appellation : UGV. Nous ne pouvons donner de limite précise aux vitesses concernées :

- les vitesses de coupe considérées comme grandes dans un matériau peuvent rester du domaine conventionnel pour un autre ; et pour un même matériau usiné les limites entre grande vitesse et vitesse conventionnelle dépendent encore de la technique concernée (tournage, fraisage...);
- quant à la notion de grande vitesse de rotation, elle est en étroite dépendance du couple délivré par la broche.

Qu'il s'agisse de grandes vitesses de coupe ou de rotation, nous pouvons adopter la définition suivante : l'UGV recouvre l'ensemble des technologies d'usinage dans les domaines des vitesses de coupe et des fréquences de rotation de broches élevées et supérieures aux vitesses considérées actuellement comme industriellement maîtrisées.

Dans l'état actuel de cette technique, il est difficile de séparer franchement les domaines d'usinage conventionnel et de grandes vitesses ; la figure 1.19 n'est donnée qu'à titre indicatif pour montrer la grandeur des vitesses de coupe utilisées en UGV pour différents matériaux usinés.

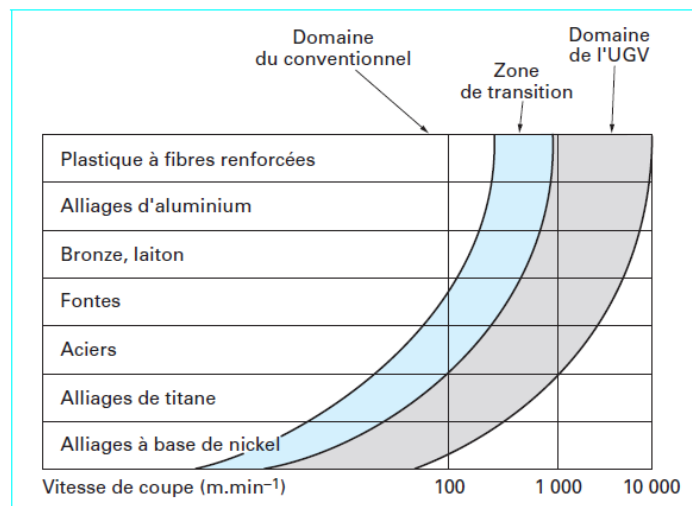


Figure 1.19 : Grandeur de vitesses de coupe en UGV [Defretin 1999].

Toutes les techniques d'usinage par enlèvement de copeaux sont concernées, en voie de l'être ou susceptibles de l'être par l'usinage grande vitesse. Mais il est clair que deux facteurs interviennent prioritairement pour favoriser l'entrée d'une technique dans l'UGV :

- l'importance économique de cette technique ;
- la facilité (relative) de l'accession de cette technique à l'UGV.

L'accès à l'UGV est conditionné par l'évolution et la bonne utilisation de l'ensemble des éléments participant à l'opération d'usinage : la machine, l'outil mais aussi la pièce elle-même (par l'influence de sa morphologie donc de sa conception), le montage d'usinage ou les accessoires d'entraînement, les éléments intermédiaires entre la machine et l'outil, le lubrifiant éventuel et son mode de distribution, le mode d'évacuation des copeaux, les modes d'attaque, de dégagement et d'usinage (opposition et concordance) et bien entendu, les paramètres d'usinage. Aussi, l'UGV qui se caractérise par des grandes vitesses, de coupe, de rotation et de déplacements doit faire l'objet d'une attention particulière aux problèmes de sécurité. Les énergies cinétiques mises en jeu lors de la rupture d'un élément sont souvent comparées à celle d'un choc frontal en voiture.

Ainsi, l'UGV est incontournable pour l'usineur qui veut rester concurrentiel. On est conduit à se tourner vers l'UGV :

- pour abaisser le coût direct de production ;
- pour réduire les en-cours de fabrication (avec une refonte complète de la gamme) ;
- pour obtenir la flexibilité sans perte de productivité, etc.

Nous pensons que l'accès aux techniques UGV est à la fois indispensable et assez difficile ; mais qu'il est vain d'attendre que « l'UGV soit au point », car, technique multiple, l'UGV sera aussi une technique en constante évolution qu'il est urgent de pratiquer pour la connaître. L'apprentissage de l'UGV ne doit pas se faire par tâtonnements mais de manière rationnelle compte tenu du grand nombre de paramètres à maîtriser.

Dans la présente étude, nous nous sommes intéressés au tournage dur avec un outil cBN ; nous considérons qu'il s'agit d'UGV car si la vitesse de coupe est peu élevée en valeur absolue, elle l'est relativement à la dureté des matériaux usinés. Les matériaux de coupe utilisés sont principalement les céramiques renforcées par du carbure de silicium et le cBN. La motivation industrielle pour ce processus est d'éviter les opérations de rectification. Il s'agit donc d'opérations de finition poussée qui se pratiquent à faibles profondeurs de passe et d'avance.

Le seul frein au tournage finition des matériaux durs était l'absence d'outils adaptés. Ces outils étant maintenant disponibles cette technique prend un essor rapide.

Cette affirmation peut être illustrée quantitativement par l'analyse qui suit. Nous utiliserons le modèle de Taylor généralisé sous la forme :

$$a_p^F \times f^E \times T_l^G \times V_c = Cte \quad (1.6)$$

Où C_{te} , \bar{E} , \bar{F} et \bar{G} sont les paramètres du modèle.

On constate que lorsque la dureté du matériau usiné augmente, \bar{G} diminue pour un même matériau d'outil, et que lorsque la dureté du matériau d'outil augmente, \bar{G} croît pour un même matériau usiné (tableau 1.1).

Acier	Dureté HB	Carbure P30	Carbure P15	Céramique Al ₂ O ₃
C 10	125	0,25	0,36	0,60
42CrMo4	290	0,15	0,20	0,38

Tableau 1.1 : Evolution de \bar{G} pour différents couples outil-matière [Defretin 1999].

Une trop faible valeur de \bar{G} rend l'outil difficilement utilisable ; pour $\bar{G} = 0,15$ et tous autres paramètres inchangés, une augmentation de vitesse de 11 % entraîne la division par 2 de la durée de vie de l'arête de coupe.

D'autres essais ont permis de déterminer $\bar{G} = 0,337$ lors de l'usinage d'un matériau à 60 HRC avec les paramètres de coupe suivants :

$$a_p = 0,1 \text{ mm} ; f = 0,1 \text{ mm/tr} ; V_c = 200 \text{ m/min} \text{ et } T_l = 25 \text{ min.}$$

Il faut toutefois noter que les conditions économiques d'exploitation du tournage finition des matériaux durs diffèrent profondément du tournage conventionnel ; le coût d'usure des outils devient prépondérant par rapport au coût de main d'œuvre. En conséquence, pour être économiquement valable, le tournage des matériaux durs doit s'appuyer sur une bonne connaissance des paramètres du modèle d'usure et le calcul de la vitesse de coupe optimale.

Le tournage des matériaux durs est donc un UGV qui s'appuie à la fois sur le changement du matériau de coupe et sur une bonne exploitation du modèle d'usure.

L'usinage conventionnel a souffert et souffre encore souvent d'une exploitation trop empirique des connaissances et données. Une évolution récente (début des années 1980) permet la prédétermination et l'optimisation des conditions de coupe. Prédétermination et optimisation s'appuient sur la notion de couple outil-matière (NF E66-520) qui permet d'exprimer le domaine de validité de l'outil (référéncé) dans un matériau à usiner. Des modèles adaptés permettent ensuite d'opérer la restriction de ce domaine en tenant compte de différentes contraintes apportées par les exigences de qualité, la machine et les difficultés particulières d'usinage. Faut-il chercher à appliquer ces méthodes à l'UGV ?

La réponse est affirmative mais comme les études relatives à l'adaptation du couple outil/matière (COM) et des modèles sous-jacents sont récentes et encore incomplètes, les informations suivantes ne peuvent être données qu'à titre provisoire :

- la modélisation selon la démarche « COM usinage conventionnel » reste globalement satisfaisante en UGV ;

- le modèle de Taylor généralisé en fraisage s'est révélé satisfaisant sur de nombreux essais UGV ;

- l'aspect vibratoire ou plus généralement les phénomènes dynamiques doivent être pris en compte aux hautes vitesses de rotation (à partir de 12 000 tr/min) ;

- en particulier, on sera conduit à paramétrer le comportement d'ensemble outil/intermédiaire/broche par essais pour définir les conditions d'utilisation des vitesses de broche. Mais l'optimisation de l'opération ne se limite pas à celle des paramètres, et il faut se préoccuper des parcours d'outil et du partage des passes. Lorsque l'on se trouve en condition UGV, le mode optimal valable en conventionnel ne l'est généralement plus, certaines stratégies deviennent envisageables voire prioritaire en UGV : citons l'excellent contrôle des flexions de fraise permettant des finitions sur flancs d'un raidisseur avec découpage axial sans défauts aux reprises.

Le chapitre qui suit sera consacré aux modélisations analytique et statistique de l'usinage par outil coupant. Une revue des différentes approches sera présentée et accompagnée d'une simulation.

Chapitre 2

Modélisations analytique et statistique de l'usinage par outil coupant

Introduction

Nous allons présenter dans ce chapitre les modélisations analytique et statistique de l'usinage par outil coupant. À cet effet, le présent chapitre sera scindé en deux parties : la première sera réservée à la modélisation analytique et la seconde concerne la modélisation statistique. Pour la première partie, une brève revue concernant les différentes modélisations analytiques développées sera présentée ; à savoir : les modèles purement mécaniques et thermomécaniques. Puis nous allons évoquer les échelles d'observation et d'analyse du phénomène de la coupe. La première partie sera achevée par une simulation du modèle thermomécanique d'Oxley amélioré. La seconde partie sera consacrée à la modélisation statistique en faisant appel à la Régression Multiple.

2.1 Modélisation analytique de la coupe des métaux

Devant la complexité des phénomènes engendrés lors d'un usinage par outil coupant, de nombreux auteurs ont contribué à la modélisation analytique de la coupe des métaux. Ces études ont débuté vers 1896 avec les travaux de Zvorykin ; le chronogramme qui suit donne une idée sur les modélisations analytiques et numériques développées [Laheurte 2004].

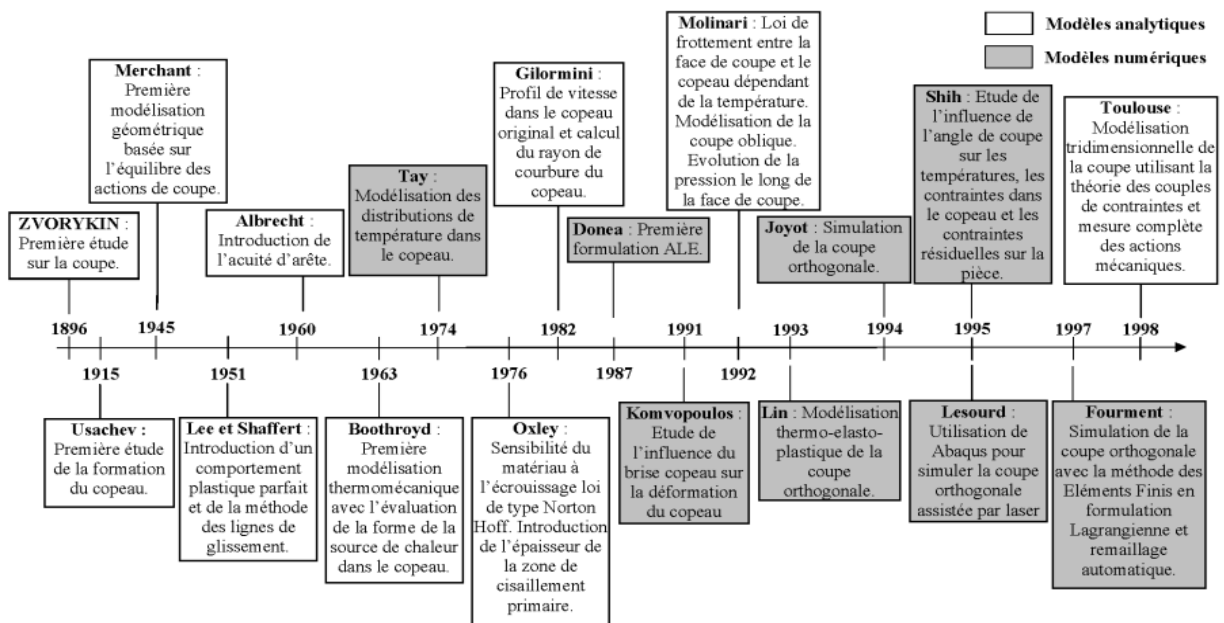


Figure 2.1 : Chronogramme de la modélisation de la coupe des métaux.

En 1945, Merchant [Merchant 1945] a développé un modèle 2D purement mécanique basé sur l'équilibre des efforts de coupe appliqués pour une coupe orthogonale avec une arête de coupe supposée parfaite (sans arrondi) et dont sa face en dépouille n'est pas en contact avec le matériau usiné. La profondeur de passe étant choisie grande vis-à-vis de l'avance pour avoir une situation de déformations planes (2D). On se place aussi dans des conditions où le processus est stationnaire.

Le modèle est basé sur l'hypothèse d'un changement brusque de la vitesse d'écoulement du matériau usiné qui engendre la formation du copeau par un simple cisaillement le long d'une ligne droite partant de la pointe de l'outil et inclinée d'un angle appelé angle de cisaillement par rapport à la direction de la vitesse de coupe. L'interface outil-copeau est le siège d'un frottement de Coulomb. Aussi, le modèle développé par Merchant s'appuie sur un comportement plastique parfait du matériau à usiner caractérisé donc par la seule donnée de la contrainte maximale de cisaillement admissible.

En 1951, Lee et Shaffer [Lee 1951] ont développé un modèle purement mécanique en utilisant la méthode des lignes de glissement avec la même hypothèse que le matériau usiné est parfaitement plastique. À noter que la méthode des lignes de glissement est une méthode de résolution des problèmes de plasticité qui est bien adaptée au cas des déformations planes et de plasticité sans écrouissage. Elle consiste à construire, dans les régions où le critère de plasticité est atteint et tout en respectant les conditions aux limites en contraintes, un réseau de lignes orthogonales le long desquelles la contrainte de cisaillement est égale à sa valeur maximale admissible. L'interface outil-copeau est le siège d'un frottement de Tresca.

Toujours en utilisant la méthode des lignes de glissement, Kudo (1965) et plus tard Dewhurst (1978) ont tenu compte dans leurs analyses de la courbure du copeau.

Au début des années 80, l'équipe d'Oxley propose une modélisation thermomécanique du procédé de la coupe orthogonale. Il utilise un comportement thermo-viscoplastique pour le matériau usiné et considère à la fois les zones de cisaillement primaire et secondaire en supposant un contact collant et glissant à l'interface outil-copeau. Le comportement thermique est pris en compte à partir des travaux de Boothroyd (1963) et des résultats numériques des travaux de Tay *et al.* (1974).

À la suite des travaux d'Oxley, un modèle de la bande primaire de cisaillement plus complexe de la coupe orthogonale a été proposé par Molinari et Dudzinski (1992), Dudzinski et Molinari (1997), puis Moufski *et al.* (1998).

Il s'avère que face à la complexité du processus de la formation du copeau, des phénomènes prioritaires doivent être dégagés pour modéliser correctement la coupe. De plus, l'avènement de l'usinage à grande vitesse a relancé l'intérêt de développer des outils prédictifs adaptés aux conditions sévères d'usinage.

Nous allons maintenant évoquer les échelles d'observation et d'analyse du phénomène de la coupe. À noter que la recherche bibliographique met en exergue des échelles d'observation du phénomène de la coupe. Il s'agit d'un niveau de détails suivant lequel on se place pour observer la coupe. À chacune de ces échelles vont correspondre des méthodes de modélisation et des contextes expérimentaux différents.

2.2 Échelles d'observation et d'analyse du phénomène de la coupe

Dans les travaux menés par les auteurs : [Al-Ahmad 2008], [Assouline 2005], [Bissey 2005], [Chérif 2003], [Marty 2003] et d'autres, trois échelles d'observation sont définies ; à savoir : les échelles microscopique, mésoscopique et macroscopique.

2.2.1 Observation à l'échelle microscopique

L'échelle microscopique intègre, lors de la formation du copeau, les aspects métallurgiques liés aux phénomènes de la coupe à l'échelle des grains des matériaux [Komanduri 1981], [Poulachon 2002]. À ce niveau, la modélisation se base sur l'analyse de l'état résiduel de la surface usinée (changements de phase, fissures) et de l'évolution de la structure de la matière (microstructures, dislocations, inclusions). Cette échelle intègre également la formation du copeau au niveau métallurgique à travers d'analyses microstructurales et mécaniques des différentes zones du copeau (texture, transformation de phase, adoucissement thermique). Cette approche permet d'obtenir des indications métallurgiques sur le copeau (type de copeau : ondulé, segmenté, discontinu) et sur la pièce (état de la couche superficielle).

2.2.2 Observation à l'échelle mésoscopique

L'échelle mésoscopique se base sur les principaux phénomènes agissant sur les propriétés mécaniques des matériaux et sur le processus de la coupe [Merchant 1945], [Oxley 1988] [Molinari 1992], [Chérif 2003], [Laheurte 2004], [Laporte 2005], [Dargnat 2006]. Ce point de vue se focalise sur l'étude des grandeurs thermomécaniques (déformations, vitesses de déformation et contraintes) et tribologiques (coefficient de frottement et pression de contact). Ces grandeurs, bien que certaines sont difficilement mesurables, permettent via des modélisations analytiques d'accéder à des informations macroscopiques telles que les efforts et les températures de coupe.

Cependant, les lois de comportement utilisées sont souvent inappropriées au cas de l'usinage du fait notamment des hautes températures, des grandes déformations et des grandes vitesses de déformations.

2.2.3 Observation à l'échelle macroscopique

L'échelle macroscopique prend en compte le système Pièce-Outil-Machine dans sa globalité [Altintas 2000], [Lazoglu 2000], [Larue 2003]. Cette échelle peut se décomposer en une approche locale et une plus globale. L'échelle macroscopique locale permet l'analyse du comportement dynamique du triplet Pièce-Outil-Machine au cours d'une opération d'usinage. Ainsi, les modélisations dynamiques (comportement des machines et aspect vibratoire) du processus d'usinage peuvent se révéler très utiles pour la détermination des conditions de

coupe stables. Cette approche vibratoire assure la maîtrise de la trajectoire de l'outil mais ne peut pas être réalisée par les deux autres niveaux d'échelle.

L'échelle macroscopique globale concerne la surveillance d'usinage afin d'adapter la commande de la machine ou de prédire les défaillances d'une partie ou de l'ensemble du système Pièce-Outil-Machine. Cette approche conduit au développement et à la mise au point de logiciels de simulation de la coupe prenant en compte le comportement réel de la machine.

Compte tenu de ce qui a précédé, nous situons la présente étude dans le cadre de l'échelle mésoscopique où l'objectif visé concerne la modélisation et la simulation du comportement thermomécanique de l'usinage à grande vitesse ou du tournage dur.

En matière de modélisation analytique thermomécanique en coupe orthogonale, le modèle d'Oxley est le plus référencé. C'est ainsi que nous allons présenter, dans ce qui suit, ce modèle dans sa version originale et les améliorations qui peuvent l'accompagner. Aussi, nous pouvons dégager par la suite les inconvénients liés à la modélisation analytique d'un usinage par outil coupant.

2.3 Modélisation analytique thermomécanique d'Oxley

Le modèle thermomécanique d'Oxley [Oxley 1988] prédit les efforts, les températures moyennes de coupe et la géométrie du copeau pour un couple outil-matière cible, et ce en fonction des paramètres de coupe : avance, vitesse de coupe et profondeur de passe, et de la connaissance de la rhéologie du matériau usiné et de l'angle de coupe.

Le modèle de la formation du copeau en coupe orthogonale, retenu par Oxley, peut être schématisé comme suit :

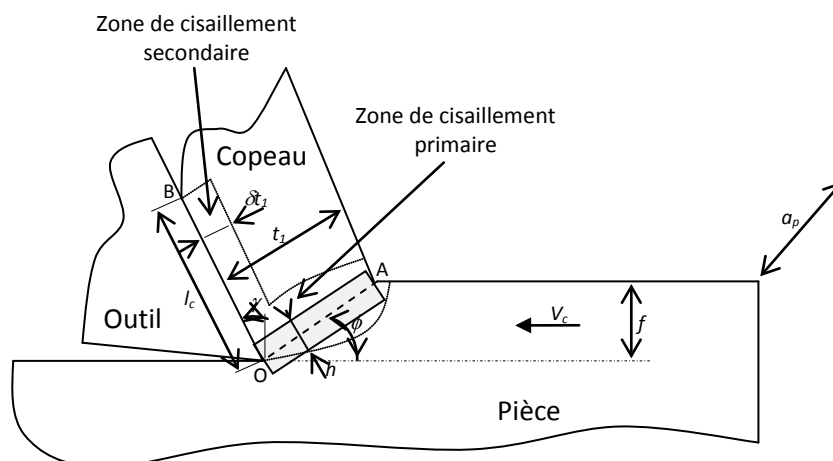


Figure 2.2 : Schématisation du modèle d'Oxley.

Le plan (OA) qui caractérise le cisaillement primaire, et l'interface outil-copeau (OB) qui caractérise le cisaillement secondaire sont supposés les directions de déformations maximales et de vitesses de déformation maximales.

En général, les observations d'analyse micrographique du copeau ont permis de retenir que :

- le cisaillement primaire s'effectue dans une zone d'une certaine épaisseur (h),
- le copeau s'écoule le long de la face de coupe de l'outil ; une zone de cisaillement secondaire caractérisée par une épaisseur constante (δt_1) est induite par le contact collant le long de l'interface outil-copeau.

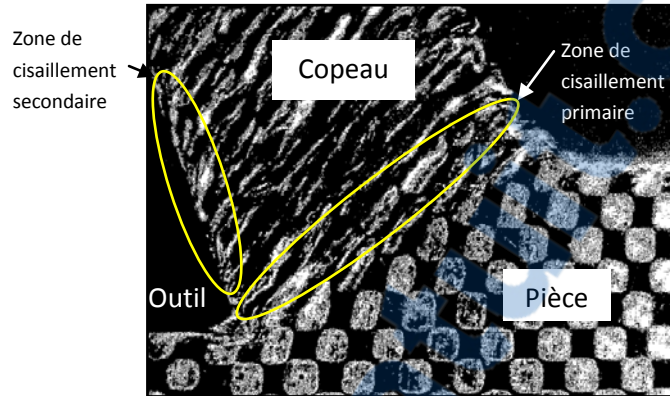


Figure 2.3 : Micrographie des déformations dans le copeau.

La vitesse est prise nulle à l'interface outil-copeau (hypothèse du contact collant) puis elle augmente linéairement jusqu'à l'extrémité de la zone de cisaillement secondaire où la vitesse est prise égale à V_{co} (une valeur constante), la figure qui suit illustre cette situation ainsi que les efforts qui sont appliqués aux zones de cisaillements primaire et secondaire.

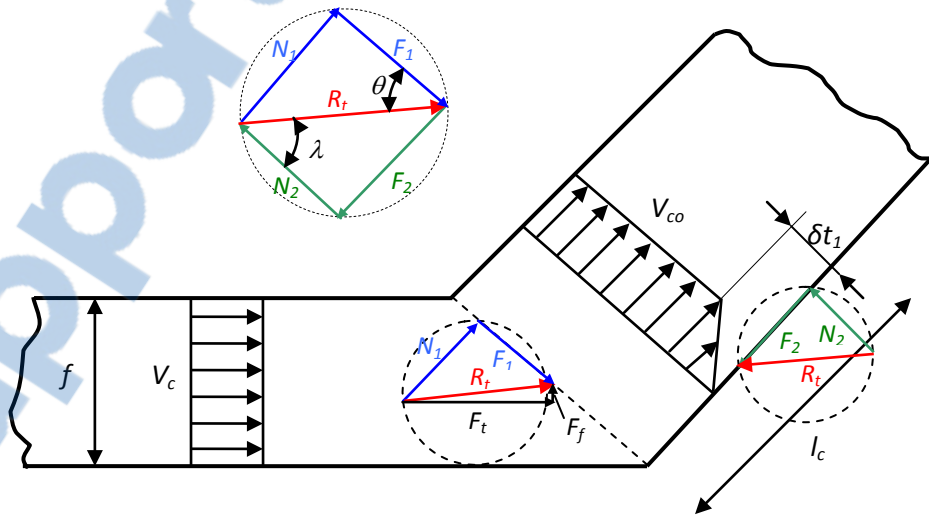


Figure 2.4 : Profil de vitesses et efforts appliqués.

Les hypothèses de déformations planes et d'état stationnaire sont retenues ; comme l'épaisseur du copeau est très petite devant la profondeur de passe, ceci permet d'approcher un problème de déformations planes. Pour un matériau usiné ductile (exp. acier ordinaire au carbone), le copeau est obtenu par déformation plastique sous certaines conditions de coupe et le processus de coupe peut être considéré à l'état stationnaire. Aussi, l'outil a une arête unique

parfaitement tranchante (sans arrondi) perpendiculaire aux directions de la vitesse de coupe et de l'avance (coupe orthogonale).

Le matériau usiné a un comportement thermo-viscoplastique ; sa loi rhéologique est de type Norton-Hoff exprimée par :

$$\bar{\sigma} = \sigma_1(\dot{\bar{\epsilon}}, T) \bar{\epsilon}^n(\dot{\bar{\epsilon}}, T) \quad (2.1)$$

$\bar{\sigma}$ et $\bar{\epsilon}$ représentent respectivement la contrainte d'écoulement et la déformation plastique cumulée. $\dot{\bar{\epsilon}}$ est la vitesse de déformation équivalente associée à $\bar{\sigma}$, T représente la température moyenne, n est le coefficient d'écrouissage, et σ_1 est la contrainte pour un écrouissage saturé.

En se référant à la figure 2.2, la résolution du problème consiste donc à déterminer les grandeurs géométriques suivantes :

- la valeur de l'angle de cisaillement primaire (ϕ),
- l'épaisseur de la zone de cisaillement primaire (h),
- et l'épaisseur de la zone de cisaillement secondaire (δt_1).

2.3.1 Analyse du cisaillement primaire

La zone de cisaillement primaire est une bande d'épaisseur h autour du segment (OA) ; la figure qui suit illustre le diagramme des vitesses agissant sur cette bande.

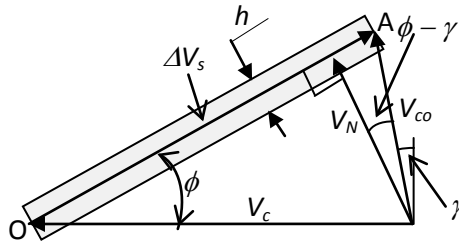


Figure 2.5 : Diagramme des vitesses d'Oxley.

La vitesse de déformation moyenne dans la bande est donnée par l'expression :

$$\dot{\gamma}_{OA} = \frac{\Delta V_s}{h} \quad (2.2)$$

L'évolution de la vitesse de cisaillement ΔV_s dans la bande de cisaillement ne peut être déterminée que par une analyse très détaillée de l'écoulement de la matière dans cette bande. Ne connaissant ni l'épaisseur de la bande h , ni ΔV_s , Oxley suppose que la vitesse de cisaillement le long de la ligne (OA) est :

$$\dot{\gamma}_{OA} = C \frac{\Delta V_s}{l_{OA}} \quad (2.3)$$

Dans cette relation empirique, C est la constante de vitesse de déformation, et l_{OA} est la longueur de la bande de cisaillement primaire exprimée par :

$$l_{OA} = \frac{f}{\sin \phi} \quad (2.4)$$

La décomposition de la vitesse de coupe comme le montre la figure 2.5, donne :

$$V_N = V_c \sin \phi = V_{co} \cos(\phi - \gamma) \quad (2.5)$$

$$V_{co} = V_c \frac{\sin \phi}{\cos(\phi - \gamma)} \quad (2.6)$$

V_N est la vitesse normale à travers le plan de cisaillement primaire et V_{co} est la vitesse de glissement du copeau par rapport à l'outil.

En supposant la vitesse normale V_N constante, les vitesses à travers le plan contenant V_N peuvent être exprimées par :

$$V_{s1} = V_c \cos \phi \quad (2.7)$$

$$V_{s2} = V_N \tan(\phi - \gamma) = V_c \sin \phi \tan(\phi - \gamma) \quad (2.8)$$

La vitesse de glissement tangentielle est donnée par l'expression :

$$\Delta V_s = V_{s1} + V_{s2} = V_c \frac{\cos \gamma}{\cos(\phi - \gamma)} \quad (2.9)$$

En admettant que le glissement le long du plan (OA) est uniforme et qu'il représente la moitié du glissement total, on peut écrire :

$$\gamma_{OA} = \frac{1}{2} \gamma_{total} = \frac{1}{2} \int_0^{\Delta t} \dot{\gamma}_{OA} dt = \frac{1}{2} \int_0^h \frac{d\Delta V_s}{dz} \frac{dz}{V_N} = \frac{1}{2} \frac{\Delta V_s}{V_N} = \frac{\cos \gamma}{2 \cos(\phi - \gamma) \sin \phi} \quad (2.10)$$

Avec : $\Delta t = \frac{h}{V_N}$ est le temps nécessaire à la traversée de la bande d'épaisseur h .

Les équations (2.3), (2.9) et (2.10) permettent finalement d'avoir la déformation normale et la vitesse de déformation dans la zone primaire ; soient :

$$\varepsilon_{OA} = \frac{\gamma_{OA}}{\sqrt{3}} = \frac{1}{2\sqrt{3}} \frac{\cos \gamma}{\cos(\phi - \gamma) \sin \phi} \quad (2.11)$$

$$\dot{\varepsilon}_{OA} = \frac{\dot{\gamma}_{OA}}{\sqrt{3}} = V_c \frac{C}{\sqrt{3}f} \frac{\cos \gamma \sin \phi}{\cos(\phi - \gamma)} \quad (2.12)$$

La température moyenne le long de la ligne (OA) est due principalement à la déformation plastique ; à cet effet, Oxley propose la formulation suivante :

$$\begin{aligned} \bar{T}_{OA} &= T_0 + \eta \Delta T_{OA} = T_0 + \eta \frac{(1 - \bar{b})}{\rho C_p} 2 \tau_{OA} \gamma_{OA} \\ &= T_0 + \eta \frac{(1 - \bar{b})}{\rho C_p} \frac{F_1}{f a_p} \frac{\cos \gamma}{\cos(\phi - \gamma)} \end{aligned} \quad (2.13)$$

T_0 représente la température initiale de la pièce à usiner. ΔT_{OA} est l'augmentation de la température due à la déformation plastique dans la zone primaire. η (pris entre 0 et 1) est un coefficient d'ajustement thermique ; au regard des travaux de Tay *et al.* [Tay 1974], la valeur

de η est généralement prise égale à 0,7.

Le coefficient $(1 - \bar{b})$ correspondant à la fraction de chaleur passée dans la pièce ; \bar{b} est obtenu à partir de la relation empirique proposée par Boothroyd [Oxley 1988] :

$$\begin{cases} \bar{b} = 0,5 - 0,35 \log(P_e \tan \phi) & \text{si } 0,04 \leq P_e \tan \phi \leq 10 \\ \bar{b} = 0,3 - 0,15 \log(P_e \tan \phi) & \text{si } P_e \tan \phi \geq 10 \end{cases} \quad (2.14)$$

$$P_e = \frac{\rho C_p V_c f}{k} \quad (2.15)$$

P_e est le nombre de Peclet, ρ est la masse volumique, C_p est la chaleur spécifique, et k est le coefficient de conductivité thermique du matériau usiné.

L'effort de cisaillement F_1 peut être exprimé par :

$$F_1 = \frac{\sigma_1(\dot{\epsilon}_{OA}, T_{OA}) \epsilon_{OA}^{n(\dot{\epsilon}_{OA}, T_{OA})}}{\sqrt{3}} l_{OA} a_p \quad (2.16)$$

La résultante des efforts est donnée selon l'équation qui suit :

$$R_t = \frac{F_1}{\cos \theta} \quad (2.17)$$

L'angle θ est déterminé à partir de l'équation suivante [Oxley 1988] :

$$\tan \theta = 1 + 2 \left(\frac{\pi}{4} - \phi \right) - Cn \quad (2.18)$$

2.3.2 Analyse du cisaillement secondaire

Le contact à l'interface outil-copeau est d'abord collant puis glissant, ce qui provoque des déformations plastiques supplémentaires (bien supérieures à l'unité) dans la zone de cisaillement secondaire de faible épaisseur δt_1 . À cet effet, Oxley suppose que l'écroutissage du matériau usiné est saturé dans cette zone et la loi de comportement (2.1) au voisinage de la ligne (OB) devient :

$$\sigma_{OB} = \sigma_1(\dot{\epsilon}_{OB}, \bar{T}_{OB}) \quad (2.19)$$

La déformation dans la zone de cisaillement secondaire est exprimée par :

$$\epsilon_{OB} = \frac{\gamma_{OB}}{\sqrt{3}} = \frac{1}{\sqrt{3}} \frac{l_c}{\delta t_1} \quad (2.20)$$

La vitesse de déformation dans la zone de cisaillement secondaire est donnée par :

$$\dot{\epsilon}_{OB} = \frac{\dot{\gamma}_{OB}}{\sqrt{3}} = \frac{1}{\sqrt{3}} \frac{V_{co}}{\delta t_1} = \frac{V_c \sin \phi}{\delta t_1 \cos(\phi - \gamma)} \quad (2.21)$$

L'épaisseur du copeau peut être exprimée par l'équation qui suit :

$$t_1 = f \frac{\cos(\phi - \gamma)}{\sin \phi} \quad (2.22)$$

La température moyenne \bar{T}_{OB} dans la zone de cisaillement secondaire le long de la ligne (OB) est donnée par l'équation qui suit :

$$\bar{T}_{OB} = T_0 + \Delta T_{OA} + \psi \Delta T_M \quad (2.23)$$

Oxley propose $\psi = 0,7$ à la suite des travaux de Tay *et al.* (1979), et ΔT_M représente l'échauffement maximal dans le copeau. Il est déterminé par les travaux de Boothroyd selon l'équation suivante [Oxley 1988] :

$$\log \left(\frac{\Delta T_M}{\Delta T_C} \right) = 0,06 - 0,195 \delta \sqrt{\frac{P_e t_1}{l_c}} + 0,5 \log \left(\frac{P_e t_1}{l_c} \right) \quad (2.24)$$

Pour une distribution uniforme de la contrainte de cisaillement à l'interface outil-copeau, on peut écrire :

$$\Delta T_C = \frac{F_2 \sin \phi}{\rho C_p f a_p \cos(\phi - \gamma)} = \frac{\tau_{OB} l_c \sin \phi}{\rho C_p f \cos(\phi - \gamma)} \quad (2.25)$$

ΔT_C représente l'échauffement moyen dans le copeau, et τ_{OB} est la contrainte de cisaillement secondaire donnée par :

$$\tau_{OB} = \frac{1}{\sqrt{3}} \sigma_1(\dot{\epsilon}_{OB}, \bar{T}_{OB}) \quad (2.26)$$

La longueur de contact outil-copeau l_c est obtenue en écrivant l'égalité des moments M_{OA} et M_{OB} des forces appliquées à la pointe de l'outil. La distribution de la contrainte normale à l'interface outil-copeau est supposée uniforme. À cet effet, on peut écrire :

$$M_{OB} = \frac{N_2 l_c}{2} = R_t \cos \lambda \cdot \frac{l_c}{2} = \frac{F_1}{\cos \theta} \cos \lambda \cdot \frac{l_c}{2} = \frac{\tau_{OA} l_{OA} a_p}{\cos \theta} \cos \lambda \cdot \frac{l_c}{2} \quad (2.27)$$

$$M_{OA} = \int_0^{l_{OA}} p(x) x a_p dx \quad (2.28)$$

$p(x)$ est la pression le long du plan (OA) déterminée à partir de l'équilibre d'un élément de volume de la zone de cisaillement primaire, soit :

$$p(x) = \tau_{OA} \left[1 + 2 \left(\frac{\pi}{4} - \phi \right) - 2 C n \left(1 - \frac{x}{l_{OA}} \right) \right] \quad (2.29)$$

Où x désigne l'abscisse curviligne le long de la ligne (OA).

La combinaison des relations ci-dessus permet d'aboutir à :

$$l_c = \frac{f \cos \theta}{\cos \lambda \sin \phi} \left[1 + 2 \left(\frac{\pi}{4} - \phi \right) - \frac{2}{3} C n \right] \quad (2.30)$$

L'angle de frottement λ est donné selon l'expression :

$$\lambda = \theta - \phi + \gamma \quad (2.31)$$

2.3.3 Détermination des inconnues du modèle d'Oxley

Les inconnues du modèle d'Oxley se résument à la détermination de l'angle (ϕ), de la constante de vitesse de déformation (C) et du facteur (δ). À cet effet, l'angle de cisaillement primaire (ϕ) est obtenu suite à une sélection relative à l'égalité entre la contrainte de

cisaillement calculée à partir de l'effort de cisaillement secondaire et la contrainte d'écoulement liée à la rhéologie du matériau usiné dans l'interface outil-copeau.

La constante de la vitesse de déformation (C) dans la zone primaire est déterminée en égalisant la contrainte normale calculée à partir de l'effort normal appliqué à l'interface outil-copeau et la contrainte normale limite dans la zone primaire au niveau de l'arête tranchante.

Le facteur (δ) est déduit suite à une minimisation de la puissance totale de coupe.

✓ **Angle de cisaillement primaire ϕ** : La détermination de l'angle de cisaillement primaire ϕ se fait par sélection tout en écrivant l'égalité suivante :

$$\tau_{OB} = \frac{F_2}{l_c a_p} = \frac{1}{\sqrt{3}} \sigma_1(\dot{\epsilon}_{OB}, \bar{T}_{OB}) \quad (2.32)$$

$$F_2 = R_t \sin \lambda \quad (2.33)$$

✓ **Coefficient C** : Le coefficient C est déterminé par sélection en écrivant l'égalité suivante [Oxley 1988] :

$$\sigma_{OB} = \frac{N_2}{l_c a_p} = \frac{\sigma_1(\dot{\epsilon}_{OA}, \bar{T}_{OA}) \varepsilon_{OA}^{n(\dot{\epsilon}_{OA}, \bar{T}_{OA})}}{\sqrt{3}} \left(1 + 2 \left(\frac{\pi}{4} - \gamma \right) - 2Cn \right) \quad (2.34)$$

✓ **Facteur δ** : Le facteur δ peut être déterminé par minimisation de la puissance de coupe ; cette dernière est donnée selon l'équation qui suit :

$$P_c = F_t V_c + F_f V_{co} \quad (2.35)$$

Le modèle d'Oxley dans sa version originale a été simulé par l'auteur en considérant trois boucles imbriquées : la première est relative au facteur δ , la seconde est liée à la constante de vitesse de déformation primaire C , et la troisième concerne l'angle de cisaillement primaire ϕ . Les données du programme sont les paramètres de coupe (a_p , f et V_c), l'angle de coupe γ , la température initiale et la rhéologie du matériau usiné. Dans la première boucle, on introduit les valeurs de δ pour un pas bien défini ; dans la seconde boucle, on considère une valeur initiale de la constante C . Dans la troisième boucle, l'angle de cisaillement primaire ϕ est considéré dans un intervalle allant de 5° à 45° . Lors de la compilation, la valeur de ϕ est sélectionnée une fois que l'équation (2.32) soit satisfaite. La valeur de C est sélectionnée à son tour lorsque l'équation (2.34) soit aussi satisfaite. Enfin, la valeur de δ est déterminée comme étant celle qui minimise la puissance de coupe exprimée par l'équation (2.35).

2.3.4 Points forts et faibles du modèle d'Oxley

Une comparaison des résultats de simulation à des mesures expérimentales a été effectuée par Oxley [Oxley 1988] sur deux aciers à 0,18 et 0,38 % de carbone. Les résultats sont en accord avec l'expérience ; à savoir :

- La décroissance des efforts de coupe (F_t et F_f) et de l'épaisseur du copeau (t_1) avec

l'augmentation de la vitesse de coupe (V_c), et ce pour une avance (f) et une profondeur de passe (a_p) fixées. Aussi, les efforts de coupe et l'épaisseur du copeau augmentent avec l'augmentation de l'avance, et ce pour une vitesse de coupe et une profondeur de passe fixées.

- L'augmentation de la température de coupe (\bar{T}_{OB}) avec l'augmentation de la vitesse de coupe, et ce pour une avance et une profondeur de passe fixées. Aussi, la température de coupe augmente avec l'augmentation de l'avance, et ce pour une vitesse de coupe et une profondeur de passe fixées.

Néanmoins, le modèle d'Oxley ne permet pas de déterminer la distribution de température mais plutôt une prédiction ou une évaluation des températures moyennes dans les zones de cisaillement primaire et secondaire.

Aussi, Oxley utilise une loi de comportement de Norton-Hoff pour le matériau usiné tout en introduisant une température appelée la température modifiée qui associe les effets combinés de la vitesse de déformation et de la température. Cette loi est introduite sous forme d'abaques, chose qui influence la précision des résultats après traduction de ces abaques sous forme mathématique. À noter qu'il existe cependant des lois intégrant directement l'ensemble des phénomènes observés en usinage (loi de type Johnson-Cook).

Des relations empiriques et des résultats numériques valables pour des conditions particulières de coupe ont été introduits ; à cet effet, des questions peuvent être posées sur la validité des hypothèses dans le cadre de nouvelles conditions de coupe ou de nouveaux couples outil-matière. Aussi, les effets de frottement à l'interface outil-pièce et d'usure de l'outil de coupe ainsi que les aspects métallurgiques ne sont pas considérés.

2.4 Simulation et amélioration du modèle d'Oxley

Afin de mieux appréhender la modélisation analytique d'Oxley, nous avons utilisé des résultats expérimentaux discrets évoqués dans la référence [Özel 2006] pour déterminer les inconnues du modèle par une méthodologie d'identification inverse.

À noter que les résultats expérimentaux, utilisés dans la référence [Özel 2006], sont pris de la référence [Oxley 1989] ; ils concernent la coupe orthogonale d'un acier à 0,38 % de carbone usiné sous les conditions reportées dans le tableau 2.1.

Les données d'entrée sont : les paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe), la mesure des efforts et de l'épaisseur du copeau, l'angle de coupe et la température initiale de la pièce. À partir de ces données d'entrée, nous allons déterminer les contraintes, les déformations, les vitesses de déformation et les températures moyennes dans les zones de cisaillement primaire et secondaire, et ce par une méthodologie d'identification inverse.

Le tableau qui suit résume les conditions expérimentales de la coupe orthogonale et les grandeurs mesurées et utilisées.

Profondeur de passe	$a_p = 4 \text{ mm}$
Vitesse de coupe	$V_c = 100 \text{ m/min}$
Avance	$f = 0,125 \text{ mm/tr}$
Angle de coupe	$\gamma = -5^\circ$
Température initiale de la pièce à usiner	$T_0 = 20^\circ\text{C}$
Coefficient d'ajustement thermique primaire	$\eta = 0,7$
Coefficient d'ajustement thermique secondaire	$\psi = 0,7$
Effort de coupe tangentiel mesuré	$F_t = 1400 \text{ N}$
Effort d'avance mesuré	$F_f = 1300 \text{ N}$
Épaisseur du copeau mesurée	$t_1 = 0,4 \text{ mm}$
Matériau à usiner	Acier à 0,38 % de carbone
Masse volumique du matériau usiné	$\rho = 7862 \text{ kg/m}^3$

Tableau 2.1 : Conditions de coupe et grandeurs mesurées.

2.4.1 Zone de cisaillement primaire :

Désignation et formulation mathématique	Valeur de la grandeur
Angle de cisaillement primaire : $\phi = \tan^{-1} \left(\frac{\frac{f}{t_1} \cos \gamma}{1 - \frac{f}{t_1} \sin \gamma} \right)$	16,86°
Effort normal au plan de cisaillement primaire : $N_1 = F_t \sin \phi + F_f \cos \phi$	1650,16 [N]
Effort tangentiel le long du plan de cisaillement primaire : $F_1 = F_t \cos \phi - F_f \sin \phi$	962,78 [N]
Angle θ : $\tan \theta = \frac{N_1}{F_1} \Rightarrow \theta = \tan^{-1} \frac{N_1}{F_1}$	59,74°
Contrainte de cisaillement moyenne : $\tau_{OA} = \frac{F_1}{l_{OA} a_p} = \frac{F_1}{f a_p} \sin \phi$	558,47 MPa
Température moyenne de la zone de cisaillement primaire : $\bar{T}_{OA} = T_0 + \eta \Delta T_{OA} = T_0 + \eta \frac{(1-\bar{b})}{\rho C_p f a_p} \frac{F_1 \cos \gamma}{\cos(\phi-\gamma)}$ Les propriétés physiques du matériau C_p et k sont dépendantes de la température. En conséquence, nous supposons une température \bar{T}_{OA} de départ que nous corrigerons successivement jusqu'à atteindre la convergence. Nous supposons : $\bar{T}_{OA} = 277^\circ\text{C}$ $C_p = 420 + 0.504 \bar{T}_{OA} (^{\circ}\text{C}) = 559,61 \text{ [J/kg K]}, [\text{Oxley 1988}]$ $k = 52.61 - 0.0298 \bar{T}_{OA} (^{\circ}\text{C}) = 44,35 \text{ [W/mK]}, [\text{Oxley 1988}]$ $p_e = \frac{\rho C_p V_c f}{k} = 20,66$	276,24 °C

Comme : $0,04 \leq p_e \tan \phi = 6,26 \leq 10$; $\bar{b} = 0,5 - 0,35 \log(p_e \tan \phi) = 0,22$.	
Après quelques itérations, on trouve : $\bar{T}_{OA} = 276,24$ °C.	
Déformation du cisaillement primaire :	
$\varepsilon_{OA} = \frac{1}{2\sqrt{3}} \frac{\cos \gamma}{\cos(\phi - \gamma) \sin \phi}$	1,07

Pour déterminer la vitesse de déformation, il faut connaître la constante de la vitesse de déformation C (voir équation 2.12) ; cette dernière sera obtenue en faisant appel à la loi rhéologique du matériau usiné. À cet effet, les évolutions respectives de σ_1 et n en fonction de la température modifiée sont reportées sur la figure qui suit [Oxley 1988].

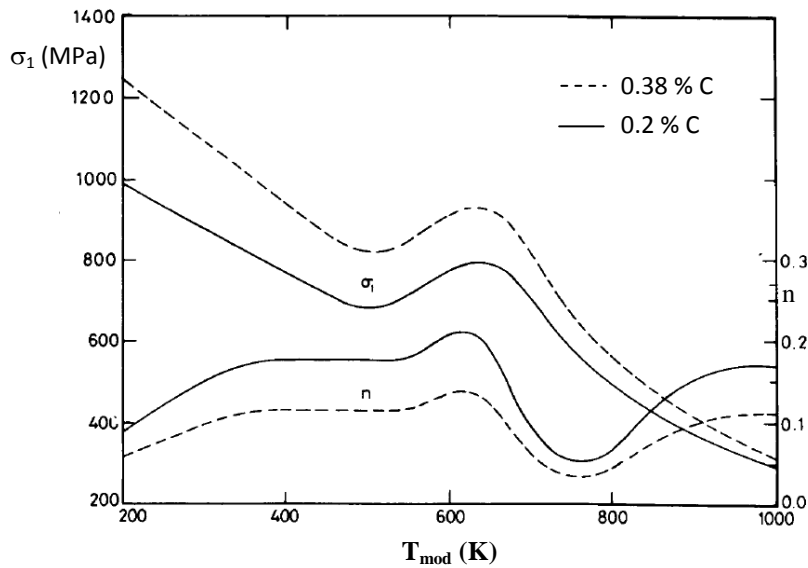


Figure 2.6 : Variation des paramètres σ_1 et n en fonction de la température modifiée.

On calcule dans un premier temps le produit ($C \cdot n$) à partir de l'équation (2.18), soit :

$$Cn = 1 + 2 \left(\frac{\pi}{4} - \phi \right) - \tan \theta = 0,268$$

Nous supposons une valeur du coefficient d'écouissage n qui permet de déterminer la valeur de la constante C ($C = \frac{0,268}{n}$). La valeur de cette dernière constante sera utilisée pour calculer la vitesse de déformation qui en combinaison avec la température permet de déterminer la température modifiée T_{mod} [Oxley 1988] pour pouvoir vérifier par la suite la valeur de n .

La température modifiée est exprimée par :

$$T_{mod} = \bar{T}_{OA} (1 - 0,09 \log \dot{\varepsilon}_{OA}) \quad (2.36)$$

D'après cette dernière équation, la température modifiée ne peut pas dépasser la température moyenne du cisaillement primaire. C'est-à-dire au maximum, $T_{mod} = 276,5$ °C = 549,5 K. Pour cette dernière valeur, l'indice d'écouissage $n \approx 0,118$ d'après une extraction de valeurs discrètes de la figure 2.6. Donc, la constante C sera égale à : $C = \frac{0,268}{n} = \frac{0,268}{0,118} = 2,271$.

La vitesse de déformation est calculée selon :

$$\dot{\epsilon}_{OA} = V_c \frac{C}{\sqrt{3}f} \frac{\cos \gamma \sin \phi}{\cos(\phi - \gamma)} = 5442,46 \text{ s}^{-1}$$

En connaissant la vitesse de déformation, nous calculons la température modifiée, soit : $T_{mod} = 456,36 \text{ K}$ (d'après l'équation (2.36)). Pour cette dernière valeur, le coefficient d'érouissage $n \approx 0,116$ d'après les valeurs discrètes extraites de la figure 2.6 ; or, cet indice est constant sur l'intervalle de T_{mod} allant de 375 K à 575 K et il vaut 0,116. Ainsi, c'est cette valeur qui sera retenue pour le calcul de C , soit :

$$C = \frac{0,268}{n} = \frac{0,268}{0,116} = 2,31.$$

Enfin, la vitesse de déformation dans la zone de cisaillement primaire est :

$$\dot{\epsilon}_{OA} = 5535,93 \text{ s}^{-1}.$$

2.4.2 Zone de cisaillement secondaire :

Désignation et formulation mathématique	Valeur de la grandeur
Effort normal au plan de cisaillement secondaire : $N_2 = F_t \cos \gamma - F_f \sin \gamma$	1507,97 [N]
Effort tangentiel dû au cisaillement secondaire : $F_2 = F_t \sin \gamma + F_f \cos \gamma$	1173,03 [N]
Angle de frottement λ : $\tan \lambda = \frac{F_2}{N_2} \Rightarrow \lambda = \tan^{-1} \frac{F_2}{N_2}$ Vérification : $\lambda = \theta - \phi + \gamma = 37,88^\circ$	37,88°
Longueur de contact outil-copeau : $l_c = \frac{f \cos \theta}{\cos \lambda \sin \phi} \left[\left(1 + 2 \left(\frac{\pi}{4} - \phi \right) \right) - 2 \frac{Cn}{3} \right]$	0,496 mm
Contrainte normale moyenne : $\sigma_{OB} = \frac{N_2}{l_c a_p}$	759,7 MPa
Contrainte de cisaillement moyenne : $\tau_{OB} = \frac{F_2}{l_c a_p}$	590,96 MPa
Température moyenne de la zone de cisaillement secondaire : $\bar{T}_{OB} = T_0 + \Delta T_{OA} + \psi \Delta T_M$ (Avec : $\psi = 0,7$) On calcule d'abord ΔT_C : $C_p = 420 + 0.504 (T_0 + \Delta T_{OA}) = 614,57 \text{ J/kg K}$ $k = 52.61 - 0.0298 (T_0 + \Delta T_{OA}) = 41,1 \text{ W/mK}$ $p_e = \frac{\rho C_p V_c f}{k} = 24,49$ $\Delta T_C = \frac{F_2}{\rho C_p t_1 a_p} = 151,73 \text{ }^\circ\text{C}$ Nous allons supposer une valeur de δ aux alentours de 10 % de l'épaisseur du copeau (par exp. $\delta = 0,04$) qui nous permet de calculer ΔT_M ; soit :	926,41 °C

$\log\left(\frac{\Delta T_M}{\Delta T_C}\right) = 0,06 - 0,195\delta \sqrt{\frac{P_e t_1}{l_c}} + 0,5 \log\left(\frac{P_e t_1}{l_c}\right) = 0,673$ $\Delta T_M = 714,65 \text{ }^\circ\text{C.}$ <p>Donc : $\bar{T}_{OB} = T_0 + \Delta T_{OA} + \psi \Delta T_M = 20 + 366,06 + 0,7 \cdot 714,65 = 886,32 \text{ }^\circ\text{C.}$ La vitesse de déformation est obtenue selon :</p> $\dot{\epsilon}_{OB} = \frac{1}{\sqrt{3}} \frac{V_c \sin \phi}{\delta t_1 \cos(\phi - \gamma)} = 18793,95 \text{ s}^{-1}.$ $T_{mod} = \bar{T}_{OB}(1 - 0,09 \log \dot{\epsilon}_{OB}) + 273 = 818,38 \text{ K}$ <p>La contrainte d'écoulement σ_{OB} obtenue graphiquement (figure 2.6) pour cette température modifiée vaut 533,79 MPa. Si le choix de δ a été fait correctement, on devrait trouver $\sigma_{OB} = 759,7 \text{ MPa.}$ Après un calcul répétitif, on trouve : $\delta = 0,00135.$</p>	
Déformation du cisaillement secondaire : $\epsilon_{OB} = \frac{1}{\sqrt{3}} \frac{l_c}{\delta t_1}$	530,56
Vitesse de déformation secondaire : $\dot{\epsilon}_{OB} = \frac{1}{\sqrt{3}} \frac{V_c \sin \phi}{\delta t_1 \cos(\phi - \gamma)}$	556857,9 s ⁻¹

Rappelons que la constante d'Oxley C ou le produit ($C \cdot n$) doit aussi vérifier l'égalité suivante :

$$\frac{N_2}{l_c a_p} = \frac{\sigma_1(\dot{\epsilon}_{OA}, \bar{T}_{OA}) \epsilon_{OA}^{n(\dot{\epsilon}_{OA}, \bar{T}_{OA})}}{\sqrt{3}} \left(1 + 2\left(\frac{\pi}{4} - \gamma\right) - 2Cn\right)$$

Après calcul, tout en utilisant, les différentes valeurs trouvées ci-dessus, le produit : $C \cdot n \approx 0,62$; or, la valeur trouvée ci-dessus était de 0,268. Ceci, nous amène forcément à corriger cette dernière équation.

Nous allons maintenant simuler le modèle d'Oxley dans sa configuration originale et ce pour les mêmes conditions de coupe reportées dans le tableau 2.1. Les résultats de simulation sont consignés dans le tableau qui suit.

Prédiction des efforts de coupe	
Effort de coupe tangentiel F_t :	1397,66 [N]
Effort d'avance F_f :	1133,22 [N]
Cisaillement primaire	
Angle de cisaillement primaire ϕ :	13,7°
Effort normal au plan de cisaillement primaire N_l :	1432 [N]
Effort tangentiel le long du plan de cisaillement primaire F_l :	1089,51 [N]
Angle θ :	52,75°
Contrainte de cisaillement moyenne τ_{OA} :	516,07 MPa
Température moyenne de la zone de cisaillement primaire \bar{T}_{OA} :	289,92 °C
Déformation du cisaillement primaire ϵ_{OA} :	1,28
Constante de vitesse de déformation C :	6,69
Vitesse de déformation du cisaillement primaire $\dot{\epsilon}_{OA}$:	12834,37 s ⁻¹

Cisaillement secondaire	
Effort normal au plan de cisaillement secondaire N_2 :	1491 [N]
Effort tangentiel dû au cisaillement secondaire F_2 :	1007,66 [N]
Angle de frottement λ :	34,05°
Longueur de contact outil-copeau l_c :	0,61 mm
Contrainte normale moyenne σ_{OB} :	614,12 MPa
Contrainte de cisaillement moyenne τ_{OB} :	415,04 MPa
Température moyenne de la zone de cisaillement secondaire \bar{T}_{OB} :	767,17 °C
Épaisseur de la zone de cisaillement secondaire δ :	0,0176
Épaisseur du copeau t_I :	0,49 mm
Déformation du cisaillement secondaire ε_{OB} :	39,83
Vitesse de déformation secondaire $\dot{\varepsilon}_{OB}$:	27344,85 s ⁻¹

Tableau 2.2 : Résultats de simulation du modèle d'Oxley.

Interprétation des résultats : Relativement aux résultats expérimentaux reportés sur le tableau 2.1 et aux résultats de simulation effectués par la méthode inverse, nous remarquons que certaines grandeurs prédites présentent un écart remarquable c'est le cas, par exemple, de l'angle de cisaillement primaire, de la constante de vitesse de déformation primaire et des grandeurs relatives au cisaillement secondaire. Ainsi, le modèle d'Oxley mérite d'être amélioré ; ces améliorations portent, d'une part, sur la distribution des contraintes normale et tangentielle à l'interface outil-copeau, et, d'autre part, sur la rhéologie du matériau usiné.

Une analyse de la distribution des contraintes sur la face de l'outil, présentée par Zorev [Zorev 1963], a montré que la contrainte normale est maximale à la pointe de l'outil puis elle diminue graduellement jusqu'au zéro au point où le copeau n'est plus en contact avec la face de coupe de l'outil. La distribution de la contrainte de cisaillement est plus compliquée ; dans la zone du contact collant, la distribution est uniforme, et dans la zone du contact glissant, la contrainte de cisaillement diminue progressivement pour avoir une valeur nulle quand le copeau est dégagé. La figure qui suit montre les distributions typiques des contraintes normale et tangentielle sur la face de coupe de l'outil.

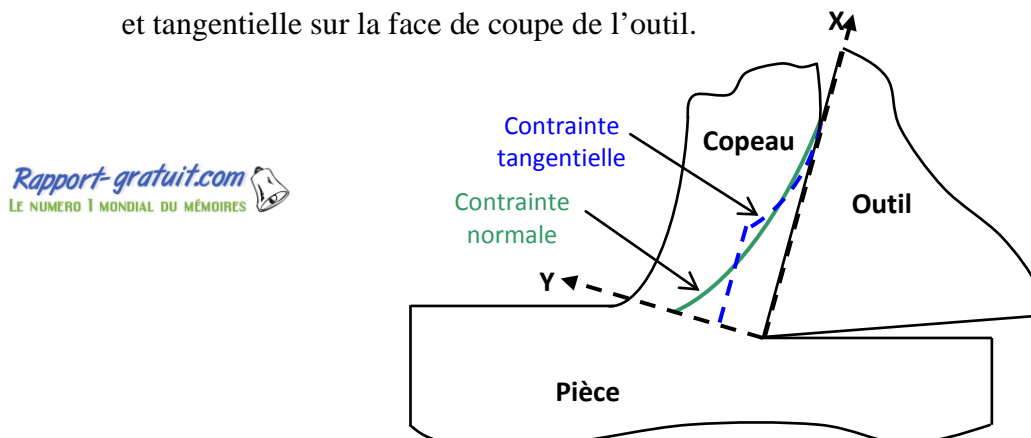


Figure 2.7 : Distributions typiques des contraintes à l'interface outil-copeau.

Dans le présent travail, nous avons adopté a priori une répartition triangulaire pour la contrainte normale à l'interface outil-copeau ; l'écriture de l'équilibre des moments à la pointe de l'outil dus aux actions normales exercées aux zones de cisaillements primaire et secondaire conduit à pondérer la longueur du contact outil-copeau (voir équation 2.30) par le coefficient (3/2). À cet effet, l'expression de la longueur de contact devient :

$$l_c = \frac{3}{2} \frac{f \cos \theta}{\cos \lambda \sin \phi} \left[1 + 2 \left(\frac{\pi}{4} - \phi \right) - 2 \frac{Cn}{3} \right] \quad (2.37)$$

Aussi, une répartition trapézoïdale de la contrainte tangentielle est adoptée ; d'où : la pondération de l'équation (2.32) par un coefficient correctif (H_c) :

$$\tau_{OB} = H_c \frac{F_2}{l_c a_p} \quad (2.38)$$

Si les longueurs de contacts collant et glissant sont égales, le coefficient (H_c) est pris égal à 4/3.

Sur le plan rhéologique, le problème du comportement thermomécanique du matériau usiné dans le domaine de l'usinage peut se résumer en trois besoins :

- détermination des conditions sous lesquelles le matériau se déforme (champs des déformations, des vitesses de déformation, des contraintes et de températures) ;
- développement de lois de comportement adaptées à l'usinage ;
- développement des essais de caractérisation qui doivent permettre d'atteindre et de mesurer les contraintes sous des conditions similaires à celles rencontrées en usinage.

Contrairement aux abaques d'Oxley, pour traduire mathématiquement l'influence de la déformation, de la vitesse de déformation et de la température sur le comportement du matériau usiné, une loi empirique de type Johnson-Cook [Johnson 1983] a été adoptée ; elle a pour expression :

$$\bar{\sigma} = (\bar{A} + \bar{B} \cdot \bar{\varepsilon}^n) \left(1 + \bar{C} \ln \left(\frac{\dot{\bar{\varepsilon}}}{\dot{\bar{\varepsilon}}_0} \right) \right) \left(1 - \left(\frac{T - T_0}{T_f - T_0} \right)^m \right) \quad (2.39)$$

Les paramètres : \bar{A} , \bar{B} , \bar{C} , n et m sont des variables rhéologiques à déterminer ; ils sont identifiés lors d'expériences menées généralement sur des barres de Hopkinson.

Pour simuler le comportement du modèle d'Oxley amélioré, nous considérons trois niveaux pour la vitesse de coupe (100 ; 200 et 400 m/min) et deux niveaux pour l'avance (0,125 et 0,25 mm/tr) ainsi que les conditions expérimentales reportées dans le tableau 2.1.

Les grandeurs : \bar{A} , \bar{B} , \bar{C} , n , m , T_f et $\dot{\bar{\varepsilon}}_0$ sont reportés dans le tableau qui suit :

\bar{A} (MPa)	\bar{B} (MPa)	\bar{C}	n	m	T_f (K)	$\dot{\bar{\varepsilon}}_0$ (s ⁻¹)
553,1	600,8	0,0134	0,234	1	1733	1

Tableau 2.3 : Paramètres rhéologiques pour l'acier AISI 1045 [Jaspers 2002].

Les figures qui suivent présentent les évolutions des efforts de coupe F_t et F_f , de l'épaisseur du copeau t_l et de la température moyenne secondaire \bar{T}_{OB} en fonction de la variation de la vitesse de coupe V_c et de l'avance f .

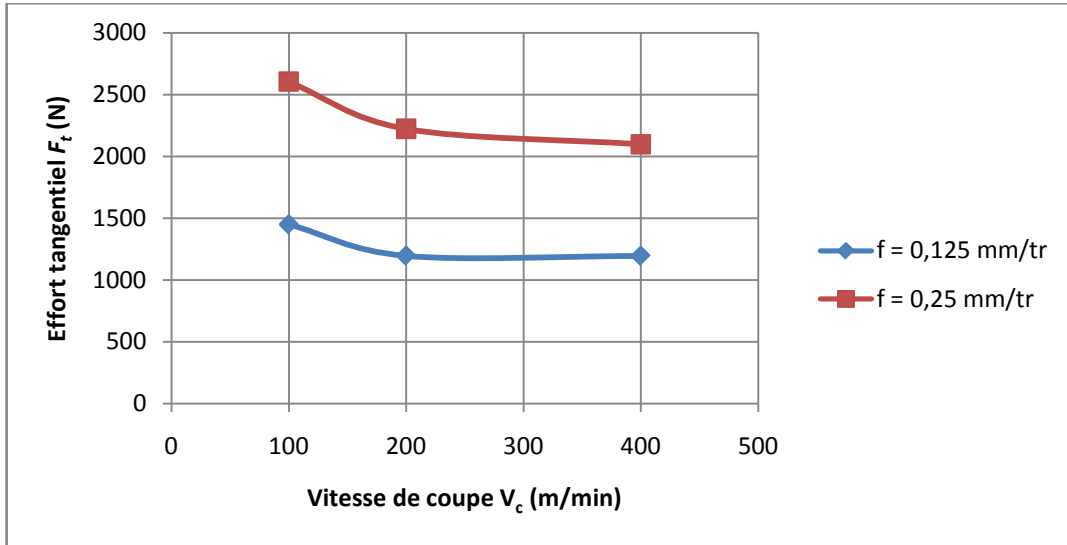


Figure 2.8 : Évolution de l'effort de coupe tangentiel F_t en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f .

Cette dernière figure montre l'influence de la vitesse de coupe et de l'avance sur l'effort de coupe tangentiel. Nous constatons une légère diminution de l'effort tangentiel avec l'augmentation de la vitesse de coupe pour différentes valeurs de l'avance. De même, l'effort de coupe tangentiel augmente avec l'augmentation de l'avance. Nous pouvons conclure que la vitesse de coupe n'est pas significative sur l'effort de coupe tangentiel mais une avance plus importante a pour conséquence une augmentation importante de l'effort de coupe tangentiel. La figure qui suit montre l'évolution de l'effort d'avance F_f en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f .

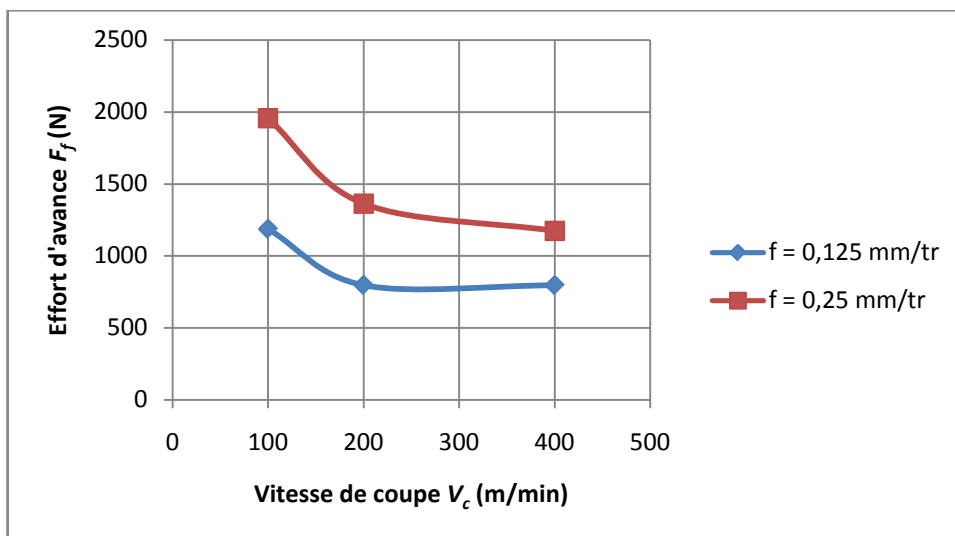


Figure 2.9 : Évolution de l'effort d'avance F_f en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f .

Comme nous le constatons sur cette dernière figure, une augmentation de la vitesse de coupe à tendance à réduire l'effort d'avance ; par contre, l'augmentation de l'avance entraîne également une augmentation plus importante de l'effort d'avance. Donc, ce dernier est influencé par l'augmentation de l'avance et de la vitesse de coupe comparativement à l'effort tangentiel.

La figure 2.10 représente l'évolution de l'épaisseur du copeau déformé t_1 en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f .

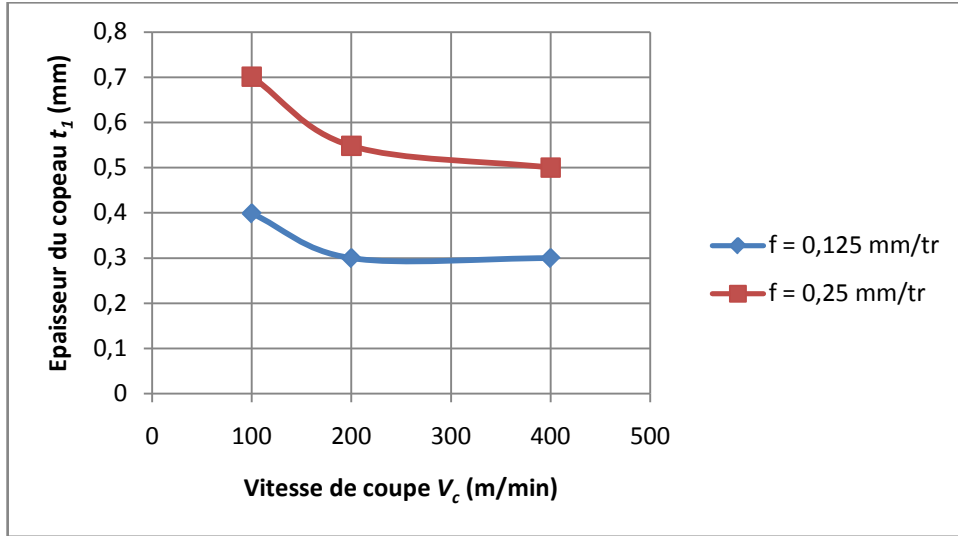


Figure 2.10 : Évolution de l'épaisseur de copeau déformé t_1 en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f .

De même, nous constatons que l'épaisseur du copeau diminue avec l'augmentation de la vitesse de coupe et augmente également avec l'augmentation de l'avance.

Nous allons maintenant représenter la température moyenne \bar{T}_{OB} de la zone de cisaillement secondaire. La figure qui suit illustre les influences de la vitesse de coupe et de l'avance sur la température moyenne \bar{T}_{OB} .

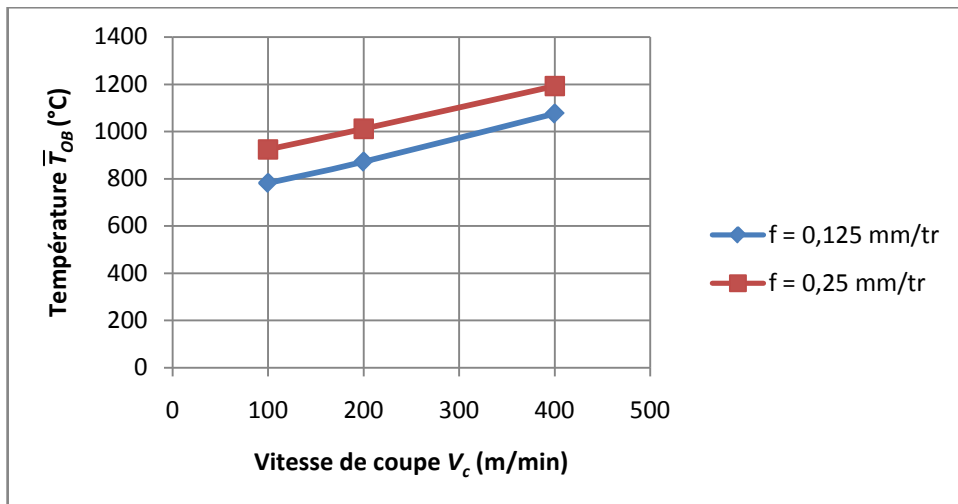


Figure 2.11 : Évolution de la température moyenne \bar{T}_{OB} de la zone de cisaillement secondaire en fonction de la vitesse de coupe V_c et l'avance f .

Comme nous pouvons l'observer sur cette dernière figure, la température moyenne de la zone de cisaillement secondaire est trop influencée par le changement de la vitesse de coupe comparativement avec l'avance.

Le tableau qui suit reporte une confrontation des résultats de simulation pour les trois versions du modèle d'Oxley ; à savoir : la version initiale, la version intégrant la rhéologie de Johnson-Cook, et la version modifiée. Les conditions de coupe utilisées pour la confrontation sont prises du tableau 2.1.

	Valeurs expérimentales ou de référence	Modèle d'Oxley Version initiale	Modèle d'Oxley Rhéologie de J-C	Modèle d'Oxley amélioré
Effort tangentiel F_t (N)	1400	1397,66	1732,9	1449,55
Effort d'avance F_f (N)	1300	1133,51	1474,09	1187,01
Epaisseur du copeau t_l (mm)	0,4	0,499	0,542	0,399
Angle de cisaillement primaire ϕ (°)	16,86	13,7	12,7	16,9

Tableau 2.4 : Confrontation des résultats de modélisation analytique.

À travers ces résultats et d'une manière globale, le modèle d'Oxley amélioré offre la meilleure prédiction.

Dans ce qui suit, nous allons présenter la modélisation statistique de la coupe.

2.5 Modélisation statistique de la coupe

2.5.1 Analyse descriptive et graphique des données :

L'analyse de liaisons entre deux variables mesurées simultanément constitue l'un des principaux objets de la modélisation expérimentale. À partir d'un ensemble de mesures simultanées de deux variables (x_i, y_i) , peut-on trouver une relation mathématique qui permette d'estimer (y) en fonction de (x) ?

À ce sujet, l'expérimentateur est amené à se poser une première question : comment choisir la forme mathématique du modèle ? Une fois cette forme mathématique adéquate trouvée, comment estimer les paramètres inconnus qu'elle comporte nécessairement ? Et finalement, le modèle trouvé est-il précis ou pertinent ?

Avant toute modélisation de la relation entre deux variables, un travail préliminaire d'observations des données s'avère nécessaire. Les représentations graphiques en constituent les outils de base. Tout simplement, on représente les couples (x_i, y_i) de données disponibles sur un graphique plan en faisant figurer la variable (y) en ordonnée (convention habituelle) qu'on veut privilégier comme étant la variable à prédire (variable expliquée ou réponse), la

variable explicative (x) est mise en abscisse. On parle souvent de nuage de points pour ce type de représentation ; la figure qui suit illustre cette situation.

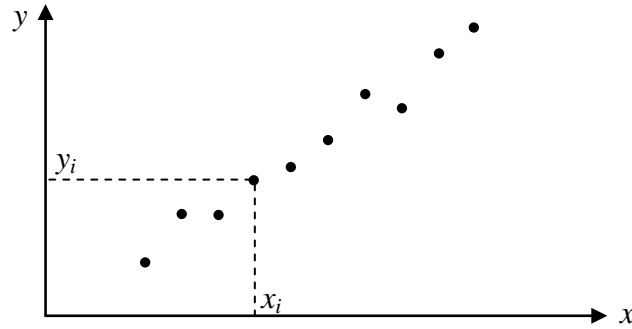


Figure 2.12 : Représentation graphique des données.

Si le graphique met en évidence une relation à peu près linéaire entre les deux variables, la méthode des moindres carrés s'impose comme un outil complémentaire très efficace ; c'est la première étape de mise en œuvre de la Régression Linéaire Simple (RLS) [Baléo 2003].

Si on suppose que le modèle empirique de relation entre deux variables (y) et (x) est une droite d'équation : $y = a_0 + a_1 x$, alors on cherche les coefficients (a_0) et (a_1) telle que la droite représente au mieux le nuage de points considéré.

On note \hat{y}_i les valeurs prédites exprimées par l'équation qui suit :

$$\hat{y}_i = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 x_i \quad (2.40)$$

Et e_i les résidus (écarts entre valeurs mesurées y_i et celles prédites \hat{y}_i) exprimés par :

$$e_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - \hat{a}_0 - \hat{a}_1 x_i \quad (2.41)$$

Le critère des moindres carrés consiste à chercher le couple de valeurs (\hat{a}_0) et (\hat{a}_1) qui minimise la somme des carrés des résidus SCE_R ; soit :

$$\min SCE_R = \min \sum_{i=1}^Q e_i^2 = \min \sum_{i=1}^Q (y_i - \hat{a}_0 - \hat{a}_1 x_i)^2 \quad (2.42)$$

Pour calculer les coefficients (\hat{a}_0) et (\hat{a}_1) du modèle, il s'agit de trouver un seul extremum solution du système d'équations suivant :

$$\begin{cases} \frac{\partial SCE_R}{\partial \hat{a}_0} = 0 \\ \frac{\partial SCE_R}{\partial \hat{a}_1} = 0 \end{cases} \quad (2.43)$$

La première équation donne une condition sur la droite des moindres carrés :

$$\frac{\partial SCE_R}{\partial \hat{a}_0} = 2 \sum_{i=1}^Q (\hat{a}_0 + \hat{a}_1 x_i - y_i) = 0 \Rightarrow \hat{a}_0 = \bar{y} - \hat{a}_1 \bar{x} \quad (2.44)$$

Cette droite passe par le point moyen qui est le centre de gravité du nuage de points considéré où (\bar{x}) et (\bar{y}) sont respectivement les moyennes arithmétiques des x_i et y_i .

La seconde équation du système (2.43) conduit à :

$$\frac{\partial SCE_R}{\partial \hat{a}_1} = 2 \sum_{i=1}^Q x_i (\hat{a}_0 + \hat{a}_1 x_i - y_i) = 0$$

$$\Rightarrow \hat{a}_0 \sum_{i=1}^Q x_i + \hat{a}_1 \sum_{i=1}^Q x_i^2 = \sum_{i=1}^Q x_i y_i \quad (2.45)$$

Cette dernière équation combinée avec l'équation (2.44) permet d'écrire :

$$\hat{a}_1 = \frac{\sum_{i=1}^Q \frac{x_i y_i}{Q} - \bar{x} \bar{y}}{\sum_{i=1}^Q \frac{x_i^2}{Q} - \bar{x}^2} \quad (2.46)$$

Le dénominateur de cette dernière équation représente la variance empirique de (x) et son numérateur correspond à la covariance empirique de (x) et (y).

La pertinence du modèle peut être jugée par une analyse de la variance qui est souvent utilisée pour caractériser la qualité d'ajustement. On appelle somme des carrés des écarts totaux SCE_T la quantité définie par :

$$SCE_T = \sum_{i=1}^Q (y_i - \bar{y})^2 \quad (2.47)$$

Cette dernière quantité n'est rien d'autre que la variance empirique de (y) qui caractérise sa dispersion.

L'équation (2.47) peut être exprimée par :

$$SCE_T = \sum_{i=1}^Q (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^Q (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^Q (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \quad (2.48)$$

Soit :

$$SCE_T = SCE_R + SCE_M \quad (2.49)$$

Le terme SCE_M est la somme des carrés des écarts expliquée par le modèle ; elle est traduite par l'équation qui suit :

$$SCE_M = \sum_{i=1}^Q (\hat{y}_i - \bar{y})^2 = R^2 SCE_T \quad (2.50)$$

Avec R^2 est appelé le coefficient de détermination.

Le coefficient de corrélation linéaire simple $R = \sqrt{R^2}$ entre (y) et (x) est exprimé par :

$$R = \frac{\sum_{i=1}^Q \frac{x_i y_i}{Q} - \bar{x} \bar{y}}{\sqrt{\sum_{i=1}^Q \frac{x_i^2}{Q} - \bar{x}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^Q \frac{y_i^2}{Q} - \bar{y}^2}} \quad (2.51)$$

Le coefficient de corrélation linéaire, quotient de la covariance des variables (x) et (y) par le produit de leurs écarts-types, est un nombre compris entre -1 et +1. Si $R = \pm 1$, l'ajustement linéaire est parfait ; donc, les points sont parfaitement alignés sur la droite de régression et la somme des carrés des écarts résiduels est nulle. Par contre, si $R = 0$, le modèle linéaire est sans intérêt.

2.5.2 Régression Linéaire Multiple :

La Régression Linéaire Multiple (RLM) est une analyse statistique qui décrit les variations d'une variable endogène associée aux variations de plusieurs variables exogènes. C'est une

généralisation de la Régression Linéaire Simple à plusieurs variables exogènes. La problématique consiste à :

- estimer les paramètres d'un modèle en exploitant les observations ;
- évaluer la précision de ces estimations ;
- évaluer l'influence globale et individuelle des variables dans le modèle ;
- évaluer la qualité du modèle lors de la prédiction ;
- détecter les observations qui peuvent influencer exagérément les résultats.

Le modèle, formulé en termes de plusieurs variables explicatives, prend la forme suivante :

$$y_i = a_0 + a_1x_{i1} + a_2x_{i2} + \dots + a_jx_{ij} + e_i \quad (2.52)$$

Où y_i ($i = 1, Q$) est la variable endogène ou expliquée, (x_{i1}, \dots, x_{ij}) sont les variables exogènes ou explicatives, (a_0, \dots, a_j) sont les paramètres du modèle, et e_i est l'erreur du modèle qui exprime ou résume l'information manquante dans l'explication.

Sous forme explicite, l'équation (2.52) peut être écrite comme suit :

$$\begin{cases} y_1 = a_0 + a_1x_{11} + \dots + a_jx_{1j} + e_1 \\ y_2 = a_0 + a_1x_{21} + \dots + a_jx_{2j} + e_2 \\ \vdots \\ y_Q = a_0 + a_1x_{Q1} + \dots + a_jx_{Qj} + e_Q \end{cases} \quad (2.53)$$

Sous forme matricielle, ce dernier système peut être exprimé selon :

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_Q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{Q1} & \dots & x_{Qj} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_j \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_1 \\ \vdots \\ e_Q \end{pmatrix} \quad (2.54)$$

Sous forme compacte, on peut écrire ce qui suit :

$$y = Xa + e \quad (2.55)$$

Rappelons que le but sera d'estimer les paramètres (a_0, \dots, a_j) ; à cet effet, on peut écrire :

$$\hat{y}_i = \hat{a}_0 + \hat{a}_1x_{i1} + \hat{a}_2x_{i2} + \dots + \hat{a}_jx_{ij} \quad (2.56)$$

Le principe des moindres carrés consiste à rechercher les valeurs des paramètres qui minimisent la somme des carrés des résidus ; soit :

$$\min \sum_{i=1}^Q (y_i - \hat{y}_i)^2 = \min \sum_{i=1}^Q (y_i - \hat{a}_0 - \hat{a}_1x_{i1} - \dots - \hat{a}_jx_{ij})^2 \quad (2.57)$$

Ceci revient à rechercher les solutions de : $\frac{\partial \sum_{i=1}^Q (y_i - \hat{y}_i)^2}{\partial \hat{a}_j} = 0$.

Nous avons $(j+1)$ équations, dites équations normales, à résoudre ; la solution obtenue est l'estimateur des moindres carrés ordinaires exprimé par :

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (2.58)$$

Où X^T est la matrice transposée de X .

Les équations d'analyse de la variance, définies pour la Régression Linéaire Simple, restent valables dans le cas de la Régression Linéaire Multiple exactement sous la même forme pour caractériser la qualité de l'ajustement.

Le tableau qui suit résume les différents paramètres d'analyse de la variance.

Source de la variation	Somme des Carrés des Ecartés	Degrés de liberté	Carrés Moyens
Expliquée (Modèle)	$SCE_M = \sum_{i=1}^Q (\hat{y}_i - \bar{y})^2$	j	$CM_M = \frac{SCE_M}{j}$
Résiduelle	$SCE_R = \sum_{i=1}^Q (y_i - \hat{y}_i)^2$	$Q - j - 1$	$CM_R = \frac{SCE_R}{Q - j - 1}$
Totale	$SCE_T = \sum_{i=1}^Q (y_i - \bar{y})^2$	$Q - 1$	$CM_T = \frac{SCE_T}{Q - 1}$

Tableau 2.5 : Paramètres d'analyse de la variance.

De l'équation (2.50), on peut écrire :

$$R^2 = \frac{SCE_M}{SCE_T} = \frac{SCE_T - SCE_R}{SCE_T} = 1 - \frac{SCE_R}{SCE_T} \quad (2.59)$$

Le rapport (R^2) est toujours compris entre 0 et 1, et vaut 1 dans le cas d'une liaison linéaire parfaite entre la réponse et les variables explicatives. Le (R^2) est un indicateur simple, on comprend aisément que plus il s'approche de la valeur 1, plus le modèle est intéressant. En revanche, il ne permet pas de savoir si le modèle est statistiquement pertinent pour expliquer les valeurs de (y). Il est certes un indicateur pertinent mais il présente un défaut parfois ennuyeux, il a tendance à augmenter au fur et à mesure que l'on ajoute des variables dans le modèle. De ce fait, il est inopérant si l'on veut comparer des modèles comportant un nombre différent de variables. Il est conseillé dans ce cas d'utiliser le coefficient de détermination ajusté qui est corrigé des degrés de libertés ; le (R^2) ajusté est toujours inférieur au (R^2).

Ainsi, nous devons nous tourner vers les tests d'hypothèses pour vérifier si la liaison mise en évidence avec la régression n'est pas un simple artefact. La statistique dédiée à ce test s'appuie (parmi les différentes formulations possibles) sur le (R^2), elle s'écrit :

$$F_{calc} = \frac{\frac{R^2}{j}}{\frac{1-R^2}{Q-j-1}} \quad (2.60)$$

et suit une loi de Fisher à ($j, Q-j-1$) degrés de liberté.

La région critique du test est donc le rejet de l'hypothèse d'avoir des coefficients estimés nuls si et seulement si $F_{calc} > F_{1-\alpha_r}(j, Q-j-1)$; où α_r est le risque de première espèce. Une autre manière de lire le test est de comparer la p-value (probabilité critique du test) avec α_r ; si elle est inférieure, l'hypothèse d'avoir des coefficients estimés nuls est rejetée.

Après avoir obtenu l'estimateur, son espérance et une estimation de sa variance, il ne reste plus qu'à calculer sa loi de distribution pour produire une estimation par intervalle et réaliser des tests d'hypothèses. Le rapport d'une loi normale et de la racine carrée d'une loi χ^2 normalisée par ses degrés de liberté aboutit à une loi de Student. Nous en déduisons donc la statistique qui suit une loi de Student à $(Q-j-1)$ degrés de liberté :

$$t = \frac{\hat{a}_j - a_j}{\hat{\sigma}_{\hat{a}_j}} \quad (2.61)$$

2.5.3 Résultats de prédiction de l'effort de coupe par RLM :

Après introduction des données expérimentales dans le logiciel Statgraphics, les modèles fournis par la Régression Linéaire Multiple (RLM) pour prédire les composantes de l'effort de coupe en tournage dur sont exprimés par les équations qui suivent :

$$F_f = a_{01} + a_{11}HRC + a_{21}V_c + a_{31}f + a_{41}a_p \quad (2.62)$$

$$F_r = a_{02} + a_{12}HRC + a_{22}V_c + a_{32}f + a_{42}a_p \quad (2.63)$$

$$F_t = a_{03} + a_{13}HRC + a_{23}V_c + a_{33}f + a_{43}a_p \quad (2.64)$$

Les variables à expliquer par les modèles sont les composantes de l'effort de coupe F_f , F_r et F_t , et les variables explicatives sont : la dureté du matériau usiné HRC , la vitesse de coupe V_c , l'avance f et la profondeur de passe a_p . Les données expérimentales sont reportées comme suit :

N° d'exemple	Conditions de coupe				Efforts de coupe		
	HRC	V_c (m/min)	f (mm/tr)	a_p (mm)	F_f (N)	F_r (N)	F_t (N)
1	45	100	0,1	0,2	55,81	102,60	127,14
2	45	150	0,05	0,2	20,23	50,52	50,04
3	45	150	0,1	0,2	27,64	70,66	82,64
4	45	150	0,1	0,3	60,05	117,77	135,27
5	45	150	0,15	0,2	42,25	115,01	135,60
6	45	200	0,1	0,2	32,82	78,86	90,70
7	50	100	0,1	0,2	41,36	110,99	106,12
8	50	150	0,05	0,2	34,89	102,99	68,77
9	50	150	0,1	0,4	90,41	157,68	178,67
10	50	150	0,2	0,2	58,09	193,25	168,47
11	50	200	0,1	0,1	35,84	97,29	93,98
12	51,5	50	0,1	0,2	44,31	102,87	116,84
13	51,5	150	0,1	0,2	37,73	101,78	97,76
14	51,5	250	0,1	0,2	36,80	96,79	94,55
15	51,5	300	0,1	0,4	59,04	111,98	135,02
16	54	100	0,1	0,2	34,01	85,25	96,05
17	54	150	0,05	0,2	23,40	58,13	55,61
18	54	150	0,1	0,3	57,34	114,92	131,04
19	54	150	0,15	0,2	40,27	110,19	127,85

20	54	150	0,2	0,2	45,01	140,02	159,01
21	54	200	0,1	0,2	35,26	91,26	92,00
22	55,25	50	0,1	0,2	51,46	140,99	120,74
23	55,25	150	0,1	0,2	29,57	74,71	86,18
24	55,25	200	0,1	0,2	17,90	57,63	61,39
25	55,25	300	0,1	0,2	32,36	97,29	91,68
26	45	150	0,08	0,2	28,01	68,62	75,25
27	45	150	0,12	0,1	16,04	60,37	62,84
28	50	150	0,1	0,3	65,80	154,11	142,81
29	50	150	0,15	0,2	46,37	139,42	136,84
30	51,5	50	0,1	0,4	57,83	115,47	140,18
31	51,5	300	0,1	0,2	32,29	89,28	92,64
32	54	150	0,1	0,2	32,30	90,61	93,54
33	54	150	0,1	0,4	82,76	142,35	172,37
34	55,25	100	0,1	0,2	33,38	80,99	95,66
35	55,25	250	0,1	0,2	33,48	77,61	92,81

Tableau 2.6 : Données expérimentales – Efforts de coupe.

Pour plus de détails sur l'obtention du tableau 2.6, le lecteur peut se référer au chapitre 4 : paragraphe 4.1.2.1 relatif au choix et préparation des données expérimentales.

Le tableau qui suit résume les résultats de la RLM obtenus par le logiciel Statgraphics.

- Pour la composante de l'effort de coupe F_f :

Paramètre	Estimation	Ecart-type	t - Student	Probabilité	
Constante a_{01}	2,83116	22,4092	0,126339	0,9003	
a_{11} pour HRC	-0,248872	0,430123	-0,578607	0,5672	
a_{21} pour V_c	-0,0402458	0,0254914	-1,5788	0,1249	
a_{31} pour f	157,784	50,1599	3,14562	0,0037	
a_{41} pour a_p	184,584	21,6862	8,51155	0,0000	
Analyse de variance					
Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	F _{calc}	Probabilité
Modèle	7054,43	4	1763,61	20,50	0,0000
Résidu	2581,47	30	86,0492		
Total (Corr.)	9635,91	34			
R-carré = 73,2098 %					
R-carré (ajusté pour les ddl) = 69,6378 %					
Ecart-type du résidu = 9,27627					
Moyenne des erreurs absolues = 6,85692					
Test de Durbin-Watson = 1,557 (P = 0,0463)					
Auto-corrélation résiduelle d'ordre 1 = 0,173555					

Tableau 2.7 : Résultats de modélisation de F_f par RLM.

Le modèle de prédiction de la composante F_f de l'effort de coupe est exprimé par :

$$F_f = 2,83116 - 0,248872 HRC - 0,0402458 V_c + 157,784 f + 184,584 a_p \quad (2.65)$$

La figure qui suit montre les valeurs observées et celles prédites par la RLM.

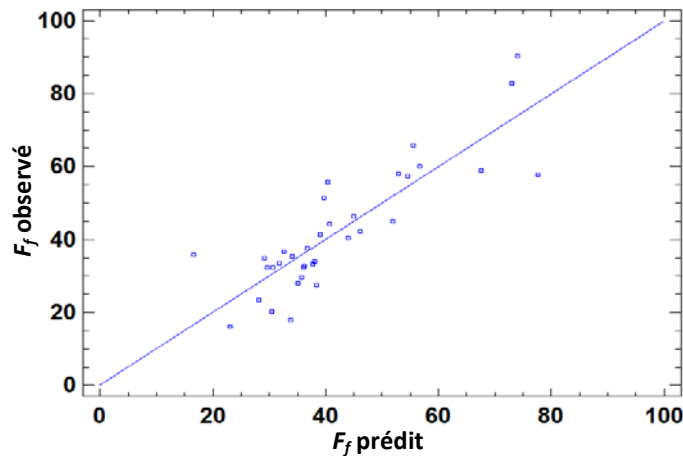


Figure 2.13 : Comparaison de l'effort F_f observé et prédit par RLM.

D'après le tableau 2.7, la statistique du R-carré indique que le modèle explique 73,21 % de la variabilité de (F_f). La statistique du R-carré ajusté, qui est plus adaptée pour comparer des modèles comportant des nombres différents de variables explicatives, est 69,74 %. L'écart-type du résidu est de 9,27627 ; cette valeur peut être utilisée pour construire des limites de prévision pour de nouvelles observations. L'erreur absolue moyenne de 6,85692 est la valeur moyenne des résidus ; plus, cette dernière est faible, le modèle est très satisfaisant. La statistique de Durbin-Watson teste les résidus pour déterminer s'il y a une corrélation significative basée sur l'ordre dans lequel ils apparaissent dans le fichier des données ; comme la valeur de la probabilité est supérieure à 0,05, il n'y a pas d'auto-corrélation sérielle des résidus au niveau de confiance de 95 %.

Pour déterminer si le modèle peut être simplifié, on note la plus grande valeur de probabilité des variables explicatives ; cette valeur, d'après le tableau 2.7, est de 0,5672 et elle correspond à la variable explicative (HRC). Comme cette valeur de probabilité est supérieure à 0,05, ce terme n'est pas statistiquement significatif au niveau de confiance de 95 %. Ainsi, on peut supprimer cette variable explicative du modèle.

Pour l'évaluation de la précision des coefficients estimés, les limites inférieure et supérieure, pour des intervalles de confiance de 95 %, sont reportées comme suit :

Paramètre	Estimation	Ecart-type	Limite inférieure	Limite supérieure
Constante a_{01}	2,83116	22,4092	-42,9347	48,597
a_{11} pour HRC	-0,248872	0,430123	-1,1273	0,629558
a_{21} pour V_c	-0,0402458	0,0254914	-0,0923063	0,0118148
a_{31} pour f	157,784	50,1599	55,3434	260,224
a_{41} pour a_p	184,584	21,6862	140,294	228,873

Tableau 2.8 : Précision des coefficients estimés pour F_f .

Ce dernier tableau affiche les intervalles de confiance à 95 % pour les coefficients du modèle.

Les intervalles de confiance indiquent la précision de l'estimation des coefficients en prenant en compte la quantité des données et le bruit présent dans les données.

Aussi, la matrice des corrélations des coefficients estimés est donnée comme suit :

	Constante a_{01}	a_{11} pour HRC	a_{21} pour V_c	a_{31} pour f	a_{41} pour a_p
Constante a_{01}	1,0000	-0,9194	-0,1010	-0,2002	-0,1400
a_{11} pour HRC	-0,9194	1,0000	-0,1008	-0,0658	-0,1107
a_{21} pour V_c	-0,1010	-0,1008	1,0000	0,0381	0,0388
a_{31} pour f	-0,2002	-0,0658	0,0381	1,0000	0,0961
a_{41} pour a_p	-0,1400	-0,1107	0,0388	0,0961	1,0000

Tableau 2.9 : Matrice des corrélations des coefficients estimés pour F_f .

Le calcul des corrélations peut être utilisé pour détecter la présence de sérieuses multicollinéarités, c'est-à-dire des corrélations entre les variables explicatives. Dans ce cas, il n'y a pas de corrélations en valeur absolue supérieure à 0,5 (sans inclure le coefficient a_{01}).

Le tableau 2.10 relatif aux résidus non usuels liste les observations qui ont des résidus studentisés supérieurs à 2 en valeur absolue.

N° Essai	F_f mesuré	F_f prédit	Résidu	Résidu studentisé
9	90,41	73,9625	16,4475	2,09
11	35,84	16,5751	19,2649	2,39
30	57,83	77,6138	-19,7838	-2,77

Tableau 2.10 : Résidus studentisés non usuels pour F_f .

Les résidus studentisés mesurent de combien les écarts-types de chaque valeur observée de (F_f) varient si on ajuste un modèle utilisant toutes les observations sauf cette observation.

La figure qui suit montre, d'une part, les résidus studentisés en fonction des valeurs prédites de (F_f), et, d'autre part, les résidus studentisés en fonction des numéros d'essais.

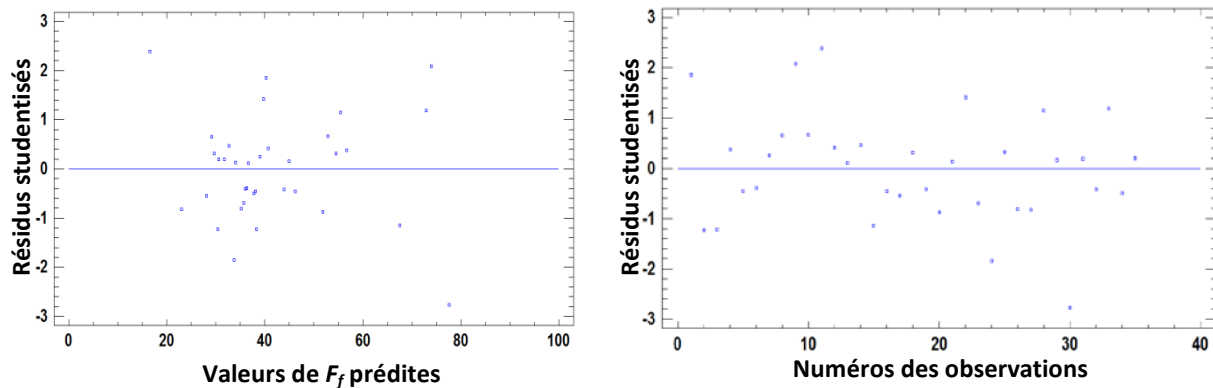


Figure 2.14 : Evolution des résidus studentisés pour F_f .

Nous remarquons qu'il y a 3 résidus studentisés supérieurs à 2 en valeur absolue ; dans une telle situation, les essais portant les numéros 9, 11 et 30 sont, a priori, à éliminer et la modélisation statistique devrait être relancée.

- Pour la composante de l'effort de coupe F_r :

Paramètre	Estimation	Ecart-type	t - Student	Probabilité	
Constante a_{02}	-8,29981	50,8821	-0,163119	0,8715	
a_{12} pour HRC	0,194347	0,976632	0,198997	0,8436	
a_{22} pour V_c	-0,0783967	0,0578805	-1,35446	0,1857	
a_{32} pour f	622,096	113,892	5,46214	0,0000	
a_{42} pour a_p	212,86	49,2405	4,32287	0,0002	
Analyse de variance					
Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	F_{calc}	Probabilité
Modèle	21265,6	4	5316,41	11,98	0,0000
Résidu	13308,9	30	443,631		
Total (Corr.)	34574,6	34			
R-carré = 61,5066 %					
R-carré (ajusté pour les ddl) = 56,3741 %					
Ecart-type du résidu = 21,0626					
Moyenne des erreurs absolues = 15,8568					
Test de Durbin-Watson = 1,08224 (P = 0,0006)					
Auto-corrélation résiduelle d'ordre 1 = 0,450921					

Tableau 2.11 : Résultats de modélisation de F_r par RLM.

Le modèle de prédiction de la composante F_r de l'effort de coupe est exprimé par :

$$F_r = -8,29981 + 0,194347 HRC - 0,0783967 V_c + 622,096 f + 212,86 a_p \quad (2.66)$$

La statistique du R-carré indique que le modèle explique 61,51 % de la variabilité de (F_r). Comme la valeur de la probabilité, relative à la statistique de Durbin-Watson, est supérieure à 0,05, il n'y a pas d'auto-corrélation sérielle des résidus au niveau de confiance de 95 %.

Pour déterminer si le modèle peut être simplifié, on note la plus grande valeur de probabilité des variables explicatives ; cette valeur, d'après le tableau 2.9, est de 0,8436 et elle correspond à la variable explicative (HRC). Comme cette valeur de probabilité est supérieure à 0,05, ce terme n'est pas statistiquement significatif au niveau de confiance de 95 %. Ainsi, on peut supprimer cette variable explicative du modèle.

La figure qui suit montre les valeurs observées et celles prédites par la RLM.

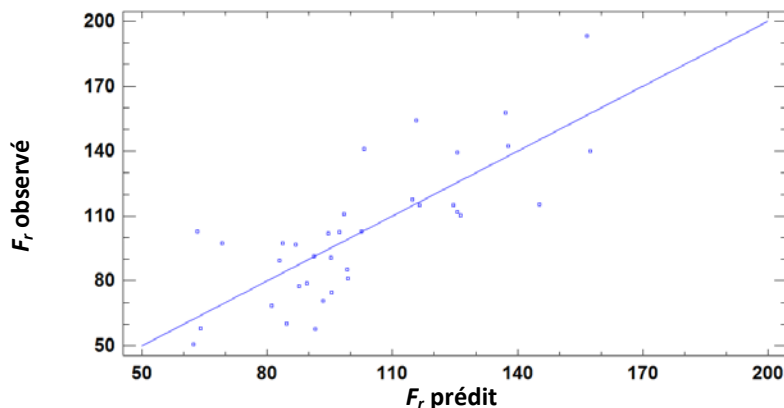


Figure 2.15 : Comparaison de l'effort F_r observé et prédit par RLM.

Les limites inférieure et supérieure des coefficients estimés, pour des intervalles de confiance de 95 %, sont calculées par le logiciel Statgraphics comme suit :

Paramètre	Estimation	Ecart-type	Limite inférieure	Limite supérieure
Constante a_{02}	-8,29981	50,8821	-112,215	95,6154
a_{12} pour HRC	0,194347	0,976632	-1,8002	2,1889
a_{22} pour V_c	-0,0783967	0,0578805	-0,196605	0,0398112
a_{32} pour f	622,096	113,892	389,497	854,696
a_{42} pour a_p	212,86	49,2405	112,297	313,423

Tableau 2.12 : Précision des coefficients estimés pour F_r .

Aussi, la matrice des corrélations des coefficients estimés est donnée comme suit :

	Constante a_{02}	a_{12} pour HRC	a_{22} pour V_c	a_{32} pour f	a_{42} pour a_p
Constante a_{02}	1,0000	-0,9194	-0,1010	-0,2002	-0,1400
a_{12} pour HRC	-0,9194	1,0000	-0,1008	-0,0658	-0,1107
a_{22} pour V_c	-0,1010	-0,1008	1,0000	0,0381	0,0388
a_{32} pour f	-0,2002	-0,0658	0,0381	1,0000	0,0961
a_{42} pour a_p	-0,1400	-0,1107	0,0388	0,0961	1,0000

Tableau 2.13 : Matrice des corrélations des coefficients estimés pour F_r .

Dans ce cas, il n'y a pas de corrélations en valeur absolue supérieure à 0,5 (sans inclure le coefficient a_{02}).

Le tableau 2.14 relatif aux résidus non usuels liste les observations qui ont des résidus studentisés supérieurs à 2 en valeur absolue.

N° Essai	F_r mesuré	F_r prédit	Résidu	Résidu studentisé
8	102,99	63,3349	39,6551	2,13
10	193,25	156,649	36,6007	2,19
22	140,99	103,3	37,6903	2,09

Tableau 2.14 : Résidus studentisés non usuels pour F_r .

La figure qui suit montre, d'une part, les résidus studentisés en fonction des valeurs prédites de (F_r), et, d'autre part, les résidus studentisés en fonction des numéros d'essais.

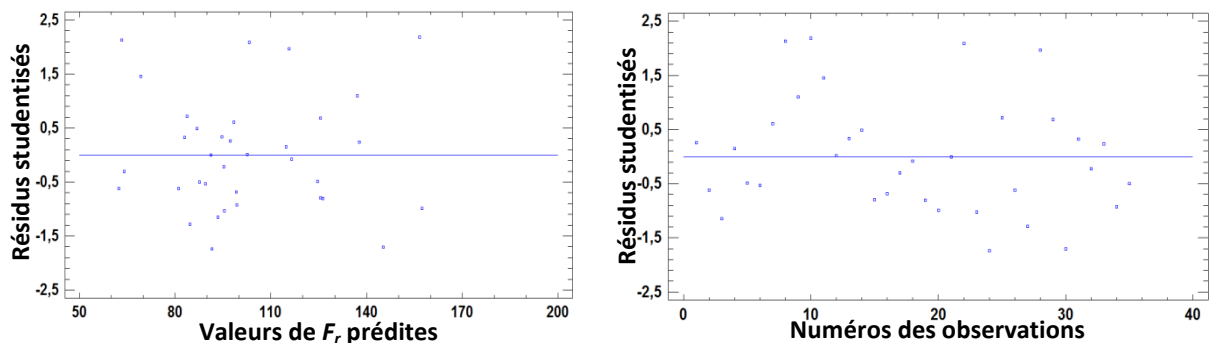


Figure 2.16 : Evolution des résidus studentisés pour F_r .

Nous remarquons qu'il y a 3 résidus studentisés supérieurs à 2 en valeur absolue ; dans une telle situation, les essais portant les numéros 8, 10 et 22 sont, a priori, à éliminer et la

modélisation statistique devrait être relancée.

- Pour la composante de l'effort de coupe F_t :

Paramètre	Estimation	Ecart-type	t - Student	Probabilité	
Constante a_{03}	-9,22674	34,2563	-0,269344	0,7895	
a_{13} pour HRC	-0,236949	0,657516	-0,36037	0,7211	
a_{23} pour V_c	-0,0803179	0,038968	-2,06113	0,0481	
a_{33} pour f	695,92	76,6779	9,07589	0,0000	
a_{43} pour a_p	307,371	33,1511	9,27183	0,0000	
Analyse de variance					
Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	F_{calc}	Probabilité
Modèle	32512,7	4	8128,18	40,42	0,0000
Résidu	6032,47	30	201,082		
Total (Corr.)	38545,2	34			
R-carré = 84,3496 %					
R-carré (ajusté pour les ddl) = 82,2629 %					
Ecart-type du résidu = 14,1803					
Moyenne des erreurs absolues = 10,1669					
Test de Durbin-Watson = 1,72907 (P = 0,1236)					
Auto-corrélation résiduelle d'ordre 1 = 0,0836491					

Tableau 2.15 : Résultats de modélisation de F_t par RLM.

Le modèle de prédiction de la composante F_t de l'effort de coupe est exprimé par :

$$F_t = -9,22674 - 0,236949 HRC - 0,0803179 V_c + 695,92 f + 307,371 a_p \quad (2.67)$$

La statistique du R-carré indique que le modèle explique 84,35 % de la variabilité de (F_t).

Comme la valeur de la probabilité, relative à la statistique de Durbin-Watson, est supérieure à 0,05, il n'y a pas d'auto-corrélation sérielle des résidus au niveau de confiance de 95 %.

La figure qui suit montre les valeurs observées et celles prédites par la RLM.

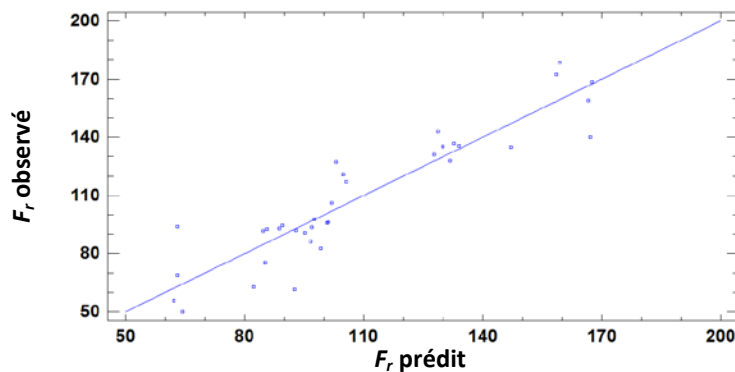


Figure 2.17 : Comparaison de l'effort F_t observé et prédit par RLM.

On note la plus grande valeur de probabilité des variables explicatives ; cette valeur, d'après le tableau 2.13, est de 0,7211 et elle correspond à la variable explicative (HRC). Comme cette valeur de probabilité est supérieure à 0,05, ce terme n'est pas statistiquement significatif. Ainsi, on peut supprimer cette variable explicative du modèle.

Pour l'évaluation de la précision des coefficients estimés, les limites inférieure et supérieure, pour des intervalles de confiance de 95 %, sont reportées comme suit :

Paramètre	Estimation	Ecart-type	Limite inférieure	Limite supérieure
Constante a_{03}	-9,22674	34,2563	-79,1876	60,7341
a_{13} pour HRC	-0,236949	0,657516	-1,57978	1,10588
a_{23} pour V_c	-0,0803179	0,038968	-0,159901	-0,000734538
a_{33} pour f	695,92	76,6779	539,323	852,518
a_{43} pour a_p	307,371	33,1511	239,668	375,075

Tableau 2.16 : Précision des coefficients estimés pour F_t .

Aussi, la matrice des corrélations des coefficients estimés est donnée comme suit :

	Constante a_{03}	a_{13} pour HRC	a_{23} pour V_c	a_{33} pour f	a_{43} pour a_p
Constante a_{03}	1,0000	-0,9194	-0,1010	-0,2002	-0,1400
a_{13} pour HRC	-0,9194	1,0000	-0,1008	-0,0658	-0,1107
a_{23} pour V_c	-0,1010	-0,1008	1,0000	0,0381	0,0388
a_{33} pour f	-0,2002	-0,0658	0,0381	1,0000	0,0961
a_{43} pour a_p	-0,1400	-0,1107	0,0388	0,0961	1,0000

Tableau 2.17 : Matrice des corrélations des coefficients estimés pour F_t .

Dans ce cas, il n'y a pas de corrélations en valeur absolue supérieure à 0,5 (sans inclure le coefficient a_{03}).

Le tableau 2.18 relatif aux résidus non usuels liste les observations qui ont des résidus studentisés supérieurs à 2 en valeur absolue.

N° Essai	F_r mesuré	F_r prédit	Résidu	Résidu studentisé
11	93,98	63,1914	30,7886	2,52
24	140,18	167,095	-26,915	-2,40
30	61,39	92,6845	-31,2945	-2,50

Tableau 2.18 : Résidus studentisés non usuels pour F_t .

D'après le tableau ci-dessus, les essais portant les numéros 11, 24 et 30 sont, a priori, à éliminer et la modélisation statistique devrait être relancée.

La figure qui suit montre, d'une part, les résidus studentisés en fonction des valeurs prédites de (F_t), et, d'autre part, les résidus studentisés en fonction des numéros d'essais.

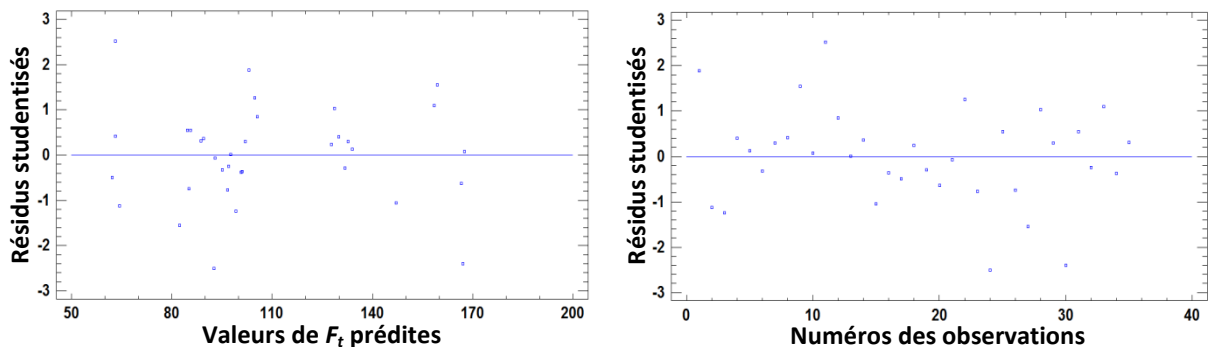


Figure 2.18 : Evolution des résidus studentisés pour F_t .

Nous allons maintenant proposer des modèles non linéaires de prédiction des composantes de l'effort de coupe exprimés par les équations qui suivent :

$$F_f = K_1 \cdot HRC^{\alpha_1} \cdot V_c^{\beta_1} \cdot f^{\gamma_1} \cdot a_p^{\delta_1} \quad (2.68)$$

$$F_r = K_2 \cdot HRC^{\alpha_2} \cdot V_c^{\beta_2} \cdot f^{\gamma_2} \cdot a_p^{\delta_2} \quad (2.69)$$

$$F_t = K_3 \cdot HRC^{\alpha_3} \cdot V_c^{\beta_3} \cdot f^{\gamma_3} \cdot a_p^{\delta_3} \quad (2.70)$$

Ces équations sont mises sous forme linéaire, en faisant appel au logarithme Népérien, comme suit :

$$\ln F_f = \ln K_1 + \alpha_1 \ln HRC + \beta_1 \ln V_c + \gamma_1 \ln f + \delta_1 \ln a_p \quad (2.71)$$

$$\ln F_r = \ln K_2 + \alpha_2 \ln HRC + \beta_2 \ln V_c + \gamma_2 \ln f + \delta_2 \ln a_p \quad (2.72)$$

$$\ln F_t = \ln K_3 + \alpha_3 \ln HRC + \beta_3 \ln V_c + \gamma_3 \ln f + \delta_3 \ln a_p \quad (2.73)$$

Les variables à expliquer par les modèles sont : $\ln(F_f)$, $\ln(F_r)$ et $\ln(F_t)$, et les variables explicatives sont : $\ln(HRC)$, $\ln(V_c)$, $\ln(f)$ et $\ln(a_p)$.

Dans ce qui suit, nous allons présenter les différents résultats de simulation relatifs à la prédiction des composantes de l'effort de coupe par modélisation statistique. Pour des raisons simplificatrices, nous nous contenterons de fournir uniquement les résultats relatifs à l'estimation des paramètres de chaque modèle, à l'analyse de la variance et aux indicateurs de performances.

- Pour la composante de l'effort de coupe $\ln(F_f)$:

Paramètre	Estimation	Ecart-type	t - Student	Probabilité	
$\ln K_1$	7,31419	1,21626	6,01369	0,0000	
α_1	0,178443	0,282523	0,631605	0,5334	
β_1	-0,212683	0,0516789	-4,11548	0,0004	
γ_1	0,602918	0,0737544	8,17468	0,0000	
δ_1	1,25507	0,0795931	15,7686	0,0000	
Analyse de variance					
Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	F _{calc}	Probabilité
Modèle	4,03937	4	1,00984	77,05	0,0000
Résidu	0,327677	25	0,0131071		
Total (Corr.)	4,36705	29			
R-carré = 92,4966 %					
R-carré (ajusté pour les ddl) = 91,2961 %					
Ecart-type du résidu = 0,114486					
Moyenne des erreurs absolues = 0,0886896					
Test de Durbin-Watson = 1,9221 (P = 0,3579)					
Auto-corrélation résiduelle d'ordre 1 = 0,0191926					

Tableau 2.19 : Résultats de modélisation de $\ln(F_f)$ par RLM.

À noter que des simulations préliminaires sur le logiciel Statgraphics révèlent que cinq essais présentent des résidus studentisés supérieurs à 3 (en valeur absolue) ; à savoir les essais n° 1,

8, 11, 24 et 30. Dans une telle situation, les essais portant les numéros : 1, 8, 11, 24 et 30 sont, a priori, à éliminer. Dans un premier temps de simulation, les essais 11 et 24 ont présenté des résidus studentisés supérieurs à 3 (en valeur absolue) ; puis se sont les essais 8 et 30 qui ont conduit à la même situation. Enfin, l'essai N° 1 était le dernier à éliminer pour avoir des résidus studentisés inférieurs à 3 (en valeur absolue).

Le modèle de prédiction de la composante F_f de l'effort de coupe est exprimé par :

$$\ln F_f = 7,31419 + 0,178443 * \ln HRC - 0,212683 * \ln V_c + 0,602918 * \ln f + 1,25507 * \ln a_p \quad (2.74)$$

- Pour la composante de l'effort de coupe $\ln(F_r)$:

Paramètre	Estimation	Ecart-type	t - Student	Probabilité	
$\ln K2$	7,11439	1,54799	4,5959	0,0001	
$\alpha2$	0,299409	0,35958	0,832662	0,4129	
$\beta2$	-0,170218	0,0657741	-2,58792	0,0159	
$\gamma2$	0,78193	0,0938705	8,32988	0,0000	
$\delta2$	0,702743	0,101302	6,93713	0,0000	
Analyse de variance					
Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	F _{calc}	Probabilité
Modèle	2,44779	4	0,611948	28,82	0,0000
Résidu	0,530796	25	0,0212318		
Total (Corr.)	2,97859	29			
R-carré = 82,1796 %					
R-carré (ajusté pour les ddl) = 79,3283 %					
Ecart-type du résidu = 0,145712					
Moyenne des erreurs absolues = 0,112786					
Test de Durbin-Watson = 1,99664 (P = 0,4363)					
Auto-corrélation résiduelle d'ordre 1 = -0,00641782					

Tableau 2.20 : Résultats de modélisation de $\ln(F_r)$ par RLM.

Le modèle de prédiction de la composante F_r de l'effort de coupe est exprimé par :

$$\ln F_r = 7,11439 + 0,299409 * \ln HRC - 0,170218 * \ln V_c + 0,78193 * \ln f + 0,702743 * \ln a_p \quad (2.75)$$

- Pour la composante de l'effort de coupe $\ln(F_t)$:

Paramètre	Estimation	Ecart-type	t - Student	Probabilité	
$\ln K3$	8,02677	0,670396	11,9732	0,0000	
$\alpha3$	0,128305	0,155726	0,823915	0,4178	
$\beta3$	-0,152137	0,0284852	-5,34091	0,0000	
$\gamma3$	0,82226	0,0406531	20,2263	0,0000	
$\delta3$	0,819627	0,0438713	18,6825	0,0000	
Analyse de variance					
Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	F _{calc}	Probabilité
Modèle	2,85884	4	0,71471	179,48	0,0000
Résidu	0,0995534	25	0,00398214		
Total (Corr.)	2,95839	29			

R-carré = 96,6349 %
 R-carré (ajusté pour les ddl) = 96,0965 %
 Ecart-type du résidu = 0,0631042
 Moyenne des erreurs absolues = 0,0486916
 Test de Durbin-Watson = 2,02539 (P = 0,4674)
 Auto-corrélation résiduelle d'ordre 1 = -0,0380428

Tableau 2.21 : Résultats de modélisation de $\ln(F_t)$ par RLM.

Le modèle de prédiction de la composante F_t de l'effort de coupe est exprimé par :

$$\ln F_t = 8,02677 + 0,128305 * \ln HRC - 0,152137 * \ln V_c + 0,82226 * \ln f + 0,819627 * \ln a_p \quad (2.76)$$

À travers ces résultats de simulation, nous pouvons dégager les constatations suivantes :

- Les modèles de prédiction des composantes de l'effort de coupe basés sur une formulation logarithmique offrent de meilleurs résultats qui se caractérisent par des coefficients de corrélation relativement plus importants, des écarts-type de résidus plus faibles et des moyennes d'erreurs absolues plus petites.
- Rechercher d'autres outils qui offrent des prédictions plus performantes ; ceci nous conduit à tenter de tester les Réseaux de Neurones Artificiels et qui feront l'objet des chapitres qui suivent.

Nous allons maintenant aborder la prédiction des contraintes résiduelles par Régression Multiple.

2.5.4 Résultats de prédiction des contraintes résiduelles par RLM :

Les données expérimentales, nécessaires au développement des modélisations pour la prédiction des contraintes résiduelles, sont reportées dans le tableau qui suit.

N° Essai	\bar{A} (MPa)	\bar{B} (MPa)	n	V_c (m/min)	f (mm/tr)	a_p (mm)	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)
1	1492	357	0,21	150	0,1	0,2	106	94
2	2179	1891	0,52	50	0,1	0,2	54	-98
3	2179	1891	0,52	150	0,05	0,2	-205	-205
4	2179	1891	0,52	150	0,1	0,2	-24	-116
5	2179	1891	0,52	200	0,1	0,2	-114	-20
6	2179	1891	0,52	300	0,1	0,2	-29	207
7	1515	565	0,29	100	0,1	0,25	-78	-60
8	1515	565	0,29	100	0,1	0,2	21	103
9	1515	565	0,29	150	0,05	0,2	20	43
10	1515	565	0,29	150	0,1	0,3	119	226
11	1515	565	0,29	150	0,12	0,1	8	-172
12	1515	565	0,29	150	0,15	0,2	218	224
13	1515	565	0,29	150	0,2	0,2	200	-52
14	1515	565	0,29	200	0,1	0,2	10	2
15	1634	797	0,39	100	0,1	0,2	-138	-329
16	1938	1258	0,46	100	0,1	0,2	-154	-186
17	1938	1258	0,46	150	0,05	0,2	-232	-131

18	1938	1258	0,46	150	0,1	0,4	-286	103
19	1938	1258	0,46	150	0,15	0,2	-330	-523
20	1938	1258	0,46	150	0,2	0,2	-218	-309
21	1938	1258	0,46	200	0,1	0,2	-173	109
22	2144	1566	0,51	100	0,1	0,2	-240	-331
23	2144	1566	0,51	250	0,1	0,2	-324	-346
24	2144	1566	0,51	300	0,1	0,2	-116	473
25	2179	1891	0,52	150	0,15	0,2	-17	-99
26	2179	1891	0,52	200	0,1	0,1	-68	-244
27	2179	1891	0,52	250	0,1	0,2	-127	48
28	1515	565	0,29	150	0,08	0,2	96	131
29	1515	565	0,29	150	0,1	0,2	0	32
30	1634	797	0,39	150	0,1	0,2	-83	113
31	1938	1258	0,46	150	0,1	0,2	-188	-28
32	1938	1258	0,46	150	0,1	0,3	-379	108
33	2144	1566	0,51	150	0,1	0,2	-479	-523
34	2144	1566	0,51	200	0,1	0,2	-280	-297

Tableau 2.22 : Données expérimentales – Contraintes résiduelles.

Pour plus de détails sur l'obtention du tableau 2.22, le lecteur peut se référer au chapitre 4 : paragraphe 4.2.1.1 relatif à la préparation de la base de données.

Les grandeurs d'entrée ou les variables explicatives pour les modèles de prédiction sont les paramètres de coupe (vitesse de coupe V_c , avance f et profondeur de passe a_p) et les coefficients rhéologiques du matériau usiné (\bar{A} , \bar{B} et n) relevant de la loi de Johnson-Cook (voir l'équation 2.39).

Les grandeurs de sortie ou les variables à expliquer sont les contraintes résiduelles : axiale σ_{xx} et circonférentielle σ_{yy} .

Après introduction des données expérimentales dans le logiciel Statgraphics, les modèles fournis par RLM sont exprimés par :

$$\sigma_{xx} = a_0 + a_1\bar{A} + a_2\bar{B} + a_3n + a_4V_c + a_5f + a_6a_p \quad (2.77)$$

$$\sigma_{yy} = \bar{a}_0 + \bar{a}_1\bar{A} + \bar{a}_2\bar{B} + \bar{a}_3n + \bar{a}_4V_c + \bar{a}_5f + \bar{a}_6a_p \quad (2.78)$$

Le tableau qui suit résume les résultats de la RLM obtenus par le logiciel Statgraphics pour la contrainte résiduelle axiale σ_{xx} .

Paramètre	Estimation	Ecart-type	t-Student	Probabilité
a_0	1947,01	442,486	4,40016	0,0002
a_1	-1,11692	0,419835	-2,66038	0,0130
a_2	0,926554	0,174705	5,30354	0,0000
a_3	-2684,84	760,727	-3,52931	0,0015
a_4	0,166066	0,31621	0,525178	0,6037
a_5	778,851	486,472	1,60102	0,1210
a_6	-233,657	329,679	-0,70874	0,4846

Analyse de variance					
Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	F _{calc}	Probabilité
Modèle	681360	6	113560	14,15	0,0000
Résidu	216716	27	8026,52		
Totale	898076	33			

R-carré = 75,8688 %
R-carré (ajusté pour les ddl) = 70,5064 %
Ecart-type du résidu = 89,5908
Moyenne des erreurs absolues = 65,0463
Test de Durbin-Watson = 2,17028 (P = 0,5318)
Auto-corrélation résiduelle d'ordre 1 = -0,08623

Tableau 2.23 : Résultats de modélisation par RLM pour σ_{xx} .

Le modèle de prédiction de la contrainte axiale est exprimé par :

$$\sigma_{xx} = 1947,01 - 1,11692 * \bar{A} + 0,926554 * \bar{B} - 2684,84 * n + 0,166066 * V_c + 778,851 * f - 233,657 * a_p \quad (2.79)$$

La statistique du R-carré indique que le modèle explique 75,86 % de la variabilité de (σ_{xx}).

La figure qui suit montre les valeurs observées de (σ_{xx}) et celles prédites par la RLM.

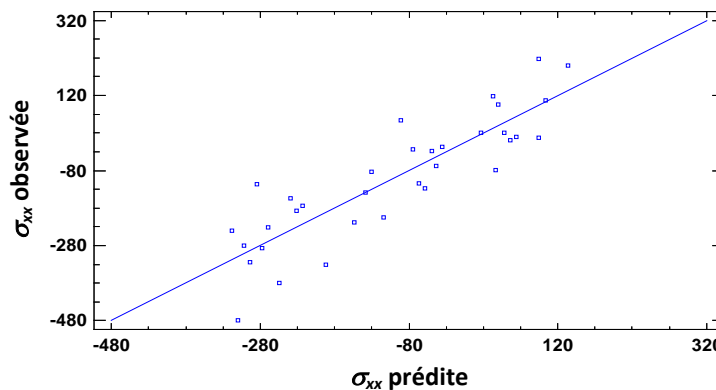


Figure 2.19 : Comparaison des contraintes (σ_{xx}) observée et prédite par RLM.

Pour déterminer si le modèle peut être simplifié, on note la plus grande valeur de probabilité des variables explicatives ; cette valeur, d'après le tableau 2.21, est de 0,6037 qui correspond à la variable explicative (V_c). Comme cette valeur de probabilité est supérieure à 0,05, ce terme est statistiquement non-significatif au niveau de confiance de 95 %. Ainsi, on peut supprimer ou négliger cette variable explicative du modèle.

Le tableau 2.24 relatif aux résidus non usuels liste les observations qui ont des résidus studentisés supérieurs à 2 en valeur absolue.

N° Essai	σ_{xx} mesurée	σ_{xx} prédite	Résidu	Résidu studentisé
2	54,0	-91,3061	145,306	2,12
24	-116,0	-284,979	168,979	2,44
33	-479,0	-309,889	-169,111	-2,19

Tableau 2.24 : Résidus studentisés non usuels pour σ_{xx} .

Nous remarquons qu'il n'y a pas de résidu studentisé supérieur à 3 en valeur absolue ; dans une telle situation, aucun essai ne sera éliminé.

Le tableau qui suit résume les résultats de la RLM obtenus par le logiciel Statgraphics pour la contrainte résiduelle circonférentielle σ_{yy} .

Paramètre	Estimation	Ecart-type	t-Student	Probabilité	
\bar{a}_0	1313,76	833,962	1,57532	0,1268	
\bar{a}_1	-1,22308	0,791271	-1,54572	0,1338	
\bar{a}_2	0,70587	0,329269	2,14375	0,0412	
\bar{a}_3	-1316,94	1433,76	-0,918525	0,3665	
\bar{a}_4	2,13522	0,595966	3,58279	0,0013	
\bar{a}_5	-893,949	916,862	-0,97501	0,3382	
\bar{a}_6	1791,69	621,352	2,88354	0,0076	
Analyse de variance					
Source	Somme des carrés	Ddl	Carré moyen	F _{calc}	Probabilité
Modèle	854282	6	142380	4,99	0,0015
Résidu	769810	27	28511,5		
Totale	1,62409E6	33			
R-carré = 52,6006 %					
R-carré (ajusté pour les ddl) = 42,0674 %					
Ecart-type du résidu = 168,853					
Moyenne des erreurs absolues = 114,689					
Test de Durbin-Watson = 2,19753 (P = 0,5635)					
Auto-corrélation résiduelle d'ordre 1 = -0,108902					

Tableau 2.25 : Résultats de modélisation par RLM pour σ_{yy} .

Le modèle de prédiction de la contrainte circonférentielle est exprimé par :

$$\sigma_{yy} = 1313,76 - 1,22308 * \bar{A} + 0,70587 * \bar{B} - 1316,94 * n + 2,13522 * V_c - 893,949 * f + 1791,69 * a_p \quad (2.80)$$

La figure qui suit montre les valeurs observées de (σ_{yy}) et celles prédites par la RLM.

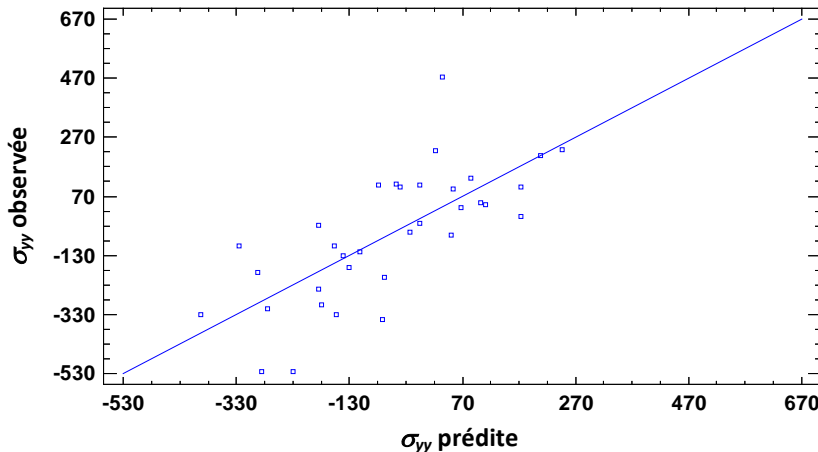


Figure 2.20 : Comparaison des contraintes (σ_{yy}) observée et prédite par RLM.

D'après le tableau 2.23, la plus grande valeur de probabilité égale à 0,3665 correspond à la variable explicative (n). Comme cette valeur de probabilité est supérieure à 0,05, ce terme est statistiquement non-significatif au niveau de confiance de 95 %. Ainsi, on peut supprimer ou négliger cette variable explicative du modèle.

Le tableau qui suit liste les observations qui ont des résidus studentisés supérieurs à 2 en valeur absolue.

N° Essai	σ_{yy} mesurée	σ_{yy} prédite	Résidu	Résidu studentisé
24	473,0	34,7355	438,265	3,76

Tableau 2.26 : Résidus studentisés non usuels pour σ_{yy} .

Nous remarquons que l'essai n° 24 présente un résidu studentisé supérieur à 3 en valeur absolue ; dans une telle situation, cet essai peut être éliminé.

Nous allons maintenant présenter les résultats de simulation relatifs à la Régression Non-Linéaire.

Les modèles de prédiction des contraintes résiduelles par Régression Non-Linéaire (RNL) sont exprimés selon l'équation qui suit :

$$\begin{aligned}
 Y = & pr1 + pr2 * x_1 + pr3 * x_2 + pr4 * x_3 + pr5 * x_4 + pr6 * x_5 + \\
 & pr7 * x_6 + pr8 * x_1^2 + pr9 * x_2^2 + pr10 * x_3^2 + pr11 * x_4^2 + \\
 & pr12 * x_5^2 + pr13 * x_6^2
 \end{aligned}
 \tag{2.81}$$

Après introduction des données expérimentales dans le logiciel Xlstat, les paramètres du modèle de prédiction de la contrainte résiduelle axiale sont reportés dans le tableau qui suit :

Paramètre	Valeur	Coefficients d'ajustement
pr1	1799,438	Observations = 34 Ddl = 21 $R^2 = 0,802$ $SCE_R = 177463,37$ $CM_R = 8450,637$
pr2	-0,706	
pr3	0,460	
pr4	-1979,425	
pr5	-2,709	
pr6	78,148	
pr7	23,276	
pr8	$-9,1279 \cdot 10^{-05}$	
pr9	$1,1889 \cdot 10^{-04}$	
pr10	0,000	
pr11	$7,9834 \cdot 10^{-03}$	
pr12	3171,331	
pr13	-460,838	

Tableau 2.27 : Paramètres du modèle et coefficients d'ajustement pour σ_{xx} .

Le modèle déterminé par RNL est exprimé par l'équation qui suit :

$$\begin{aligned} \sigma_{xx} = & 1799,438 - 0,706 \cdot \bar{A} + 0,46 \cdot \bar{B} - 1979,425 \cdot n - 2,709 \cdot V_c \\ & + 78,148 \cdot f + 23,276 \cdot a_p - 9,1279 \cdot 10^{-5} \cdot \bar{A}^2 + 1,1889 \cdot 10^{-4} \cdot \bar{B}^2 \\ & + 7,9834 \cdot 10^{-3} \cdot V_c^2 + 3171,331 \cdot f^2 - 460,838 \cdot a_p^2 \end{aligned} \quad (2.82)$$

Le tableau qui suit résume les résultats de prédiction obtenus par le logiciel Xlstat.

Observation	σ_{xx} Expérimentale (MPa)	σ_{xx} Prédite (MPa)	Résidu
Obs1	106,000	106,000	0,000
Obs2	54,000	3,954	50,046
Obs3	-205,000	-134,956	-70,044
Obs4	-24,000	-107,263	83,263
Obs5	-114,000	-102,997	-11,003
Obs6	-29,000	25,288	-54,288
Obs7	-78,000	69,996	-147,996
Obs8	21,000	79,201	-58,201
Obs9	20,000	15,858	4,142
Obs10	119,000	22,836	96,164
Obs11	8,000	70,565	-62,565
Obs12	218,000	87,100	130,900
Obs13	200,000	146,505	53,495
Obs14	10,000	47,817	-37,817
Obs15	-138,000	-92,675	-45,325
Obs16	-154,000	-220,271	66,271
Obs17	-232,000	-283,613	51,613
Obs18	-286,000	-306,566	20,566
Obs19	-330,000	-212,372	-117,628
Obs20	-218,000	-152,966	-65,034
Obs21	-173,000	-251,654	78,654
Obs22	-240,000	-296,334	56,334
Obs23	-324,000	-283,533	-40,467
Obs24	-116,000	-199,432	83,432
Obs25	-17,000	-63,714	46,714
Obs26	-68,000	-91,499	23,499
Obs27	-127,000	-58,813	-68,187
Obs28	96,000	30,571	65,429
Obs29	0,000	43,551	-43,551
Obs30	-83,000	-128,325	45,325
Obs31	-188,000	-255,921	67,921
Obs32	-379,000	-276,635	-102,365
Obs33	-479,000	-331,984	-147,016
Obs34	-280,000	-327,717	47,717

Tableau 2.28 : Valeurs observées et prédites par RNL pour σ_{xx} .

La figure qui suit montre les valeurs observées de (σ_{xx}) et celles prédites par la RNL.

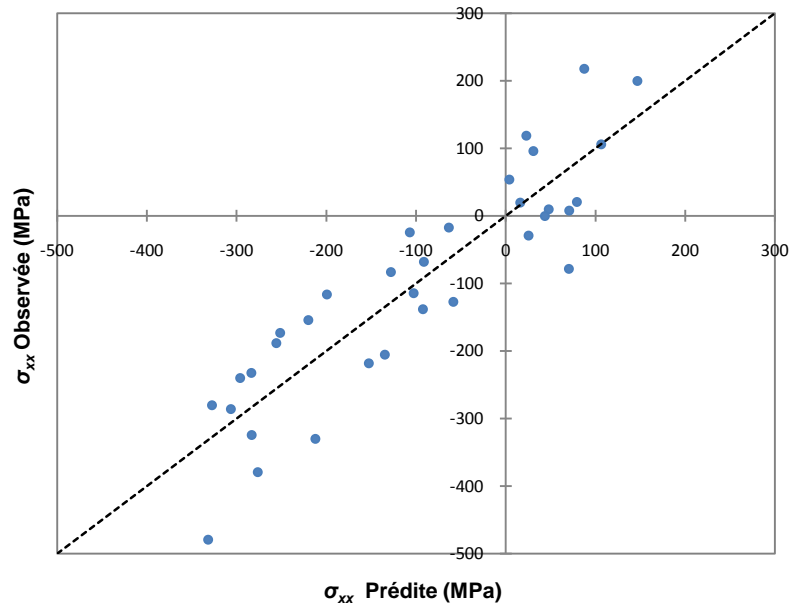


Figure 2.21 : Comparaison des contraintes (σ_{xx}) observée et prédite par RNL.

Nous allons maintenant présenter les résultats de simulation par RNL concernant la prédiction de la contrainte résiduelle circonférentielle. Les paramètres du modèle de prédiction de cette dernière sont reportés dans le tableau qui suit :

Paramètre	Valeur	Coefficients d'ajustement
pr1	-2774,047	Observations = 34 Ddl = 21 $R^2 = 0,633$ $SCE_R = 596540,939$ $CM_R = 28406,711$
pr2	4,097	
pr3	1,581	
pr4	-4095,075	
pr5	-3,405	
pr6	1512,093	
pr7	2586,346	
pr8	$-1,4632 \cdot 10^{-03}$	
pr9	$-1,5717 \cdot 10^{-04}$	
pr10	0,000	
pr11	0,016	
pr12	-9701,376	
pr13	-2101,737	

Tableau 2.29 : Paramètres du modèle et coefficients d'ajustement pour σ_{yy} .

$$\begin{aligned} \sigma_{yy} = & -2774,047 + 4,097 \cdot \bar{A} + 1,581 \cdot \bar{B} - 4095,075 \cdot n - 3,405 \cdot V_c \\ & + 1512,093 \cdot f + 2586,346 \cdot a_p - 1,4632 \cdot 10^{-3} \cdot \bar{A}^2 \\ & - 1,5717 \cdot 10^{-4} \cdot \bar{B}^2 + 0,016 \cdot V_c^2 - 9701,376 \cdot f^2 - 2101,73 \cdot a_p^2 \quad (2.83) \end{aligned}$$

Le tableau qui suit résume les résultats de prédiction de la contrainte circonférentielle obtenus par le logiciel Xlstat.

Observation	σ_{yy} Expérimentale (MPa)	σ_{yy} Prédite (MPa)	Résidu
Obs1	94,000	94,000	0,000
Obs2	-98,000	-141,341	43,341
Obs3	-205,000	-171,553	-33,447
Obs4	-116,000	-168,708	52,708
Obs5	-20,000	-64,960	44,960
Obs6	207,000	377,400	-170,400
Obs7	-60,000	114,596	-174,596
Obs8	103,000	32,568	70,432
Obs9	43,000	55,184	-12,184
Obs10	226,000	211,576	14,424
Obs11	-172,000	-149,999	-22,001
Obs12	224,000	12,365	211,635
Obs13	-52,000	-81,804	29,804
Obs14	2,000	161,776	-159,776
Obs15	-329,000	-120,730	-208,270
Obs16	-186,000	-171,155	-14,845
Obs17	-131,000	-148,539	17,539
Obs18	103,000	119,366	-16,366
Obs19	-523,000	-191,357	-331,643
Obs20	-309,000	-285,527	-23,473
Obs21	109,000	-41,947	150,947
Obs22	-331,000	-412,296	81,296
Obs23	-346,000	-101,052	-244,948
Obs24	473,000	159,272	313,728
Obs25	-99,000	-214,371	115,371
Obs26	-244,000	-260,543	16,543
Obs27	48,000	117,076	-69,076
Obs28	131,000	62,711	68,289
Obs29	32,000	58,028	-26,028
Obs30	113,000	-95,270	208,270
Obs31	-28,000	-145,695	117,695
Obs32	108,000	7,853	100,147
Obs33	-523,000	-386,836	-136,164
Obs34	-297,000	-283,088	-13,912

Tableau 2.30 : Valeurs observées et prédites par RNL pour σ_{yy} .

La figure qui suit montre les valeurs observées de (σ_{yy}) et celles prédites par la RNL.

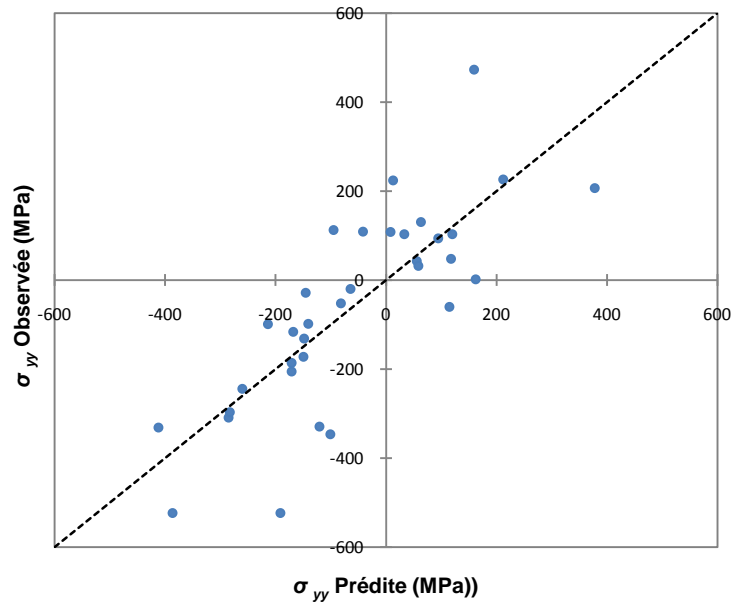


Figure 2.22 : Comparaison des contraintes (σ_{yy}) observée et prédite par RNL.

À travers les résultats de simulation relatifs à la prédiction des contraintes résiduelles, nous pouvons dégager les constatations suivantes :

- Les modèles de prédiction des contraintes résiduelles utilisant la RNL offrent de meilleurs résultats qui se caractérisent par des coefficients de détermination relativement élevés par rapport à la RLM.
- Rechercher d'autres outils qui offrent des prédictions plus performantes ; ceci nous conduit à tenter de tester les Réseaux de Neurones Artificiels et qui feront l'objet des chapitres qui suivent.

Chapitre 3

Réseaux de Neurones Artificiels et leurs applications

Introduction

Dans le présent chapitre, nous allons présenter un aperçu historique sur les réseaux de neurones artificiels, la modélisation d'un neurone artificiel, puis la structure et l'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels. Nous clôturons le chapitre par une revue des différentes applications des réseaux de neurones artificiels dans le domaine de la mécanique et plus particulièrement pour l'usinage par outil coupant.



3.1 Bref historique sur les Réseaux de Neurones Artificiels

Le cerveau humain est considéré comme le siège de l'intelligence, de la créativité, de l'émotivité, de la conscience et de la mémoire. Très tôt l'homme s'est intéressé à cet organe complexe ; en Egypte, au temps des pharaons, les médecins prêtaient une attention particulière au cerveau. Depuis, de nombreux chercheurs ont essayé de connaître le secret de son principe de fonctionnement. Le connexionnisme est le thème technologique relatif à cette recherche.

Les premières recherches dans le domaine du connexionnisme remontent à la fin du 19^{ème} et au début du 20^{ème} siècle dans des activités pluridisciplinaires telles que la physique, la psychologie et la neurophysiologie par des scientifiques tels Hermann Von Helmholtz, Ernst Mach et Ivan Pavlov [Parizeau 2006] ; à cette époque, il s'agissait de théories plutôt générales.

La notion de Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) est apparue en 1943 suite au concept du neurone formel présenté par les neurologues W. McCulloch et W. Pitts [McCulloch 1943], qui est une abstraction du neurone physiologique capable de réaliser des fonctions logiques. La difficulté réside dans la modélisation de la principale qualité humaine ; à savoir : la faculté d'apprentissage.

En 1949, le neuropsychologue D. Hebb [Hebb 1949] propose une règle d'apprentissage dans son ouvrage intitulé : "The organization of behavior: when an axon of cell A is near enough to excite a cell B and repeatedly or persistently takes part in firing it, some growth process or metabolic changes takes place in one or both cells such that A's efficiency as one of the cells firing B, is increased". Cette règle renforce la connexion entre deux neurones si ces derniers sont actifs simultanément.

En 1958, F. Rosenblatt [Rosenblatt 1958] développe le modèle du Perceptron ; c'est un réseau de neurones inspiré du système visuel de l'être humain. Il s'agit d'une structure à deux couches, une d'entrée et une de sortie. Le Perceptron constitue le premier réseau artificiel capable d'apprendre à partir d'exemples. La règle d'apprentissage utilisée se base sur un ajustement itératif des poids.

Dans la même période, B. Widrow et T. Hoff [Widrow 1960] développent un modèle ADALINE (ADAPtive LInear NEuron) qui est la base de la rétro-propagation utilisée aujourd'hui dans les réseaux de neurones multicouches appelés aussi les Perceptrons Multi-Couches (PMC).

En 1969, M. Minsky et S. Papert [Minsky 1969] publient un ouvrage sur le Perceptron et exposent les limites de ce dernier liées à l'impossibilité de traiter des problèmes non linéaires.

En 1972, T. Kohonen et J. Anderson [Kohonen 1972] ont développé indépendamment et simultanément de nouveaux réseaux pouvant servir de mémoires associatives. Également, S. Grossberg [Grossberg 1972] s'est intéressé aux réseaux auto-organisés.

En 1982, J. Hopfield [Hopfield 1982] développe un modèle complètement rebouclé basé sur la règle de Hebb pour définir les notions d'attracteurs et de mémoires associatives dont il analyse la dynamique. Sa découverte a permis de relancer l'intérêt dans les réseaux de neurones qui s'était essoufflé durant les années 1970 à la suite d'un article de Minsky et Papert.

En 1984, était la découverte des cartes de Kohonen [Kohonen 1984] avec un algorithme d'apprentissage de type non supervisé basé sur l'auto-organisation.

En 1985, Ackley et al. [Ackley 1985] développent un modèle connu sous le nom de la machine de Boltzmann apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du Perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme était extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).

Aussi dans la même année (1985), l'algorithme de rétro-propagation du gradient est appliqué aux PMC. Ceci a permis aux RNA de simuler les fonctions que le Perceptron ne pouvait pas apprendre. Une révolution survient alors dans le domaine des RNA ; une nouvelle génération des réseaux de neurones capables de traiter avec succès des phénomènes non linéaires est généralement attribuée à D. Rumelhart, J. McClelland, P. Werbos et Y. LeCun.

Werbos a conçu un mécanisme d'apprentissage pour les PMC permettant de propager l'erreur vers les couches cachées ; ceci a été popularisé en 1986 dans un livre intitulé : "Parallel Distributed Processing" par Rumelhart et al. [Rumelhart 1986].

Ainsi, les réseaux de neurones ont été appliqués dans des domaines aussi variés que la physique, les mathématiques, la biologie, l'économie, l'analyse des processus industriels, etc.

3.2 Modélisation d'un neurone artificiel

Le cerveau humain est constitué d'environ cent milliards de neurones avec des milliers de synapses (connexions) par neurone. Le neurone est une cellule nerveuse composée principalement d'un corps cellulaire, d'un axone et de dendrites. C'est par les dendrites que

l'information est acheminée de l'extérieur vers le corps ou le soma (noyau). Les dendrites forment un maillage de récepteurs nerveux qui permettent d'acheminer vers le corps du neurone des signaux électriques en provenance d'autres neurones. Celui-ci agit comme une espèce d'intégrateur en accumulant des charges électriques. Lorsque le neurone devient suffisamment excité (lorsque la charge accumulée dépasse un certain seuil), il engendre, par un processus électrochimique, un potentiel électrique qui se propage à travers son axone pour éventuellement venir exciter d'autres neurones. Donc, l'information traitée par le neurone chemine le long de l'axone pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. Il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse. La figure qui suit schématise la représentation d'un neurone biologique.

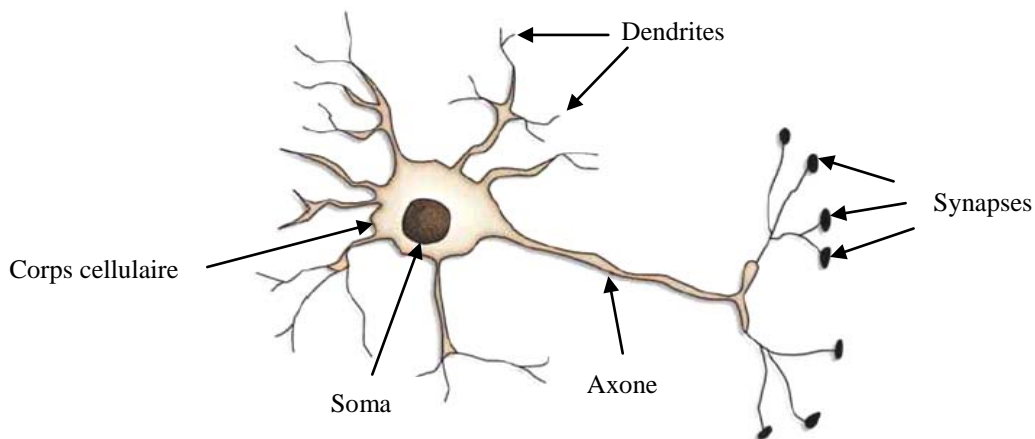


Figure 3.1 : Représentation d'un neurone biologique.

Il semble que c'est l'arrangement spatial des neurones et de leur axone, ainsi que la qualité des connexions synaptiques individuelles qui détermine la fonction précise d'un réseau de neurones biologique. En résumé, les cinq principales fonctions d'un neurone biologique sont :

- la réception des signaux des neurones voisins ;
- l'intégration de ces signaux ;
- la génération d'un influx nerveux ;
- la conduction de cet influx nerveux ;
- la transmission de l'influx nerveux à un autre neurone.

Par analogie au neurone biologique, le comportement du neurone artificiel est décrit principalement par deux phases : la première représente le calcul de la somme pondérée des entrées. À partir de cette valeur, une fonction d'activation (ou de transfert) calcule la valeur de l'état du neurone, c'est cette valeur qui sera transmise aux neurones en aval et qui constitue la seconde phase.

Alors, le neurone artificiel, appelé aussi le neurone formel, est un processeur élémentaire qui reçoit un nombre variable d'entrées en provenance des neurones en amont. À chacune de ses entrées est associée un poids synaptique ou simplement le poids représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur est doté d'une sortie unique qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval. Un poids d'un neurone artificiel représente donc l'efficacité d'une connexion synaptique. Un poids négatif vient inhiber une entrée, alors qu'un poids positif vient l'accentuer. Il importe de retenir que ceci est une grossière approximation d'une véritable synapse qui résulte en fait d'un processus chimique très complexe et dépendant de nombreux facteurs extérieurs encore mal connus ou maîtrisés. Le tableau qui suit montre la transition entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

Neurone biologique	Neurone artificiel
Dendrites	Entrées
Synapses	Poids de connexion
Soma	Sommateur + Fonction d'activation
Axone	Sortie

Tableau 3.1 : Transition entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

Le modèle mathématique du neurone artificiel est illustré par la figure 3.2 (modèle de McCulloch et Pitts, 1943) dont la conception est schématiquement inspirée du fonctionnement du neurone biologique.

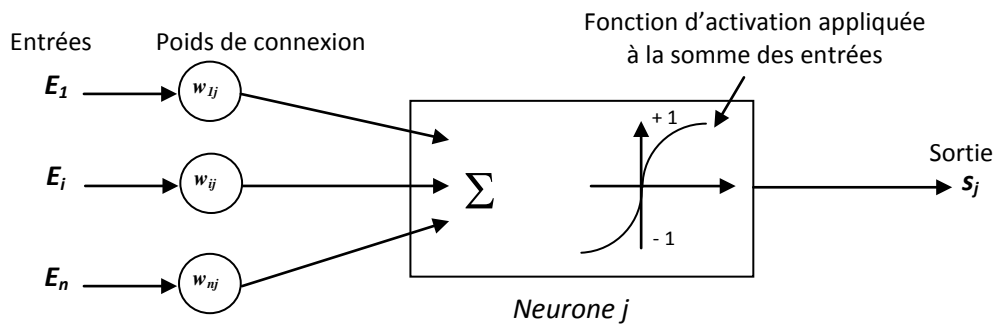


Figure 3.2 : Schéma du neurone formel de McCulloch et Pitts [Baléo 2003].

- E_1, E_2, \dots, E_n : sont les entrées du neurone.
- $w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}$: sont les poids d'entrées du neurone j .
- s_j : est la sortie ou le potentiel du neurone j .

Le modèle d'un neurone artificiel est décrit mathématiquement par deux équations ; à savoir :

$$u_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} \cdot E_i \quad (3.1)$$

$$s_j = g(u_j) \quad (3.2)$$

Où u_j est la somme pondérée des entrées nommée activité du neurone j et g est la fonction

d'activation.

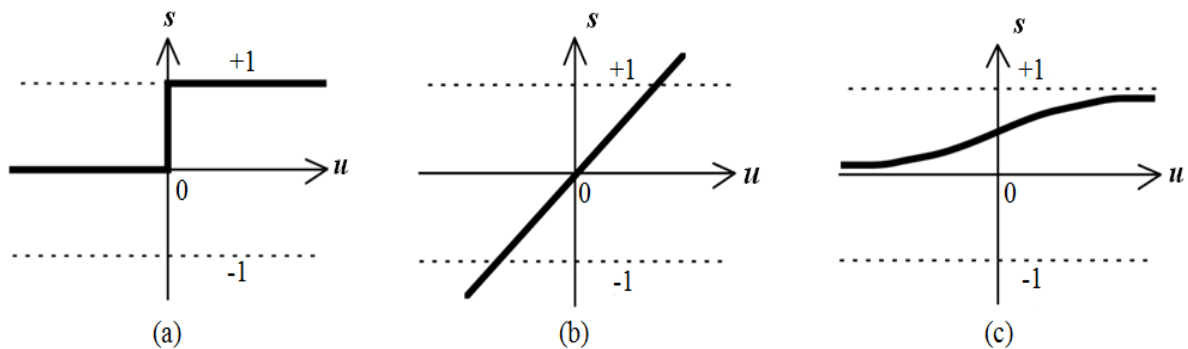
Le neurone formel est ainsi défini comme un processeur mathématique non-linéaire pouvant à tout instant calculer son activité et son potentiel. Aussi, la sortie u_j de l'intégrateur correspond à une somme pondérée des entrées moins ce qu'on nomme le biais b_j du neurone ; soit :

$$u_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} \cdot E_i - b_j \quad (3.3)$$

Le résultat u_j de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b_j s'appelle le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b_j , alors l'argument de g devient positif (ou nul) ; si non, il est négatif.

Les fonctions d'activation (ou fonctions de seuillage, ou encore fonctions de transfert) servent à introduire une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone. Elles déterminent la valeur de l'état du neurone qui sera transmise aux neurones en aval.

Il existe de nombreuses fonctions d'activation, les plus utilisées sont reportées sur la figure qui suit.



Fonctions d'activation.

(a) fonction seuil, (b) fonction linéaire et (c) fonction sigmoïde.

- ✓ La fonction d'activation seuil (fonction de Heaviside) est une fonction à deux états (0 ou 1) définie par :

$$s = \begin{cases} 1 & \text{si } u \geq 0 \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (3.4)$$

- ✓ La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement l'entrée à la sortie :

$$s = u \quad (3.5)$$

- ✓ La fonction de transfert sigmoïde est une extension continue et dérivable de la fonction de Heaviside ; son équation est donnée par :

$$s = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (3.6)$$

Le lecteur peut se référer à l'annexe 1 pour connaître d'autres formes de la fonction d'activation.

3.3 Structure des Réseaux de Neurones Artificiels

L'interconnexion des neurones artificiels forme un réseau qui diffère selon le type de connexions entre les neurones. Par définition, les RNA sont des processeurs élémentaires fortement connectés fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit [Dreyfus 2002].

Les RNA sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. Si l'information dans le réseau se propage de la couche d'entrée à celle de sortie, on dit qu'il est de type feed-forward.

Du point de vue de la modélisation mathématique, un RNA peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaires (neurones) opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids et des biais.

On peut définir la structure d'un RNA par :

1. **Les entrées** : qui peuvent être booléennes, binaires (0, 1), bipolaires (-1, 1) ou réelles.
2. **La fonction d'entrée totale qui définit le prétraitement effectué sur les entrées** : elle peut être booléenne, linéaire, affine ou polynomiale de degré supérieur à deux.
3. **La fonction d'activation** : qui permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale.
4. **La fonction de sortie** : elle calcule la sortie d'un neurone en fonction de son état d'activation. En général, cette fonction est considérée comme la fonction identité. Elle peut être binaire (0, 1), bipolaire (-1, 1) ou réelle.

Une couche de neurones peut être représentée par le schéma de la figure qui suit.

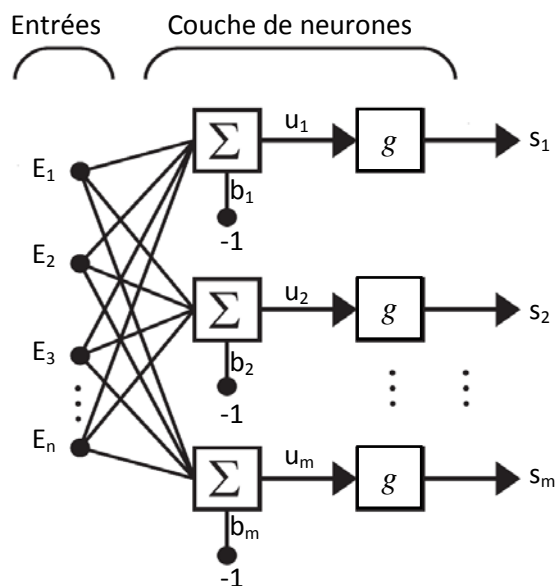


Figure 3.4 : Schéma d'une couche de (m) neurones [Hagan 2014].

Dans le cas d'un réseau de neurones artificiels avec multiples couches, la structure peut être schématisée par la figure 3.5.

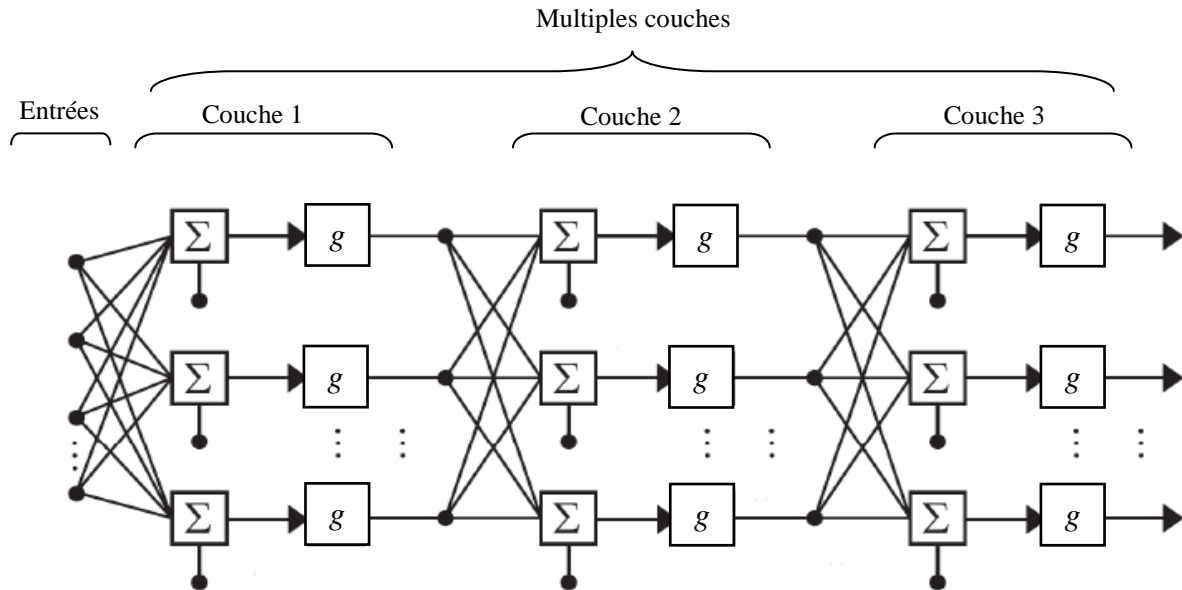


Figure 3.5 : Schéma d'un réseau de neurones multicouches.

En général, nous distinguons trois types principaux de couches :

1. **Couche d'entrée** : pour cette couche, les valeurs d'entrée du réseau sont transmises aux neurones des couches cachés.
2. **Couches cachées** : chaque neurone de ces couches, qui reçoit l'information des couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids et les biais, puis il la transforme selon sa fonction d'activation. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.
3. **Couche de sortie** : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone.

Un RNA peut admettre deux structures ; à savoir :

- Réseau de neurones statique, appelé aussi un réseau non bouclé.
- Réseau de neurones dynamique ou récurrent, appelé aussi un réseau bouclé.

Dans un réseau de neurones statique, le temps n'intervient pas de façon significative ; par contre, un réseau dynamique contient des rebouclages partiels ou totaux entre neurones présentant une évolution dépendante du temps.

3.3.1 Réseau de neurones statique

Un réseau de neurones statique est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux dont le flux d'informations circule des entrées vers les sorties sans retour

en arrière. Le graphe des connexions du réseau non bouclé est acyclique.

Il existe deux types de réseaux de neurones statiques : les réseaux de neurones complètement connectés (figure 3.6) et les réseaux de neurones à couches (figure 3.7).

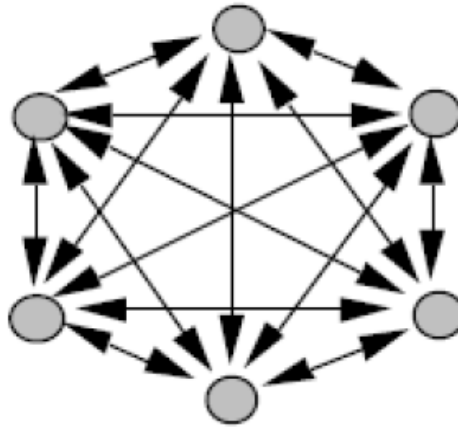


Figure 3.6 : Réseau de neurones complètement connectés.

Dans un réseau de neurones complètement connectés, les entrées et les neurones (cachés et de sortie) sont tous numérotés. Pour chaque neurone, les entrées sont toutes celles du réseau ainsi que les sorties de neurones de numéro inférieur. La sortie de ce même neurone est connectée aux entrées de tous les neurones de numéro supérieur.

Dans le cas des réseaux de neurones à couches, les neurones cachés sont organisés en couches. Les neurones d'une même couche n'étant pas connectés entre eux. Les réseaux de neurones statiques à couches dont les neurones cachés ont une fonction d'activation sigmoïde sont des PMC [Dreyfus 2002].

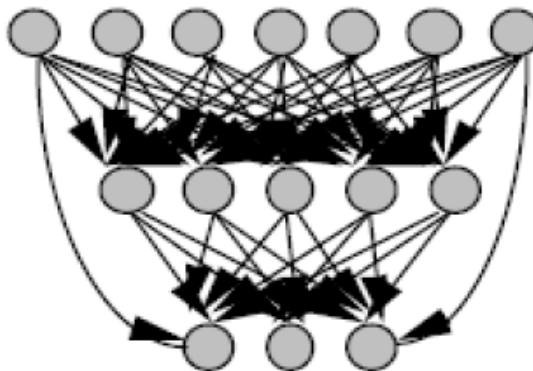


Figure 3.7 : Réseau de neurones à couches.

3.3.2 Réseau de neurones dynamique

Un réseau de neurones dynamique permet d'utiliser la sortie passée du réseau comme entrée à l'itération actuelle (figure 3.8). Les réseaux de neurones dynamiques sont séparés en deux classes, d'une part, les réseaux associatifs (Hopfield, 1982), et, d'autre part, les réseaux bouclés utilisées essentiellement pour l'identification et la commande des processus (Dreyfus, 1998).

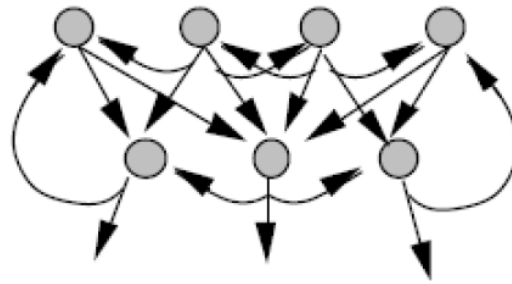


Figure 3.8 : Réseau de neurones dynamique.

Un réseau de neurones formels apprend par l'exemple, par association et comparaison d'un nombre de cas connus à l'avance en termes de réponse. En pratique, un grand nombre d'observations lui sont présentées, consistant en un vecteur d'entrées et un vecteur de sorties, et le calcul des poids synaptiques est réalisé afin que le réseau remplisse la tâche qui lui est affectée ; ce processus constitue l'apprentissage.

3.4 Apprentissage des Réseaux de Neurones Artificiels

L'apprentissage par définition est le fait d'intégrer une information à une structure qui sera stockée en mémoire et utilisée chaque fois que la situation l'exige. Le point déterminant du développement d'un réseau de neurones est son apprentissage. Il s'agit d'une procédure adaptative par laquelle les connexions des neurones sont ajustées face à une source d'informations [Hebb 1949], [Rumelhart 1986].

Un ensemble de règles bien définies permettant de réaliser un tel processus d'adaptation des poids des connexions constitue ce qu'on appelle l'algorithme d'apprentissage du réseau. L'algorithme d'apprentissage des RNA permet de minimiser, par des méthodes d'optimisation, une fonction coût qui constitue une mesure de l'écart entre la réponse du RNA aux exemples des données (à l'expérience). Initialement, les poids et les biais sont initialisés avec des valeurs aléatoires. Le processus d'apprentissage peut être schématisé par la figure qui suit.

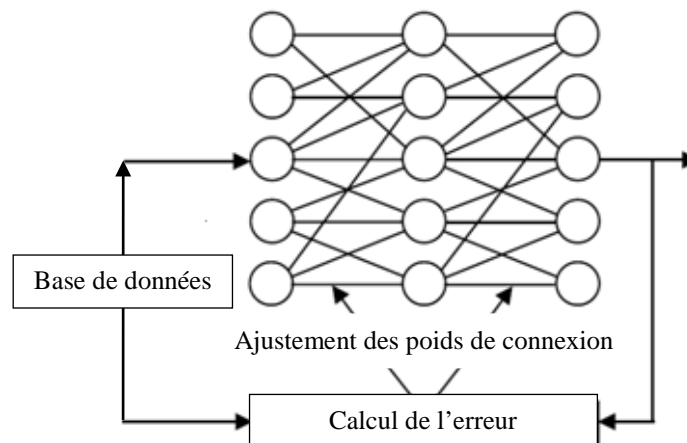


Figure 3.9 : Processus d'apprentissage.

Une méthode d'optimisation modifie les poids et les biais au fur et à mesure des itérations pendant lesquelles on présente la totalité des exemples (couples expérimentaux de vecteurs d'entrée et de sortie) afin de minimiser l'écart entre les sorties calculées et les sorties expérimentales (ou observées).

Afin d'éviter les problèmes de sur-apprentissage, la base d'exemples est principalement divisée en deux parties : la base d'apprentissage et la base de test. En effet, si les poids et les biais sont optimisés sur tous les exemples, on obtient une précision très satisfaisante sur ces exemples mais on risque de ne pas pouvoir généraliser le modèle à de nouvelles données. À partir d'un certain nombre d'itérations, le réseau ne cherche plus l'allure générale de la relation entre les entrées et les sorties du système mais s'approche trop près des points et apprend le bruit [Ammar 2007].

Sur la figure qui suit, on observe qu'au début de l'apprentissage, pour les premières itérations, l'erreur sur la base d'apprentissage est grande étant donné que les poids et les biais initiaux sont choisis aléatoirement.

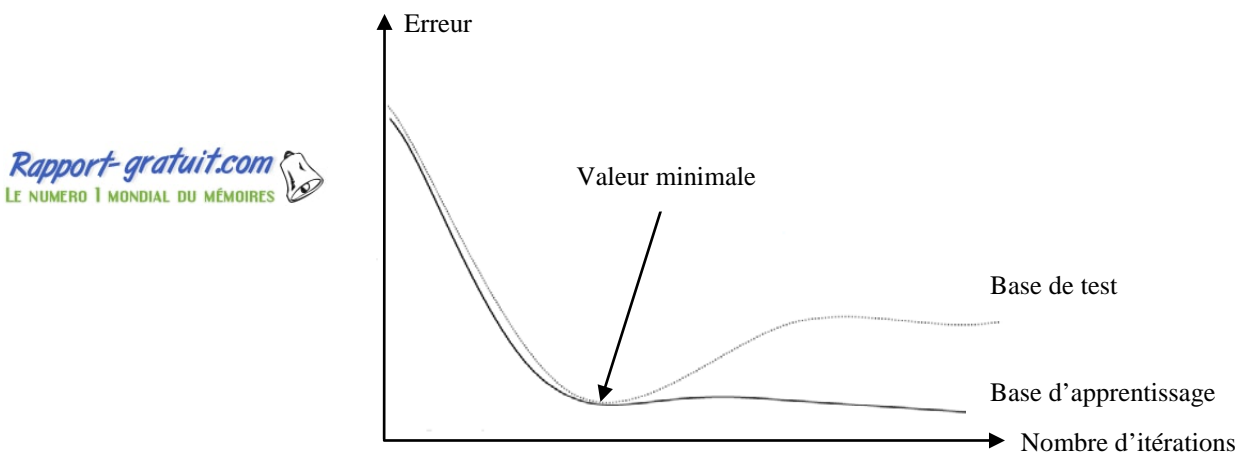


Figure 3.10 : Erreur d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations.

Ensuite, cette erreur diminue avec le nombre d'itérations. L'erreur sur la base de test diminue puis augmente à partir d'un certain nombre d'itérations. Les poids et les biais retenus sont ceux qui minimisent l'erreur sur la base de test. Il arrive qu'à force d'apprendre à un réseau de neurones toujours sur le même exemple celui-ci devient inapte à reconnaître autre chose que les éléments présents dans l'exemple. Le réseau ne cherche plus l'allure générale de la relation entre les entrées et les sorties du système mais cherche à reproduire les allures de l'exemple. On parle alors de sur-apprentissage, le réseau est devenu trop spécialisé et ne généralise plus correctement. Ce phénomène apparaît aussi lorsqu'on utilise trop de connexions cachées, la phase d'apprentissage devient alors trop longue (trop de paramètres réglables dans le système) et les performances du réseau, en général, deviennent moins satisfaisantes.

3.4.1 Types d'apprentissage

Au niveau des algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, un ensemble de données d'entrée et de sortie désirée est fourni au réseau de neurones et le processus d'apprentissage vise à minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie calculée par le réseau de neurones. Autrement dit, à partir d'une base de données constituée de valeurs d'entrée et de sortie connues, l'apprentissage supervisé consiste à modifier l'architecture du réseau en ajustant itérativement les valeurs des poids de connexion afin de minimiser une fonction d'erreur entre les sorties calculées et observées. En l'absence de sortie issue du superviseur, on parle d'apprentissage non supervisé (ou auto-organisé). La figure qui suit schématise l'apprentissage supervisé.

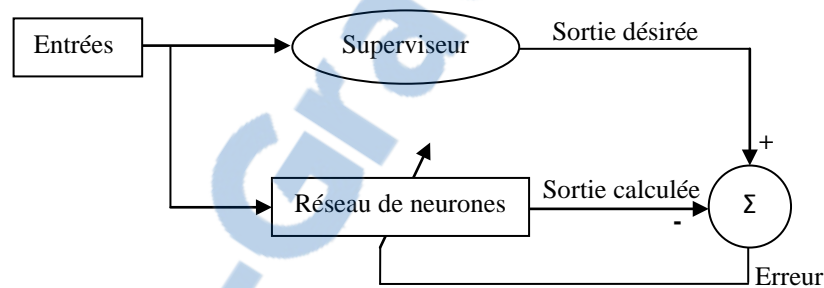


Figure 3.11 : Apprentissage supervisé.

En addition à ces deux types d'apprentissage supervisé et non supervisé, on rencontre l'apprentissage par renforcement et l'apprentissage compétitif. L'apprentissage par renforcement permet de contourner certaines limitations de l'apprentissage supervisé. Il peut être considéré comme une espèce d'apprentissage supervisé mais avec un indice de satisfaction scalaire au lieu d'un signal d'erreur vectoriel. Lorsqu'une action (décision) prise par le réseau engendre un indice de satisfaction positif, alors la tendance du réseau à prendre cette action doit être renforcée. Autrement, la tendance à prendre cette action doit être diminuée. En pratique, l'usage de l'apprentissage par renforcement est complexe à mettre en œuvre.

L'apprentissage compétitif, comme son nom l'indique, consiste à faire compétition entre les neurones d'un réseau pour déterminer lequel sera actif à un instant donné. Contrairement aux autres types d'apprentissage où, généralement, tous les neurones peuvent apprendre simultanément et de la même manière, l'apprentissage compétitif produit un vainqueur ainsi qu'un ensemble de neurones voisins du vainqueur. Seuls ce vainqueur et, potentiellement, son voisinage bénéficient d'une adaptation de leur poids [Parizeau 2006].

3.4.2 Règles d'apprentissage

Plusieurs règles d'apprentissage ont été mises en œuvre ; à savoir : la règle de Hebb, la règle d'apprentissage du Perceptron, la règle de Widrow-Hoff ou la règle Delta ou la règle LMS (Least Mean Square), la rétro-propagation du gradient ou la règle Delta généralisée. Le premier algorithme qui a résolu le problème d'apprentissage des PMC est celui de rétro-propagation du gradient, publié par Rumelhart et al. en 1986. La découverte d'une méthode générale d'apprentissage supervisé des PMC a joué un rôle majeur dans leur reconnaissance comme outil de résolution de nombreux problèmes.

- **Algorithme de rétro-propagation du gradient** : L'algorithme de rétro-propagation est l'apprentissage supervisé le plus utilisé ; des applications spectaculaires telles que la démonstration de Sejnowski et Rosenberg (1987) dans laquelle l'algorithme est utilisé dans un système qui apprend à lire un texte. Un autre succès fût la prédiction des cours du marché boursier (Refenes et al. 1994 ; Lee et al. 1996) et la détection de la fraude dans les opérations par cartes de crédit (Dorransoro et al. 1997) [Ammar 2007].

L'apprentissage consiste à minimiser une fonction coût en cherchant les valeurs optimales des poids de connexion (y compris le biais). La sortie calculée étant une fonction de ces poids ; elle est dérivable par rapport aux poids. Cette dérivée est nommée gradient, et au sens strict, l'algorithme de rétro-propagation est l'algorithme de calcul de ce gradient.

Un algorithme d'apprentissage peut être décomposé en deux étapes [Baléo 2003] :

- Dans une première étape, un exemple est présenté à l'entrée et les signaux sont propagés jusqu'à la sortie à travers les poids de connexion. L'algorithme de rétro-propagation consiste en un calcul du gradient pour chaque exemple. Le gradient total du réseau est obtenu en sommant les gradients calculés pour chaque exemple.

- Le gradient est ensuite utilisé pour déterminer les valeurs des poids qui minimisent la fonction coût. Ce minima peut être global ou local ; or, la fonction coût est une fonction non linéaire des poids, et il est impossible de trouver des solutions ponctuelles pour les minima : des algorithmes d'optimisation sont utilisés pour une recherche itérative dans l'espace des poids selon une succession de la forme :

$$W(k + 1) = W(k) + \Delta W(k) \quad (3.7)$$

Où W est le vecteur des poids et ΔW est l'incrément de W .

Les méthodes d'optimisation les plus couramment utilisées sont la méthode de descente du gradient ou un algorithme du second ordre (Quasi-Newton, Levenberg-Marquardt).

Brièvement, ΔW est évalué selon différentes règles comme suit :

- Règle de Hebb :

$$\Delta W = \alpha_a (s \cdot E) \quad (3.8)$$

Où s est l'activité post-synaptique du neurone, E est l'activité pré-synaptique du neurone, et α_a est le taux ou le pas d'apprentissage.

- Règle d'apprentissage du Perceptron :

$$\Delta W = \alpha_a (c - s) \cdot E \quad (3.9)$$

Avec s est le vecteur des sorties calculées, E est le vecteur des entrées, et c est le vecteur des observations.

À titre indicatif, l'algorithme d'apprentissage pour un perceptron à un seul neurone est schématisé comme suit.

Algorithme d'apprentissage :

Etape 1- Initialisation

Mettre les poids initiaux $w_1(0), w_2(0), \dots, w_n(0)$ ainsi que le seuil $b(0)$ à des valeurs aléatoires dans un intervalle fixé. Mettre le taux d'apprentissage α_a à une petite valeur positive.

Etape 2- Activation

Activer le perceptron en appliquant les intrants $E_1(k), E_2(k), \dots, E_n(k)$ et l'extrant désiré $c(k)$. Calculer l'extrant actuel à l'itération $k = 1$.

$$s(k) = g \left[\sum_{i=1}^n w_i(k) E_i(k) - b \right]$$

Où g est la fonction d'activation du neurone.

Etape 3- Entraînement des poids

Mettre à jour les poids du perceptron

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \Delta w_i(k)$$

Où $\Delta w_i(k)$ est la correction de poids à l'itération k .

La correction de poids est calculée par la règle d'apprentissage suivante :

$$\Delta w_i(k) = \alpha_a \cdot e(k) \cdot E_i(k)$$

Où $e(k) = c(k) - s(k)$ est le résidu à l'itération k .

Etape 4- Itération

Augmenter k de 1, retourner à l'étape 2 et répéter le procédé jusqu'à convergence.

- Règle Delta :

$$\Delta W = -\alpha_a \frac{\partial F}{\partial W} \quad (3.10)$$

Avec F est la fonction coût ou l'indice de performance exprimé par l'équation qui suit :

$$F = \sum_{k=1}^P [c(k) - s(k)]^2 = \sum_{k=1}^P [e(k)]^2 \quad (3.11)$$

Où P étant le nombre d'exemples de la base d'apprentissage.

L'algorithme estime à la $k^{\text{ème}}$ itération l'erreur quadratique instantanée $e^2(k)$ en calculant les dérivées de cette dernière par rapport aux poids et au biais ; soit :

$$\frac{\partial e^2(k)}{\partial w_i} = 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial w_i} \quad (3.12)$$

$$\frac{\partial e^2(k)}{\partial b} = 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial b} \quad (3.13)$$

En utilisant la relation (3.3) avec l'hypothèse que la fonction de transfert est linéaire, nous pouvons écrire ce qui suit :

$$\frac{\partial e(k)}{\partial w_i} = \frac{\partial [c(k) - s(k)]}{\partial w_i} = \frac{\partial c(k)}{\partial w_i} - \frac{\partial [\sum_1^n w_i E_i - b]}{\partial w_i} \quad (3.14)$$

Ainsi, nous obtenons les relations qui suivent :

$$\frac{\partial e(k)}{\partial w_i} = -E_i \quad (3.15)$$

$$\frac{\partial e(k)}{\partial b} = 1 \quad (3.16)$$

En faisant appel aux équations (3.10), (3.12) et (3.13), l'estimation des poids et du biais se détermine ainsi :

$$W(k+1) = W(k) + 2\alpha_a e(k)E \quad (3.17)$$

$$b(k+1) = b(k) - 2\alpha_a e(k) \quad (3.18)$$

À noter que l'algorithme de rétro-propagation des erreurs est une généralisation de la règle Delta. De même, cet algorithme repose sur la minimisation d'une fonction coût définie comme étant la somme, sur l'ensemble des exemples d'apprentissage, des carrés de la différence entre les sorties observées (cibles) et les réponses du réseau (calculées).

La procédure d'optimisation est donc très semblable à celle de la règle Delta. Cependant, il faut faire face à deux difficultés supplémentaires. Premièrement, les fonctions de transfert des neurones ne sont plus nécessairement linéaires. Leur dérivée partielle ne sera donc plus constante. Deuxièmement, nous ne possédons des sorties désirées (cibles) que pour les neurones de la couche de sortie. C'est surtout cette deuxième observation qui va nous poser problème.

- **Algorithme de Levenberg-Marquardt** : La méthode de Levenberg-Marquardt (LM) est particulièrement robuste et efficace. Elle est devenue l'algorithme de référence pour la minimisation de problèmes de moindres carrés non linéaires.

Levenberg et Marquardt proposent de déterminer le gradient G_k et le Hessien H_k selon les équations (3.19) et (3.20) exprimées par :

$$G_k = J_k^T \cdot F_k \quad (3.19)$$

$$H_k = J_k^T \cdot J_k + \mu \cdot I \quad (3.20)$$

Où J_k est la Jacobienne, F_k est la fonction coût, μ est un scalaire et I est la matrice identité.

À noter que si μ est grand alors l'algorithme est l'équivalent de celui de la descente du gradient avec un taux d'apprentissage faible. Si μ est nul, il s'agit de la méthode de Gauss-Newton. L'utilisation de l'algorithme LM implique une convergence accélérée du RNA. Toutefois cet algorithme, comme la majorité d'autres algorithmes, est très sensible à l'initialisation des poids des neurones lors de la création du réseau.

Aussi, des méthodes complémentaires sont utilisées pour optimiser la phase d'apprentissage afin que le phénomène de sur-apprentissage disparaisse telles que la technique de la régularisation, l'early stopping et la normalisation des données.

- **Régularisation :** D'une manière générale, la technique de régularisation consiste à imposer des contraintes ou à apporter une information supplémentaire sur l'évolution des poids du réseau de neurones.

La Régularisation Bayésienne (RB) est l'une des techniques de régularisation qui suppose que les poids et les biais suivent des distributions spécifiques (les paramètres sont estimés au fur et à mesure de l'apprentissage) et donne, en général, des résultats très satisfaisants. La figure qui suit montre l'intérêt d'utilisation de la technique RB.

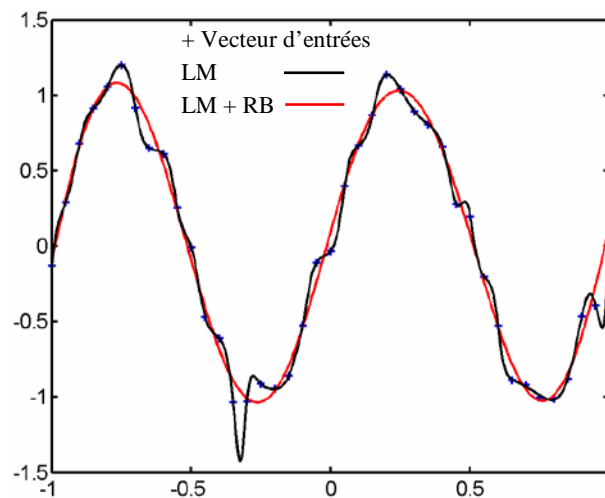


Figure 3.12 : Comparaison entre les tracés avec LM et LM + RB.

- **Early stopping :** Cette technique consiste à diviser les données disponibles en trois lots distincts : le premier sert à entraîner le réseau de neurones, le second est utilisé pour la validation du réseau, et le troisième permet de vérifier que la généralisation est correcte. L'erreur de validation doit normalement diminuer au cours du processus d'apprentissage. Quand le réseau commence à apprendre par cœur, le biais augmente ; alors, l'erreur de validation recommence à croître et on arrête alors la phase d'apprentissage.

- **Normalisation des données :** Afin d'améliorer la performance des réseaux neuronaux

multicouches, il est préférable de normaliser les données d'entrée et de sortie de telle sorte qu'elles se trouvent dans l'intervalle $[-1, 1]$.

3.5 Conception d'un Réseau de Neurones Artificiels

La construction d'un réseau de neurones peut être décomposée en cinq (05) grandes étapes synthétisées sur la figure qui suit [Baléo 2003].

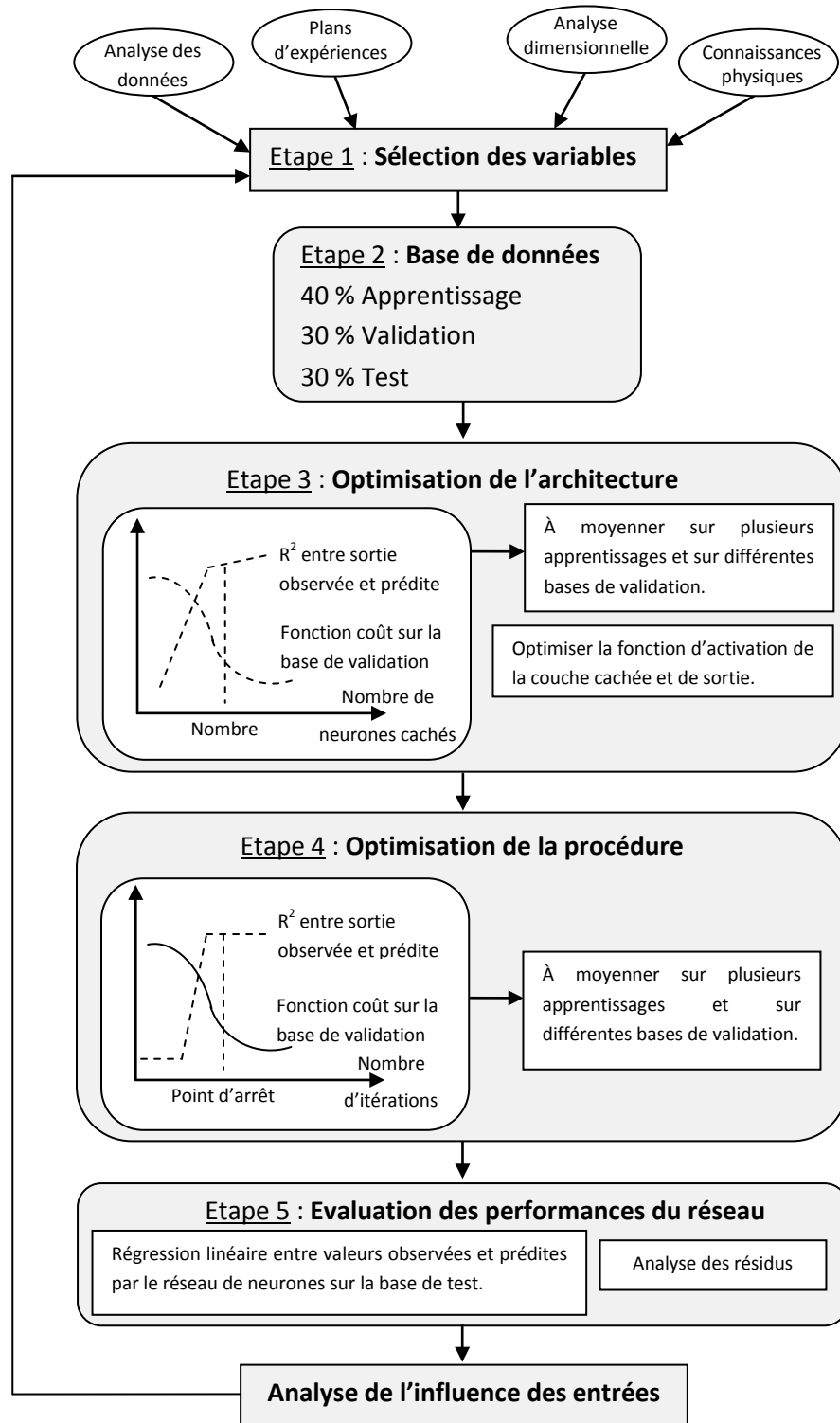


Figure 3.13 : Etapes de construction d'un réseau de neurones [Baléo 2003].

Une fois les variables d'entrée sélectionnées et la base de données répartie, il convient

d'optimiser le choix de l'architecture du réseau de neurones, d'optimiser la procédure d'apprentissage, et, enfin, d'évaluer les performances du réseau de neurones élaboré. Il s'agit plutôt d'une synoptique présentant le cas le plus courant des PMC.

• **Étape 1** : Il convient après avoir collecté des mesures expérimentales sur un certain nombre de variables de minimiser leur nombre afin de modéliser le procédé étudié et de sélectionner les plus pertinentes par rapport à la sortie du réseau. Ceci sera réalisé par des méthodes telles que l'analyse dimensionnelle et/ou les plans d'expérience.

• **Étape 2** : Une fois les variables d'entrée sont sélectionnées, la base de données est séparée aléatoirement en trois (03) sous-bases :

- La première est utilisée pour l'apprentissage proprement dit afin d'ajuster les valeurs des poids de connexion.
- La seconde, dite de validation ou de vérification, est utilisée pendant l'apprentissage pour régler des paramètres tels que le nombre de neurones cachés.
- La troisième sous-base, dite de test, permet d'établir la capacité de généralisation du réseau élaboré.

Les pourcentages relatifs aux trois sous-bases et indiqués sur la figure 3.13 peuvent être modifiés. Souvent les deux premières sous-bases sont rassemblées dans une même sous-base dite sous-base d'apprentissage.

• **Étape 3** : Suite aux étapes 1 et 2, il convient d'optimiser le choix de l'architecture du réseau de neurones en termes : de modèle neuronal, nombre de couches, nombre de neurones cachés, fonction d'activation, etc.

Le choix du modèle neuronal se fait selon l'application projetée ; à cet effet, il existe un grand nombre de modèles neuronaux : statiques ou dynamiques à apprentissage supervisé, et des modèles à apprentissage non supervisé.

Pour le choix du nombre de neurones cachés, il faut trouver le juste milieu entre un faible nombre de neurones cachés qui augmente la probabilité d'atteindre un minimum local et un nombre trop élevé qui risque d'induire une mauvaise capacité de généralisation du réseau élaboré.

Dans le cas (le plus courant) où l'apprentissage est effectué avec l'algorithme de rétro-propagation du gradient, la fonction d'activation de type tangente hyperbolique permet un apprentissage plus rapide pour les neurones cachés. Quant à la couche de sortie, la fonction d'activation linéaire est souvent utilisée.

• **Étape 4** : L'apprentissage d'un réseau de neurones se décompose en deux parties :

- La détermination du gradient de la fonction coût par l'algorithme de rétro-propagation.

- L'utilisation de ce gradient dans un algorithme d'optimisation afin de déterminer les valeurs des poids de connexion qui minimisent la fonction coût.

Le coût étant une fonction non linéaire des poids, la procédure de recherche est itérative et le terme incrémental des poids (Δw) est évalué en utilisant un algorithme d'optimisation. Elle consiste à se déplacer en un point, à trouver une direction de descente du coût dans l'espace des poids, puis à se déplacer d'un pas suivant cette direction. Un nouveau point est ainsi atteint, et l'on répète la procédure jusqu'à l'obtention d'un critère d'arrêt satisfaisant.

Selon le nombre de poids considéré, différents algorithmes d'optimisation sont choisis ; à savoir :

- Un faible nombre de poids : Algorithme de Levenberg-Marquardt.
- Un nombre modéré de poids : Méthode Quasi-Newton.
- Un nombre élevé de poids : Méthode de la Descente du gradient conjugué.

Un algorithme d'apprentissage comprend un point de départ, constitué par les valeurs aléatoires initiales des poids de connexion, et un point d'arrêt. Ce dernier pouvant être déterminé selon différents critères, par exemple :

- un nombre maximal d'itérations,
- une durée maximale de calcul,
- ou une valeur minimale atteinte par la fonction coût.

• **Étape 5** : Les résultats obtenus par le réseau de neurones élaboré sont analysés statistiquement en étudiant la régression linéaire entre les valeurs des sorties observées et prédites. Différents paramètres statistiques sont utilisables ; outre, le coefficient de détermination, des indicateurs tels que l'erreur moyenne résiduelle, l'écart-type résiduel, et le coefficient de détermination avec intervalle de confiance.

Nous allons maintenant reporter les domaines d'application des Réseaux de Neurones Artificiels.

3.6 Domaines d'application des Réseaux de Neurones Artificiels

Le domaine d'application le plus courant des réseaux de neurones est la reconnaissance de formes. Ces formes peuvent être des caractères manuscrits (codes postaux, chèques, etc.), de la typographie (listings, journaux, etc.), des empreintes digitales, des visages, etc. Ils sont également employés en reconnaissance de la parole, traitement du signal (détection sismique, détection de pannes, etc.), aide à la décision (assurances, prêts bancaires, etc.).

Aussi, ils sont utilisés pour la modélisation des procédés industriels ; cette modélisation est réalisée avec trois objectifs :

- la détection d'anomalies ;
- l'aide à la conception et/ou à la conduite de processus ;
- la prédiction de phénomènes.

Les applications industrielles utilisant ou pouvant utiliser des réseaux de neurones sont extrêmement nombreuses, et il serait vain de vouloir les décrire toutes. Le tableau qui suit présente une liste exhaustive d'applications de réseaux de neurones dans différents domaines [Baléo 2003].

Domaine	Applications	Modèle neuronal	Référence
Thermique	• Modélisation de la conduction de chaleur d'une barre métallique.	PMC	Bulsari, 1995
	• Prédiction du flux de chaleur critique dans le cas d'écoulement d'eau en ébullition refroidie.		Mazzola, 1966
	• Modélisation des écoulements d'air dans les bâtiments.		Krauss et <i>al.</i> , 1997
Imagerie	• Reconnaissance de visages.	PMC	Abdi, 1994
	• Caractérisation vidéo de mousses en flottation.	RN auto-organiseurs	Moolman et <i>al.</i> , 1995
Bancaire	• Reconnaissance de chiffres manuscrits.	PMC (3 couches cachées)	Dreyfus, 1992
Robotique	• Modélisation de l'actionneur hydraulique d'un bras de robot.	PMC bouclé	Rivals et <i>al.</i> , 1995 Miesbach et Scürmann, 1992
	• Contrôle de systèmes hydrauliques asservis.	PMC (2 couches cachées)	Burton et <i>al.</i> , 1999
	• Modélisation et commande d'un véhicule 4x4 autonome par action sur le volant, l'accélérateur et le frein.	Non précisé	Rivals et <i>al.</i> , 1995
Informatique	• Analyse de la qualité d'un logiciel.	PMC	Pinior, 1992
Mathématiques	• Approximation de fonctions et de leurs dérivées.	PMC	Nguyen-Thien et Tran-Cong, 1999
Médecine	• Détection d'attaques épileptiques.	Non précisé	Hamilton et Hufnagel, 1992
	• Aide au diagnostic médical à partir de cris de nourrissons.	Réseau de Kohonen	Schuchhardt et <i>al.</i> , 1992
Physicochimie	• Établissement de Relations Quantitatives Structure-Activité (QSAR)	PMC	Andrea et Kalayeh, 1991 Wikel et Dow, 1993 Duprat et <i>al.</i> , 1998 Brasquet et Le Cloirec, 1999
	• Prédiction de la concentration en azote d'effluents à partir de caractéristiques du bassin versant.		Lek et <i>al.</i> , 1999
	• Contrôle de la viscosité d'un polymère - détermination des variables déterminantes (pression et température).		Hayes et Qin, 1995
	• Détection d'anomalie dans un procédé de polymérisation.	Réseau auto-associatif RN adaptatif	Fujiwara, 1995 Watanabe, 1995
	• Modélisation du temps de séjour de pâte à papier dans un raffineur de copeaux de bois.	PMC empilés	Lanouette et <i>al.</i> , 1999
	• Simulation et contrôle d'un four à chaux.	PMC (2 couches cachées)	Ribeiro et Dourado-Correia, 1995

Agroalimentaire	• Aide à la formulation d'une nouvelle boisson.	PMC	Trystram et <i>al.</i> , 1995
	• Caractérisation de la qualité (couleur) de biscuits.		
Finance	• Prédiction de l'évolution d'un portefeuille d'actions.	Réseau neuroflou	SFJTI, 1993
Vie quotidienne	• Contrôle de climatisation ou de machine à laver.	Non précisé	SFJTI, 1993
Chimie	• Mesure de concentrations en composés chimiques	PMC bouclé	Schenker et Agarwal, 1995
	• Modélisation de réactions cinétiques d'extraction et de précipitation.	PMC	Aldrich et Van Deventer, 1995
	• Modélisation de la toxicité de composés chimiques.	Non précisé	Kaiser et Niculescu, 1999
	• Détermination de la composition chimique de sédiments.	PMC	Udelhoven et Schütt, 2000
	• Modélisation des vitesses d'oxydation du 2-octanol par l'acide nitrique.		Molga et <i>al.</i> , 2000
Géophysique	• Modélisation du potentiel de liquéfaction à partir de données sismiques et de caractéristiques du sol.	PMC	Goh, 1994
Environnement	• Prédiction des performances d'une usine de traitement d'eau.	PMC	Hamoda et <i>al.</i> , 1999
	• Prédiction d'indicateurs relatifs à la qualité biologique des rivières de Grande-Bretagne à partir de paramètres environnementaux.	PMC (2 couches cachées)	Walley et Fontama, 1998
	• Subroutine d'un programme de modélisation d'un bassin tampon.	PMC	Neelakantan et Pundarikanthan, 2000
	• Estimation des contributions de différentes sources à des pollutions atmosphériques.	PMC à plusieurs sorties	Song et Hopke, 1996
	• Adsorption de micropolluants sur charbon actif.	PMC	Brasquet et Le Cloirec, 1999
Métallurgie	• Diagnostic de percée à la coulée continue.	Non précisé	SFJTI, 1993

Tableau 3.2 : Domaines d'application des Réseaux de Neurones Artificiels.

Aussi, les Réseaux de Neurones Artificiels ont connu une application massive dans le domaine du Génie de procédés. Le lecteur peut se référer à la référence [Baléo 2003] pour plus de détails.

À travers, cet aperçu sur les domaines d'application des Réseaux de Neurones Artificiels, il en ressort que l'utilisation de ces derniers ne cesse d'augmenter dans plusieurs activités de recherche. Aussi, de nombreuses publications sur ce sujet ont permis de résoudre des problèmes présentant une complexité difficile à résoudre avec des modèles analytiques.

Pour nos développements, nous nous sommes intéressés à la modélisation du procédé de tournage dur en utilisant les Réseaux de Neurones Artificiels. À cet effet, nous considérons la prédiction, d'une part, des efforts de coupe, et, d'autre part, des contraintes résiduelles. Dans ce qui suit, nous allons relater quelques travaux scientifiques consacrés à notre problématique. Szecsi [Szecsi 1999] a élaboré un modèle permettant de prédire les efforts de coupe lors de

l'usinage basé sur les RNA. Le réseau utilisé est de type feed-forward multicouches avec l'algorithme de rétro-propagation utilisé pour l'apprentissage. Des données issues d'expériences ont été employées pour l'apprentissage du réseau.

Hao *et al.* [Hao 2006] ont développé un modèle de prédiction des efforts de coupe sur un outil rotatif autopropulsé (SPRT) (Self-Propelled Rotary Tool) basé sur les RNA. Ils ont utilisé deux algorithmes d'apprentissage : l'algorithme de rétro-propagation et l'algorithme hybride qui associe un algorithme génétique à la rétro-propagation à (GA-BP). Une comparaison a été menée sur les deux modèles. Ils ont montré que le réseau GA-BP prédit mieux les efforts de coupe.

Aykut *et al.* [Aykut 2007] ont proposé une méthode pour l'évaluation des efforts de coupe dans un procédé de fraisage en utilisant les RNA. La conception du réseau a été effectuée en utilisant la rétro-propagation et les algorithmes de Levenberg-Marquardt et du gradient conjugué pour l'apprentissage. Les résultats ont donné un pourcentage d'erreur APE (Average Percentage Errors) entre les sorties du réseau (calculées) et les résultats expérimentaux de 2 % pour l'apprentissage et 10 % pour le test.

Li *et al.* [Li 1999] ont conçu un modèle hybride basé sur une approche analytique en utilisant le modèle d'Oxley combiné avec un modèle de RNA afin de prédire les efforts de coupe, la température à l'interface outil-copeau et la géométrie du copeau, puis à évaluer la rugosité de la surface usinée, l'usure des outils et la géométrie de brise-copeau. Les résultats enregistrés ont montré des erreurs de moins de 5 % sur la prédiction de l'usure de l'outil et de 20 % sur la rugosité de la surface usinée et la géométrie de brise-copeau.

Zuperl et Cus [Zuperl 2004] ont étudié la prédiction des efforts de coupe générées pendant un processus de fraisage en bout faite par des RNA. Ils ont constaté que le réseau avec une fonction d'activation à base radiale nécessite plus de neurones qu'un réseau avec l'algorithme de rétro-propagation dans la phase d'apprentissage. Ainsi, le modèle neuronal avec l'algorithme de rétro-propagation a donné de bons résultats vis-à-vis des modèles analytiques de la coupe des métaux.

Makhfi *et al.* [Makhfi 2013] ont développé un modèle prédictif des efforts de coupe en tournage dur par les RNA. Le réseau étudié est un feed-forward de type Perceptron Multi-Couches utilisant l'algorithme de rétro-propagation, une régularisation bayésienne et l'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt. Une architecture comprenant 4 entrées et 3 sorties a été adoptée. Les neurones cachés ont une fonction d'activation de type tangente hyperbolique, et les neurones de sortie utilisent une fonction linéaire. La meilleure structure a été obtenue pour onze (11) neurones cachés avec un APE (*Average Percentage Error*) inférieur à 11.47 %.

Umbrello *et al.* [Umbrello 2008] et Ambrogio *et al.* [Ambrogio 2006] ont développé des modèles théoriques permettant de déterminer les conditions de coupe requises pour aboutir à un état de contraintes résiduelles donné en utilisant les RNA.

Karataş *et al.* [Karataş 2009] ont opté pour un RNA avec l'algorithme de rétro-propagation pour l'apprentissage. Ils ont exploité les résultats de mesures expérimentales comme données d'entraînement et de test pour déterminer les contraintes résiduelles en fonction des conditions de grenailage.

Makhfi *et al.* [Makhfi 2011] ont développé un modèle prédictif de l'état des contraintes résiduelles en tournage dur par les RNA. Le réseau étudié est un feed-forward de type Perceptron Multi-Couches utilisant l'algorithme de rétro-propagation. Une architecture comprenant 6 entrées et 2 sorties a été adoptée. Les résultats obtenus ont confirmé l'efficacité de la configuration adoptée.

Le chapitre qui suit sera consacré à la modélisation par les Réseaux de Neurones Artificiels du procédé de tournage dur. Les résultats de prédiction des composantes de l'effort de coupe et des contraintes résiduelles seront présentés.

Chapitre 4

Développement de RNA pour la prédiction des efforts de coupe et des contraintes résiduelles en tournage dur

Introduction

Nous allons présenter dans ce chapitre la démarche adoptée pour le développement de Réseaux de Neurones Artificiels dédiés, d'une part, à la prédiction des composantes de l'effort de coupe, et, d'autre part, à l'estimation des contraintes résiduelles lors d'un tournage dur. Les résultats de simulation seront confrontés à ceux déterminés par l'approche expérimentale.

Le présent chapitre sera scindé en deux volets principaux : le premier est réservé au Réseau de Neurones Artificiels développé pour la prédiction des composantes de l'effort de coupe ; le second volet est consacré au Réseau de Neurones Artificiels élaboré pour l'estimation des contraintes résiduelles.

4.1 Développement d'un Réseau de Neurones Artificiels pour la prédiction de l'effort de coupe en tournage dur

La connaissance des composantes de l'effort de coupe s'avère d'un apport non négligeable dans la conduite d'un procédé d'usinage car ils permettent l'optimisation des paramètres de coupe, le choix des outils et des machines, le contrôle des vibrations, le choix des trajectoires d'outils, etc. À cet effet, nous avons développé un outil de modélisation et d'optimisation à base de RNA adapté à la prédiction des trois composantes de l'effort de coupe en tournage dur (voir figure 1.11) ; à savoir : l'effort d'avance F_f , l'effort radial F_r et l'effort tangentiel F_t .

4.1.1 Approche expérimentale

4.1.1.1 Procédé d'usinage

Dans la présente étude, notre investigation est relative au tournage dur qui peut être défini comme une opération de tournage (chariotage) sur des aciers traités et durcis thermiquement ayant une dureté de 40 HRC à 60 HRC. Ce procédé vient de compléter voire remplacer la rectification conventionnelle qui est souvent longue et coûteuse lors de l'usinage de pièces de précision. En effet, le tournage dur offre la possibilité de remplacer plusieurs opérations de rectification consécutives par une seule opération de tournage dur. Il permet aussi d'enlever des taux de matière supérieurs à celui de la rectification.

4.1.1.2 Matériau usiné

Le matériau usiné est l'acier à roulement 100Cr6 livré à l'état recuit sous forme de tubes. Il a été traité thermiquement pour obtenir deux microstructures différentes (avec et sans présence de carbures) d'une dureté de 40 HRC à 60 HRC.

La composition chimique de l'acier 100Cr6 a été vérifiée à l'aide d'un spectromètre

d'émission à étincelle. Les résultats obtenus concordent avec ceux préconisés par la norme AFNOR. Le tableau qui suit donne la composition chimique de l'acier 100Cr6 à l'état recuit [Habak 2006].

% en masse	% C	% Cr	% Cu	% S	% Si	% Mo	% Mn	% P
Valeur AFNOR	0.95-1.1	1.35-1.6	< 0.35	< 0.025	0.15-0.35	< 0.10	0.2-0.4	< 0.03
Valeur mesurée	1.05	1.481	0.033	0.018	0.239	0.01	0.365	0.009

Tableau 4.1 : Composition chimique de l'acier 100Cr6 à l'état recuit.

Comme le montre la figure qui suit, la structure de l'acier 100Cr6 à l'état initial avant traitement est constituée de carbures dispersés dans une matrice ferritique à faible teneur en carbone et une très faible présence d'inclusions.

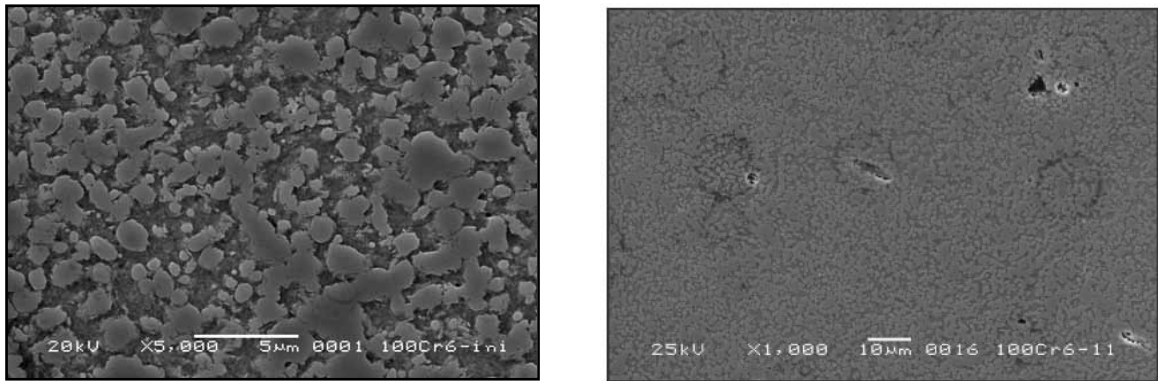


Figure 4.1 : Microstructure au MEB de l'acier 100Cr6 à l'état initial [Habak 2006].

- **Acier 100Cr6 avec carbures**

Pour obtenir des tubes de 100Cr6 avec présence de carbures non dissous, les échantillons à l'état recuit ont été austénitisés à 850 °C dans un four pendant 30 minutes et ensuite trempés dans de l'eau à 30 °C. Plusieurs températures de revenu ont été choisies pour obtenir des tubes de différentes valeurs de dureté.

Température de revenu (°C) / maintien (heures)	Dureté (HRC)
500 / (1h)	45
400 / (1h)	50
250 / (1h)	55
Trempé	60

Tableau 4.2 : Température de revenu et duretés correspondantes [Habak 2006].

La micrographie de la figure 4.2, obtenue par MEB, montre la microstructure de l'acier 100Cr6 avec carbures d'une dureté de 55 HRC. La microstructure obtenue est une matrice de martensite avec de nombreux carbures non dissous ; se sont ces carbures qui régissent la dureté du matériau.

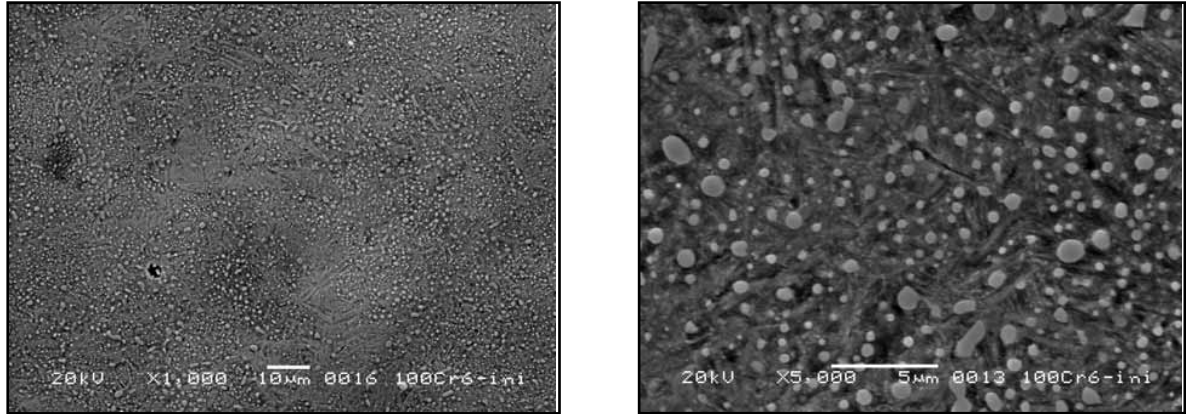


Figure 4.2 : Microstructure au MEB de l'acier 100Cr6 avec carbures [Habak 2006].

- **Acier 100Cr6 sans carbures**

Afin de dissoudre tous les carbures, les tubes ont été austénitisés à 1000 °C (température de dissolution de tous les carbures) et soumis à une transformation isotherme dans un four à bain de sel à 225 °C pendant 7 heures, et ce pour obtenir une dureté de 55 HRC. Des maintiens à d'autres températures ont été effectués afin d'avoir différentes duretés.

Température de trempe étagée (°C)	Temps de maintien	Dureté HRC
350	2 h 45 min	45
275	5 h	50
225	7 h	55

Tableau 4.3 : Température de transformation et duretés relatives [Habak 2006].

Comme nous l'observons sur la figure qui suit obtenue par MEB, la microstructure après ce traitement thermique est une structure bainitique.

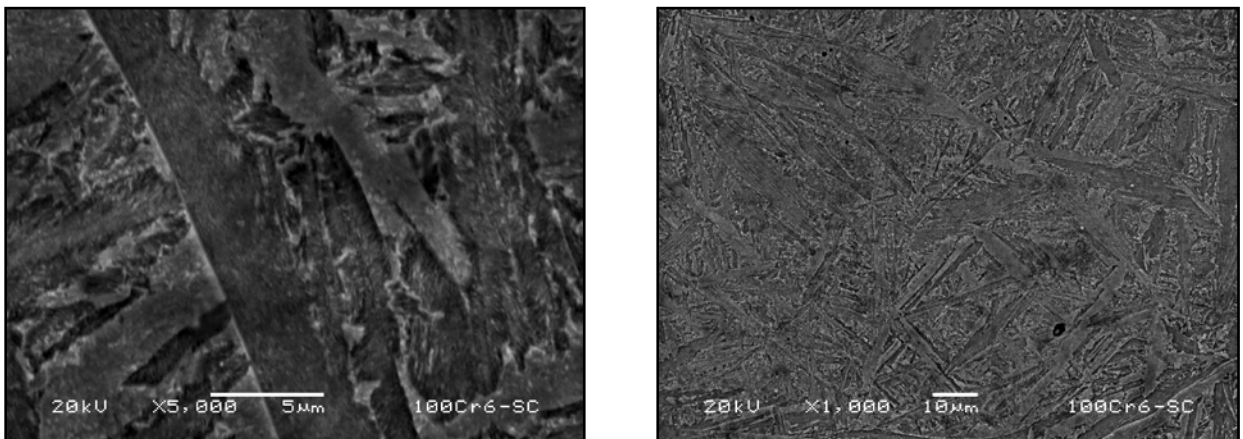


Figure 4.3 : Microstructure au MEB de l'acier 100Cr6 sans carbures [Habak 2006].

La figure 4.4 présente l'évolution des microstructures de l'acier 100Cr6 sans carbures en fonction de la dureté. Comme nous le constatons, la taille de la bainite évolue avec la dureté. Cette différence est liée aux traitements thermiques réalisés.

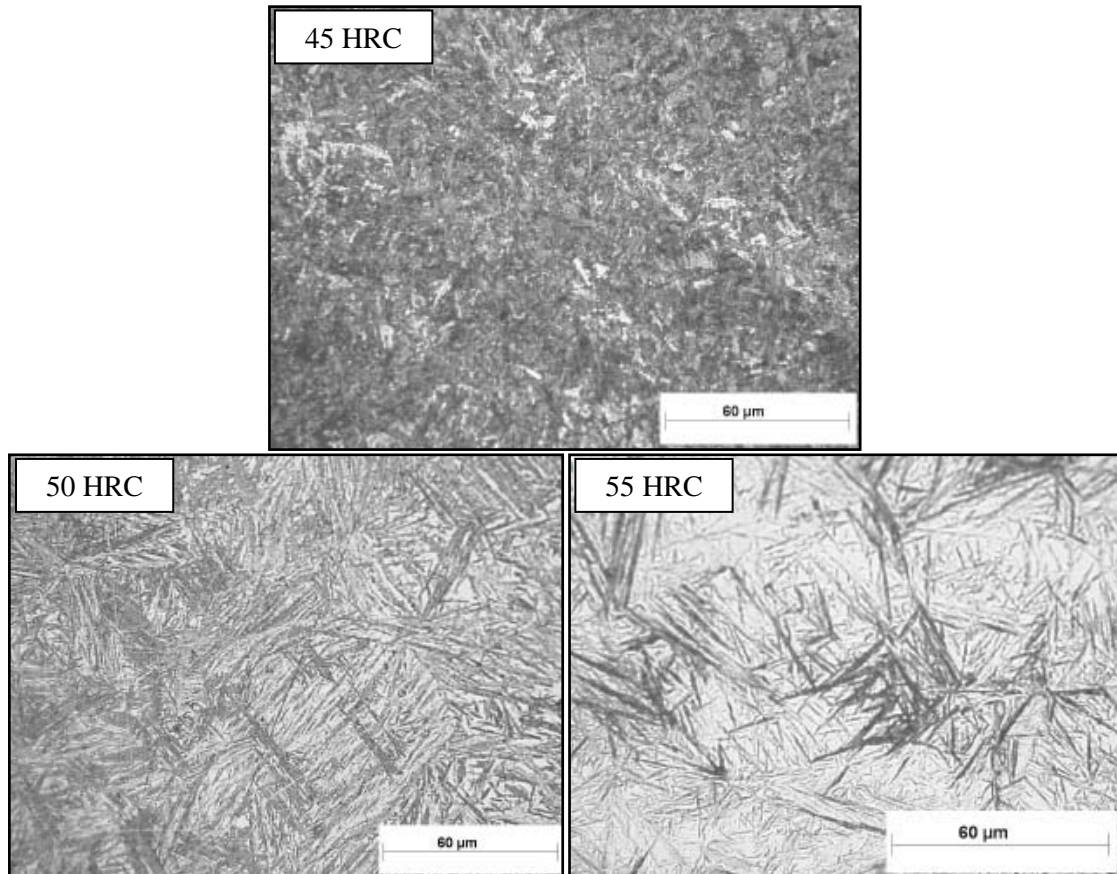


Figure 4.4 : Evolution de la microstructure de l'acier 100Cr6 sans carbures avec la dureté [Habak 2006].

4.1.1.3 Choix de l'outil de coupe

L'usinage des matériaux durs nécessite des outils de coupe plus tenaces. En tournage dur, les plaquettes utilisées peuvent être en carbure, en diamant synthétique, en céramique, en Nitrure de Bore cubique (cBN). Ces dernières sont les plus utilisées car elles possèdent une bonne ténacité avec une dureté élevée.

Le cBN peut être considéré comme étant le matériau synthétique le plus dur après le diamant qui possède une bonne résistance à l'abrasion et à l'oxydation à haute température. Le pourcentage du cBN dans l'outil de coupe joue un rôle sur la valeur de sa conductivité thermique ; plus, le pourcentage est élevé plus la conductivité est grande. Ainsi, l'outil peut jouer le rôle de dissipateur de chaleur ou de barrière thermique. Dans le cas où il possède une mauvaise conductivité thermique la majorité de la chaleur générée par la coupe est évacuée dans le copeau.

Des essais de chariotage ont été réalisés sur un tour à commande numérique de type RAMO (RACN 82). Les expérimentations se sont toutes déroulées dans des conditions de coupe à sec en utilisant des plaquettes de type cBN du fournisseur Sumitomo de nuance BNX 10 [Habak 2006].

La nuance BNX 10 est un cBN non revêtu adaptée pour les hautes vitesses de coupe. Les caractéristiques géométriques de la plaquette sont données dans le tableau 4.4.

Nuance Sumitomo	Désignation	Angle de dépouille α (degré)	Rayon de bec r_ϵ (mm)	L (mm)	s (mm)	d (mm)	d1 (mm)
BNX 10	VBGW 160408 NC-2	5	0.8	16.6	4.76	9.525	4.4

Tableau 4.4 : Caractéristiques géométriques de la plaquette [Habak 2006].

Aussi, les caractéristiques physiques de la plaquette utilisée sont reportées dans le tableau qui suit.

Nuance Sumitomo	Revêtement	Dureté (GPa)	Conductivité thermique (W/mK)	TRS* (GPa)
BNX 10	sans	27-31	40	800-900

*Transverse Rupture Strength.

Tableau 4.5 : Caractéristiques physiques de la plaquette [Habak 2006].

4.1.1.4 Mesure des efforts de coupe et morphologie des copeaux

La mesure des trois composantes de l'effort de coupe est faite à l'aide d'une plaine dynamométrique de marque Kistler. Un exemple de mesure de ces composantes en tournage dur est schématisé par la figure qui suit.

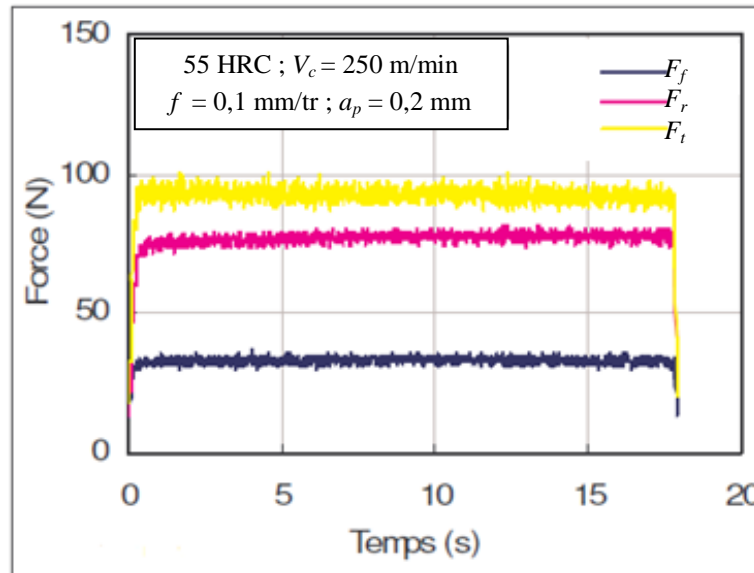


Figure 4.5 : Relevé typique des composantes de l'effort de coupe mesuré lors du chariotage de l'acier 100Cr6 sans carbures [Habak 2006].

Sur cette dernière figure, on observe la présence d'un régime transitoire correspondant à la pénétration de l'outil de coupe dans la matière, puis les efforts atteignent un régime stationnaire avec la présence d'une faible fluctuation autour de leurs valeurs moyennes considérées comme étant les valeurs mesurées des composantes de l'effort de coupe. Ce sont ces valeurs qui sont prises en compte dans les relevés.

La compréhension de certains phénomènes associés au procédé d'usinage passe forcément par l'analyse des copeaux produits. La figure 4.6 représente différentes morphologies macrographiques et micrographiques des copeaux obtenus pour différentes duretés [Habak 2006]. On remarque que la morphologie des copeaux dépend fortement de la dureté du matériau usiné. En effet, dans le cas d'une dureté de 45 HRC, les copeaux observés sont continus. En revanche, lorsque la dureté augmente (55 HRC), on voit apparaître des copeaux de plus en plus discontinus avec formation de bandes de cisaillement intense.

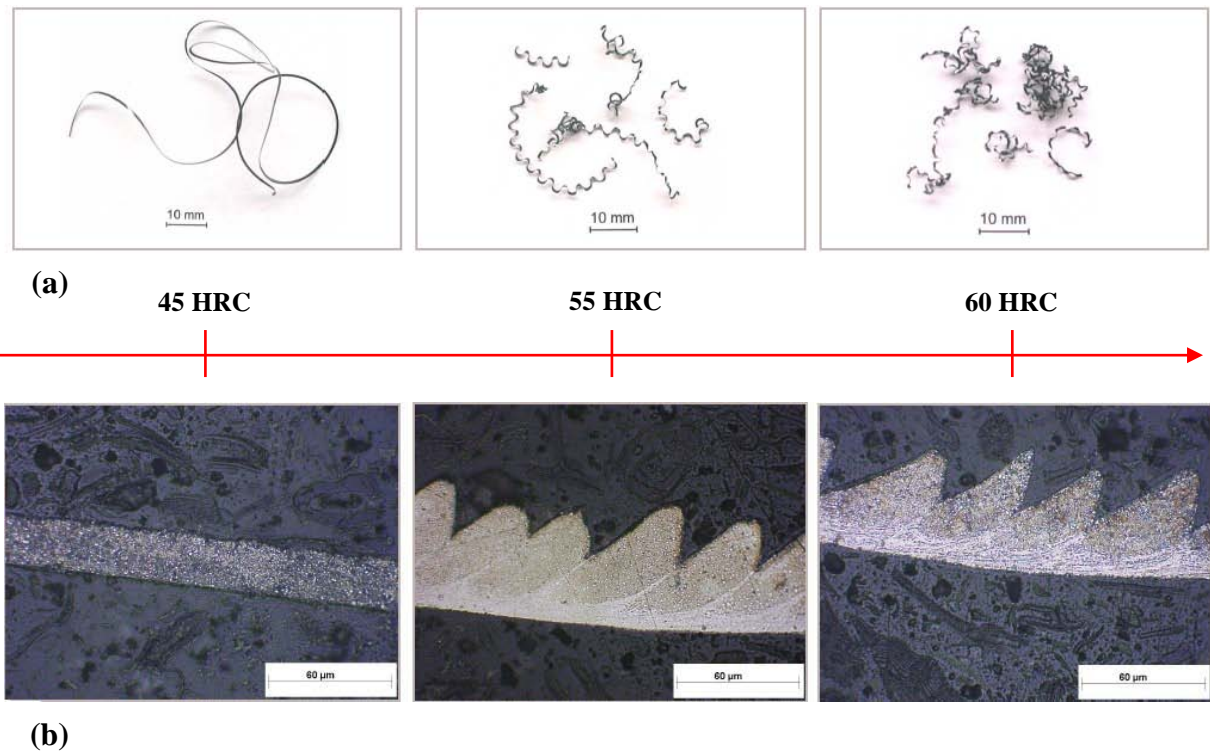


Figure 4.6 : Morphologie des copeaux selon la dureté de l'acier 100Cr6 avec carbures.
(a) Observation macrographique (b) Observation micrographique.
($V_c = 150$ m/min ; $f = 0,1$ mm/tr et $a_p = 0,2$ mm).

4.1.2 Conception du Réseau de Neurones Artificiels

4.1.2.1 Choix et préparation des données

Le processus d'élaboration d'un RNA commence toujours par le choix et la préparation des données d'entrée et de sortie (ou exemples) du réseau. À cet effet, il faut déterminer les données qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser. Dans ce premier volet, les entrées utilisées pour alimenter le RNA élaboré sont les conditions liées directement au processus de coupe ; à savoir : les paramètres de coupe (vitesse de coupe V_c , l'avance f et la profondeur de passe a_p) et la dureté HRC du matériau à usiner. Les trois composantes de l'effort de coupe ; à savoir : l'effort d'avance F_f , l'effort radial F_r et l'effort tangentiel F_t sont les sorties du réseau.

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

Les différentes composantes de l'effort mesurées lors de la coupe et utilisées pour la base d'apprentissage du RNA sont reportées dans le tableau qui suit.

N° d'exemple	Conditions de coupe				Efforts de coupe		
	<i>HRC</i>	V_c (m/min)	f (mm/tr)	a_p (mm)	F_f (N)	F_r (N)	F_t (N)
1	45	100	0,1	0,2	55,81	102,60	127,14
2	45	150	0,05	0,2	20,23	50,52	50,04
3	45	150	0,1	0,2	27,64	70,66	82,64
4	45	150	0,1	0,3	60,05	117,77	135,27
5	45	150	0,15	0,2	42,25	115,01	135,60
6	45	200	0,1	0,2	32,82	78,86	90,70
7	50	100	0,1	0,2	41,36	110,99	106,12
8	50	150	0,05	0,2	34,89	102,99	68,77
9	50	150	0,1	0,4	90,41	157,68	178,67
10	50	150	0,2	0,2	58,09	193,25	168,47
11	50	200	0,1	0,1	35,84	97,29	93,98
12	51,5	50	0,1	0,2	44,31	102,87	116,84
13	51,5	150	0,1	0,2	37,73	101,78	97,76
14	51,5	250	0,1	0,2	36,80	96,79	94,55
15	51,5	300	0,1	0,4	59,04	111,98	135,02
16	54	100	0,1	0,2	34,01	85,25	96,05
17	54	150	0,05	0,2	23,40	58,13	55,61
18	54	150	0,1	0,3	57,34	114,92	131,04
19	54	150	0,15	0,2	40,27	110,19	127,85
20	54	150	0,2	0,2	45,01	140,02	159,01
21	54	200	0,1	0,2	35,26	91,26	92,00
22	55,25	50	0,1	0,2	51,46	140,99	120,74
23	55,25	150	0,1	0,2	29,57	74,71	86,18
24	55,25	200	0,1	0,2	17,90	57,63	61,39
25	55,25	300	0,1	0,2	32,36	97,29	91,68

Tableau 4.6 : Données expérimentales pour l'apprentissage du RNA.

Afin de développer une application à base de RNA, il est nécessaire de scinder la base de données en deux sous-bases : une pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour tester le réseau élaboré et déterminer ses performances. Dans notre cas, la base ou la sous-base d'apprentissage est constituée de 25 exemples ; ceci représente un taux de 70 % par rapport au nombre total des exemples qui est de 35.

Une fois le RNA est développé, des tests s'imposent afin de vérifier la qualité de ses prédictions. Cette étape permet de connaître la qualité du réseau élaboré en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de la base d'apprentissage. À cet effet, 10 exemples ont été réservés pour la base ou la sous-base de test reportée dans le tableau qui suit.

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

N° d'exemple	Conditions de coupe				Efforts de coupe		
	HRC	V_c (m/min)	f (mm/tr)	a_p (mm)	F_f (N)	F_r (N)	F_t (N)
26	45	150	0,08	0,2	28,01	68,62	75,25
27	45	150	0,12	0,1	16,04	60,37	62,84
28	50	150	0,1	0,3	65,80	154,11	142,81
29	50	150	0,15	0,2	46,37	139,42	136,84
30	51,5	50	0,1	0,4	57,83	115,47	140,18
31	51,5	300	0,1	0,2	32,29	89,28	92,64
32	54	150	0,1	0,2	32,30	90,61	93,54
33	54	150	0,1	0,4	82,76	142,35	172,37
34	55,25	100	0,1	0,2	33,38	80,99	95,66
35	55,25	250	0,1	0,2	33,48	77,61	92,81

Tableau 4.7 : Données expérimentales pour le test du RNA.

Afin d'améliorer la convergence de l'algorithme d'apprentissage, il faut cadrer les données dans des intervalles de valeurs restreintes. Il s'agit de ramener les données des bases d'apprentissage et de test à des ordres de grandeur allant, par exemple, de -1 à 1. À cet effet, nous avons utilisé le logiciel Matlab pour normaliser les données dans l'intervalle [-1, 1]. Le tableau qui suit reporte les données normalisées des bases d'apprentissage et de test.

N° d'exemple	Conditions de coupe				Efforts de coupe		
	HRC	V_c (m/min)	f (mm/tr)	a_p (mm)	F_f (N)	F_r (N)	F_t (N)
Base d'apprentissage normalisée							
1	-1	-0,6	-0,33333333	-0,33333333	0,06951728	-0,27023051	0,19878722
2	-1	-0,2	-1	-0,33333333	-0,88732016	-1	-1
3	-1	-0,2	-0,33333333	-0,33333333	-0,68804626	-0,71778883	-0,4931198
4	-1	-0,2	-0,33333333	0,33333333	0,18354175	-0,05766132	0,3251963
5	-1	-0,2	0,33333333	-0,33333333	-0,29514589	-0,09633574	0,3303273
6	-1	0,2	-0,33333333	-0,33333333	-0,54874277	-0,60288657	-0,36779911
7	-0,02439024	-0,6	-0,33333333	-0,33333333	-0,31908027	-0,15266587	-0,12804167
8	-0,02439024	-0,2	-1	-0,33333333	-0,49307516	-0,26476564	-0,70877711
9	-0,02439024	-0,2	-0,33333333	1	1	0,5015764	1
10	-0,02439024	-0,2	1	-0,33333333	0,13083232	1	0,84140558
11	-0,02439024	0,2	-0,33333333	-1	-0,46752723	-0,34463673	-0,31680012
12	0,26829268	-1	-0,33333333	-0,33333333	-0,23974721	-0,26644714	0,03863795
13	0,26829268	-0,2	-0,33333333	-0,33333333	-0,41670028	-0,28172073	-0,2580269
14	0,26829268	0,6	-0,33333333	-0,33333333	-0,44171037	-0,35164296	-0,3079375
15	0,26829268	1	-0,33333333	1	0,15638026	-0,13879353	0,32130918
16	0,75609756	-0,6	-0,33333333	-0,33333333	-0,51674062	-0,51334688	-0,28461479
17	0,75609756	-0,2	-1	-0,33333333	-0,80207073	-0,89336509	-0,91339501
18	0,75609756	-0,2	-0,33333333	0,33333333	0,1106629	-0,09759686	0,25942626
19	0,75609756	-0,2	0,33333333	-0,33333333	-0,34839317	-0,16387585	0,20982663
20	0,75609756	-0,2	1	-0,33333333	-0,22092241	0,25411616	0,69431703

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

21	0,75609756	0,2	-0,33333333	-0,33333333	-0,48312492	-0,42913193	-0,3475861
22	1	-1	-0,33333333	-0,33333333	-0,04746538	0,26770826	0,099277
23	1	-0,2	-0,33333333	-0,33333333	-0,63614361	-0,66103832	-0,43807821
24	1	0,2	-0,33333333	-0,33333333	-0,94997983	-0,90037133	-0,82352484
25	1	1	-0,33333333	-0,33333333	-0,56111335	-0,34463673	-0,35256161
Base de test normalisée							
26	-1	-0,2	-0,6	-0,33333333	-0,678096	-0,7463743	-0,608023
27	-1	-0,2	-0,06666667	-1	-1	-0,8619772	-0,8009796
28	-0,0243902	-0,2	-0,33333333	0,33333333	0,338174	0,4515519	0,4424318
29	-0,0243902	-0,2	0,33333333	-0,33333333	-0,1843485	0,2457087	0,3496074
30	0,2682927	-1	-0,33333333	1	0,1238403	-0,08989	0,4015393
31	0,2682927	1	-0,33333333	-0,33333333	-0,5629958	-0,4568766	-0,3376351
32	0,7560976	-0,2	-0,33333333	-0,33333333	-0,5627269	-0,43824	-0,3236415
33	0,7560976	-0,2	-0,33333333	1	0,7942719	0,2867652	0,9020446
34	1	-0,6	-0,33333333	-0,33333333	-0,5336829	-0,57304	-0,2906787
35	1	0,6	-0,33333333	-0,33333333	-0,5309937	-0,6204022	-0,3349918

Tableau 4.8 : Bases d'apprentissage et de test normalisées.

4.1.2.2 Structure du RNA élaboré

En se référant aux travaux déjà réalisés, la structure du RNA élaboré peut être schématisée par la figure qui suit.

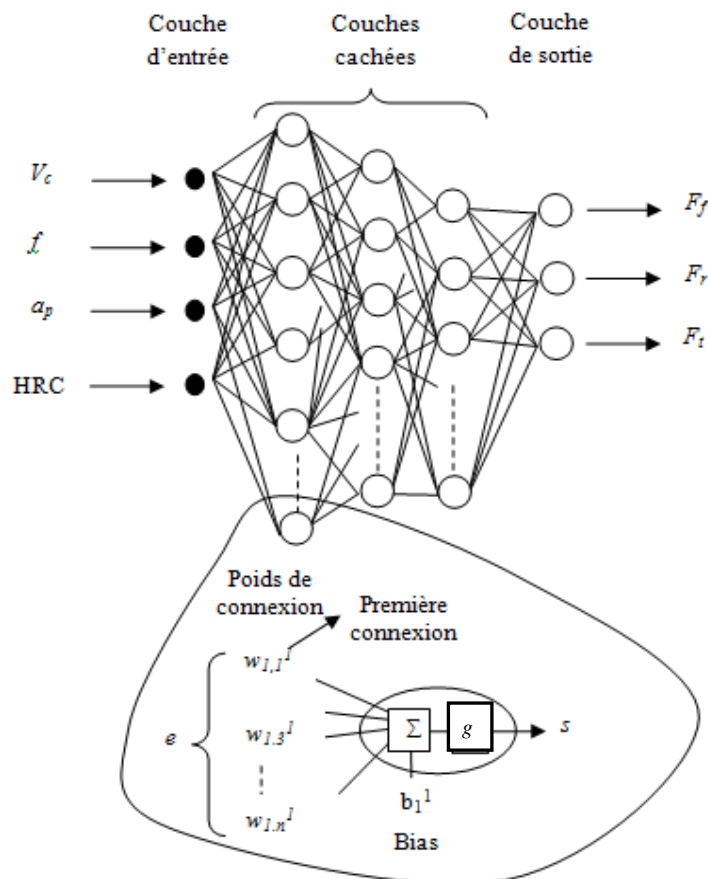


Figure 4.7 : Structure du réseau élaboré.

1. Le réseau élaboré est de type feed-forward qui se compose d'une couche d'entrée, une couche de sortie et de plusieurs couches cachées ayant un nombre de neurones bien déterminé ; il s'agit d'un Perceptron Multi-Couches.

2. L'algorithme de rétro-propagation du gradient d'erreur est utilisé pour la détermination des poids synaptiques et des biais. Ce type a été choisi pour son efficacité et son utilisation très vaste dans le développement des RNA. Aussi, nous considérons un apprentissage supervisé. L'algorithme d'optimisation adopté est celui de Levenberg-Marquardt combiné avec la Régularisation Bayésienne (LM/RB).

3. L'évaluation des performances du RNA élaboré se fait à la base d'indicateurs de performance qui sont présentés ci-dessous.

Le coefficient de corrélation linéaire R , utilisé comme indicateur de performance lors de l'apprentissage d'un RNA, peut être exprimé par l'équation suivante :

$$R = \frac{\sum_{k=1}^p (c(k) - \bar{c}) \cdot (s(k) - \bar{s})}{\sqrt{\sum_{k=1}^p (c(k) - \bar{c})^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^p (s(k) - \bar{s})^2}} \quad (4.1)$$

Avec \bar{c} et \bar{s} sont respectivement les valeurs moyennes des cibles (valeurs expérimentales) et des sorties du RNA (valeurs calculées).

La somme des carrés des erreurs d'entraînement (SSE^1) et la somme des carrés des poids (SSW^2) provenant du Neural Network Toolbox du logiciel Matlab ainsi que le pourcentage moyen des erreurs ($MAPE^3$) sont utilisés pour l'optimisation de la structure du RNA développé.

Le calcul du $MAPE$ entre la valeur de la sortie du réseau et celle désirée est défini par l'équation qui suit :

$$MAPE = \frac{|c - s|}{c} (\%) \quad (4.2)$$

En utilisant les indicateurs de performance évoqués ci-dessus, nous allons mettre en évidence le choix adéquat de la fonction de transfert, de l'algorithme d'optimisation et du nombre de couches cachées ainsi que le nombre de neurones qu'elles contiennent.

- **Choix des fonctions de transfert :**

Nous considérons que les neurones de la couche cachée ont une fonction de transfert de type sigmoïde (S) ; par contre, la fonction de transfert pour les neurones de la couche de sortie peut être de type linéaire (L) ou sigmoïde (S). Pour la simulation sous Matlab, nous utilisons

¹ SSE : Sum Squared Errors en Anglais.

² SSW : Sun Squared Weights en Anglais.

³ $MAPE$: Mean Absolute Percentage Error en Anglais.

la rétro-propagation du gradient associée à l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Les valeurs des poids synaptiques et des biais sont initialisées aléatoirement par le logiciel Matlab. Aussi, nous avons pris un nombre de neurones cachés variable pour mieux voir l'influence des fonctions de transfert. Le tableau qui suit reporte une comparaison, dans la phase d'apprentissage, entre les coefficients de corrélation obtenus pour les configurations (S/L) et (S/S).

Structure RNA	R - Apprentissage (S/L)	R - Apprentissage (S/S)
4-1-3	0,878	0,562
4-2-3	0,921	-0,131
4-3-3	0,962	0,351
4-4-3	0,982	0,216
4-5-3	0,985	-0,131
4-6-3	0,997	0,647
4-7-3	0,999	0,703
4-8-3	0,999	0,620
4-9-3	0,999	0,113
4-10-3	0,999	0,818
4-11-3	1	0,485
4-12-3	1	0,518
4-13-3	1	0,786
4-14-3	1	0,341

Tableau 4.9 : Valeurs de R pour les configurations (S/L) et (S/S).

Les résultats obtenus montrent que le RNA utilisant la configuration (S/L) : fonction de transfert de type sigmoïde dans la couche cachée et linéaire dans la couche de sortie est d'autant meilleur que le RNA basé sur la configuration (S/S) : fonctions de transfert de type sigmoïde dans la couche cachée et dans la couche de sortie. Suite à cette analyse, il paraît judicieux d'utiliser une fonction de transfert de type sigmoïde dans la couche cachée et linéaire dans la couche de sortie.

La figure 4.8 montre l'influence du nombre de neurones dans la couche cachée sur la valeur du coefficient R pour un RNA ayant une fonction de transfert de type sigmoïde dans la couche cachée et linéaire dans la couche de sortie. Les résultats montrent que la valeur du coefficient R se stabilise vers une valeur proche de 1 au-delà de 6 neurones de la couche cachée. Ce phénomène se produit lorsque le réseau a appris par cœur les exemples de la base d'apprentissage, cela signifie aussi que la capacité de mémorisation est trop importante et elle peut nuire au pouvoir de généralisation du réseau.

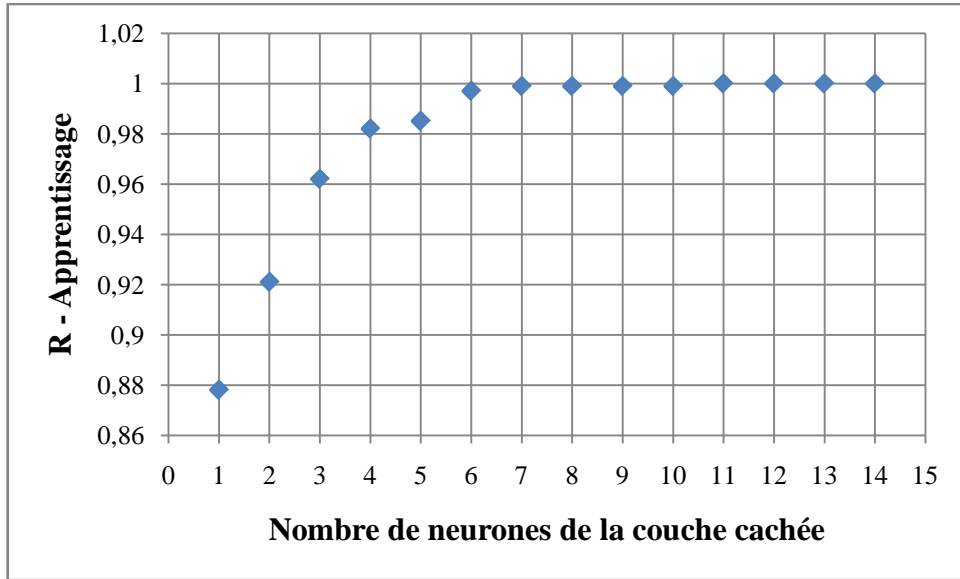


Figure 4.8 : Influence du nombre de neurones sur la valeur du coefficient R .

- **Influence des algorithmes d'optimisation :**

Nous allons maintenant comparer les indicateurs $MAPE$ obtenus, d'une part, par l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM), et, d'autre part, par l'algorithme de Levenberg-Marquardt combiné avec la Régularisation Bayésienne (LM/RB). À cet effet, la figure qui suit montre l'évolution du $MAPE$ dans la phase de test en fonction du nombre de neurones pour une seule couche cachée.

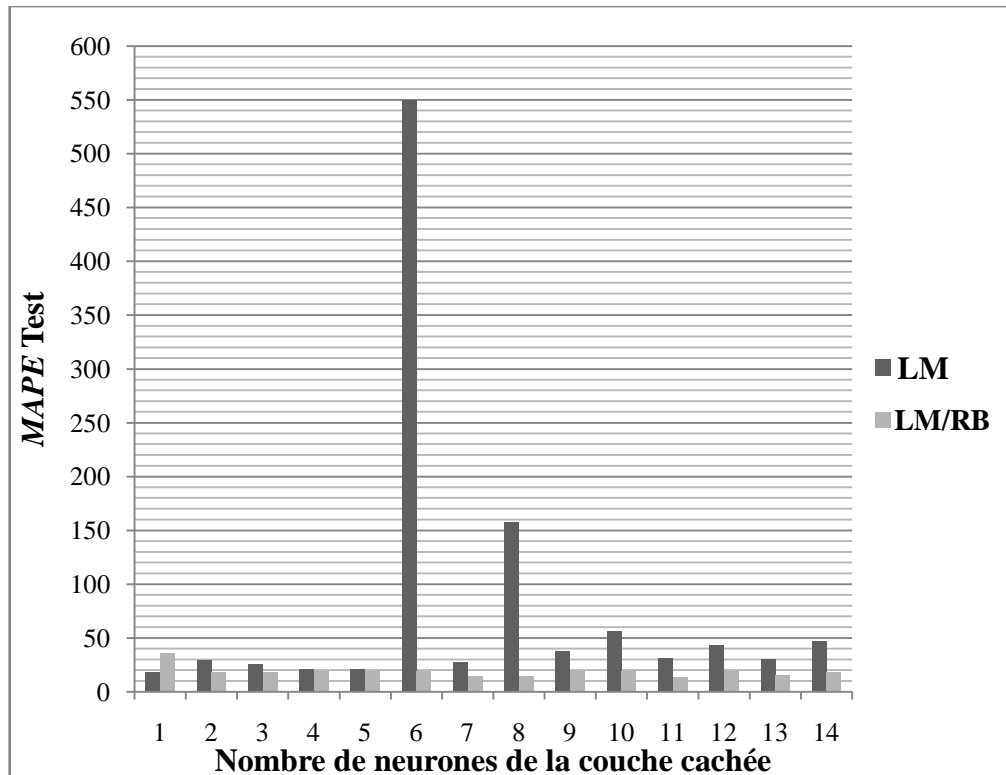
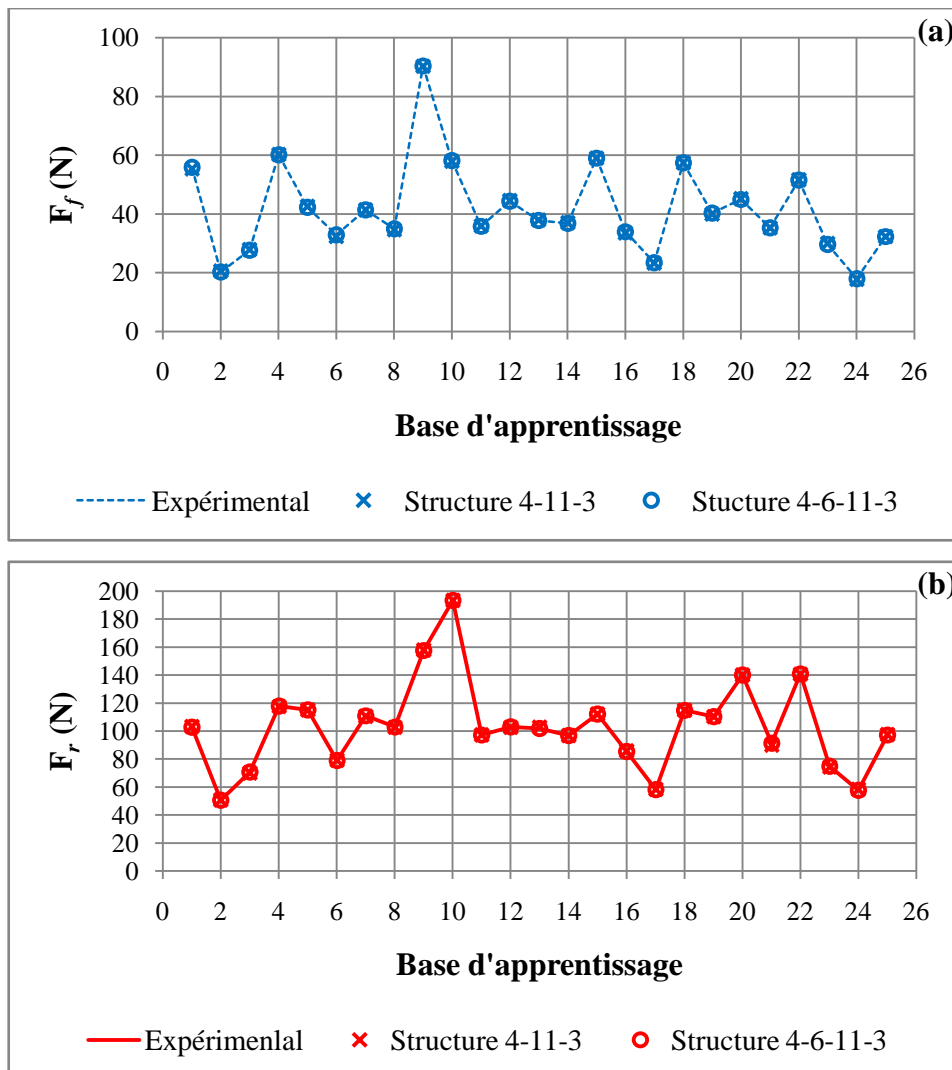


Figure 4.9 : Evolution du $MAPE$ dans la phase de test en fonction du nombre de neurones.

On peut remarquer que l'algorithme LM/RB offre de meilleurs résultats meilleurs vis-à-vis de l'erreur de prédiction. Au regard de ces résultats, il semble évident de choisir l'algorithme de Levenberg-Marquardt combiné avec la Régularisation Bayésienne pour la suite de notre étude.

- **Influence du nombre de couches cachées :**

Dans ce paragraphe, plusieurs simulations ont été réalisées en faisant varier le nombre de couches cachées lors de la phase d'apprentissage. Rappelons, que le RNA élaboré est constitué d'une couche d'entrée de 4 neurones et d'une couche de sortie ayant 3 neurones. Les résultats présentés sur la figure 4.10 ((a), (b) et (c)) montrent la prédiction des trois composantes de l'effort de coupe confrontée à des valeurs expérimentales (voir tableau 4.6), et ce pour deux structures différentes du RNA. La première structure ayant une couche cachée avec 11 neurones, et la seconde structure est constituée de deux couches cachées ayant respectivement 6 et 11 neurones.



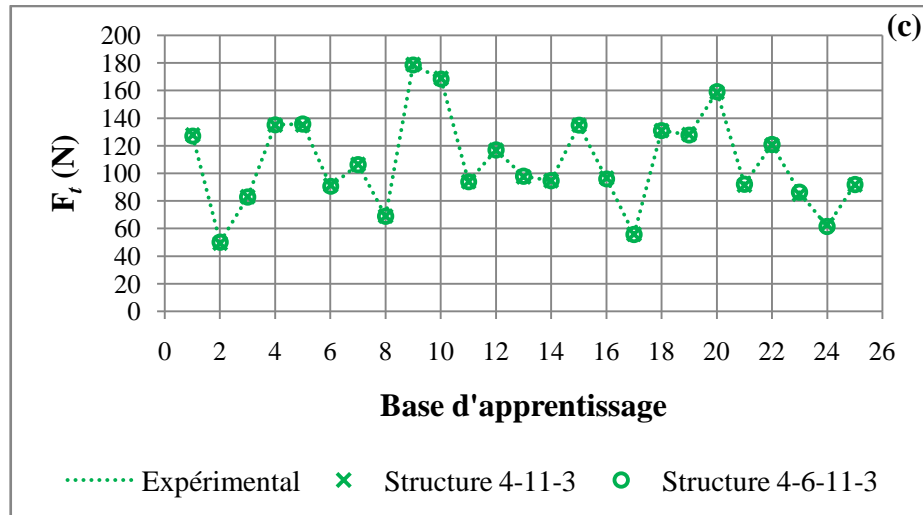


Figure 4.10 : Valeurs prédites et expérimentales des composantes de l'effort de coupe pour les structures 4-11-3 et 4-6-11-3.

Nous remarquons, à travers les résultats reportés sur la figure 4.10, que d'une part les valeurs prédites sont en bonne concordance avec les valeurs expérimentales pour cette phase d'apprentissage, et, d'autre part, le nombre de couches cachées n'a pas influencé le résultat. Alors, nous pouvons retenir une seule couche cachée pour réduire, par exemple, le temps de calcul, et nous allons dans ce qui suit s'intéresser à la détermination du nombre optimal de neurones que puisse contenir cette couche.

- **Influence du nombre de neurones de la couche cachée :**

Pour étudier l'influence du nombre de neurones de la couche cachée lors de la phase d'apprentissage sur les performances du réseau conçu, les coefficients R d'apprentissage et du test, la SSE et la SSW pour l'apprentissage, et le calcul du $MAPE$ pour la phase du test seront utilisés comme des indicateurs de performance.

À cet effet, plusieurs structures ont été simulées en faisant varier le nombre de neurones de la couche cachée de 1 à 14 neurones. Les résultats obtenus sont relatés dans le tableau qui suit.

Structure RNA	SSE	SSW	R - Apprentissage	R - Test	$MAPE$ Test (%)
4-1-3	15,771	0,121	0,199	0,207	35,76
4-2-3	2,465	33,158	0,921	0,841	18,32
4-3-3	2,214	38,213	0,930	0,828	18,26
4-4-3	0,705	102,809	0,978	0,866	19,31
4-5-3	2,063	40,340	0,935	0,826	18,71
4-6-3	2,035	41,149	0,936	0,823	18,92
4-7-3	0,082	192,444	0,997	0,910	14,28
4-8-3	0,043	212,589	0,998	0,922	14,24
4-9-3	0,007	246,724	0,999	0,845	18,56
4-10-3	2,056	40,395	0,935	0,825	18,72

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

4-11-3	0,004	223,386	0,999	0,934	13,00
4-12-3	2,039	40,946	0,935	0,824	18,85
4-13-3	0,000	224,647	1	0,892	15,32
4-14-3	2,058	40,575	0,935	0,829	18,46

Tableau 4.10 : Valeurs des indicateurs de performance déterminées en fonction du nombre de neurones cachés.

Nous remarquons, qu'à partir d'un certain nombre de neurones cachés, les valeurs de *SSE* et *SSW* se stabilisent ou convergent vers des valeurs plus au moins fixes. Ceci peut être expliqué par le fait qu'au début de l'apprentissage la *SSE* est grande puisque que les poids et les biais sont choisis aléatoirement, ensuite elle diminue car la modification des poids s'effectue progressivement jusqu'à ce que l'erreur entre les sorties du réseau (calculées) et les résultats désirés soit minimisée.

Pour mieux appréhender le phénomène de stabilisation, la figure 4.11 montre l'évolution de *SSE* en fonction de *SSW* pour la phase d'apprentissage.

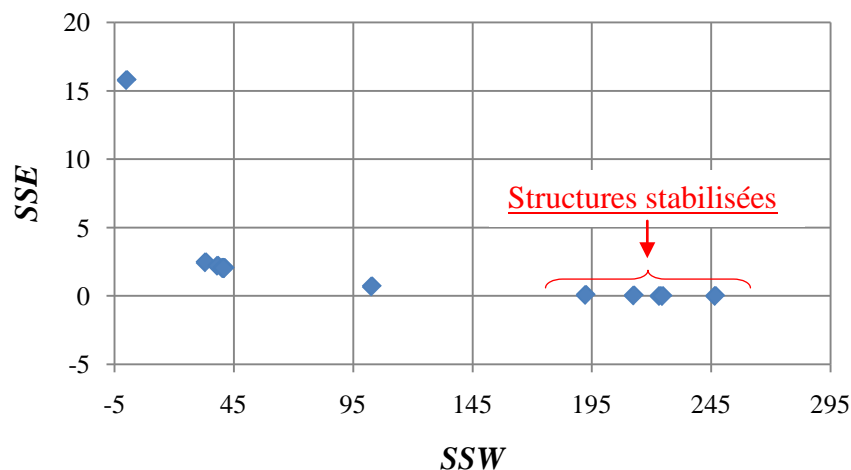


Figure 4.11 : Evolution de *SSE* en fonction de *SSW* dans la phase d'apprentissage.

Ce phénomène signifie que les réseaux ont bien appris les exemples de la base d'apprentissage pour les structures ayant un nombre de neurones de la couche cachée présenté dans le tableau qui suit.

Structure RNA	<i>SSE</i>	<i>SSW</i>	<i>R</i> - Apprentissage	<i>R</i> - Test	<i>MAPE</i> Test (%)
4-4-3	0,705	102,809	0,978	0,866	19,31
4-7-3	0,082	192,444	0,997	0,910	14,28
4-8-3	0,043	212,589	0,998	0,922	14,24
4-9-3	0,007	246,724	0,999	0,845	18,56
4-11-3	0,004	223,386	0,999	0,934	13,00
4-13-3	0,000	224,647	1	0,892	15,32

Tableau 4.11 : Valeurs des indicateurs de performance en fonction des neurones cachés.

Aussi, le coefficient R de l'apprentissage atteint la valeur de 0,999 à 1 pour les structures 4-9-3, 4-11-3 et 4-13-3. La structure 4-13-3 présente un minimum de $SSE = 0,000$; par contre, la structure 4-11-3 a une $SSE = 0,004$. Une comparaison entre les valeurs de MAPE permet d'identifier la structure optimale ; il s'agit de la structure 4-11-3 qui présente un minimum de MAPE égal à 13 %.

En résumé, le RNA élaboré possède une structure 4-11-3 constitué d'une couche d'entrée à 4 éléments, une couche cachée de 11 neurones ayant des fonctions de transfert de type sigmoïde, et une couche de sortie constituée de 3 neurones dont les fonctions de transfert sont de type linéaire. La rétro-propagation du gradient de l'erreur, employée pour l'apprentissage du RNA, est associée à l'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt combiné avec la Régularisation Bayésienne.

4.1.3 Résultats de prédiction de l'effort de coupe par le RNA élaboré

La figure qui suit montre la structure du RNA élaboré sous le Neural Network Toolbox du logiciel Matlab.

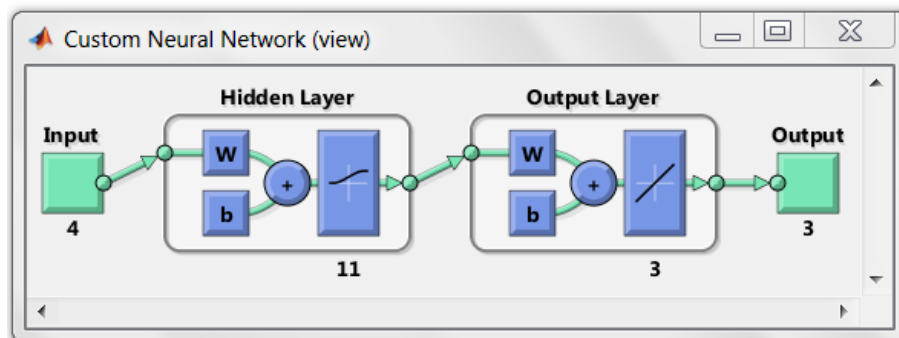


Figure 4.12 : Schéma de la structure 4-11-3 du RNA élaboré.

Nous avons utilisé le logiciel Matlab pour la simulation du réseau de neurones élaboré. Deux approches sont possibles :

- Pour la première, l'utilisateur peut utiliser des commandes qui permettent une conception plus au moins automatique du réseau ; à savoir : `nntool` et `nftool`. Pour cette première approche, les bases de données sont divisées d'une manière aléatoire ; ceci conduit à des performances non figées du réseau.

- Pour la seconde approche, l'utilisateur peut concevoir son propre programme.

Pour notre étude, nous avons opté pour la seconde approche afin d'avoir des performances figées quand la simulation d'apprentissage est répétée. À cet effet, le lecteur peut se référer à l'annexe 2 concernant le schéma bloc de simulation du RNA développé.

Le tableau qui suit reporte les résultats de prédiction des trois composantes de l'effort de coupe obtenus par le RNA élaboré lors de la phase d'apprentissage.

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

N° d'exemple	Efforts de coupe expérimentaux			Efforts de coupe prédits			MAPE (%)		
	F_f (N)	F_r (N)	F_t (N)	F_f (N)	F_r (N)	F_t (N)	Pour F_f (N)	Pour F_r (N)	Pour F_t (N)
1	55,81	102,60	127,14	55,31	103,08	127,73	0,89	0,47	0,46
2	20,23	50,52	50,04	20,52	50,79	49,38	1,47	0,53	1,32
3	27,64	70,66	82,64	27,85	69,89	82,99	0,77	1,09	0,41
4	60,05	117,77	135,27	60,21	117,63	135,00	0,27	0,12	0,20
5	42,25	115,01	135,60	42,57	114,99	134,92	0,75	0,02	0,50
6	32,82	78,86	90,70	32,37	79,09	91,24	1,37	0,29	0,60
7	41,36	110,99	106,12	41,37	110,40	106,29	0,02	0,54	0,16
8	34,89	102,99	68,77	34,65	102,81	69,12	0,69	0,17	0,51
9	90,41	157,68	178,67	90,32	157,80	178,72	0,10	0,08	0,03
10	58,09	193,25	168,47	57,96	193,26	168,76	0,23	0,00	0,17
11	35,84	97,29	93,98	35,87	97,23	93,86	0,09	0,06	0,13
12	44,31	102,87	116,84	44,53	102,78	116,52	0,49	0,09	0,28
13	37,73	101,78	97,76	38,01	103,04	97,28	0,74	1,24	0,49
14	36,80	96,79	94,55	37,00	96,76	94,48	0,55	0,03	0,08
15	59,04	111,98	135,02	59,05	111,97	135,02	0,00	0,00	0,00
16	34,01	85,25	96,05	33,50	85,79	96,72	1,52	0,64	0,70
17	23,40	58,13	55,61	23,32	58,25	55,71	0,36	0,20	0,18
18	57,34	114,92	131,04	57,38	114,77	131,08	0,07	0,13	0,04
19	40,27	110,19	127,85	39,95	110,27	128,33	0,78	0,07	0,38
20	45,01	140,02	159,01	45,15	140,01	158,72	0,31	0,00	0,18
21	35,26	91,26	92,00	35,22	89,79	91,41	0,12	1,62	0,65
22	51,46	140,99	120,74	51,59	140,74	120,65	0,26	0,18	0,07
23	29,57	74,71	86,18	30,09	74,44	84,88	1,75	0,36	1,50
24	17,90	57,63	61,39	17,72	58,34	62,80	1,02	1,24	2,30
25	32,36	97,29	91,68	32,34	97,48	91,52	0,04	0,20	0,17
Moy. MAPE							0,59	0,37	0,46

Tableau 4.12 : Comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites de l'effort de coupe - Base d'apprentissage -.

En se référant au tableau ci-dessus, on constate que les composantes de l'effort de coupe prédites par le RNA élaboré sont en bonne concordance avec celles obtenus expérimentalement. Les valeurs moyennes des MAPE relatives aux trois composantes de l'effort de coupe sont respectivement de l'ordre de 0,59 % pour F_f , 0,37 % pour F_r et de 0,46 % pour F_t .

Une fois le réseau de neurones entraîné, il est nécessaire de le tester sur la base de données dite de test qui est totalement différente de celle utilisée pour l'apprentissage. À cet effet, le tableau qui suit reporte les résultats de prédiction des trois composantes de l'effort de coupe obtenus par le RNA élaboré durant la phase de test.

N° d'exemple	Efforts de coupe expérimentaux			Efforts de coupe prédits			MAPE (%)		
	F_f (N)	F_r (N)	F_t (N)	F_f (N)	F_r (N)	F_t (N)	Pour F_f	Pour F_r	Pour F_t
26	28,01	68,62	75,25	24,05	59,12	66,76	14,14	13,85	11,28
27	16,04	60,37	62,84	19,48	62,40	85,10	21,46	3,37	35,43
28	65,80	154,11	142,81	68,51	144,38	145,46	4,13	6,32	1,86
29	46,37	139,42	136,84	41,20	136,10	126,03	11,15	2,38	7,90
30	57,83	115,47	140,18	66,69	140,55	134,11	15,32	21,72	4,33
31	32,29	89,28	92,64	26,54	77,99	81,46	17,80	12,64	12,07
32	32,30	90,61	93,54	30,40	72,76	87,30	5,89	19,69	6,67
33	82,76	142,35	172,37	78,12	151,01	158,59	5,60	6,09	7,99
34	33,38	80,99	95,66	42,42	107,90	107,46	27,09	33,22	12,34
35	33,48	77,61	92,81	25,81	83,84	76,67	22,90	8,02	17,39
	Moy. MAPE						14,55	12,73	11,73

Tableau 4.13 : Comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites de l'effort de coupe - Base de test -.

Nous remarquons que les valeurs moyennes des MAPE relatives aux trois composantes de l'effort de coupe sont respectivement de l'ordre de 14,55 % pour F_f , 12,73 % pour F_r et de 11,73 % pour F_t .

La figure qui suit montre une comparaison entre les trois composantes de l'effort de coupe expérimentales et prédites pour les exemples de la base de test.

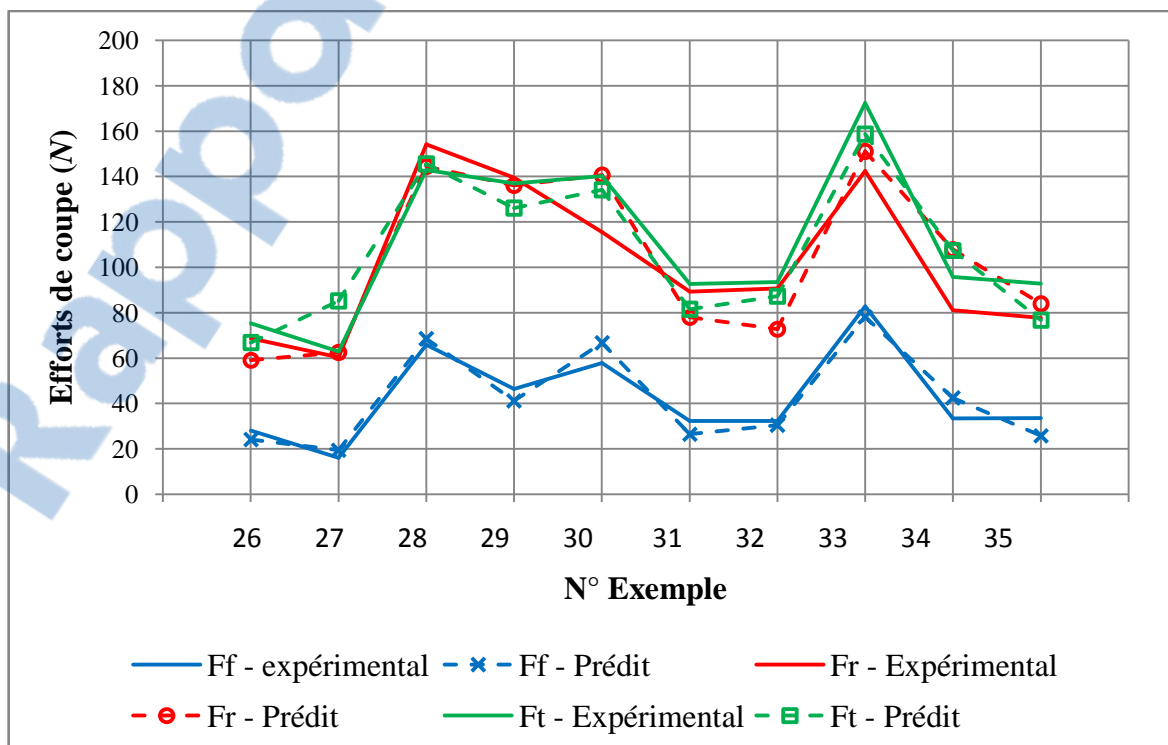
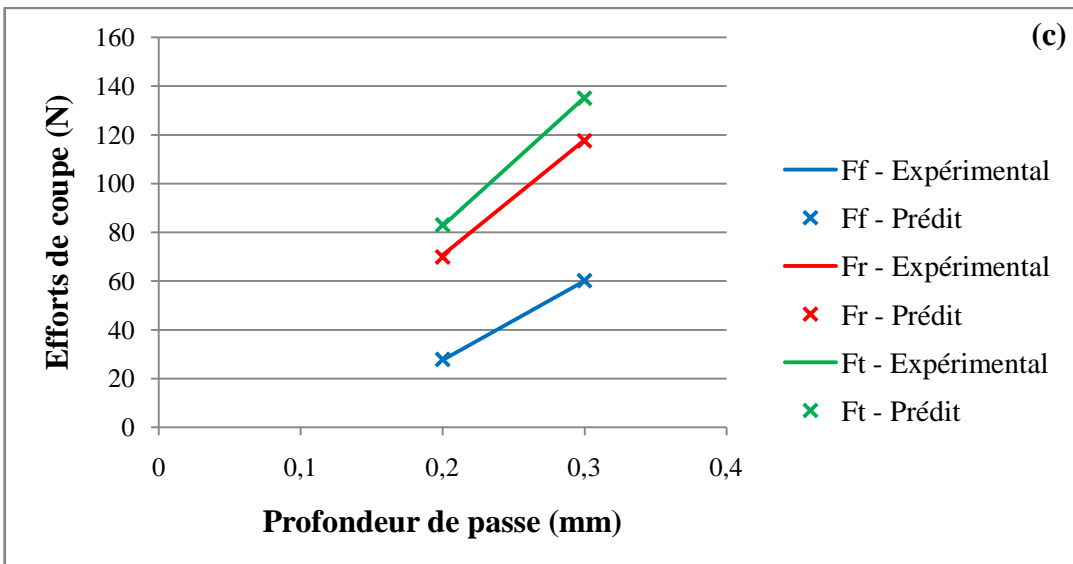
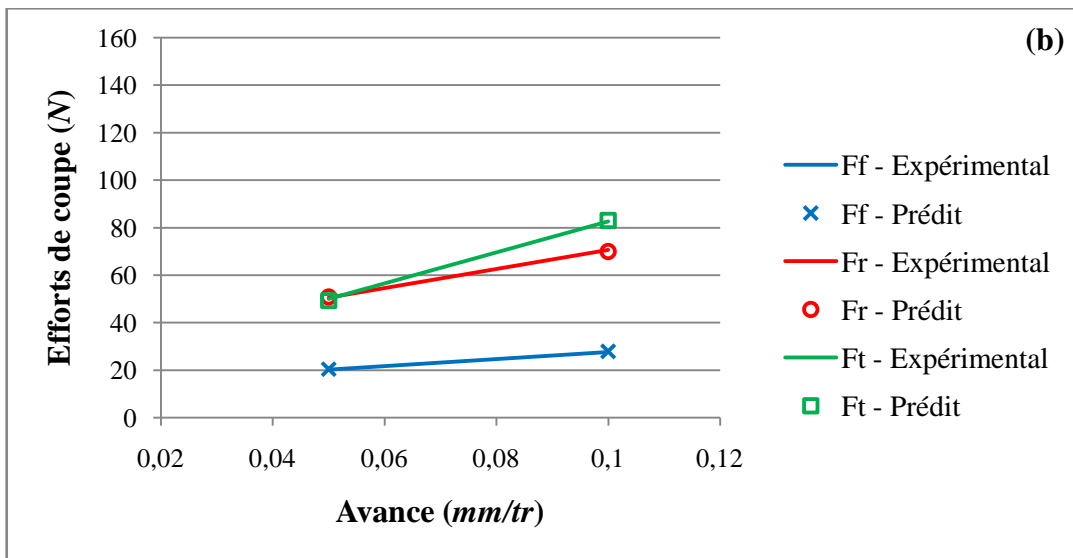
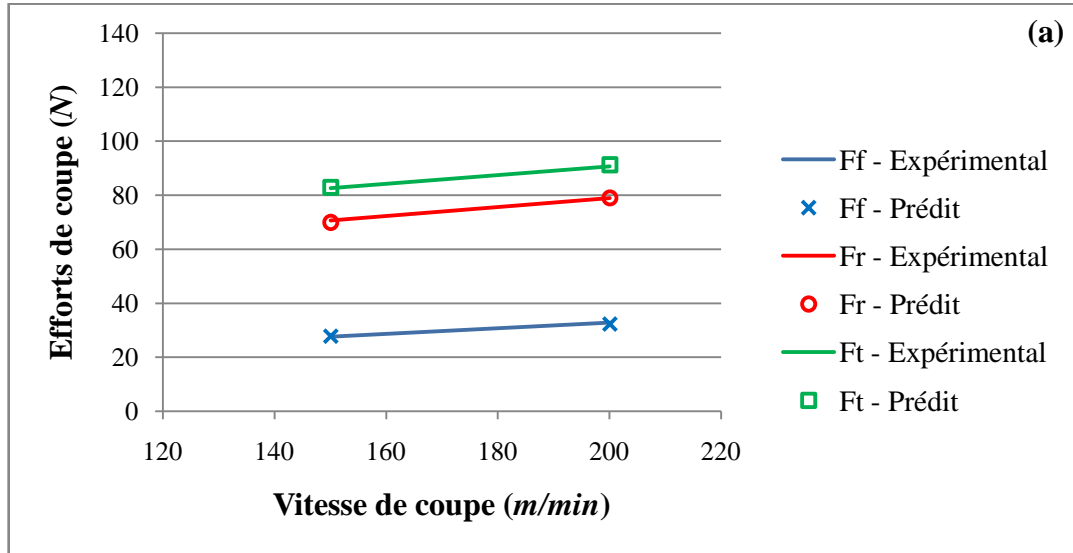


Figure 4.13 : Comparaison entre les efforts expérimentaux et prédits - Base de test -.

La figure 4.14 ((a), (b), (c) et (d)) montre l'évolution des composantes de l'effort de coupe en fonction de la vitesse de coupe, de l'avance, de la profondeur de passe et de la dureté du matériau usiné.



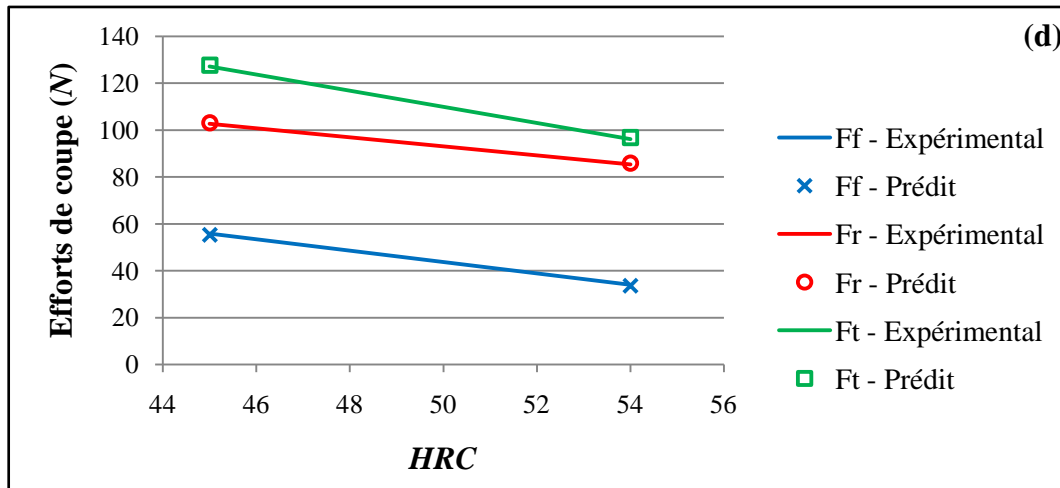


Figure 4.14 : Evolution des efforts expérimentaux et prédits :

- (a) en fonction de la vitesse de coupe V_c , ($f = 0,1$ mm/tr, $a_p = 0,2$ mm et 45 HRC).
- (b) en fonction de l'avance f , ($V_c = 150$ m/min, $a_p = 0,2$ mm et 45 HRC).
- (c) en fonction de la profondeur de passe a_p , ($V_c = 150$ m/min, $f = 0,1$ mm/tr et 45 HRC).
- (d) en fonction de la dureté HRC, ($V_c = 100$ m/min, $f = 0,1$ mm/tr et $a_p = 0,2$ mm).

À travers ces évolutions des efforts de coupe, nous pouvons dégager ce qui suit :

- L'augmentation de la vitesse de coupe, pour une avance et une profondeur de passe fixées a tendance à réduire les trois composantes de l'effort de coupe. Ceci peut être expliqué par le fait que lorsque la vitesse de coupe augmente, l'écoulement et l'évacuation du copeau sont assurés plus rapidement d'où une diminution des efforts appliqués sur l'outil mais ceci peut être associé, en contre partie, à une augmentation des effets thermiques.

- Les composantes de l'effort de coupe augmentent avec l'augmentation de l'avance, et ce pour une vitesse de coupe et une profondeur de passe fixées. Ceci peut être expliqué par le fait que lorsque l'avance augmente la section du copeau augmente et se répercute sur l'effort de coupe.

- Une augmentation de la profondeur de passe peut également générer une élévation des efforts de coupe. À cet effet, l'effort de coupe est proportionnel à la profondeur de passe.

- L'augmentation de la dureté entraîne une légère chute des efforts de coupe ; ceci peut être expliqué par le fait que pour les hautes duretés, le matériau possède un comportement fragile et que la formation de copeau intervient par fissuration (rupture fragile).

Nous allons maintenant traiter le second volet relatif au développement d'un RNA dédié à la prédiction des contraintes résiduelles en tournage dur.

4.2 Développement d'un Réseau de Neurones Artificiels pour la prédiction des contraintes résiduelles en tournage dur

L'usinage des métaux engendre l'apparition de contraintes résiduelles dans les surfaces

usinées. Les caractéristiques de la surface usinée dépendent fortement du matériau usiné, de la nature de l'outil et les conditions de coupe (vitesse de coupe, avance, profondeur de passe, lubrification, etc.). Parmi les altérations possibles associées à l'usinage et affectant l'intégrité de surface, on peut évoquer : la déformation plastique, l'obtention d'un mauvais état de surface, la modification de la dureté en surface, l'apparition de microfissures, etc.

Dans ce contexte, nous nous sommes intéressés au développement d'un RNA pour prédire les contraintes résiduelles en tournage dur (chariotage) d'un acier 100Cr6 usiné par un outil cBN. Les surfaces usinées ont fait l'objet d'une caractérisation par diffraction de rayons X [Habak 2006] et les contraintes sont mesurées selon deux directions :

- celle de la vitesse de coupe (contrainte longitudinale, nommée contrainte axiale σ_{xx}) ;
- et celle de l'avance (contrainte transversale, nommée contrainte circonférentielle σ_{yy}).

La figure qui suit montre les directions respectives des contraintes résiduelles longitudinale et transversale lors d'une opération de tournage.

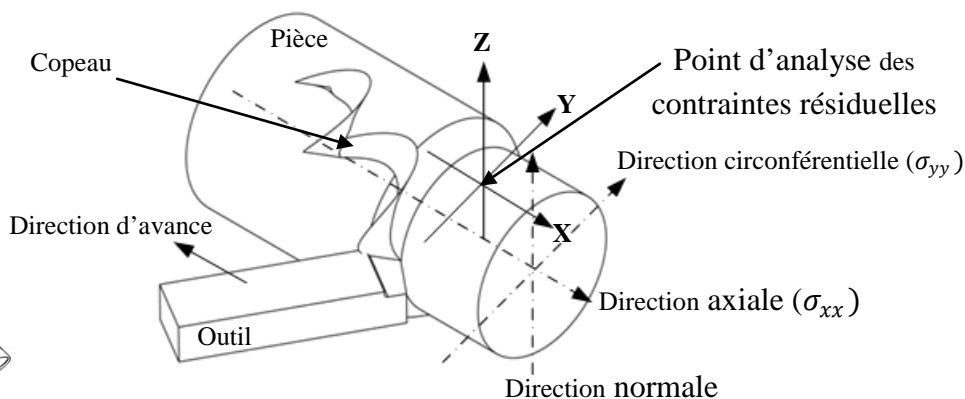


Figure 4.15 : Directions des contraintes résiduelles en tournage.

4.2.1 Conception du Réseau de Neurones Artificiels

Le Réseau de Neurones Artificiels développé présente les caractéristiques suivantes :

1- Il est de type feed-forward qui se compose d'une couche d'entrée, une couche de sortie et une couche cachée avec un nombre de neurones bien déterminé. Il s'agit d'un Perceptron Multi-Couches.

2- Les entrées du réseau sont les conditions de coupe ; à savoir : la vitesse de coupe V_c , l'avance f , la profondeur de passe a_p et les coefficients \bar{A} , \bar{B} et n relatifs à la rhéologie du matériau usiné. Les sorties sont les contraintes résiduelles axiale σ_{xx} et circonférentielle σ_{yy} .

La structure générale du réseau élaboré est "6-i-2" (avec "i" est le nombre de neurones cachés) ; elle est illustrée par la figure qui suit.

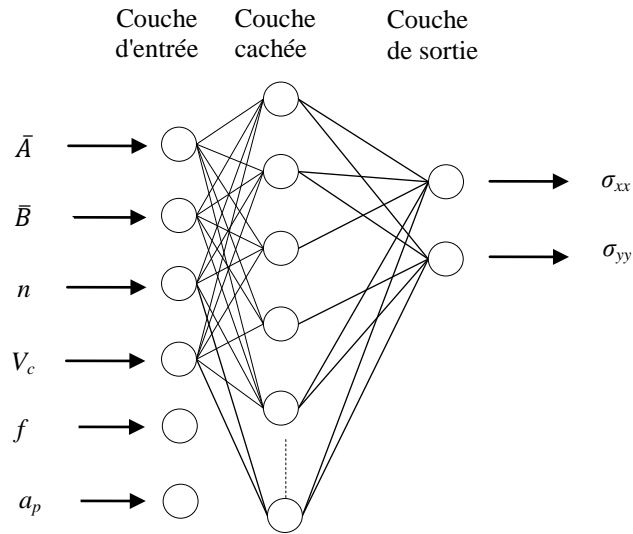


Figure 4.16 : Structure du RNA utilisée.

3- La rétro-propagation du gradient d'erreur est utilisé pour ajuster les poids et les biais du réseau afin de minimiser l'erreur entre les sorties du réseau et les cibles (valeurs expérimentales). L'algorithme d'optimisation adopté est celui de Levenberg-Marquardt combiné avec la Régularisation Bayésienne (LM/RB). Les fonctions de transfert sont respectivement de type sigmoïde pour les neurones de la couche cachée, et de type linéaire pour les neurones de la couche de sortie. Avant la phase d'apprentissage, les valeurs du vecteur d'entrées ont été normalisées dans l'intervalle $[-1, 1]$ afin de permettre un traitement efficace par le réseau.

4.2.1.1 Préparation de la base de données

- **Rhéologie du matériau usiné :**

La loi rhéologique la plus couramment utilisée pour décrire le comportement du matériau soumis à des sollicitations d'usinage est celle de Johnson-Cook [Johnson 1983].

Cette loi, exprimée par l'équation (2.39) dans le chapitre 2, permet de relier les grandeurs telles que la déformation, la vitesse de déformation et la température à la contrainte équivalente $\bar{\sigma}$.

Rappelons que la loi de comportement de Johnson-Cook est le produit de trois termes :

- le premier terme est le terme statique où \bar{A} représente la limite élastique du matériau, la courbe d'écrouissage permet d'obtenir les valeurs de \bar{B} et n ;

- le second terme correspond à la sensibilité dynamique où \bar{C} est le coefficient de sensibilité à la vitesse de déformation ;

- et le troisième terme correspond à l'adoucissement thermique où m est le coefficient d'adoucissement thermique.

La loi de Johnson-Cook présente l'intérêt d'être relativement complète ; en effet, elle regroupe a priori toutes les sollicitations observées durant la coupe d'un matériau. De plus, la méthode d'obtention des constantes (\bar{A} , \bar{B} , \bar{C} , n et m) est facilitée par l'indépendance de chaque terme. La détermination de ces constantes requiert un certain nombre d'expérimentations détaillées dans la référence [Johnson 1983].

Habak [Habak 2006] a mis en évidence l'influence de la dureté uniquement sur les coefficients : \bar{A} , \bar{B} et n . À cet effet, les équations liant ces coefficients rhéologiques à la dureté peuvent être exprimées comme suit :

- **Pour le matériau 100Cr6 sans carbures**

$$\bar{A} = 11.5 \times HRC^2 - 1091.5 \times HRC + 27345 \quad (4.3)$$

$$\bar{B} = 16.5 \times HRC^2 - 1556.5 \times HRC + 37195 \quad (4.4)$$

$$n = 0.0016 \times HRC^2 - 0.1393 \times HRC + 3.3178 \quad (4.5)$$

- **Pour le matériau 100Cr6 avec carbures**

$$\bar{A} = 1.778 \times HRC^2 - 120.67 \times HRC + 3383.9 \quad (4.6)$$

$$\bar{B} = 5.3889 \times HRC^2 - 409.83 \times HRC + 7999.4 \quad (4.7)$$

$$n = -0.0014 \times HRC^2 + 0.1637 \times HRC - 4.2522 \quad (4.8)$$

Donc, ces dernières équations introduisent l'effet de la dureté sur la valeur de la contrainte d'écoulement du matériau usiné. De ce fait, les coefficients rhéologiques : \bar{A} , \bar{B} et n seront considérés comme des entrées pour le RNA développé ainsi que les paramètres de coupe (vitesse de coupe V_c , avance f et profondeur de passe a_p).

- **Données expérimentales :**

Le tableau qui suit reporte, d'une part, les valeurs des 6 entrées du RNA élaboré, et, d'autre part, les valeurs expérimentales des contraintes résiduelles longitudinale et transversale.

	N° d'exemple	\bar{A} (MPa)	\bar{B} (MPa)	n	V_c (m/min)	f (mm/tr)	a_p (mm)	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)
Base d'apprentissage									
Avec carbures	1	1492	357	0,21	150	0,1	0,2	106	94
	2	2179	1891	0,52	50	0,1	0,2	54	-98
	3	2179	1891	0,52	150	0,05	0,2	-205	-205
	4	2179	1891	0,52	150	0,1	0,2	-24	-116
	5	2179	1891	0,52	200	0,1	0,2	-114	-20
	6	2179	1891	0,52	300	0,1	0,2	-29	207
Sans carbures	7	1515	565	0,29	100	0,1	0,25	-78	-60
	8	1515	565	0,29	100	0,1	0,2	21	103
	9	1515	565	0,29	150	0,05	0,2	20	43

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

10	1515	565	0,29	150	0,1	0,3	119	226	
11	1515	565	0,29	150	0,12	0,1	8	-172	
12	1515	565	0,29	150	0,15	0,2	218	224	
13	1515	565	0,29	150	0,2	0,2	200	-52	
14	1515	565	0,29	200	0,1	0,2	10	2	
15	1634	797	0,39	100	0,1	0,2	-138	-329	
16	1938	1258	0,46	100	0,1	0,2	-154	-186	
17	1938	1258	0,46	150	0,05	0,2	-232	-131	
18	1938	1258	0,46	150	0,1	0,4	-286	103	
19	1938	1258	0,46	150	0,15	0,2	-330	-523	
20	1938	1258	0,46	150	0,2	0,2	-218	-309	
21	1938	1258	0,46	200	0,1	0,2	-173	109	
22	2144	1566	0,51	100	0,1	0,2	-240	-331	
23	2144	1566	0,51	250	0,1	0,2	-324	-346	
24	2144	1566	0,51	300	0,1	0,2	-116	473	
Base de test									
Avec carbures	25	2179	1891	0,52	150	0,15	0,2	-17	-99
	26	2179	1891	0,52	200	0,1	0,1	-68	-244
	27	2179	1891	0,52	250	0,1	0,2	-127	48
Sans carbures	28	1515	565	0,29	150	0,08	0,2	96	131
	29	1515	565	0,29	150	0,1	0,2	0	32
	30	1634	797	0,39	150	0,1	0,2	-83	113
	31	1938	1258	0,46	150	0,1	0,2	-188	-28
	32	1938	1258	0,46	150	0,1	0,3	-379	108
	33	2144	1566	0,51	150	0,1	0,2	-479	-523
	34	2144	1566	0,51	200	0,1	0,2	-280	-297

Tableau 4.14 : Base de données – Contraintes résiduelles.

4.2.1.2 Choix du nombre de neurones cachés

Rappelons que la structure du RNA élaboré est du type "6-i-2" (avec "i" est le nombre de neurones cachés). Le tableau qui suit reporte les simulations effectuées pour différentes structures ou différents nombres de neurones cachés.

Structure	SSE	SSW	R - Apprentissage	R - Test	Itérations
6-1-2	9,718	0,000	0,224	0,043	45
6-2-2	3,273	31,936	0,825	0,788	158
6-3-2	9,718	0,000	0,224	0,043	47
6-4-2	9,718	0,000	0,224	0,043	52
6-5-2	9,718	0,000	0,224	0,043	44
6-6-2	2,305	40,715	0,881	0,770	540
6-7-2	2,161	44,495	0,889	0,788	1031
6-8-2	2,160	44,502	0,889	0,788	845
6-9-2	2,154	44,630	0,890	0,789	1151

6-10-2	2,201	43,237	0,880	0,777	2378
6-11-2	2,279	41,198	0,882	0,774	1154
6-12-2	2,096	46,431	0,893	0,792	1945
6-13-2	2,273	41,313	0,883	0,775	2785
6-14-2	2,271	41,381	0,883	0,775	3422
6-15-2	2,266	41,519	0,883	0,775	1648

Tableau 4.15 : Résultats obtenus pour différentes structures.

D'après les résultats du tableau ci-dessus, l'analyse des différentes structures nous a permis de constater que pour les structures "marquées en gris" leurs nombres d'itérations sont importants. Tandis que leurs *SSE* et *SSW* se stabilisent avant d'atteindre ces nombres d'itérations. Cela, signifie que les structures ont bien appris les exemples de la phase d'apprentissage avant d'atteindre ces nombres d'itérations. Pour minimiser le temps de calcul, ces structures seront écartées. Aussi, nous remarquons clairement qu'au-delà de 6 neurones, le coefficient *R*-Apprentissage se stabilise à une valeur égale à 0,88.

La figure qui suit représente l'évolution de la *SSE* en fonction du nombre de neurones de la couche cachée.

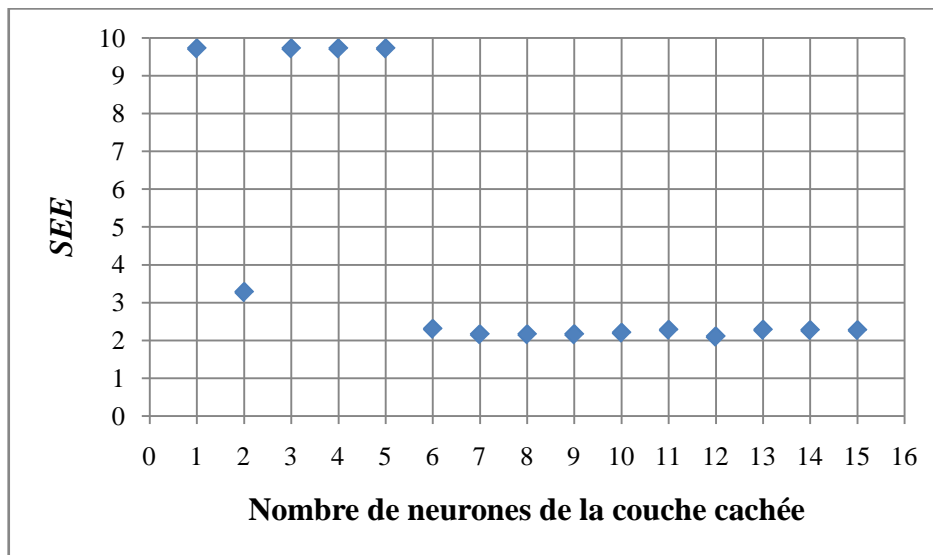


Figure 4.17 : Evolution du *SSE* en fonction du nombre de neurones cachés.

En examinant l'allure de cette dernière courbe, on remarque que la valeur de *SSE* se stabilise au-delà d'un certain nombre de neurones de la couche cachée égal à 6. Ainsi, il est recommandé de choisir le nombre de neurones cachés dans la zone de stabilisation du *SSE*.

En se référant, aux valeurs du coefficient *R*-Test, la structure 6-9-2 offre la plus grande valeur de *R*-Test égale à 0,789. Ainsi, le choix optimal peut se porter sur un RNA ayant une structure 6-9-2 illustrée par le schéma de la figure qui suit.

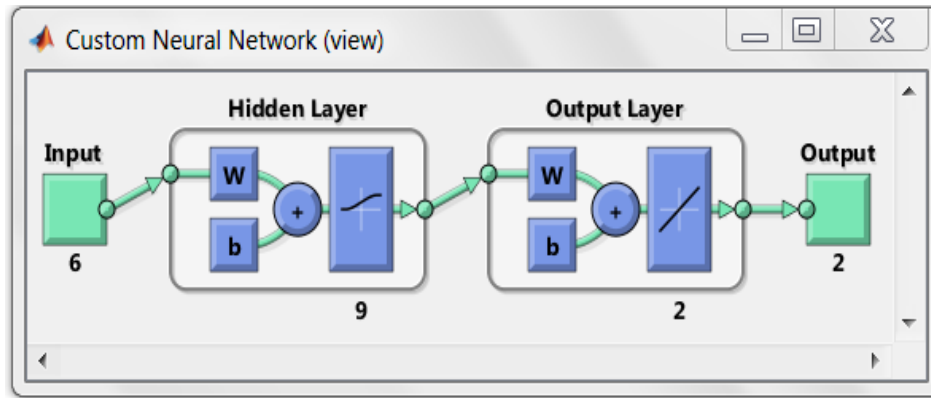


Figure 4.18 : Structure 6-9-2 du RNA élaboré sous Matlab.

4.2.2 Résultats de prédiction des contraintes résiduelles par le RNA élaboré

Les résultats de prédiction des contraintes résiduelles longitudinale et transversale par le RNA élaboré sont reportés dans le tableau qui suit.

N° d'exemple	Contraintes mesurées		Contraintes prédites	
	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)
1	106	94	83	76
2	54	-98	-3	-109
3	-205	-205	-159	-147
4	-24	-116	-108	-149
5	-114	-20	-138	-120
6	-29	207	-63	226
7	-78	-60	38	24
8	21	103	36	-53
9	20	43	12	92
10	119	226	60	234
11	8	-172	65	-99
12	218	224	112	43
13	200	-52	174	8
14	10	2	27	102
15	-138	-329	-152	-278
16	-154	-186	-235	-326
17	-232	-131	-229	-149
18	-286	103	-250	67
19	-330	-523	-234	-311
20	-218	-309	-205	-355
21	-173	109	-198	-46
22	-240	-331	-186	-244
23	-324	-346	-214	-15
24	-116	473	-140	236

Tableau 4.16 : Contraintes mesurées et prédites - Base d'apprentissage -.

La figure 4.19 montre la comparaison entre les valeurs prédites des contraintes résiduelles avec celles obtenues expérimentalement.

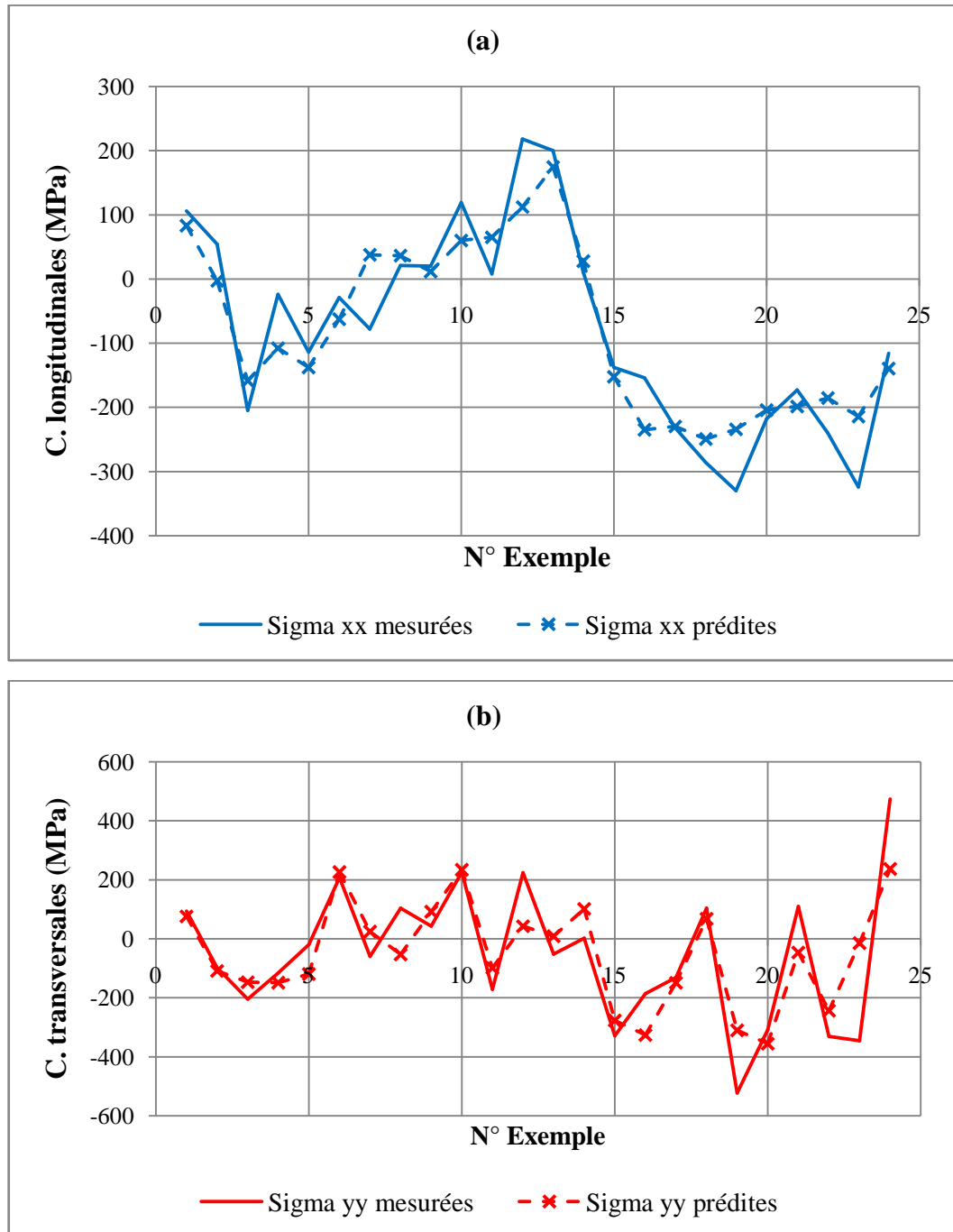


Figure 4.19 : Comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites des contraintes résiduelles - Base d'apprentissage -.
(a) Contraintes longitudinales. (b) Contraintes transversales.

Afin de vérifier la performance du RNA élaboré, le tableau qui suit reporte les résultats de simulation obtenus pour les 10 exemples dédiés à la phase de test et qui sont différents de ceux utilisés pour l'apprentissage.

N° d'exemple	Contraintes mesurées		Contraintes prédites	
	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)	σ_{xx} (MPa)	σ_{yy} (MPa)
25	-17	-99	-77	-155
26	-68	-244	-137	-258
27	-127	48	-126	-1
28	96	131	32	77
29	0	32	51	68
30	-83	113	-88	-46
31	-188	-28	-243	-241
32	-379	108	-248	-85
33	-479	-523	-232	-245
34	-280	-297	-249	-184

Tableau 4.17 : Contraintes mesurées et prédites - Base de test -.

La figure qui suit montre la comparaison entre les valeurs prédites des contraintes résiduelles avec celles obtenues expérimentalement.

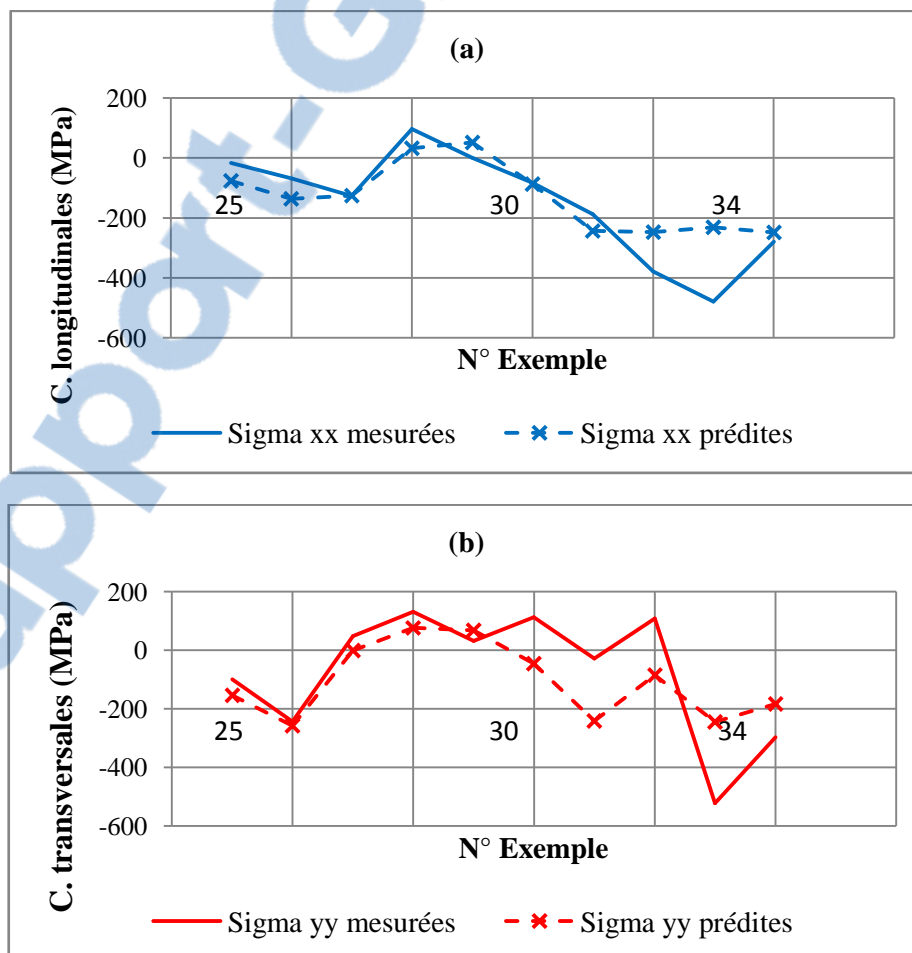


Figure 4.20 : Comparaison entre les valeurs expérimentales et prédites des contraintes résiduelles - Base de test -.

(a) Contraintes longitudinales. (b) Contraintes transversales.

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

Les résultats de simulation obtenus avec la structure 6-9-2 mettent bien en évidence les performances du RNA élaboré.

Nous allons maintenant procéder à la confrontation des résultats obtenus pour la prédiction, d'une part, des composantes de l'effort de coupe, et, d'autre part, des contraintes résiduelles.

4.3 Confrontation des résultats

4.3.1 Confrontation des résultats de prédiction des composantes de l'effort de coupe

Nous allons maintenant confronter les différents résultats obtenus par la Régression Linéaire Multiple, par la Régression Linéaire Multiple pour le modèle puissance, et par le Réseau de Neurones Artificiels. À cet effet, le tableau qui suit reporte les résultats de simulation obtenus par les trois composantes de l'effort de coupe.

N° Essai	Régression Linéaire Multiple					Réseau de Neurones Artificiels	
	F _f observée	Modèle linéaire		Modèle puissance			
		F _f prédite	Résidu	F _f prédite	Résidu	F _f prédite	Résidu
1	55,81	40,30	15,51	36,81	19	55,31	0,5
2	20,23	30,40	-10,17	22,23	-2	20,52	-0,29
3	27,64	38,29	-10,65	33,77	-6,13	27,85	-0,21
4	60,05	56,75	3,30	56,17	3,88	60,21	-0,16
5	42,25	46,18	-3,93	43,12	-0,87	42,57	-0,32
6	32,82	36,28	-3,46	31,77	1,05	32,37	0,45
7	41,36	39,06	2,30	37,51	3,85	41,37	-0,01
8	34,89	29,16	5,73	22,66	12,23	34,65	0,24
9	90,41	73,96	16,45	82,13	8,28	90,32	0,09
10	58,09	52,82	5,27	52,26	5,83	57,96	0,13
11	35,84	16,58	19,26	13,56	22,28	35,87	-0,03
12	44,31	40,70	3,61	43,7	0,61	44,53	-0,22
13	37,73	36,67	1,06	34,59	3,14	38,01	-0,28
14	36,8	32,65	4,15	31,03	5,77	37	-0,2
15	59,04	67,55	-8,51	71,25	-12,21	59,05	-0,01
16	34,01	38,06	-4,05	38,03	-4,02	33,5	0,51
17	23,4	28,16	-4,76	22,97	0,43	23,32	0,08
18	57,34	54,51	2,83	58,03	-0,69	57,38	-0,04
19	40,27	43,94	-3,67	44,55	-4,28	39,95	0,32
20	45,01	51,83	-6,82	52,98	-7,97	45,15	-0,14
21	35,26	34,04	1,22	32,82	2,44	35,22	0,04
22	51,46	39,76	11,70	44,25	7,21	51,59	-0,13
23	29,57	35,74	-6,17	35,03	-5,46	30,09	-0,52

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

24	17,9	33,73	-15,83	32,95	-15,05	17,72	0,18
25	32,36	29,70	2,66	30,23	2,13	32,34	0,02
26	28,01	35,13	-7,12	29,52	-1,51	24,05	3,96
27	16,04	22,99	-6,95	15,79	0,25	19,48	-3,44
28	65,8	55,50	10,30	57,24	8,56	68,51	-2,71
29	46,37	44,94	1,43	43,94	2,43	41,2	5,17
30	57,83	77,61	-19,78	104,3	-46,47	66,69	-8,86
31	32,29	30,64	1,65	29,85	2,44	26,54	5,75
32	32,3	36,05	-3,75	34,89	-2,59	30,4	1,9
33	82,76	72,97	9,79	83,27	-0,51	78,12	4,64
34	33,38	37,75	-4,37	38,18	-4,8	42,42	-9,04
35	33,48	31,71	1,77	31,42	2,06	25,81	7,67
CM_R		86,0492		135,79		11,35	
R² (%)		73,21		75,9		96,71	

Tableau 4.18 : Confrontation des résultats de simulation pour la composante F_f .

N° Essai	Régression Linéaire Multiple					Réseau de Neurones Artificiels	
	F _r observée	Modèle linéaire		Modèle puissance			
		F _r prédite	Résidu	F _r prédite	Résidu	F _r prédite	Résidu
1	102,6	97,39	5,21	93,58	9,02	103,08	-0,48
2	50,52	62,36	-11,84	50,79	-0,27	50,79	-0,27
3	70,66	93,47	-22,81	87,34	-16,68	69,89	0,77
4	117,77	114,75	3,02	116,13	1,64	117,63	0,14
5	115,01	124,57	-9,56	119,92	-4,91	114,99	0,02
6	78,86	89,55	-10,69	83,16	-4,3	79,09	-0,23
7	110,99	98,36	12,63	96,58	14,41	110,4	0,59
8	102,99	63,33	39,66	52,42	50,57	102,81	0,18
9	157,68	137,01	20,67	146,7	10,98	157,8	-0,12
10	193,25	156,65	36,60	154,98	38,27	193,26	-0,01
11	97,29	69,23	28,06	52,73	44,56	97,23	0,06
12	102,87	102,57	0,30	109,64	-6,77	102,78	0,09
13	101,78	94,73	7,05	90,94	10,84	103,04	-1,26
14	96,79	86,89	9,90	83,36	13,43	96,76	0,03
15	111,98	125,54	-13,56	131,53	-19,55	111,97	0,01
16	85,25	99,14	-13,89	98,83	-13,58	85,79	-0,54
17	58,13	64,11	-5,98	53,64	4,49	58,25	-0,12
18	114,92	116,50	-1,58	122,64	-7,72	114,77	0,15
19	110,19	126,32	-16,13	126,65	-16,46	110,27	-0,08
20	140,02	157,43	-17,41	158,59	-18,57	140,01	0,01
21	91,26	91,30	-0,04	87,83	3,43	89,79	1,47
22	140,99	103,30	37,69	111,97	29,02	140,74	0,25
23	74,71	95,46	-20,75	92,87	-18,16	74,44	0,27

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

24	57,63	91,54	-33,91	88,43	-30,8	58,34	-0,71
25	97,29	83,70	13,59	82,53	14,76	97,48	-0,19
26	68,62	81,03	-12,41	73,35	-4,73	59,12	9,5
27	60,37	84,62	-24,25	61,88	-1,51	62,4	-2,03
28	154,11	115,73	38,38	119,85	34,26	144,38	9,73
29	139,42	125,54	13,88	123,76	15,66	136,1	3,32
30	115,47	145,14	-29,67	178,44	-62,97	140,55	-25,08
31	89,28	82,97	6,31	80,82	8,46	77,99	11,29
32	90,61	95,22	-4,61	92,24	-1,63	72,76	17,85
33	142,35	137,79	4,56	150,12	-7,77	151,01	-8,66
34	80,99	99,38	-18,39	99,51	-18,52	107,9	-26,91
35	77,61	87,62	-10,01	85,14	-7,53	83,84	-6,23
CM_R		443,631		554,66		70,64	
R² (%)		61,51		67,6		94,5	

Tableau 4.19 : Confrontation des résultats de simulation pour la composante F_r .

N° Essai	Régression Linéaire Multiple					Réseau de Neurones Artificiels	
	F _t observée	Modèle linéaire		Modèle puissance		F _t prédite	Résidu
		F _t prédite	Résidu	F _t prédite	Résidu		
1	127,14	103,14	24,00	99,69	27,45	127,73	-0,59
2	50,04	64,33	-14,29	53,01	-2,97	49,38	0,66
3	82,64	99,13	-16,49	93,73	-11,09	82,99	-0,35
4	135,27	129,87	5,40	130,68	4,59	135	0,27
5	135,6	133,93	1,67	130,82	4,78	134,92	0,68
6	90,7	95,11	-4,41	89,72	0,98	91,24	-0,54
7	106,12	101,96	4,16	101,05	5,07	106,29	-0,17
8	68,77	63,15	5,62	53,73	15,04	69,12	-0,35
9	178,67	159,42	19,25	167,68	10,99	178,72	-0,05
10	168,47	167,54	0,93	167,99	0,48	168,76	-0,29
11	93,98	63,19	30,79	51,52	42,46	93,86	0,12
12	116,84	105,62	11,22	112,72	4,12	116,52	0,32
13	97,76	97,59	0,17	95,37	2,39	97,28	0,48
14	94,55	89,56	4,99	88,24	6,31	94,48	0,07
15	135,02	147,02	-12,00	151,47	-16,45	135,02	0
16	96,05	101,01	-4,96	102,05	-6	96,72	-0,67
17	55,61	62,20	-6,59	54,26	1,35	55,71	-0,1
18	131,04	127,73	3,31	133,77	-2,73	131,08	-0,04
19	127,85	131,79	-3,94	133,92	-6,07	128,33	-0,48
20	159,01	166,59	-7,58	169,65	-10,64	158,72	0,29
21	92	92,98	-0,98	91,84	0,16	91,41	0,59
22	120,74	104,73	16,01	113,74	7	120,65	0,09
23	86,18	96,70	-10,52	96,23	-10,05	84,88	1,3

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

24	61,39	92,68	-31,29	92,11	-30,72	62,8	-1,41
25	91,68	84,65	7,03	86,6	5,08	91,52	0,16
26	75,25	85,21	-9,96	78,02	-2,77	66,76	8,49
27	62,84	82,31	-19,47	61,7	1,14	85,1	-22,26
28	142,81	128,68	14,13	132,46	10,35	145,46	-2,65
29	136,84	132,74	4,10	132,6	4,24	126,03	10,81
30	140,18	167,09	-26,91	198,94	-58,76	134,11	6,07
31	92,64	85,54	7,10	85,82	6,82	81,46	11,18
32	93,54	97,00	-3,46	95,95	-2,41	87,3	6,24
33	172,37	158,47	13,90	169,34	3,03	158,59	13,78
34	95,66	100,72	-5,06	102,35	-6,69	107,46	-11,8
35	92,81	88,67	4,14	89,04	3,77	76,67	16,14
CM_R		201,082		282,02		49,63	
R^2 (%)		84,35		84,7		96,1	

Tableau 4.20 : Confrontation des résultats de simulation pour la composante F_t .

À travers ces trois derniers tableaux, nous remarquons que la prédiction des composantes de l'effort de coupe par RNA est la plus performante car elle se caractérise par un CM_R minimal et un coefficient de détermination R^2 le plus élevé [Makhfi 2018].

Nous allons maintenant confronter les différents résultats obtenus par la Régression Linéaire Multiple, la Régression Non-Linéaire et par le Réseau de Neurones Artificiels concernant la prédiction des contraintes résiduelles.

4.3.2 Confrontation des résultats de prédiction des contraintes résiduelles

Le tableau qui suit reporte les résultats de simulation obtenus par les trois modélisations pour la contrainte axiale.

N° Essai	Régression Multiple					Réseau de Neurones Artificiels	
	σ_{xx} observée	RLM		RNL		σ_{xx} prédite	Résidu
		σ_{xx} prédite	Résidu	σ_{xx} prédite	Résidu		
1	106	103,592	2,408	106,000	0,000	83	23,000
2	54	-91,305	145,305	3,954	50,046	-3	57,000
3	-205	-113,641	-91,359	-134,956	-70,044	-159	-46,000
4	-24	-74,698	50,698	-107,263	83,263	-108	84,000
5	-114	-66,395	-47,605	-102,997	-11,003	-138	24,000
6	-29	-49,788	20,788	25,288	-54,288	-63	34,000
7	-78	35,853	-113,853	69,996	-147,996	38	-116,000
8	21	47,536	-26,536	79,201	-58,201	36	-15,000
9	20	16,897	3,103	15,858	4,142	12	8,000

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

10	119	32,474	86,526	22,836	96,164	60	59,000
11	8	94,782	-86,782	70,565	-62,565	65	-57,000
12	218	94,782	123,218	87,100	130,900	112	106,000
13	200	133,724	66,276	146,505	53,495	174	26,000
14	10	64,143	-54,143	47,817	-37,817	27	-17,000
15	-138	-138,901	0,901	-92,675	-45,325	-152	14,000
16	-154	-239,242	85,242	-220,271	66,271	-235	81,000
17	-232	-269,881	37,881	-283,613	51,613	-229	-3,000
18	-286	-277,670	-8,330	-306,566	20,566	-250	-36,000
19	-330	-191,996	-138,004	-212,372	-117,628	-234	-96,000
20	-218	-153,054	-64,946	-152,966	-65,034	-205	-13,000
21	-173	-222,636	49,636	-251,654	78,654	-198	25,000
22	-240	-318,191	78,191	-296,334	56,334	-186	-54,000
23	-324	-293,281	-30,719	-283,533	-40,467	-214	-110,000
24	-116	-284,978	168,978	-199,432	83,432	-140	24,000
25	-17	-35,756	18,756	-63,714	46,714	-77	60,000
26	-68	-43,029	-24,971	-91,499	23,499	-137	69,000
27	-127	-58,092	-68,908	-58,813	-68,187	-126	-1,000
28	96	40,262	55,738	30,571	65,429	32	64,000
29	0	55,839	-55,839	43,551	-43,551	51	-51,000
30	-83	-130,598	47,598	-128,325	45,325	-88	5,000
31	-188	-230,939	42,939	-255,921	67,921	-243	55,000
32	-379	-254,305	-124,695	-276,635	-102,365	-248	-131,000
33	-479	-309,888	-169,112	-331,984	-147,016	-232	-247,000
34	-280	-301,584	21,584	-327,717	47,717	-249	-31,000
CM_R		8026,52		8450,637		6602,296	
R² (%)		75,86		80,2		74,98	

Tableau 4.21 : Confrontation des résultats de simulation pour σ_{xx} .

Le tableau qui suit reporte les résultats de simulation obtenus par les trois modélisations pour la contrainte circonférentielle.

N° Essai	Régression Multiple					Réseau de Neurones Artificiels	
	RLM			RNL			
	σ_{yy} observée	σ_{yy} prédite	Résidu	σ_{yy} prédite	Résidu	σ_{yy} prédite	Résidu
1	94	53,589	40,411	94,000	0,000	76	18,000
2	-98	-325,636	227,636	-141,341	43,341	-109	11,000
3	-205	-67,416	-137,584	-171,553	-33,447	-147	-58,000
4	-116	-112,114	-3,886	-168,708	52,708	-149	33,000
5	-20	-5,353	-14,647	-64,960	44,960	-120	100,000
6	207	208,169	-1,169	377,400	-170,400	226	-19,000

**Chapitre 4 : Développement de RNA pour la prédiction de l'effort de coupe
et des contraintes résiduelles en tournage dur**

7	-60	49,747	-109,747	114,596	-174,596	24	-84,000
8	103	-39,837	142,837	32,568	70,432	-53	156,000
9	43	111,621	-68,621	55,184	-12,184	92	-49,000
10	226	246,093	-20,093	211,576	14,424	234	-8,000
11	-172	-130,124	-41,876	-149,999	-22,001	-99	-73,000
12	224	22,226	201,774	12,365	211,635	43	181,000
13	-52	-22,471	-29,529	-81,804	29,804	8	-60,000
14	2	173,685	-171,685	161,776	-159,776	102	-100,000
15	-329	-153,316	-175,684	-120,730	-208,270	-278	-51,000
16	-186	-291,912	105,912	-171,155	-14,845	-326	140,000
17	-131	-140,453	9,453	-148,539	17,539	-149	18,000
18	103	173,187	-70,187	119,366	-16,366	67	36,000
19	-523	-229,848	-293,152	-191,357	-331,643	-311	-212,000
20	-309	-274,546	-34,454	-285,527	-23,473	-355	46,000
21	109	-78,390	187,390	-41,947	150,947	-46	155,000
22	-331	-392,305	61,305	-412,296	81,296	-244	-87,000
23	-346	-72,022	-273,978	-101,052	-244,948	-15	-331,000
24	473	34,739	438,261	159,272	313,728	236	237,000
25	-99	-156,811	57,811	-214,371	115,371	-155	56,000
26	-244	-184,522	-59,478	-260,543	16,543	-258	14,000
27	48	101,408	-53,408	117,076	-69,076	-1	49,000
28	131	84,803	46,197	62,711	68,289	77	54,000
29	32	66,924	-34,924	58,028	-26,028	68	-36,000
30	113	-46,555	159,555	-95,270	208,270	-46	159,000
31	-28	-185,151	157,151	-145,695	117,695	-241	213,000
32	108	-5,982	113,982	7,853	100,147	-85	193,000
33	-523	-285,544	-237,456	-386,836	-136,164	-245	-278,000
34	-297	-178,783	-118,217	-283,088	-13,912	-184	-113,000
CM_R		28511,5		28406,711		21366,963	
R^2 (%)		52,6		63,3		60,05	

Tableau 4.22 : Confrontation des résultats de simulation pour σ_{yy} .

En conclusion, si le critère de performance adopté est le coefficient de détermination, nous remarquons que la prédiction des contraintes résiduelles par RNL est la plus performante ; mais si le critère adopté est le CM_R , la prédiction par RNA est la plus performante.

Conclusion générale

L'objectif projeté pour la présente thèse concerne la modélisation et la simulation du comportement thermomécanique de l'Usinage à Grande Vitesse. Dans ce travail, notre investigation est principalement relative au tournage dur qui peut être défini comme une opération de tournage classique sur des aciers traités et durcis thermiquement ayant une dureté de 40 HRC à 60 HRC. Ce procédé vient de compléter voire remplacer la rectification conventionnelle qui est souvent longue et coûteuse lors de l'usinage de pièces de précision. En effet, le tournage dur offre la possibilité de remplacer plusieurs opérations de rectification consécutives par une seule opération de tournage dur. Il permet aussi d'enlever des taux de matière supérieurs à celui de la rectification.

Dans une étape initiale, nous avons effectué une amélioration de la modélisation du comportement thermomécanique d'Oxley en coupe orthogonale ; cette amélioration concerne principalement la révision de la formulation empirique et la distribution des contraintes à l'interface outil-copeau. Les résultats de simulation, réalisés sous le logiciel Microsoft Developer Studio, montrent une bonne concordance avec ceux obtenus expérimentalement par d'autres chercheurs.

Puis, nous avons utilisé le logiciel Statgraphics pour l'élaboration de modèles de prédiction des composantes de l'effort de coupe en tournage dur d'un acier à roulement 100Cr6 usiné par des plaquettes cBN tout en utilisant la Régression Linéaire Multiple. Les premiers modèles sont linéaires où les variables explicatives sont : la dureté, la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe ; les variables expliquées sont les composantes de l'effort de coupe. La seconde catégorie des modèles développés est de type non linéaire. Les modèles non-linéaires (ou modèles puissances) ont permis l'obtention de meilleurs résultats de prédiction qui se caractérisent par des coefficients de détermination relativement plus importants.

Aussi, nous nous sommes intéressés au développement de modèles de prédiction des contraintes résiduelles en tournage dur de l'acier 100Cr6 usiné par des plaquettes cBN. À cet effet, les variables explicatives sont les paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe) et les coefficients rhéologiques du matériau usiné ; les variables expliquées sont les contraintes résiduelles : axiale et circonférentielle. Pour l'élaboration des modèles, nous avons utilisé la Régression Linéaire Multiple et la Régression Non-Linéaire appuyées en simulation par les logiciels Statgraphics et Xlstat.

Avec le souci d'avoir des prédictions qui se caractérisent par plus de performances, nous avons tenté de développer une modélisation faisant appel aux Réseaux de Neurones Artificiels pour la prédiction des composantes de l'effort de coupe et des contraintes résiduelles, et ce pour les mêmes variables explicatives et expliquées utilisées dans la Régression Multiple.

Le réseau élaboré pour la prédiction des composantes de l'effort de coupe utilise une couche cachée ayant un nombre optimisé de onze (11) neurones. Pour la prédiction des contraintes résiduelles, le second réseau élaboré utilise une couche cachée ayant un nombre optimisé de neuf (09) neurones. Les neurones cachés utilisent une fonction d'activation de type tangente hyperbolique qui permet un apprentissage plus rapide. Quant à la couche de sortie, la fonction d'activation utilisée est de type linéaire.

Pour l'apprentissage des réseaux, la régularisation bayésienne est utilisée ; elle associe la rétro-propagation du gradient et l'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt. Les bases des données sont scindées, de manière figée, en deux parties : soit un pourcentage de 70 % des essais sont dédiés à l'apprentissage et 30 % au test. Aussi, les données ont été normalisées dans l'intervalle [-1, 1]. Les simulations des réseaux développés ont été effectuées sous le logiciel Matlab.

À travers la confrontation des résultats de simulation, nous remarquons que la prédiction des composantes de l'effort de coupe par RNA est la plus performante car elle se caractérise par un CM_R minimal et un coefficient de détermination plus élevé.

Si le critère de performance adopté est le coefficient de détermination, nous remarquons que la prédiction des contraintes résiduelles par RNL est la plus performante ; mais si le critère adopté est le CM_R , la prédiction par RNA est la plus performante.

Enfin, comme complément à ce modeste travail, nous pouvons penser à une étude comparative par utilisation d'autres outils pour la modélisation tels que les plans d'expérience, l'algorithme génétique,

Aussi, cette étude peut être généralisée à d'autres procédés d'usinage tels que le fraisage et le perçage.

Références bibliographiques

Rapport-Gratuit.com

- [Ackley 1985] **D. H. Ackley, G. E. Hinton, T. J. Sejnowski**
A learning algorithm for Boltzmann machines.
Cognitive science. Vol. 09, pp. 147-169 (1985).
- [Altintas 2000] **Y. Altintas**
Manufacturing Automation, Metal Cutting Mechanics, Machine Tool, Vibrations and CNC Design.
Cambridge University Press (2000).
- [Al-Ahmad 2008] **M. Al-Ahmad**
Industrialisation de procédé : contribution à la maîtrise de l'opération de tréfilage ou fraisage vertical – approches analytiques et expérimentale.
Thèse de doctorat. ENSAM CER Metz (2008).
- [Ambrogio 2006] **G. Ambrogio, L. Filice, R. Shivpuri, D. Umbrello**
Application of NN technique for predicting the residual stress profiles during hard turning of AISI 52100 steel.
The 9th International Conference on Material Forming. ESAFORM 2006. Glasgow, United Kingdom, pp. 595-598 (2006).
- [Ammar 2007] **M. Y. Ammar**
Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu.
Thèse de Doctorat. Institut Polytechnique de Toulouse (2007).
- [Assouline 2005] **S. Cohen Assouline**
Simulation numérique de l'usinage par outil coupant à l'Échelle macroscopique: prise en compte d'une pièce déformable.
Thèse de Doctorat. ENSAM CER de Paris (2005).
- [Aykut 2007] **S. Aykut, M. Gölcü, S. Semiz, H. S. Ergür**
Modeling of cutting forces as function of cutting parameters for face milling of satellite 6 using an artificial neural network.
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 190, pp. 199-203 (2007).
- [Bagur 1999] **F. Bagur**
Matériaux pour outils de coupe.
Techniques de l'Ingénieur. BM 7080 (1999).
- [Bahi 2010] **S. Bahi**
Modélisation hybride du frottement local à l'interface outil-copeau en usinage des alliages métalliques.
Thèse de Doctorat. ENSAM Bordeaux (2010).
- [Baléo 2003] **J. N. Baléo, B. Bourges, P. Courcoux, C. Faur-Brasquet, P. Le Cloirec**
Méthodologie expérimentale. Méthodes et outils pour les expérimentations scientifiques.
Edition TEC & DOC. Lavoisier, Paris (2003).

- [Battaglia 2002] **J. -L. Battaglia, H. Elmoussami, L. Puigsegur**
Modélisation du comportement thermique d'un outil de fraisage : approche par identification de système. Non entierthermal modelling of a milling tool: a non integer system identification approach.
Comptes Rendus Mécanique. Vol. 330(12), pp. 857-864 (2002).
- [Bierla 2009] **A. Bierla**
Usinage des aciers prétraités à l'huile entière – effets physico – chimiques des additifs soufres.
Thèse de Doctorat. ENSAM CLUNY (2009).
- [Bissey 2005] **S. Bissey**
Développement d'un modèle d'efforts de coupe applicable à des familles d'outils : cas du fraisage des aciers traités thermiquement.
Thèse de Doctorat en Procédés de Fabrication. ENSAM CER de Cluny (2005).
- [Bisu 2007] **C. F. Bisu**
Étude de vibrations auto-entretenuées en coupe tridimensionnelle : nouvelle modélisation appliquée au tournage.
Thèse de Doctorat. Université Bordeaux1 et Université Politehnica Bucarest (Romanie) (2007).
- [Brosse 2008] **A. Brosse, H. Hamdi, J. M. Bergheau**
A numerical study of phase transformation during grinding.
International Journal of Machining and Machinability of Materials. Vol. 4, pp. 148-157 (2008).
- [Capello 2005] **E. Capello**
Residual stresses in turning, Part I: Influence of process parameters.
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 160, pp. 221-228 (2005).
- [Changeux 2001] **B. Changeux**
Loi de comportement pour l'usinage. Localisation de la déformation et aspects microstructuraux.
Thèse de Doctorat. ENSAM Paris (2001).
- [Chen 2000] **X. Chen, W. B. Rowe, D. F. McCormack**
Analysis of the transitional temperature for tensile residual stress in grinding.
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 107, pp. 216-221 (2000).
- [Cheriguene 2009] **R. Cheriguene**
Étude numérique des phénomènes de contact en usinage.
Thèse de Doctorat. Université Metz et Université Carlos III de Madrid (2009).
- [Chérif 2003] **M. Chérif**
Modélisation générique des efforts de coupe en fraisage pour la CFAO et la surveillance de l'usinage.
Thèse de doctorat. Ecole Centrale de Nantes (2003).

- [Che-Haron 2005] **C.H. Che-Haron, A. Jawaid**
The effect of machining on surface integrity of titanium alloy Ti-6% Al-4%V.
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 166(2), pp. 188 - 192 (2005).
- [Childs 2000] **T. H. C. Childs**
Metal machining theory and applications.
Oxford Science Publications (2000).
- [Dahlman 2004] **P. Dahlman, F. Gunnberg, M. Jacobson**
The influence of rake angle, cutting feed and cutting depth on residual stresses in hard turning
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 147(2), pp. 181-184 (2004).
- [Dargnat 2006] **F. Dargnat**
Modélisation semi-analytique par approche énergétique du procédé de perçage de matériaux monolithiques.
Thèse de Doctorat en Mécanique. Université Bordeaux 1 (2006).
- [Davim 2008] **J. P. Davim**
Machining: fundamentals and Recent Advances.
Springer (2008).
- [Defretin 1999] **A. L. Defretin, G. Levaillant**
Usinage à grande vitesse.
Techniques de l'Ingénieur. BM 7180 (1999).
- [Dreyfus 1998] **G. Dreyfus**
Réseaux de neurones.
Mécanique Industrielle et Matériaux. N° 51 (1998).
- [Dreyfus 2002] **G. Dreyfus, J. M. Martinez, M. Samuelides, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, L. Hérault**
Réseaux de neurones. Méthodologie et Applications.
Eyrolles (2002).
- [Ernst 1938] **H. Ernst**
Physics of metal cutting.
Machining of Metals. Cleveland OH: American Society of Metals. pp. 1-34 (1938).
- [Ezugwu 1997] **E. O. Ezugwu, Z.M. Wang**
Titanium alloys and their machinability - a review.
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 68, pp. 262-274 (1997).
- [Felder 1997] **E. Felder**
Procédés d'usinage.
Techniques de l'Ingénieur. B 7000 (1997).

- [Gilormini 1995] **P. Gilormini**
Modélisation de la coupe des métaux.
Techniques de l'ingénieur. Traité Mécanique et Chaleur. B 7041,
pp. 1-11 (1994).
- [Grolleau 1996] **V. Grolleau**
*Approche de la validation expérimentale des simulations numériques
de la coupe avec prise en compte des phénomènes locaux à l'arête de
l'outil.*
Thèse de Doctorat. Université Nantes (1996).
- [Grossberg 1972] **S. Grossberg**
A neural theory of punishment and avoidance II: Quantitative theory.
Mathematical Biosciences. Vol. 15, pp. 253-285 (1972).
- [Habak 2006] **M. Habak**
*Étude de l'influence de la microstructure et des paramètres de coupe
sur le comportement en tournage dur de l'acier à roulement 100Cr6.*
Thèse de Doctorat. ENSAM Angers (2006).
- [Hagan 2014] **M. T. Hagan , H. B. Demuth, M. H. Beale, O. De Jesús**
Neural Network Design.
2nd Edition eBook (2014).
- [Hamann 1998] **J. C. Hamann, B. Verquin, E. Le Floch**
*Effect of various lubricating technics on tool loading and chip
formation mechanisms in milling.*
Colloque International du Cercle d'Études des Métaux. 18 et 19 Nov.
(1998)
- [Hao 2006] **W. Hao, X. Zhu, X. Li, G. Turyagyenda**
*Prediction of cutting force for self-propelled rotary tool using
artificial neural networks.*
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 180, pp. 23-29
(2006).
- [Hebb 1949] **D. Hebb**
The organization of behavior.
John Wiley & Sons - New York (1949).
- [Hopfield 1982] **J. J. Hopfield**
*Neural networks and physical systems with emergent collective
computational abilities.*
Proceeding of the National Academy of Sciences. Vol. 79 (8),
pp. 2554-2558 (1982).
- [Jaspers 2002] **S. P. F. C. Jaspers, J. H. Dautzenberg**
*Material behaviour in conditions similar to metal cutting: flow stress
in the primary shear zone.*
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 122, pp. 322-330
(2002)

- [Johnson 1983] **G. R. Johnson, W. H. Cook**
A constitutive model and data for metals subjected to large strains, high strain rates and high temperatures.
7th Symposium Ballistic - La Haye. pp.541-547 (1983).
- [Karataş 2009] **C. Karataş, A. Sozen, E. Dulek**
Modelling of residual stresses in the shot panned material C-1020 by artificial neural network.
Expert Systems with application. Vol. 36, pp. 3514-3521 (2009).
- [Kohonen 1972] **T. Kohonen, J. Anderson**
Correlation matrix memories.
IEEE Transactions on Computer. Vol. 21(4), pp. 353-359 (1972).
- [Kohonen 1984] **T. Kohonen**
Self-Organization and Associative Memory.
Springer – Verlag (1984).
- [Komanduri 1981] **R. Komanduri, R. H. Brown**
On the mechanics of chip segmentation.
ASME. Journal of Engineering for Industry. Vol. 103, pp. 33-51 (1981).
- [Komanduri 1982] **R. Komanduri, T. Schroeder, J. Hazra, B. F. von Turkovich, D. G. Flom**
On the catastrophic shear instability in high-speed machining of an AISI 4340 steel.
Journal of Engineering for Industry. Vol. 104, pp. 121-131 (1982).
- [Komanduri 1993] **R. Komanduri**
Machining and grinding — a historical review of classical papers.
Applied Mechanics Reviews. Vol. 46, pp. 80-132 (1993).
- [Laheurte 2004] **R. Laheurte**
Application de la théorie du second gradient à la coupe des matériaux.
Thèse de Doctorat en Mécanique. Université de bordeaux (2004).
- [Laporte 2005] **S. Laporte**
Comportement et endommagement de l'outil en perçage a sec : applications aux assemblages aéronautique.
Thèse de Doctorat en Mécanique. Université Bordeaux 1 (2005).
- [Larue 2003] **A. Larue**
Prise en compte des déformations d'un outil dans le calcul de trajectoire d'usinage en fraisage de profils.
Thèse de Doctorat. ENS Cachan (2003).
- [Lavoisy 2013] **O. Lavoisy**
Machines-Outils - (repères chronologiques).
Encyclopédie Universel [en ligne] (consulté le 20/09/2013).
Disponible sur : <http://www.universalis.fr/encyclopedia/machines-outils-reperes-chronologiques/>.

- [Lazoglu 2000] **I. Lazoglu, S.Y. Liang**
Modelling of ball-end milling forces with cutter axis inclination.
Journal of Manufacturing Science and Engineering. Vol. 122, pp. 3-11 (2000).
- [Lee 1951] **E. H. Lee, B. W. Schaffer**
The theory of plasticity applied to a problem of machining.
Journal of applied mechanics. pp. 405-413 (December 1951).
- [Leroy 1993] **F. Leroy**
Endommagement des outils de coupe.
Techniques de l'ingénieur. B 7042 (1993).
- [Le Calvez 1995] **C. Le Calvez**
Étude des aspects thermiques et métallurgiques de la coupe orthogonale d'un acier au carbone.
Thèse de Doctorat. ENSAM Paris (1995).
- [Li 1999] **X. P. Li, K. Iynkaran, A. Y. C. Nee**
A hybrid machining simulator based on predictive machining theory and neural network modeling.
Journal of Material Processing Technology. Vol. 89-90, pp. 224-230 (1999).
- [List 2004] **G. List**
Étude des mécanismes d'endommagement des outils carbure WC-CO par la caractérisation de l'interface outil-copeau. Application à l'usinage à sec de l'alliage d'aluminium aéronautique AA2024 T351.
Thèse de Doctorat. ENSAM Bordeaux (2004).
- [Liu 1982] **C. R. Liu, M. M. Barash**
Variables governing patterns of mechanical residual stresses in machined surface.
Journal of Engineering for Industry-Transactions of the ASME. Vol. 104, pp. 257-264 (1982).
- [McCulloch 1943] **W. S. McCulloch, W. Pitts**
A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity.
Bulletin of Mathematical Biophysics. Vol. 5, pp. 115-133 (1943).
- [Makhfi 2011] **S. Makhfi, M. Habak, R. Velasco, K. Haddouche, P. Vantomme**
Prediction of Cutting Forces Using ANNs Approach in Hard Turning of AISI 52100 Steel.
The 14th International Conference on Material Forming. ESAFORM 2011. Queen's University Belfast (2011).
- [Makhfi 2013] **S. Makhfi, R. Velasco, M. Habak, K. Haddouche, P. Vantomme**
An Optimized ANN Approach for Cutting Forces Prediction in AISI 52100 Bearing Steel Hard Turning.
Science and Technology. Vol. 3(1), pp. 24-32 (2013).

- [Makhfi 2018] **S. Makhfi, K. Haddouche, A. Bourdim, M. Habak**
Modeling of Machining Force in Hard Turning Process.
Mechanika. Vol. 24(3), pp. 367-375 (2018).
- [Marty 2003] **A. Marty**
Simulation numérique de l'usinage par outil coupant à l'Échelle macroscopique: contribution à la définition géométrique de la surface usinée.
Thèse de doctorat. ENSAM CER de Paris (2003).
- [Merchant 1945] **E. Merchant**
Mechanics of the metal cutting process I. Orthogonal cutting and a type 2 chip.
Journal of Applied Physics. Vol. 16(5), pp. 267-275 (1945).
- [Minsky 1969] **M. Minsky, S. Papert**
Perceptrons. An introduction to computational geometry.
MIT Press. Cambridge (1969).
- [Mofid 1999] **M. Mofid, Z. Liangchi**
Applied mechanics in grinding, Part 7: residual stresses induced by the full coupling of mechanical deformation, thermal deformation and phase transformation.
International Journal of Machine Tools and Manufacture. Vol. 39, pp. 1285-1298 (1999).
- [Molinari 1997] **A. Molinari, A. Moufki, D. Dudzinski**
Étude du comportement du 42CD4.
Final Technical Report. CREAS Ascomeatal (1997).
- [Molinari 1992] **A. Molinari, D. Dudzinski**
Stationary shear band in high-speed machining.
C.R. Acads. Sci. Paris. Vol. 315, N° Série II, pp. 399-405 (1992).
- [M'Saoubi 1999] **R. M'Saoubi, J.C. Outeiro, B. Changeux, J-L. Lebrun, Morao Dias**
Residual stress analysis in orthogonal machining of standard and resulfurized AISI 316L steels.
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 96, pp. 225-233 (1999).
- [Nouari 2008] **M. Nouari, M. Calamaz, F. Girot**
Mécanismes d'usure des outils coupants en usinage a sec de l'alliage de titane aéronautique Ti-6%Al-4%V.
Comptes rendus. Mécanique. Vol. 336, pp. 772-781 (2008).
- [Oxley 1976] **P. L. B. Oxley, W. F. Hasting**
Minimum work as possible criterion for determining the frictional conditions as the tool interface in machining.
Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Vol. 282(A 1310), pp. 565-584 (1976).










- [Oxley 1988] **P. L. B. Oxley**
Modelling machining processes with a view to their optimization.
Robotics and Computer Integrated Manufacturing. pp. 103-119
(1988).
- [Oxley 1989] **P. L. B. Oxley**
Mechanics of Machining, an Analytical Approach to Assessing Machinability.
Ellis Horwood Limited (1989).
- [Özel 2006] **T. Özel, E. Zeren**
A methodology to determine work material flow stress and tool-chip interfacial friction properties by using analysis of machining.
Journal of Manufacturing Science and Engineering. Vol. 128,
pp. 1-11, (2006).
- [Parizeau 2006] **M. Parizeau**
Réseaux de neurones.
GIF-21140 et GIF-64326. Université Laval (2006).
- [Pomey 1970] **J. Pomey**
Bulletin de cercle d'étude de métaux.
pp. 9-87 (1970).
- [Pomey 1971] **J. Pomey**
Phénomènes de mécanique physique qui régissent la coupe des métaux.
Méca. Mat. Elect.. Vol. 256, pp. 8-36 (1971).
- [Poulachon 2002] **G. Poulachon, A. L. Moisan, M. Dessoly**
Contribution à l'étude des mécanismes de coupe en tournage dur.
Mécanique & Industries. Vol. 3, pp. 291-299 (2002).
- [Puerta Velásquez 2007] **J. D. Puerta Velásquez**
Étude des copeaux et de l'intégrité de surface en usinage à grande vitesse de l'alliage de titane TA6V.
Thèse de Doctorat. Université Paul Verlaine Metz (2007).
- [Puigsegur 2002] **L. Puigsegur**
Caractérisation thermique d'un procédé d'usinage par tournage. Approche analytique et par identification se systèmes non entiers.
Thèse de Mécanique. Université Bordeaux (2002).
- [Rech 2003] **J. Rech, A. Moisan**
Surface in tegrity in finish hard turning of case-hardened steels.
International Journal of Machine Tools & Manufacture. Vol. 43, pp.
543-550 (2003).

- [Rech 2008] **J. Rech, G. Kermouche, W. Grzesik, C. García-Rosales, A. Khellouki, V. García-Navas**
Characterization and modelling of the residual stresses induced by belt finishing on a AISI 52100 hardened steel.
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 208, pp. 187-195 (2008).
- [Rosenblatt 1958] **F. Rosenblatt**
The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain.
Psychological Review. Vol. 65(6), pp. 386-408 (1958).
- [Rumelhart, 1986] **D. Rumelhart, G. Hinton, R. Williams**
Learning internal representations by error propagation.
Parallel Distributed Processing. Vol. 1, MIT Press, pp. 318-362, (1986).
- [Schulz 1989] **H. Schultz**
Hochgeschwindigkeitsfrasen metallischer und nichtmetallischer Werkstoffe.
Ed. Hanser (1989).
- [Segreti 2001] **M. Segreti, A. Moufki, D. Dudzinski, A. Molinari**
Un modèle semi-analytique des vibrations non linéaires en coupe orthogonale.
XV^{ème} Congrès Français de Mécanique. Nancy (3-7 Septembre 2001).
- [Skalli 1991] **N. Skalli, A. Turbat, J. F. Flavenot**
Prévision des contraintes résiduelles d'origine thermique en rectification plane.
Revue Française de la mécanique. Vol. 1, pp. 69-76 (1991).
- [Soldani 2008] **X. Soldani**
Modélisation analytique de l'usinage à grande vitesse et étude de l'usure en cratère – application au tournage.
Thèse de Doctorat. Université Paul Verlaine Metz (2008).
- [Szecsi 1999] **T. Szecsi**
Cutting force modeling using artificial neural networks.
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 92-93, pp. 344-349 (1999).
- [Tay 1974] **A. O. Tay, M. G. Stevenson, P. L. B. Oxley**
Using the finite element method to determine temperature distribution in orthogonal machining.
Institution of the mechanical engineers. pp. 627-638 (1974).
- [Taylor 1907] **F. W. Taylor**
On the art of cutting metals.
Trans. ASME 28, pp. 31-350 (1907).

- [Tönshoff 2001] **H. K. Tönshoff, A. Mohlfeld, C. Spengler**
Pre-treatment of coated tools for cutting applications.
2nd International Conference "The Coatings" in Manufacturing Engineering. Hannover (May 9-10, 2001).
- [Umbrello 2004] **D. Umbrello**
FE – Analysis of machining processes: Innovative experimental techniques for results assessing.
Ph. D Thesis. University Calabria Italie (2004).
- [Umbrello 2008] **D. Umbrello, G. Ambrogio, L. Filice, R. Shivpuri**
A hybrid finite element method–artificial neural network approach for predicting residual stresses and the optimal cutting conditions during hard turning of AISI 52100 bearing steel.
Materials and Design. Vol. 29, pp. 873-883 (2008).
- [Valiorgue 2008] **F. Valiorgue**
Simulation des processus de génération de contraintes résiduelles en tournage du 316L. Nouvelle approche numérique et expérimentale.
Thèse Doctorat. ENSAM Saint-Etienne (2008).
- [Widrow 1960] **B. Widrow, M. E. Hoff**
Adaptive switching circuits.
Institute of Radio Engineers. Western Electronic Show and Convention (WESCON), Convention Record. Part (4), pp. 96-104 (1960).
- [Zadshakoyan 1998] **M. Zadshakoyan**
Optimisation en conduite d'usinage et gestion d'usure d'outils par commande adaptative.
Thèse de Doctorat. Université Bordeaux I (1998).
- [Zeroudi 2011] **N. Zeroudi**
Prédiction des efforts de coupe en fraisage 3 axes à partir de trajectoires issues de FAO.
Thèse de Doctorat en Sciences. École Militaire Polytechnique Bordj El Bahri (2011).
- [Zorev 1963] **N. N. Zorev**
Inter-relationship between shear processes occurring along tool face and shear plane in metal cutting.
International Research in Production Engineering. ASME. pp. 42-49, New York (1963).
- [Zuperl 2004] **U. Zuperl, F. Cus**
Tool cutting force modeling in ball-end milling using multilevel Perceptron.
Journal of Materials Processing Technology. Vol. 153-154, pp. 268-275 (2004).

Annexes

Annexe 1

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

Fonctions de transfert sous MATLAB.

Annexe 2

Schéma bloc de simulation du RNA pour la prédiction des composantes de l'effort de coupe.

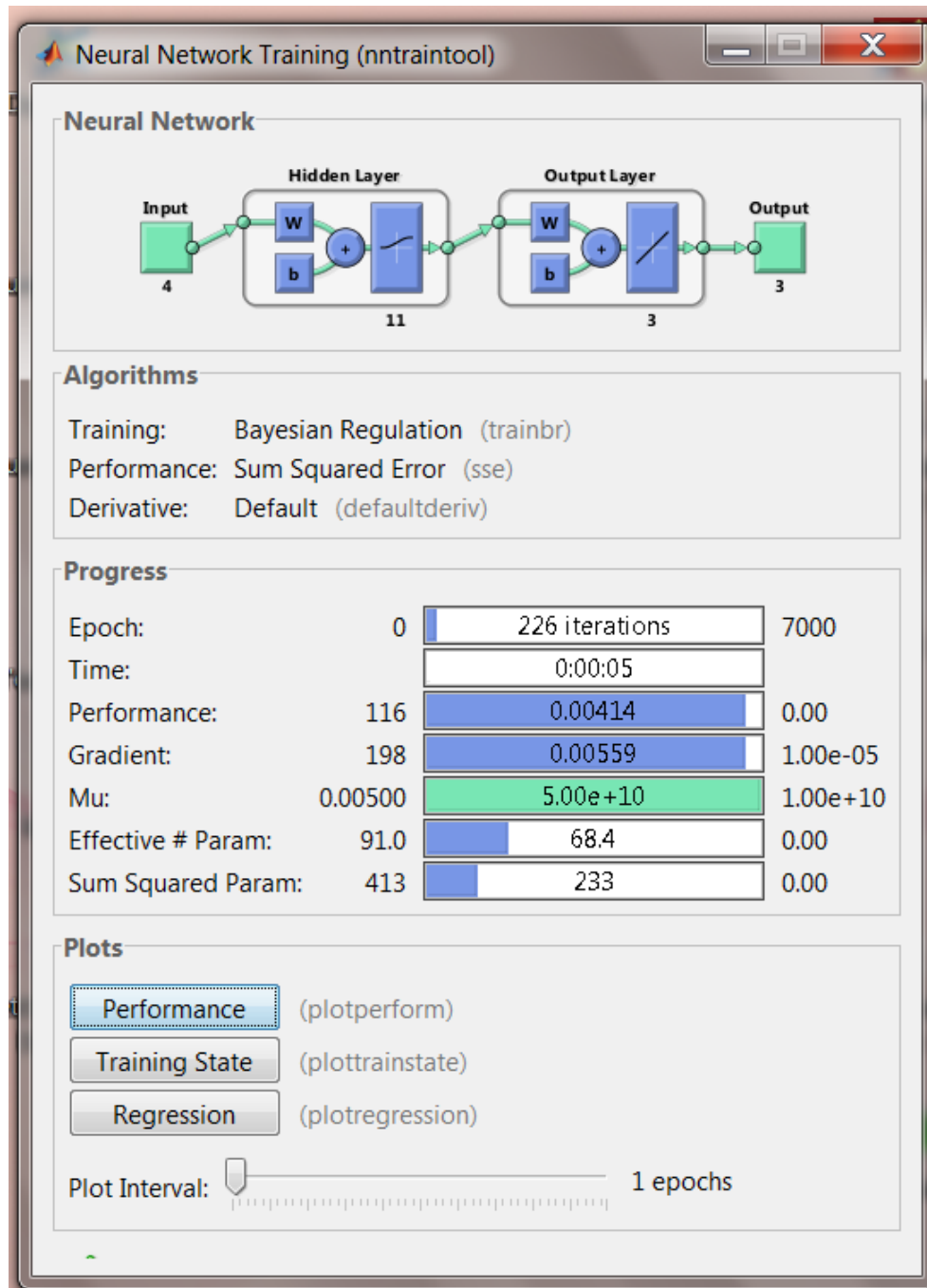
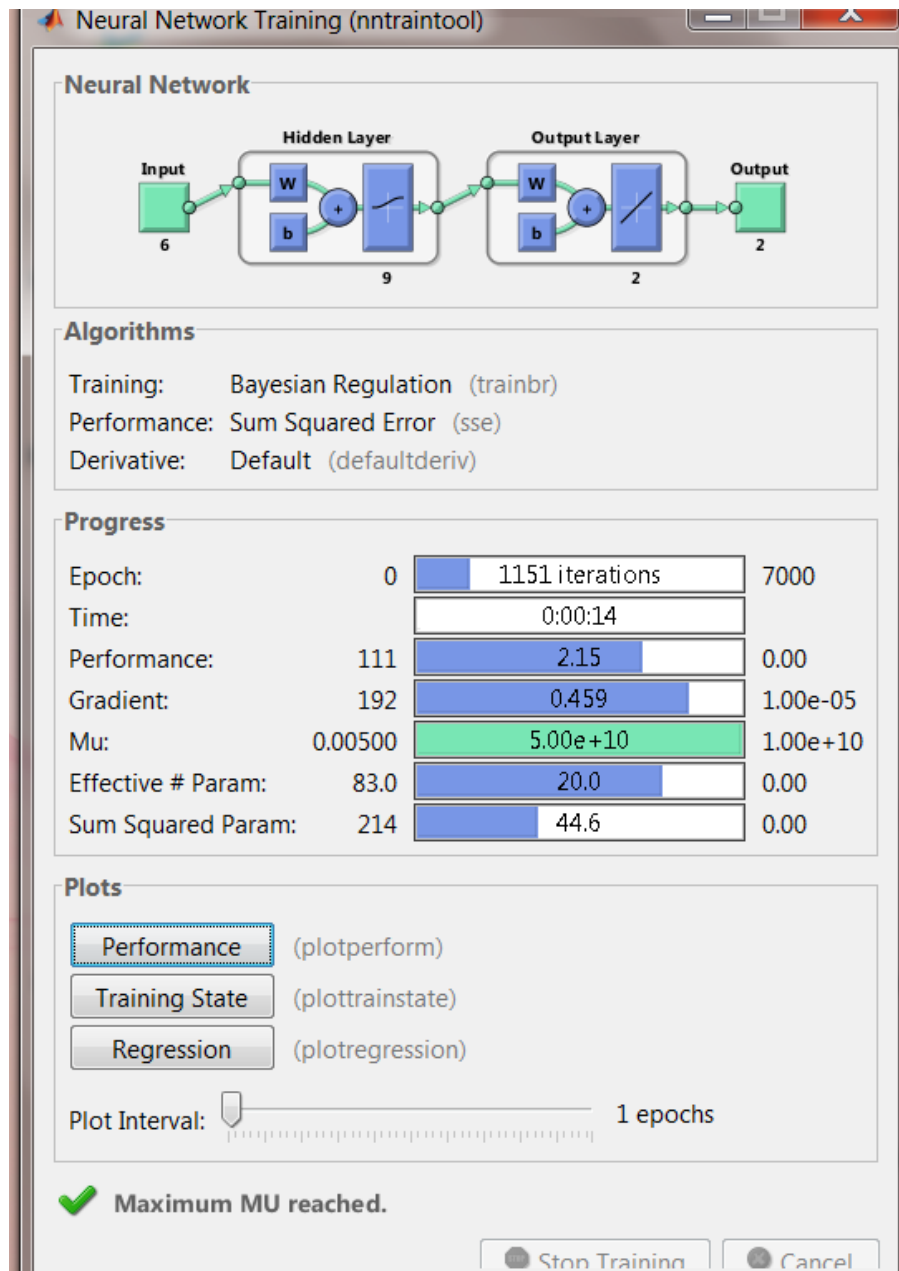


Schéma bloc de simulation du RNA pour la prédiction des contraintes résiduelles.



ملخص:

في هذا العمل ، قمنا بتحسين نمذجة 'اوكسلي' الميكانيكية الحرارية فيما يخص بالأساس مراجعة قانون التدفق التجريبي و توزيع الإجهادات على واجهة أداة القطع. و بهدف التنبؤ بالقوى و الإجهادات الناتجة عن الخراطة الصلبة، قمنا بتطوير نمذجة إحصائية تتركز، من جهة، على تقنية الانحدار الخطي المتعدد، و على تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية من جهة أخرى. نتائج المحاكات الناتجة عن طريق استخدام تقنية الانحدار الخطي المتعدد كانت أكثر فعالية بالنسبة للنماذج اللاخطية التي تعطي معاملات ارتباط مهمة. أجريت عمليات المحاكاة باستخدام برامج مختلفة: Matlab، Statgraphics و Microsoft Developer Studio . حيث أن النتائج المتحصل عليها بينت توافق جيد مع النتائج التجريبية، و عليه فإن التنبؤ لقوى القطع عن طريق تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية هي الأكثر فعالية.

الكلمات الدلالية: قطع بسرعة عالية، خراطة صلبة، نمذجة، محاكاة ، تفاعل ميكانيكي حراري، قوى القطع، الإجهادات المتبقية، متعددة الانحدار الخطي، الشبكات العصبية الاصطناعية.

Résumé :

Dans ce travail, nous avons effectué une amélioration de la modélisation du comportement thermomécanique d'Oxley qui concerne principalement la révision de la formulation empirique et la distribution des contraintes à l'interface outil-copeau. Aussi, nous avons développé une modélisation statistique pour la prédiction des efforts et des contraintes résiduelles en tournage dur. Ces développements utilisent, d'une part, la Régression Linéaire Multiple (RLM), et, d'autre part, les Réseaux de Neurones Artificiels.

Les simulations ont été réalisées sous différents logiciels : Matlab, Statgraphics et Microsoft Developer Studio. Les résultats de simulation obtenus par RLM sont plus performants pour les modèles non-linéaires qui offrent des coefficients de corrélation plus importants. Aussi, les résultats de simulation montrent une bonne concordance avec ceux obtenus expérimentalement et la prédiction des efforts de coupe par un Réseau de Neurones Artificiels est la plus performante.

Mots clés : Usinage Grande Vitesse, Tournage dur, Modélisation, Simulation, Comportement thermomécanique, Efforts de coupe, Contraintes résiduelles, Régression Linéaire Multiple, Réseaux de Neurones Artificiels.

Abstract:

In this work, we carried out an improvement of the thermomechanical behavior of Oxley's modeling which mainly concerns the revision of the empirical formulation and the distribution of the constraints at tool-chip interface. Also, we developed a statistical modeling for the prediction of the efforts and the residual stresses in hard turning. These developments use, on the one hand, the Multiple Linear Regression (RLM), and, on the other hand, the Artificial Neural Networks.

Simulations were conducted under various softwares: Matlab, Statgraphics and Microsoft Developer Studio. The simulation results obtained by RLM are more powerful for the non-linear models which offer more important coefficients of correlation. Also, the simulation results show a good agreement with those obtained in experiments and the prediction of the cutting forces by a Artificial Neural Networks is most powerful.

Key words: High Speed Machining, Hard turning, Modeling, Simulation, Thermomechanical behavior, Cutting forces, Residual Stress, Multiple Linear Regression, Artificial Neural Networks.