

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (Toulouse INP)

Discipline ou spécialité :

Génie Mécanique, Mécanique des Matériaux

Présentée et soutenue par :

M. MAXIME DAWOUA KAOUTOING

le lundi 27 janvier 2020

Titre :

Contributions à la modélisation et la simulation de la coupe des métaux: vers un outil d'aide à la surveillance par apprentissage

---

Ecole doctorale :

Mécanique, Energétique, Génie civil, Procédés (MEGeP)

Unité de recherche :

Laboratoire de Génie de Productions de l'ENIT (E.N.I.T-L.G.P.)

Directeur(s) de Thèse :

M. OLIVIER PANTALE

M. TIBI BEDA

Rapporteurs :

M. LUCIEN MEVA'A, UNIVERSITE DE YAOUNDE 1

M. PHILIPPE LORONG, ENSAM - ARTS ET METIERS PARISTECH

Membre(s) du jury :

M. PHILIPPE LORONG, ENSAM - ARTS ET METIERS PARISTECH, Président

Mme MATTA NADA, UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES, Membre

M. OLIVIER PANTALE, ECOLE NATIONALE D'INGENIEUR DE TARBES, Membre

M. RAYMOND HOUE NGOUNA, UNIVERSITE DE NGAOUNDERE, Membre

M. TIBI BEDA, UNIVERSITE DE NGAOUNDERE, Membre

Dédicaces

Aux familles KAOUTOING et TAOKISSAM

A mon épouse Viviane et mes enfants Jean Paul, Teresa Anaëlle et Anastasie Divine

Remerciements

J'adresse mes sincères remerciements à mes directeurs de thèse, M. Olivier PANTALÉ et M. Tibi BEDA, d'avoir accepté de diriger mes travaux de recherche et pour leurs patience, disponibilité et surtout leurs judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion. J'exprime toute ma gratitude à M. Raymond HOUE NGOUNA pour m'avoir encadré, pour sa grande disponibilité, sa rigueur et sa patience à corriger mes erreurs malgré ses multiples occupations.

Mes remerciements sincères à M. Philippe LORONG et M. Lucien MEVA'A qui ont accepté d'être rapporteurs de ma thèse, pour leurs remarques constructives et leurs conseils sur le manuscrit. Merci également à Mme Matta NADA d'avoir accepté de participer au jury de ma thèse.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Monseigneur Samuel KLEDA, Archevêque Métropolitain de Douala, Grand Chancelier de Saint Jérôme de Douala et à Sa Majesté Emmanuel POHOWE, Administrateur Général de Saint Jérôme de Douala pour m'avoir permis de mener cette thèse à terme, à tous mes collègues de Saint Jérôme Douala et de l'ENI de Tarbes qui m'ont aidé lors de la réalisation de ce manuscrit et m'ont soutenu au quotidien, en particulier, M. Bernard ARCHIMEDE, M. Bernard KAMSU, Mme Eliane CASTA, M. Justin MOSKOLAI, M. Mamadou BILO, M. Roger Pierre LEMANLE, M. Martial TEKINZANG, M. André SINI, M. Justin AYANG, M. Robert ADJIA, M. Gaswe TABGA, M. Hippolyte EGOLE, M. André KADANDJI, M. Bernard HAMAN et Mme Rosalie NGONO.

J'aimerais remercier également toute la famille de S.E.M. Boniface BAYAOLA, de Sa Majesté Emmanuel POHOWE, de M. Yacoubou WAOLANY, de M. Victor WANKAGUE, de M. Benoît NDIWE pour leurs précieux conseils et appuis divers.

Je remercie chaleureusement toute la grande famille, plus particulièrement mon père M. Marcel KAOUTOING et ma mère Mme BOKAO, mes frères et sœurs M. Alphonse DJORWE, M. Sadjo KAOUTOING, M. Hamidou KAOUTOING, M. Léo TAOKISSAM, M. Diélé TAOKISSAM, Mme Bawané KAOUTOING, ainsi que Mme DJORWE et Mme SADJO, merci pour leur patience, leur présence et leurs encouragements sans faille.

Pour terminer, j'exprime ma profonde gratitude à mon épouse Viviane, qui n'a cessé de m'encourager dans les moments difficiles durant toutes ces années de thèse, sans oublier mes enfants Jean Paul, Teresa Anaëlle et Anastasie Divine.

Table des matières

Dédicaces i

Remerciements iii

Liste des Figures xi

Liste des Tables xiii

Notations xv

Introduction générale et positionnement de l'étude 1

1 Synthèse bibliographique des connaissances sur la coupe des métaux 5
- 1.1 Le procédé d'usinage . . . 6
  - 1.1.1 Opération de tournage . . . 6
  - 1.1.2 Opération de fraisage . . . 7
  - 1.1.3 Matériaux des outils de coupe . . . 9
- 1.2 Approche orthogonale de la coupe . . . 9
  - 1.2.1 Phénoménologie de la formation des copeaux . . . 10
  - 1.2.2 Observation de la formation du copeau . . . 11
  - 1.2.3 Morphologie des copeaux . . . 13
- 1.3 Loi de comportement du matériau . . . 14
  - 1.3.1 Loi d'écoulement d'Oxley . . . 15
  - 1.3.2 Loi d'écoulement de Johnson et Cook . . . 15
- 1.4 Synthèse des modèles de coupe orthogonale des métaux . . . 16
  - 1.4.1 Synthèse des modèles analytiques . . . 16
  - 1.4.2 Synthèse des modèles numériques de coupe orthogonale . . . 29

Synthèse du chapitre 34

2 Implémentation d'un modèle analytique pour la coupe des métaux 35
- 2.1 Modèle analytique d'Oxley étendu . . . 36

2.1.1 Contrainte d'écoulement dans la zone de cisaillement primaire 36
2.1.2 Contrainte d'écoulement dans zone de cisaillement secondaire 43
2.1.3 Système d'équilibre à résoudre 45
2.2 Implémentation du modèle étendu d'Oxley 47
2.2.1 Implémentation en Python du modèle étendu d'Oxley 47
2.2.2 Algorithme d'optimisation 48
2.2.3 Validation de l'algorithme proposé 49
2.2.4 Unicité de la solution 50
2.2.5 Analyse des résultats de l'algorithme proposé 52
2.3 Résultats et comparaisons 55
2.3.1 Résultats du modèle analytique pour l'acier AISI 1045 55
2.3.2 Résultats du modèle analytique pour l'acier au carbone 0.38% 58

Synthèse du chapitre **61**

3 État de l'art sur la surveillance de l'usinage **63**
3.1 Brèves définitions des principaux concepts 64
3.2 La fonction maintenance 65
3.2.1 Maintenance corrective 65
3.2.2 Maintenance préventive systématique 66
3.2.3 Maintenance préventive conditionnelle ou maintenance prédictive . . . 67
3.3 Le système étudié et son environnement 70
3.4 Les méthodes de surveillance de l'usinage issues de la littérature 71
3.5 Surveillance de l'usinage 73
3.5.1 Collecte de données par mesure de grandeurs physiques 74
3.5.2 Analyse et traitement des données 80
3.5.3 Élaboration d'un système de surveillance de l'usinage 85

Synthèse du chapitre **91**

4 Méthode de détection d'anomalies pour la surveillance de l'usinage des métaux **93**
4.1 Réseaux de neurones artificiels 94
4.1.1 La métaphore biologique 94
4.1.2 Perceptron simple 95
4.1.3 Perceptron multicouches 105
4.2 Proposition d'une méthode de détection d'anomalies d'usinage 107
4.2.1 Définitions 107
4.2.2 Méthode de détection proposée 109
4.3 Démarche de mise en œuvre de la méthode de détection proposée 111

4.3.1 Hypothèses du cadre d'étude . . . 111
4.3.2 Phase 1 : acquisition des données . . . 112
4.3.3 Phase 2 : analyse des données en vue de la détection des anomalies . 114
4.3.4 Phase 3 : décision pour la détection d'anomalies . . . 115

Synthèse du chapitre **117**

5 Application de la méthode de détection proposée **119**
5.1 Présentation du cas d'étude . . . 119
5.2 Mise en œuvre de la démarche de détection . . . 120
5.2.1 Phase 1 : simulation des données d'un procédé d'usinage . . . 121
5.2.2 Phase 2 : mise en œuvre du modèle de détection d'anomalies proposé 123
5.2.3 Phase 3 : décision pour la détection d'anomalies d'usinage . . . 127

Synthèse du chapitre **132**

Conclusion générale et perspectives **133**

Bibliographie **135**

Table des figures

1 Structure globale du manuscrit 4

1.1 Coupe longitudinale (chariotage) 7
1.2 Opérations de base en fraisage (source : Prod'Homme (1997)) 8
1.3 Configuration de la coupe orthogonale 10
1.4 Formation du copeau en coupe orthogonale 11
1.5 Copeau observé à l'aide d'une caméra rapide réglée à 3000 images/s (source : Moussaoui (2013)). 12
1.6 Comparaison entre un copeau expérimental et numérique faite par Sima & Özel (2010) 13
1.7 Morphologie du copeau obtenue par Devotta et al. (2017) basée sur la simulation par élément finis de l'usinage en l'acier 1045 pour des vitesses d'avance et des angles d'inclinaison variables. 13
1.8 Différentes formes de copeaux produites en usinage : (a) continu, (b) segmenté, (c) festonné, (d) discontinu (source : Wagner (2011)) 14
1.9 Diagramme des vitesses du modèle de Merchant (1945b) 17
1.10 Diagramme d'équilibre des efforts de coupe 19
1.11 Champ de glissement du modèle de Lee & Shaffer (1951) 21
1.12 Cercle de Mohr en état de contraintes planes en A' 21
1.13 Distribution des contraintes normales et de cisaillement à l'interface outil-copeau (source : Zorev (1963)) 24
1.14 Représentation des efforts de coupe par Oxley 26
1.15 Un copeau segmenté en utilisant une formulation Lagrangienne (source : Mabrouki et al. (2008)) 30
1.16 Conditions aux limites du modèle éléments finis stationnaire : la pièce est modélisée selon le formalisme ALE et l'outil par le formalisme Lagrangien (source : Pantalé (1996)) 32
1.17 Maillage à l'interface outil-copeau 33

2.1 Représentation des efforts de coupe du modèle d'Oxley 38

2.2 Algorithme itératif de calcul de la température T_{AB} dans la zone de cisaillement primaire . . . 40
2.3 Algorithme simplifié de calcul des paramètres de coupe proposé par Lalwani. 46
2.4 Algorithme d'optimisation proposé . . . 49
2.5 Histogramme du nombre de boucles nécessaires pour obtenir une solution 52
2.6 Variation des efforts de coupe F_C, F_T et la fonction objectif Δ en fonction de la constante de vitesse de déformation C_0. . . . 53
2.7 Variation des efforts de coupe F_C, F_T et la fonction objectif Δ en fonction de l'angle de cisaillement ϕ . . . 54
2.8 Variation des efforts de coupe F_C, F_T et la fonction objectif Δ en fonction de l'épaisseur de la zone plastique δ . . . 55
2.9 Comparaison des valeurs prédites des forces de coupe F_C pour $\alpha = -7^\circ$ et $\alpha = 5^\circ$ . . . 57
2.10 Comparaison des valeurs prédites des forces d'avance F_T pour pour $\alpha = -7^\circ$ et $\alpha = 5^\circ$ . . . 57
2.11 Comparaison des valeurs prédites des températures à l'interface outil-copeau T_{int} pour $\alpha = -7^\circ$ et $\alpha = 5^\circ$ . . . 58
2.12 Comparaison des valeurs prédites d'épaisseurs du copeau t_2 avec les valeurs expérimentales issues des travaux d'Oxley . . . 59
2.13 Comparaison des valeurs prédites des forces de coupe F_C avec les valeurs expérimentales issues des travaux d'Oxley . . . 60
2.14 Comparaison des valeurs prédites des forces d'avance F_T avec les valeurs expérimentales issues des travaux d'Oxley . . . 60

3.1 Le système étudié et son environnement (cas d'un tour à commande manuel) 71
3.2 Dispositif de surveillance (adapté de Skima, 2016) . . . 73
3.3 a) Une table de Kistler (source : Popa, 2012) et b) une bague d'efforts (source : Kistler, 2000) . . . 75
3.4 Accéléromètre ou capteur de vibration 3D, Kistler (source : Ritou, 2006a) . . 76
3.5 Acquisition des données par un accéléromètre piézoélectrique triaxial (source : Rmili & Ouahabi, 2006) . . . 77
3.6 Signaux pour un perçage des essais à vitesse de coupe 30 m/min et avance $a = 0,1$ mm/tr : (a) courant broche, (b) puissance broche, (c) couple de perçage M_z, (d) accélération suivant l'axe Y (source : Dutilh, 2011) . . . 81
3.7 Simulation de la transformée de Fourrier de la fréquence de vibration $|F(\omega)|$ a) lorsqu'il est endommagé b) lorsqu'il est en bon état (Chen & Chen, 1999) 83
3.8 Analyse temps-fréquence de l'effort de coupe Girardin (2010) . . . 84
3.9 Classification des principales techniques de l'apprentissage automatique adaptée de Pham & Afify (2005) . . . 88

4.1 Neurone biologique (source : Society For Neuroscience & Société des Neurosciences, Notions fondamentales sur le cerveau, 2013) 95
4.2 Le perceptron simple de McCulloch & Pitts (1943) 96
4.3 Fonction d'activation du neuronne du modèle de Rosenblatt (1958) 97
4.4 Représentation graphique 97
4.5 Frontière de séparation des observations avant la mise à jour des poids . . 99
4.6 Frontière de séparation des observations après la première itération 100
4.7 Frontière de séparation des observations après la deuxième itération . . . 100
4.8 Frontière de séparation des observations après la troisième itération . . . 101
4.9 Représentation du problème de Minsky & Papert (1969) 104
4.10 Perceptron multicouches 105
4.11 Apprentissage par rétro-propagation 106
4.12 Architecture d'auto-encodeur 110
4.13 Phase de simulation des conditions opératoires de coupe 112
4.14 Phase d'analyse des données (apprentissage et test) 114
4.15 Phase de décision en vue de l'identification des anomalies 116

5.1 Paramètres du cas d'étude considéré (Dawoua et al., 2018b) 120
5.2 Distributions de probabilité des paramètres d'entrée simulées pour obtenir des conditions de coupe "normales" : (a) vitesse de coupe, (b) angle de coupe, (c) largeur de coupe, (d) profondeur d'avance. 123
5.3 Représentation d'un individu 124
5.4 Schéma de principe de l'algorithme génétique 124
5.5 Courbes d'apprentissage des ensembles de données d'entraînement et de test 125
5.6 Représentation de la précision et de la sensibilité (rappel) en fonction des seuils possibles 127
5.7 Droite de séparation entre anomalies et conditions normales 127
5.8 Diagnostic visuel des anomalies 128
5.9 Distributions de probabilité des paramètres des conditions normales et des conditions anormales 129
5.10 Courbes de niveau caractérisant la relation entre chaque paramètre d'entrée et la température interne : (a) vitesse de coupe ; (b) angle de coupe ; (c) largeur de coupe ; (d) profondeur d'avance. 130

Liste des tableaux

2.1 Constantes de la loi d'écoulement de Johnson et Cook pour l'AISI 1045 . . . 50
2.2 Propriétés thermo-physiques de l' AISI 1045 . . . 50
2.3 Résultats de la coupe orthogonale de l'AISI 1045 à 200 m/min, $t_1 = 0,15$ mm, $\alpha = -7°$ et $w = 1,6$ mm . . . 50
2.4 Résultats du modèle proposé pour $15\,625$ simulations . . . 51
2.5 Conditions de coupe de l' AISI 1045 . . . 56
2.6 Résultats de la coupe orthogonale de l'AISI 1045 . . . 56
2.7 Conditions de coupe orthogonale et valeurs expérimentales des forces de coupe et d'avance pour l'acier au carbone 0.38% pour $\alpha = -5^{\circ}$ et $w = 4$ mm . 58
2.8 Résultats de la coupe orthogonale du carbone 0.38% pour $w = 4$ mm et $\alpha = -5^{\circ}$ . . . 59

3.1 Synthèse des différentes formes de maintenance . . . 69
3.2 Méthodes de surveillance de l'usinage (adapté de Jantunen, 2002) . . . 73
3.3 Synthèse des méthodes d'acquisition des données pour la surveillance de l'usinage . . . 79
3.4 Tableau récapitulatif des trois types d'analyse de signaux . . . 85

4.1 Données de la fonction logique ET . . . 97
4.2 Fonctions d'activations usuelles . . . 103
4.3 Problème de Minsky & Papert (1969) . . . 104

5.1 Résumé des données des conditions normales simulées . . . 121
5.2 Résumé des données des conditions anormales simulées . . . 121
5.3 Résumé des données de l'ensemble des conditions opératoires considérées (après fusion des données des conditions normales et des conditions anormales) . . . 122
5.4 Définition de la matrice de confusion . . . 126
5.5 Matrice de confusion de l'étude . . . 126
5.6 Anomalies détectées par la méthode d'auto-encodeur . . . 131

Notations

Le détail des diverses notations utilisées dans cette thèse est donné ci-dessous :

Chapitres 1 et 2

A	Limite élastique du matériau dans la loi de Johnson-Cook (Mpa)
a	Exposant de la contrainte normale dans le modèle de Zorev
B	Module d'écrouissage dans la loi de Johnson-Cook (Mpa)
C	Coefficient de sensibilité à la vitesse de déformation dans la loi de Johnson-Cook
C_0	Rapport de la longueur l_{AB} et l'épaisseur de la zone de cisaillement primaire $\triangle S_1$
C_p	Conductivité thermique (W/mK)
D	Diamètre de la pièce (mm)
F_C	Force de coupe (N)
F_T	Force d'avance (N)
F	Force de frottement (N)
F_n	Force de compression exercée sur le plan de cisaillement (N)
F_N	Force normale à la face de coupe (N)
F_s	Force de cisaillement (N)
h	Longueur de contact entre l'outil et le copeau (mm)
K	Chaleur spécifique (J/kgK)
k_{AB}	Contrainte d'écoulement dans la zone de cisaillement primaire (N/mm^2)
k_{chip}	Contrainte d'écoulement à l'interface outil-copeau (N/mm^2)
l_{AB}	Longueur du segment AB (mm)
l_p	Longueur de la zone de contact collante (mm)
l_c	Longueur de la zone de contact collante et glissante(mm)
m	Coefficient d'adoucissement thermique dans la loi de Johnson-Cook
m_{chip}	Débit massique du copeau (kg/s)
N	Fréquence de rotation de la broche (tr/min)
n	Coefficient d'écrouissage du matériau
n_{eq}	Exposant d'écrouissage équivalent dans la loi de Johnson-Cook
R	Résultante des efforts de coupe (N)
R_T	Nombre thermique adimensionnel de l'écoulement

t_1	Profondeur d'avance de l'outil (mm)
t_2	Épaisseur du copeau formé (mm)
T	Température instantanée de la pièce usinée $(°C)$
T_0	Température initiale ou ambiante de la pièce $(°C)$
T_m	Température de fusion du matériau $(°C)$
T_{AB}	Température le long de la ligne AB $(°C)$
T_{int}	Température moyenne à l'interface outil-copeau $(°C)$
T_{mod}	Température modifiée par la vitesse de déformation du matériau $(°C)$
U	Puissance totale dissipée pendant la coupe (W)
V	Vitesse de coupe (m/min)
V_c	Vitesse du copeau (m/min)
V_s	Vitesse de cisaillement (m/min)
V_f	Vitesse d'avance (m/min)
w	Largeur de coupe (mm)
α	Angle de coupe $(°)$
θ	Angle entre la résultante des forces R et le plan de cisaillement AB $(°)$
β	Fraction de chaleur produite par dissipation plastique
δ	Rapport de l'épaisseur de la zone de cisaillement secondaire à celle du copeau
$\overline{\varepsilon}^p$	Déformation plastique équivalente
$\overline{\varepsilon}^p_{AB}$	Déformation plastique équivalente le long de la ligne AB
$\dot{\overline{\varepsilon}}^p_{AB}$	Vitesse de déformation plastique équivalente le long de la ligne AB (s^{-1})
$\dot{\overline{\varepsilon}}^p$	Vitesse de déformation plastique équivalente (s^{-1})
$\overline{\varepsilon}^p_{int}$	Déformation équivalente maximale à l'interface outil-copeau
$\dot{\overline{\varepsilon}}^p_{int}$	Vitesse de déformation équivalente maximale à l'interface outil-copeau (s^{-1})
$\dot{\overline{\varepsilon}}_0$	Vitesse de déformation de référence (s^{-1})
η	Coefficient de Taylor-Quiney
η'	Angle dépendant de l'angle de frottement $(°)$
λ	Angle de frottement à l'interface outil-copeau $(°)$
τ	Limite de cisaillement (N/mm^2)
τ_0	Contrainte de rupture en cisaillement du matériau (N/mm^2)
μ	Coefficient de frottement apparent
ϕ	Angle de cisaillement $(°)$
ψ	Facteur de température
Δ	Fonction objectif (erreur totale pour l'équilibre du système)
$\triangle f$	Moyenne des erreurs de calcul
$\triangle S_1$	Épaisseur de la zone de cisaillement primaire (mm)
$\triangle S_2$	Épaisseur de la zone de cisaillement secondaire (mm)
$\triangle T_{sz}$	Augmentation de la température du matériau due à la déformation plastique $(°C)$

$\triangle T_M$	Augmentation de la température dans le copeau $(°C)$
$\triangle T_C$	Augmentation de la température dûe au frottement du copeau sur l'outil $(°C)$
γ_{AB}	Déformation dans le plan de cisaillement AB
γ_{int}	Déformation maximale à l'interface outil-copeau
$\dot{\gamma_{AB}}$	Vitesse de déformation dans le plan de cisaillement AB (s^{-1})
$\dot{\gamma_{int}}$	Vitesse de déformation maximale à l'interface outil-copeau (s^{-1})
ρ	Densité du matériau (kg/m^3)
σ^y	Contrainte d'écoulement du matériau (N/mm^2)
σ^y_{AB}	Contrainte d'écoulement du matériau le long de la ligne AB (N/mm^2)
σ_N	Contrainte normale (N/mm^2)
$\sigma_{N_{max}}$	Contrainte normale à la pointe de l'outil en B (N/mm^2)
σ_1	Contrainte pour une déformation $\overline{\varepsilon}^p = 1$ (N/mm^2)
τ_{int}	Contrainte de cisaillement calculée à partir de la force résultante à AB (N/mm^2)
ν	Constante du matériau

Chapitres 3, 4 et 5

E	Erreur de prédiction
F_C	Force de coupe (N)
F_T	Force d'avance (N)
f_l	Fonction d'activation de la couche l
$h_k^{(l)}$	Valeurs après activation du nœud k de la couches l
L	Indice de la dernière couche avant le nœud de sortie
N	Nombre de données de la base de test
n_l	Nombre de nœuds de la couche l
η	Hyper-paramètre ou taux d'apprentissage
p	Nombre de valeurs d'entrée du perceptron simple
T_{int}	Température moyenne à l'interface outil-copeau $(°C)$
t_1	Profondeur d'avance de l'outil (mm)
$u_k^{(l)}$	Somme pondérée du nœud k de la couches l
V	Vitesse de coupe (m/min)
w	Largeur de coupe (mm)
w_p	Poids synaptiques associé à la valeur d'entrée du réseau de neurones p
$w_{0k}^{(l)}$	Poids initial du nœud k de la couche l
$w_{jk}^{(l)}$	poids synaptique reliant le j-ième nœud de la couche $(l-1)$ au k-ième nœud de la couche l
$w_j^{(t+1))}$	Poids du nœud j à l'itération $t+1$
u	Somme pondérée des valeurs d'entrées et des poids synaptiques
x_j	Nœuds d'entrée comportant les données d'entrée j
$\widehat{x}_j$	Vecteur reconstruite ou valeur de sortie du nœud j

y	Valeurs observées
$\widehat{y}$	Valeur de sortie prédite par le réseau de neurone
α	Angle de coupe ($^\circ$)
δ	Seuil critique de reconstruction
θ	Seuil fixé

Introduction générale et positionnement de l'étude

Les améliorations successives des performances des machines-outils pour la réalisation des pièces mécaniques ont révolutionné l'usinage en termes de productivité, de précision, et de production de formes complexes. D'après Maurel-Pantel (2009), l'accroissement des performances des outils de coupe et des fonctionnalités des logiciels de Conception et Fabrication Assistée par Ordinateur (CFAO) a apporté des gains de productivité importants qui ont contribué à développer le secteur d'usinage. En raison de la demande croissante de pièces mécaniques de haute qualité, les fabricants sont de plus en plus confrontés à des problèmes concernant la maîtrise des conditions de coupe et la surveillance du procédé d'usinage en temps réel. En effet, selon les conditions de coupe, les efforts de coupe et les températures très élevées peuvent être générés pendant l'usinage. Ces conditions de coupe entraînent la réalisation d'un état de surface dégradée de la pièce usinée, l'usure des outils de coupe et peuvent causer des accidents pendant le procédé d'usinage.

Ce constat suggère la nécessité d'un modèle prédictif de coupe des métaux et d'une surveillance des opérations d'usinage en vue d'anticiper les dommages provoqués par un mauvais réglage des machines-outils.

La prédiction des grandeurs caractéristiques de l'usinage est en effet une problématique scientifique qui n'a pas toujours conduit à de résultats précis, tandis qu'un mauvais choix des conditions de coupe peut être à l'origine de l'usure de l'outil, voire de la dégradation de la qualité de la pièce usinée. La simulation fine des grandeurs de l'usinage, en vue de la détection des anomalies, est un bon exemple de cette problématique, car représentative du problème général d'optimisation de la coupe des métaux pour obtenir une précision de coupe et anticiper l'usure rapide des outils.

Deux verrous ont plus particulièrement été étudiés :

- Quel modèle prédictif de coupe faut-il considérer et avec quelle méthode de recherche de solution optimale faut-il le mettre en œuvre pour générer en un temps raisonnable la condition de coupe optimale ?
- Quelles connaissances permettraient de détecter les anomalies susceptibles d'in-

fluencer l'usure rapide des outils de coupe en prenant en compte les incertitudes liées à la variabilité des conditions environnementales du contexte d'usinage ciblé ?

La modélisation et la simulation sont utilisées pour lever les verrous scientifiques liés à la compréhension de la phénoménologie de la formation du copeau et à la recherche des conditions optimales de coupe des métaux. Les modèles prédictifs de coupe sont des outils permettant aux industriels d'améliorer à la fois la productivité et la qualité de la surface usinée.

D'après les travaux de Teti et al. (2010), un système de surveillance vise à atteindre les objectifs suivants : la détection des défauts lors du processus de coupe, le maintien des tolérances d'usinage sur la pièce jusqu'à un seuil acceptable et la prévention des dommages sur la machine-outil. Le problème est qu'il existe plusieurs interactions entre la machine-outil, les outils, les pièces à usiner, les systèmes de mesure, les hommes (usineurs), l'environnement du procédé de coupe, etc. qui le rendent complexe. Il devient donc difficile d'analyser le comportement du procédé afin de fournir des informations significatives aux décideurs.

Toutefois, les dernières avancées technologiques ont permis le développement de capteurs qui sont de plus en plus utilisés dans l'industrie manufacturière, notamment pour surveiller l'usinage des pièces et garantir l'intégrité physique de personnes et des équipements.

Cette thèse est une contribution à la modélisation et à la simulation de la coupe des métaux, à partir d'un modèle analytique de coupe, en vue d'une aide à la surveillance d'un système d'usinage, par extraction des connaissances à partir des données simulées. Les principaux objectifs du travail de recherche mené sont les suivants :

(I) proposer une implémentation efficiente d'un modèle analytique de coupe orthogonale de métaux, capable de prédire les paramètres de coupe en un temps réduit ;

(II) proposer une démarche de mise en œuvre d'une méthode de détection d'anomalies d'usinage.

Les contributions issues des travaux de recherche effectués peuvent être résumées ainsi :

Contribution 1 : Implémentation d'un modèle pour la coupe des métaux basé sur le modèle étendu d'Oxley pour la prédiction des paramètres d'usinage (avec validation de l'implémentation) ;

Contribution 2 : Proposition d'une méthode de détection d'anomalies d'usinage prenant en compte les incertitudes liées aux variations des conditions d'usinage.

La structure du présent manuscrit ainsi que les principaux résultats issus des travaux de recherche effectués sont illustrés sur le schéma de la figure 1.

— A partir de la problématique générale de cette thèse et du positionnement adopté, le premier chapitre présente une synthèse bibliographique des connaissances sur la coupe des métaux. Afin de mieux cerner cette problèmatique, la phénoménologie de la formation des copeaux sera décrite et une synthèse des modèles de coupe orthogonale des métaux sera proposée.

— Ensuite, sur la base de la synthèse bibliographique présentée au précédent chapitre, nous proposons au deuxième chapitre, une implémentation ainsi que la validation d'un modèle analytique pour la coupe orthogonale des métaux. Ce modèle est basé sur le modèle étendu d'Oxley pour la prédiction des efforts de coupe, des températures et des contraintes en utilisant la loi de comportement de Johnson et Cook.
— Partant de la problématique générale et du positionnement de cette étude, le troisième chapitre concerne un état de l'art sur la surveillance de l'usinage. Une brève description de la fonction maintenance, une présentation du systéme étudié ainsi que son environnement, une description des principales méthodes de surveillance issues de la littérature feront l'objet de ce chapitre.
— En se basant sur la revue de la littérature des principales méthodes de surveillance de l'usinage proposée au chapitre précédent, le quatrième chapitre présente une proposition d'une méthode de détection d'anomalies de l'usinage et sa démarche de mise en œuvre dans le contexte de la coupe des métaux.
— En utilisant la simulation des conditions réalistes de coupe des métaux proposée au deuxième chapitre, le cinquième chapitre porte sur une validation d'une démarche de surveillance de l'usinage présentée au quatrième chapitre. L'application de cette démarche au problème de détection des anomalies ainsi qu'une analyse des résultats issus de cette implémentation feront l'objet de cette étude.
— Enfin, une conclusion générale de ce travail résume les recherches effectuées et les contributions associées, leurs limites, ainsi que les perspectives d'amélioration envisagées.

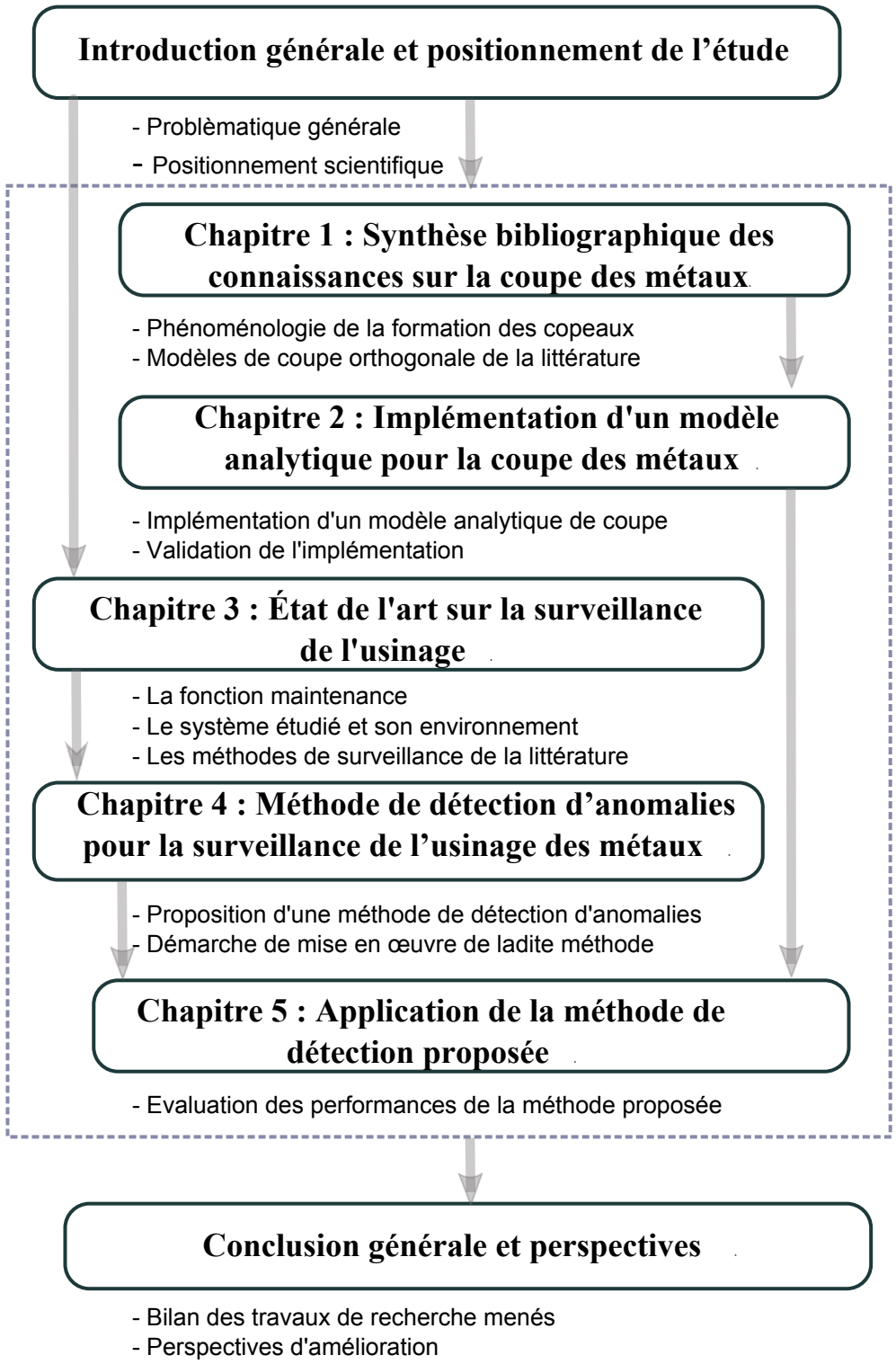


Figure 1 – Structure globale du manuscrit

- Chapitre 1 -

Synthèse bibliographique des connaissances sur la coupe des métaux

Au cours des dernières décennies, des progrès significatifs ont été réalisés en vue de l'amélioration des connaissances sur la coupe des métaux. Ainsi, des modèles de coupe ont été développés et intégrés dans la planification des procédés d'usinage. Les modèles de coupe permettent de prédire les grandeurs caractéristiques telles que les efforts de coupe, la température, l'épaisseur du copeau, etc. en fonction des conditions de coupe. La complexité des phénomènes mis en jeu lors d'une opération d'usinage conduit à la mise en place d'un certain nombre d'hypothèses simplificatrices. De ce fait, la modélisation de la coupe des métaux est généralement envisagée dans le cas de la coupe orthogonale. L'objectif de ce chapitre est de présenter une synthèse des connaissances sur la coupe des métaux. Dans la première section, les principales opérations d'usinage (fraisage et tournage) et les matériaux des outils de coupe utilisés pour la fabrication de pièces mécaniques seront tout d'abord présentés. Ensuite, la deuxième section sera consacrée à la présentation de la configuration de la coupe orthogonale et des lois de comportement du matériau durant l'usinage, suivi, dans la troisième section, d'une synthèse bibliographique des modèles analytiques et numériques de la coupe des métaux. Enfin une synthèse clôturera le chapitre.

1.1 Le procédé d'usinage

L'usinage est un procédé de fabrication de pièces mécaniques par enlèvement de matière. Au cours de ce procédé, l'opérateur utilise des machines-outils pour donner la forme voulue à la pièce. D'après Trent & Wright (2000) et DeGarmo et al. (1997), on distingue plusieurs types d'opérations d'usinage à savoir : tournage, fraisage, perçage, taraudage, etc. Elles permettent d'obtenir des pièces mécaniques de formes prismatique et de révolution.

Selon Arrazola (2003), les aspects différenciant les types d'opérations d'usinage sont principalement : la forme de l'outil (outil à plaquette pour le tournage, fraise pour le fraisage, etc.), les mouvements relatifs entre l'outil et la pièce à usiner (mouvement de révolution, de translation, etc.), l'épaisseur variable ou constante du copeau, la continuité ou la discontinuité du copeau et les paramètres de coupe. D'après Childs (2000), les opérations d'usinage les plus utilisées sont : tournage, fraisage et perçage. Dans la suite de cette section, nous allons restreindre cette présentation aux opérations de tournage et de fraisage.

1.1.1 Opération de tournage

Le tournage est un procédé d'usinage permettant l'obtention de surfaces de révolution (intérieures et extérieures), de surfaces planes, de filetages etc. (Bohan & Chevalier, 1998). Le tour est utilisé pour réaliser les opérations de tournage. De nos jours, son efficacité va croissante grâce à l'utilisation des techniques CNC (Computerized Numerical Control).

La plus classique des opérations réalisées en tournage est la coupe longitudinale ou chariotage illustrée par la figure 1.1. Dans ce procédé, la pièce est animée d'un mouvement de rotation appelé mouvement de coupe. L'outil est animé d'un mouvement de translation (rectiligne ou non) appelé mouvement d'avance, permettant de définir le profil de la pièce (voir figure 1.1). La combinaison de ces deux mouvements, ainsi que la forme de la partie active de l'outil, permettent d'obtenir des usinages de formes de révolution (cylindres, plans, cônes ou formes de révolution complexes).

Pendant le procédé de tournage, la pièce est tenue par le mandrin à mors concentriques ou indépendants et est entrainée à une certaine vitesse ω exprimée en rad/s (ou N en tr/min), communiquée par la broche du tour. En fonction du diamètre de la pièce D (m), la vitesse relative (m/s) de la pièce par rapport à l'outil (étant fixe par rapport à la pièce) ou vitesse de coupe est donnée par :

$$V = \frac{D}{2} \times \omega \tag{1.1}$$

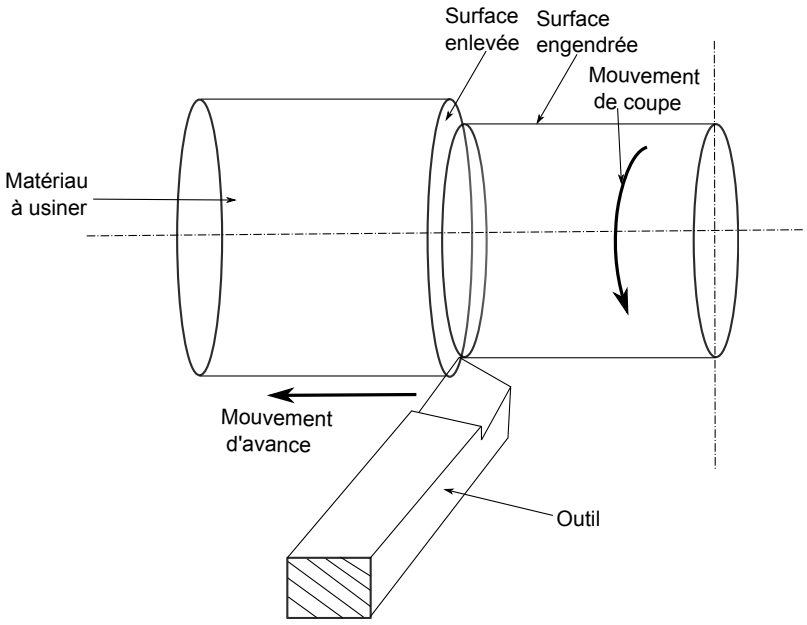


Figure 1.1 – Coupe longitudinale (chariotage)

Pour une productivité maximale et une meilleure qualité de surfaces obtenues, il est souhaitable de maintenir la vitesse de coupe constante (Passeron, 2000). Généralement les fabricants de matériaux à outils fournissent des valeurs de vitesse de coupe pour chaque type de plaquette en fonction du matériau de pièce, et ce pour une durée de vie standard de la partie active de l'outil.

La valeur du déplacement de l'outil lorsque la pièce effectue une révolution est appelée avance par tour t_1 (mm/tr) de l'outil. Elle influe non seulement sur la qualité de la surface usinée, mais aussi sur l'épaisseur et la manière dont les copeaux se brisent.

La vitesse à laquelle l'outil se déplace est appelée vitesse d'avance V_f (mm/min). Elle varie en fonction de la profondeur d'avance de l'outil t_1 et la fréquence de rotation de la broche N (tr/min) comme suit :

$$V_f = t_1 \times N \tag{1.2}$$

1.1.2 Opération de fraisage

Le fraisage est un procédé de fabrication mécanique par enlèvement de matière faisant intervenir, en coordination, le mouvement de rotation d'un outil à plusieurs arêtes (mouvement de coupe) et l'avance rectiligne d'une pièce (dit mouvement d'avance) comme illustrés sur la figure 1.2. L'outil de fraisage, la fraise, peut effectuer des déplacements dans n'importe quelle direction et comporte plusieurs arêtes de coupe dont chacune enlève une certaine quantité de métal sous forme de copeaux. La combinaison des mouvements de la pièce et de l'outil, ainsi que la forme de la partie active de la l'outil, permet d'obtenir des profils

de coupe ou de surfaces engendrées correspondant aux trois opérations de base selon les travaux de Prod'Homme (1997) comme suit :

— fraisage en bout (voir figure 1.2a) : l'axe de la fraise est perpendiculaire à la surface à usiner. La fraise coupe avec son diamètre, mais aussi avec sa partie frontale ;
— fraisage en roulant (voir figure 1.2b) : l'axe de la fraise est parallèle à la surface à usiner. C'est ainsi que fonctionnent les fraiseuses horizontales pour la réalisation de plans horizontaux ;
— fraisage combiné (voir figure 1.2c) : la fraise coupe avec son diamètre et sa partie frontale.

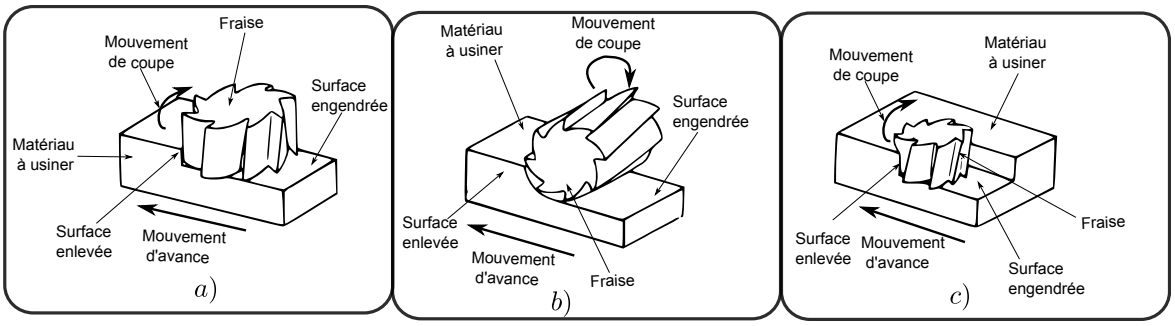


Figure 1.2 – Opérations de base en fraisage (source : Prod'Homme (1997))

La fréquence de rotation de la broche (notéee N en $tr.min^{-1}$) est le nombre de révolutions réalisées par la fraise en une minute. Cette donnée est réglée sur la machine par l'opérateur d'usinage. La vitesse de coupe (en $m.min^{-1}$) quant à elle, est la vitesse linéaire avec laquelle l'arête de coupe parcourt la surface de la pièce. Elle fait partie des conditions de coupe et constitue un paramètre important de l'opération de fraisage. La fréquence de rotation de la broche (en $tr.min^{-1}$), le diamètre de la fraise (D en mm) et la vitesse de coupe V (en $m.min^{-1}$) sont liées par la relation :

$$N = \frac{1000 \times V}{\pi \times D} \tag{1.3}$$

Les principaux avantages du fraisage sont : un rendement élevé, un bon fini de surface, une haute précision, ainsi qu'une grande souplesse au niveau de la génération de différentes formes. Le plus souvent, le fraisage est utilisé pour produire des surfaces planes, des épaulements et des gorges, des hélices, des cames, des engrenages, de profils spéciaux, etc. De nos jours, son efficacité va croissante grâce à l'utilisation des techniques CNC (Computerized Numerical Control).

1.1.3 Matériaux des outils de coupe

Dans le domaine d'usinage des métaux, de nombreux types de matériaux, allant des aciers à haute teneur en carbone aux céramiques et aux diamants, sont utilisés comme matériaux d'outils de coupe. D'après Rech et al. (2008), les trois principales propriétés d'un matériau d'outil sont :

— la dureté, définie comme la résistance d'un matériau à la pénétration par un autre matériau. Les céramiques ont une dureté très élevée et les outils en carbure conservent leur dureté à températures extrêmes.

— la ténacité, étant la capacité d'un matériau à absorber de l'énergie avant fracture. Plus la ténacité d'un matériau d'outillage est grande, plus il résiste aux chocs, à la fracturation, aux vibrations et aux autres imperfections du système d'usinage.

— La résistance à l'usure est l'aptitude d'un matériau à résister à la fatigue mécanique. Elle traduit très souvent le fait que l'outil atteint une durée de vie acceptable. Les céramiques ayant une dureté très élevée ont généralement une très bonne résistance à l'usure.

D'après Depeyre (2004-2005), les matériaux des outils les plus utilisés sont : ARS (Acier Rapide Supérieur), carbures, cermet, céramique, nitrure et diamant.

1.2 Approche orthogonale de la coupe

Une similitude au niveau du contact outil-copeau entre les différentes opérations d'usinage a été montrée par Arrazola (2003). A l'échelle mésoscopique (interface outil-copeau), les différents procédés d'usinage apparaissent équivalents. En effet, les opérations d'usinage comme le le tournage, le fraisage, le perçage peuvent être représentées en configuration de la coupe orthogonale comme sur la figure 1.3. Cette configuration se présente actuellement comme la plus utilisée du point de vue théorique (Yaich, 2017). Elle a été utilisée par Pantalé (1996); Arrazola (2003); Yaich (2017); Dawoua et al. (2018a) par exemple, pour analyser des aspects complexes comme le frottement, le comportement mécanique et thermique, la formation de copeaux, l'estimation des efforts de coupe et de température, etc. dans les modélisations analytiques et numériques de la coupe des métaux.

Le principal avantage de la coupe orthogonale est de simplifier la cinématique de la coupe tridimensionnelle afin de la ramener à une modélisation bidimensionnelle. L'utilité de cette configuration se présente par sa capacité à reproduire les phénomènes situés au centre de la pièce (Changeux, 2001), en opposition à une configuration de contrainte plane qui s'intéresse aux sollicitations appliquées sur les bords (Germain, 2013).

Dans ce processus, l'arête de coupe de l'outil est perpendiculaire à la vitesse de coupe V, w est la largeur de coupe, t_1 l'avance de l'outil, h est la longueur de contact entre l'outil

et le copeau et t_2 l'épaisseur du copeau formé. L'angle α entre la face de coupe de l'outil et le plan normale à la vitesse de coupe V est appelé angle de coupe, il peut être positif ou négatif et a une influence sur la formation du copeau.

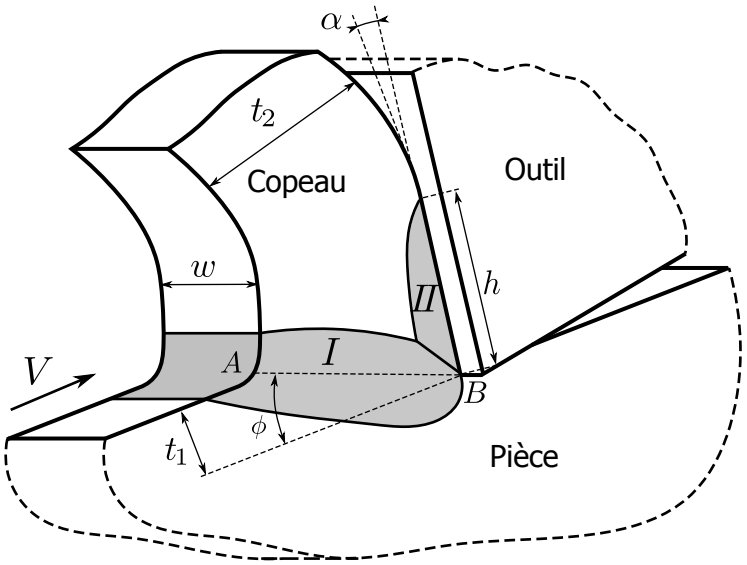


Figure 1.3 – Configuration de la coupe orthogonale

1.2.1 Phénoménologie de la formation des copeaux

Le copeau incorpore des informations significatives sur les phénomènes physiques, mécaniques et thermiques accompagnant sa formation (Sutter, 2005; Yaich, 2017). C'est pour cette raison qu'une diversité d'investigations a été menée dans le but d'étudier la phénoménologie de la formation, la morphologie, la géométrie, etc. du copeau en fonction des conditions de coupe.

L'étude de la formation de copeaux a débuté au vingtième siècle avec les premiers travaux de Mallock (1881) et Taylor (1907). D'un point de vue phénoménologique, le copeau est la conséquence directe d'un cisaillement intense lors de la sollicitation de la matière par l'outil de coupe. Il en résulte une forte contrainte et déformation ainsi qu'une élévation importante de la température modifiant les caractéristiques thermomécaniques du matériau dans la zone de coupe. L'analyse de la formation du copeau faite par Merchant (1945a); Oxley (1963); Pantalé (1996); Wagner et al. (2015) fait apparaitre principalement deux zones de sollicitation du matériau :

— une première zone communément appelée zone de cisaillement primaire (illustrée par zone I, de largeur $\triangle S_1$ sur la figure 1.4) est le lieu où s'effectue le changement de la direction d'écoulement de la matière usinée. Ainsi donc, une partie de l'énergie de déformation plastique est convertie en chaleur. Les études expérimentales effectuées par He et al. (2002) ont montré que, dans cette zone de cisaillement, la matière subit des déformations de l'ordre de 200% à 300% et des vitesses de déformation de l'ordre

de $10^3 s^{-1}$ à $10^6 s^{-1}$ en usinage à grande vitesse.

— une deuxième zone de cisaillement appelée zone de cisaillement secondaire (illustrée par zone II, de largeur $\triangle S_2$ sur la figure 1.4) est induite par le frottement du copeau sur l'outil de coupe. Plusieurs études ont été faites afin de comprendre les phénomènes thermomécaniques dans cette zone de cisaillement. A l'issu de ces études, Kagnaya (2009) a pu affirmer que l'intense frottement entre le copeau et l'outil génère une quantité importante de chaleur partagée entre l'outil et le copeau entrainant une forte élévation de température. D'après les travaux de Battaglia (2007), cette température peut être supérieure à $500°C$.

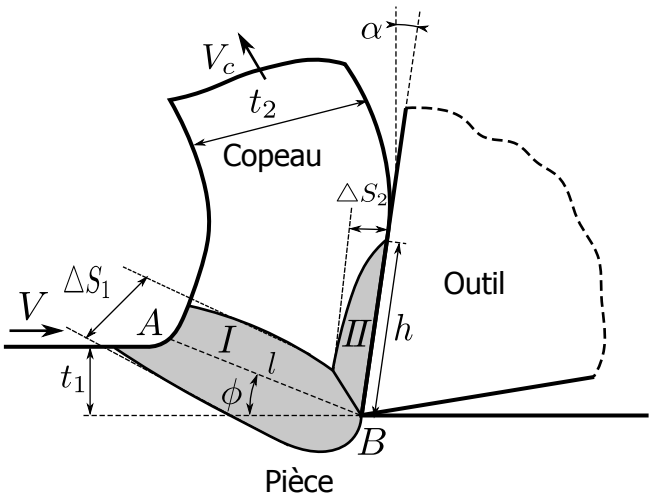


Figure 1.4 – Formation du copeau en coupe orthogonale

1.2.2 Observation de la formation du copeau

Une bonne compréhension du phénomène de coupe implique une observation minutieuse du procédé de coupe à une échelle très réduite. Elle peut être faite par une caméra rapide, un Quick-stop-test ou par une simulation numérique de la coupe des métaux.

Une caméra rapide permet d'observer directement le processus d'usinage. D'après Nouari & Makich (2014), l'utilisation des caméras dans plusieurs investigations a pour but de rendre possible l'observation des phénomènes locaux produits dans des zones localisées (d'environ quelques centaines de micromètres), situées autour de la pointe outil. L'observation des films issus des caméras rapides par Warnecke & Hummel (1977), Nouari & Makich (2014), etc. montre que le procédé de coupe des métaux ne correspond pas à un pelage comme dans le cas du bois, mais à une très forte compression d'une partie de la matière sur l'outil, sans propagation d'une fissure en amont de la pointe de l'outil. Le matériau est refoulé et se sépare de la pièce par cisaillement. Par ailleurs, Moussaoui (2013) à l'aide d'une caméra rapide de marque FastCam Photron réglée à 3000 images/s a pu observer la formation du copeau (voir

figure 1.5) et l'écoulement le long de la face de coupe. Cette technique a l'avantage de permettre la capture au cours du temps de la formation du copeau, la mesure indirecte de la longueur de contact outil-copeau et la détermination de la nature de frottement (Yaich, 2017).

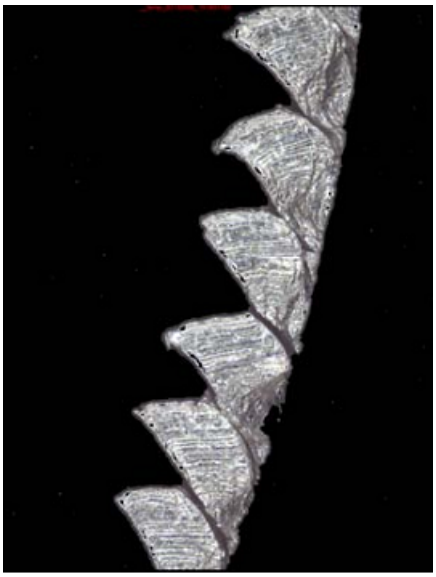


Figure 1.5 – Copeau observé à l'aide d'une caméra rapide réglée à 3000 images/s (source : Moussaoui (2013)).

Le Quick-stop-test permet d'observer directement le processus d'usinage par des essais de coupe brusquement interrompus. Le principe de ces essais consiste à "figer" le copeau au cours de sa formation, tout en permettant à un instant donné d'exploiter les zones critiques produites lors de la coupe et d'analyser les surfaces de contact outil-matière (Molinari et al., 2002). L'observation de cette surface par Carro-cao & Santochi (1979), Molinari et al. (2002), Siemers et al. (2003), etc. montre que les grains de matière se réarrangent lorsqu'ils traversent la bande de cisaillement primaire. Cependant, il est difficile à mettre en œuvre.

La simulation numérique peut être utilisée comme un outil permettant d'observer indirectement la formation du copeau. En effet, elle permet de prédire la forme et l'épaisseur du copeau, les efforts de coupe et les températures à l'interface outil-copeau. Une comparaison entre un copeau obtenu expérimentalement et un copeau issu de la simulation numérique de Ti6Al4V (avec une vitesse de coupe $V = 129,1$ m/min et d'épaisseur du copeau $t_1 = 0,127$ mm) est présenté sur la figure 1.6. Les résultats de cette étude montrent une bonne corrélation entre deux pics de copeaux consécutifs observés expérimentalement et à l'aide de la simulation numérique. Donc, la simulation numérique peut être utilisée pour observer la formation du copeau.

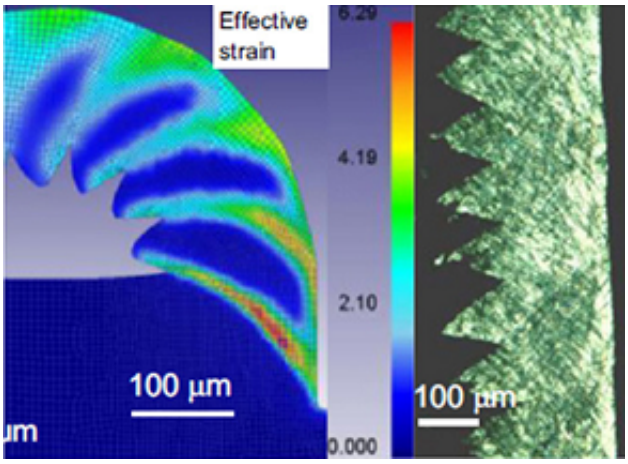


Figure 1.6 – Comparaison entre un copeau expérimental et numérique faite par Sima & Özel (2010)

1.2.3 Morphologie des copeaux

La matière enlevée lors du procédé de coupe des métaux se présente sous forme de copeau. La morphologie du copeau dépend des conditions de coupe, du matériau usiné et des outils de coupe utilisés. D'après les travaux réalisés par Grzesik (2008) et récemment par Devotta et al. (2017), la forme des copeaux peut être liée à l'angle de coupe et à la vitesse d'avance de l'outil comme présenté sur la figure 1.7. En effet Devotta et al. (2017), au moyen des résultats présentés sur la figure 1.7, a pu montrer que la segmentation du copeau dépend de l'angle de coupe et que la fréquence de la segmentation varie en fonction de l'avance de l'outil.

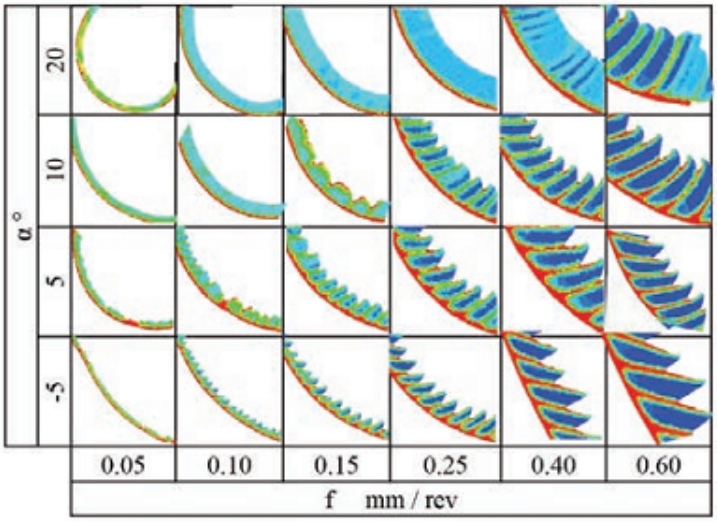


Figure 1.7 – Morphologie du copeau obtenue par Devotta et al. (2017) basée sur la simulation par élément finis de l'usinage en l'acier 1045 pour des vitesses d'avance et des angles d'inclinaison variables.

Il existe 4 différentes formes de copeaux produites lors du processus d'usinage (voir figure 1.8) :

- Les copeaux continus ou en forme de ruban obtenus dans le cas où les sollicitations de l'outil sur le copeau sont constantes et dans le cas des métaux malléables (acier). Merchant (1944) a pu observer un écoulement continu et stationnaire du copeau sur l'outil (voir figure 1.8 (a)) lors de l'usinage de l'acier.
- Les copeaux segmentés sont des copeaux continus où apparaissent des bandes de cisaillement dont l'épaisseur varie (voir figure 1.8 (b)). Nouari et al. (2008) ont montré que la segmentation de copeaux est liée à l'adoucissement thermique du matériau usiné.
- Les copeaux festonnés, d'après les travaux de Wagner et al. (2012) sur la morphologie des copeaux en fraisage de l'aluminium 2050, sont obtenus dans un état de déformation plastique instable (voir figure 1.8 (c)).
- Les copeaux discontinus obtenus lorsque chaque segment de copeau se brise. Ce type de copeau est obtenu dans le cas des métaux non malléables (bronze et fonte). D'après les travaux de Field & Merchant (1949) la limite de rupture du métal est atteinte dans la bande de cisaillement primaire (voir figure1.8 (d)).

Cependant, il existe une forte corrélation entre les conditions de coupe et la morphologie de copeau. Ainsi Wagner et al. (2012) montre que les conditions de coupe influent sur la morphologie des copeaux. Ducobu et al. (2017) a également montré que l'avance a un effet significatif sur la morphologie du copeau.

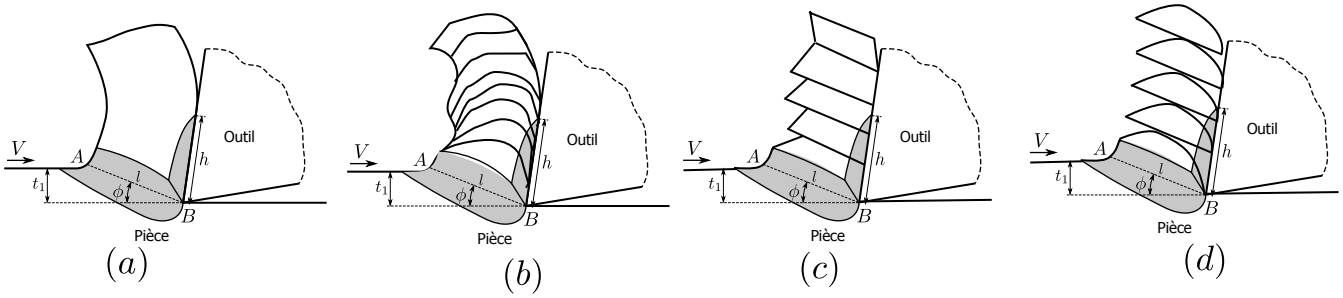


Figure 1.8 – Différentes formes de copeaux produites en usinage : (a) continu, (b) segmenté, (c) festonné, (d) discontinu (source : Wagner (2011))

1.3 Loi de comportement du matériau

La phénoménologie de la formation du copeau soumet le matériau à des conditions de déformations, vitesses de déformation et d'échauffement extrêmes. D'après Courbon (2011), la loi de comportement doit être a minima capable de décrire la sensibilité de la contrainte d'écoulement à la déformation, la vitesse de déformation et à la température. La formulation

d'une loi de comportement implique une définition d'un critère de plasticité. Pour un matériau métallique incompressible et isotrope, le critère de von Mises reste le plus utilisé. Il permet de ramener un état de contrainte triaxial à un état de contrainte uniaxial équivalent σ^y. Il importe donc de quantifier l'évolution de σ^y en fonction des déformations, vitesses de déformation et température par l'intermédiaire d'une loi d'écoulement.

1.3.1 Loi d'écoulement d'Oxley

Oxley (1963) propose une loi d'écoulement de type puissance dépendant de la déformation plastique équivalente, de la vitesse de déformation plastique équivalente et de la température du matériau écrite comme suit :

$$\sigma^y = \sigma_1 \left(T_{mod}\right) \overline{\varepsilon}^{p^{n(T_{mod})}} \tag{1.4}$$

où σ^y est la contrainte d'écoulement du matériau, $\overline{\varepsilon}^p$ est la déformation plastique équivalente et T_{mod} est la température modifiée par la vitesse de déformation du matériau, $\sigma_1 \left(T_{mod}\right)$ est la contrainte pour une déformation $\overline{\varepsilon}^p = 1$ et $n\left(T_{mod}\right)$ est le coefficient d'écrouissage du matériau. La température modifiée T_{mod} est définie par MacGregor & Fisher (1946) comme suit :

$$T_{mod} = T \left[1 - \nu \log \left(\frac{\dot{\overline{\varepsilon}}^p}{\dot{\overline{\varepsilon}}_0}\right)\right] \tag{1.5}$$

où ν et $\dot{\overline{\varepsilon}}_0$ sont des constantes du matériau.

1.3.2 Loi d'écoulement de Johnson et Cook

Suite à une campagne expérimentale sur quelques matériaux (aciers bas et moyen carbone, aluminium, titane, laiton, cuivre, tungstène, etc.), Johnson & Cook (1983) constatent que la contrainte d'écoulement des différents matériaux dépendent de la déformation, de la vitesse de déformation et de la température du matériau suivant l'équation (1.6).

$$\sigma^y = \left[A + B\overline{\varepsilon}^{p^n}\right] \left[1 + C \ln \left(\frac{\dot{\overline{\varepsilon}}^p}{\dot{\overline{\varepsilon}}_0}\right)\right] \left[1 - \left(\frac{T - T_0}{T_m - T_0}\right)^m\right] \tag{1.6}$$

où σ^y est la contrainte d'écoulement du matériau, $\overline{\varepsilon}^p$ la déformation plastique équivalente, $\dot{\overline{\varepsilon}}^p$ la vitesse de déformation plastique équivalente, $\dot{\overline{\varepsilon}}_0$ est la vitesse de déformation de référence, T est la température de la pièce usinée, T_0 est la température initiale ou ambiante de la pièce et T_m est la température de fusion du matériau à usiner. La constante A est la limite d'élasticité du matériau, B est le module d'écrouissage, C est le coefficient de sensibilité à la vitesse de déformation, n est le coefficient d'écrouissage, m est le coefficient d'adoucissement thermique.

De manière physique, Johnson et Cook observent des variations quasi-linéaires de la contrainte suivant la température et le logarithme de la vitesse de déformation. Ainsi, le premier terme $\left[A + B\overline{\varepsilon}^{p^n}\right]$ représente le durcissement du matériau, le second terme $\left[1 + C\ln\left(\frac{\dot{\overline{\varepsilon}}^p}{\dot{\overline{\varepsilon}}_0}\right)\right]$ montre que la contrainte d'écoulement augmente lorsque le matériau est soumis à un taux de déformation élevé et le troisième terme $\left[1 - \left(\frac{T-T_0}{T_m-T_0}\right)^m\right]$ représente le fait que lorsque la température augmente la contrainte d'écoulement du matériau diminue.

Les coefficients des lois de comportement de Johnson et Cook sont obtenus par des essais expérimentaux à grande vitesse tels que les essais d'impact de Taylor, les barres de Hopkinson. Le principe de base de l'identification des lois de comportement selon Pantalé (2005) consiste à réaliser une série de simulations numériques combinée à des essais expérimentaux. Une procédure d'identification dans laquelle on cherche à minimiser l'écart entre les résultats numériques et expérimentaux sur un certain nombre de réponses expérimentales représentatives de la configuration de l'essai est mise en œuvre pour déterminer les coefficients de la loi de Johnson et Cook.

En raison de sa simplicité, la loi de Johnson et Cook est probablement la loi la plus utilisée pour la modélisation du comportement du matériau en usinage.

1.4 Synthèse des modèles de coupe orthogonale des métaux

Les procédés d'usinage occupent une place importante dans la chaine de production de pièces mécaniques utilisées dans divers domaines. L'amélioration de la productivité et de la qualité des pièces nécessite une approche prédictive. Ainsi, des modèles sont développés et intégrés dans la planification des procédés d'usinage. Une revue bibliographique faite par Pantalé (1996) a permis de classifier les modèles de coupe des métaux en 2 grands groupes : modèles analytiques et numériques. Dans la suite de cette section, une synthèse des modèles analytiques et numérique sera présentée ainsi que leurs limites.

1.4.1 Synthèse des modèles analytiques

La modélisation analytique permet de déterminer les grandeurs thermomécaniques de la coupe des métaux. Ces grandeurs peuvent être : les efforts de coupe, les déformations du matériau, la température, l'épaisseur du copeau etc. Compte tenu de la complexité des phénomènes intervenant lors d'une opération de coupe, les modèles analytiques sont généralement relatifs au cas de la coupe orthogonale. Au fil du temps, plusieurs auteurs ont formulé et amélioré les modèles analytiques de coupe des métaux. Dans cette sous section, nous présenterons, dans l'ordre chronologique les principaux modèles analytiques de coupe

des métaux.

1.4.1.1 Modèle de Merchant

Merchant (1944) est le premier à proposer un modèle analytique de la coupe orthogonale des métaux en 1944 et propose ensuite une version améliorée en 1945. Le modèle proposé est basé sur les hypothèses suivantes :

- la formation du copeau est due à un cisaillement intense le long d'un plan incliné d'un angle ϕ appelé angle de cisaillement par rapport à la direction de la vitesse de coupe V en déformation plane ;
- le contact outil-copeau est supposé glissant ;
- le copeau se forme en condition de déformation plane et stationnaire ;
- le frottement défini à l'interface outil-copeau est de type Coulomb supposé constant ;
- le matériau usiné est supposé parfaitement plastique.

La figure 1.9 présente le diagramme des vitesses dans le processus de coupe orthogonale proposé par Merchant (1945a). Les relations géométriques entre la vitesse de cisaillement V_s , la vitesse d'écoulement du copeau V_c et la vitesse de l'outil de coupe V sont exprimées respectivement par :

$$V_s = \frac{V \cos \alpha}{\cos(\phi - \alpha)} \tag{1.7}$$

et

$$V_c = \frac{V \sin \phi}{\cos(\phi - \alpha)} \tag{1.8}$$

où α est l'angle de coupe et ϕ est l'angle de cisaillement.

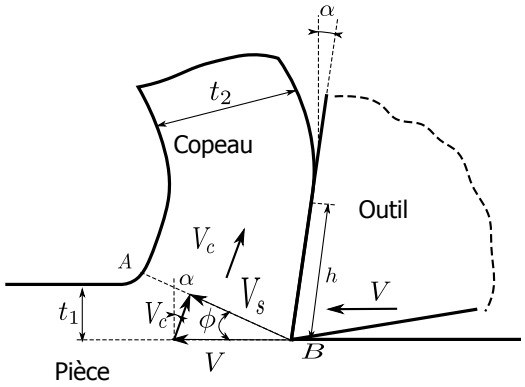


Figure 1.9 – Diagramme des vitesses du modèle de Merchant (1945b)

Le diagramme des efforts interagissant dans le processus de coupe orthogonale est

présenté sur la figure 1.10. La force de cisaillement F_s, responsable du travail déployé dans le cisaillement du métal et la force de compression F_n exercée sur le plan de cisaillement et perpendiculaire à la force de cisaillement F_s, sont exprimées respectivement par les relations :

$$F_s = w l_{AB} \tau = w \frac{t_1}{\sin \phi} \tau \tag{1.9}$$

et

$$F_n = F_s \tan(\phi + \lambda - \alpha) \tag{1.10}$$

où w désigne la largeur de coupe, t_1 la profondeur d'avance de l'outil, l_{AB} la longueur du segment AB, τ la valeur limite de cisaillement ou cission maximale admissible et λ l'angle de frottement moyen utilisé pour décrire le frottement à l'interface l'outil-copeau. L'angle de frottement λ à l'interface outil-copeau est donné par la relation (1.11) :

$$\lambda = \theta + \alpha - \phi \tag{1.11}$$

Les autres efforts de coupe peuvent être exprimés en fonction de la force de cisaillement. En supposant que le copeau est en équilibre, la norme de la force R qu'exerce le matériau usiné sur l'outil est donnée par :

$$R = \frac{F_s}{\cos(\phi + \lambda - \alpha)} \tag{1.12}$$

Ainsi, la force de frottement F du copeau sur la face de coupe et la force normale F_N à la face de coupe sont données respectivement par :

$$F = R \sin \lambda \tag{1.13}$$

et

$$F_N = R \cos \lambda \tag{1.14}$$

La force de coupe F_C, responsable du travail total fourni tout au long du procédé de la coupe orthogonale et F_T, la force d'avance, perpendiculaire à la force de coupe sont présentées sur la figure 1.10 et exprimées respectivement par les équations (1.15) et (1.16) :

$$F_C = \frac{F_s \cos(\lambda - \alpha)}{\cos(\phi + \lambda - \alpha)} \tag{1.15}$$

et

$$F_T = \frac{F_s \sin(\lambda - \alpha)}{\cos(\phi + \lambda - \alpha)} \tag{1.16}$$

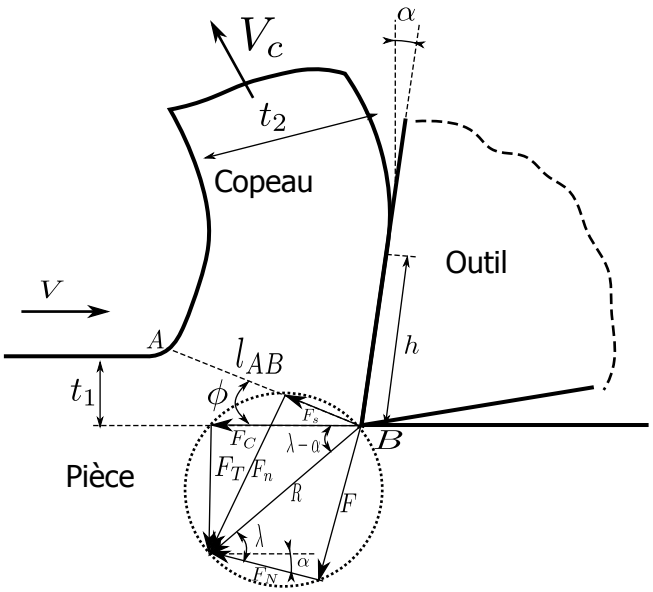


Figure 1.10 – Diagramme d'équilibre des efforts de coupe

La puissance totale U dissipée pendant la coupe est donnée par :

$$U = F_C V = \frac{w t_1 \tau \cos(\lambda - \alpha)}{\sin\phi \cos(\phi + \lambda - \alpha)} V \tag{1.17}$$

Merchant (1945b) détermine l'angle de cisaillement ϕ, défini par l'équation (1.18), en minimisant la puissance totale U.

$$\phi = \frac{\pi}{4} + \frac{\alpha - \lambda}{2} \tag{1.18}$$

Dans la relation (1.18), l'angle de frottement est donné par l'estimation du coefficient de frottement apparent μ défini par l'expression (1.19).

$$\mu = \tan\lambda \tag{1.19}$$

La relation (1.19) peut être exprimée par :

$$\mu = \frac{F_C \tan\alpha + F_T}{F_T - F_C \tan\alpha} \tag{1.20}$$

Les relations (1.9), (1.15) et (1.18) permettent alors de donner les expressions des efforts de coupe :

$$F_C = 2\tau w t_1 \tan\left[\frac{\pi}{4} + \frac{\alpha - \lambda}{2}\right] \tag{1.21}$$

L'épaisseur du copeau est calculée en écrivant la conservation du flux de matière avec l'hypothèse que la vitesse est uniforme de part et d'autre du plan de cisaillement. L'hypothèse du comportement parfaitement plastique induit l'uniformité de la contrainte normale le long de la face AB. En écrivant l'équilibre des moments appliqués au copeau isolé (AB étant la frontière par rapport à la pièce), Merchant (1944) détermine la longueur de contact h entre l'outil et le copeau par la relation :

$$h = \frac{t_1}{\cos\lambda} \tan\left[\frac{\pi}{4} + \frac{\alpha - \lambda}{2}\right] \tag{1.22}$$

Limites du modèle de Merchant

Quelques limites du modèle de Merchant (1944) ont été notées. A savoir :

- Oxley (1961) a démontré que l'écoulement de la matière ne peut se faire brusquement à travers le plan AB, mais de manière progressive ;
- La deuxième zone de cisaillement est négligée et le contact entre l'outil-copeau est supposé parfaitement glissant, ce qui est contradictoire avec les observations expérimentales de Childs (2000) ;
- Le calcul de l'angle de cisaillement par le principe de minimisation de l'énergie sans prise en compte de la deuxième zone de cisaillement pourrait avoir un effet de surestimation de cet angle, comme le montre l'une des études réalisées par Trent & Wright (2000) ;
- L'influence de la vitesse de déformation et la température sur la contrainte d'écoulement n'est pas prise en compte dans ce modèle.

En vue de l'amélioration du modèle de Merchant (1945b), Lee & Shaffer (1951) ont proposé un modèle basé sur la théorie de glissement pour la plasticité sans écrouissage.

1.4.1.2 Modèle de Lee et Shaffer

Lee & Shaffer (1951) considèrent le matériau rigide et parfaitement plastique et proposent que le critère de plasticité soit atteint dans la zone de formation de copeau définie par un champ de lignes de glissement de forme triangulaire comme sur la figure 1.11. Le réseau de lignes de glissement formé est associé à un état de contrainte uniforme.

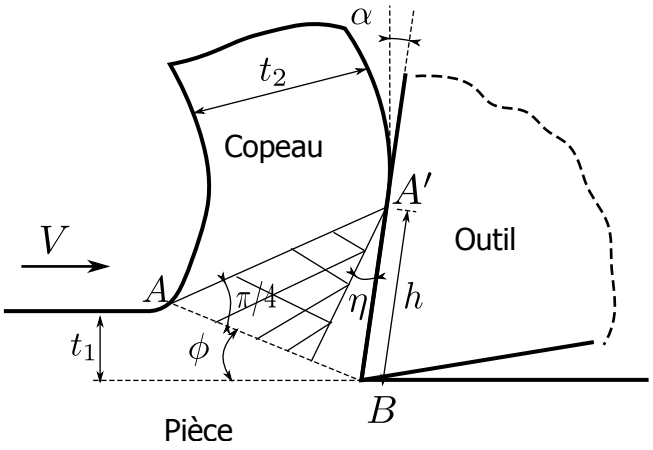


Figure 1.11 – Champ de glissement du modèle de Lee & Shaffer (1951)

Pour résoudre le problème de discontinuité des contraintes sur les contours de la zone de cisaillement, ils posent les hypothèses suivantes :

— la contrainte de rupture en cisaillement du matériau τ_0 est atteinte le long de la ligne AB (cisaillement primaire).

— La contrainte est nulle le long de la ligne AA'.

En supposant que la contrainte est nulle le long de la ligne AA', le cercle de Mohr en état de contraintes planes en A' peut être proposé comme sur la figure 1.12.

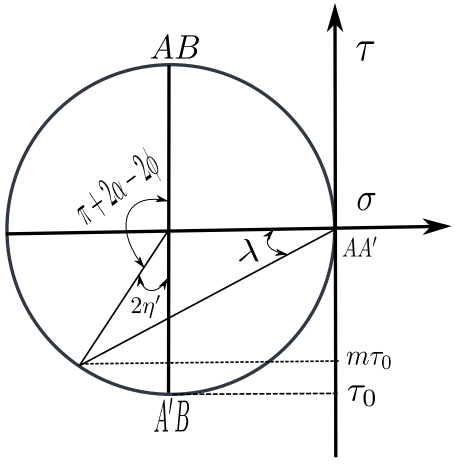


Figure 1.12 – Cercle de Mohr en état de contraintes planes en A'

Á partir du cercle de Mohr en état de contraintes planes en A' présenté sur la figure 1.12, l'angle de cisaillement ϕ et l'angle η' sont exprimés respectivement par les relations :

$$\phi = \frac{\pi}{4} - \lambda + \alpha \tag{1.23}$$

et :

$$\eta' = \frac{\pi}{2} - \lambda \tag{1.24}$$

La force de coupe s'obtient en utilisant le diagramme des efforts de coupe présenté sur la figure 1.10 :

$$F_C = \frac{2\tau w t_1}{1 - \tan(\lambda - \phi)} \tag{1.25}$$

L'épaisseur du copeau s'obtient en utilisant le diagramme des vitesses défini par la figure 1.9 :

$$t_2 = t_1 \frac{\cos\left(\frac{\pi}{4} - \lambda\right)}{\sin\left(\frac{\pi}{4} - \lambda + \alpha\right)} \tag{1.26}$$

La longueur de contact est donnée par la relation :

$$h = \frac{t_1}{\sqrt{2}\cos\lambda\sin\phi} \tag{1.27}$$

Limites du modèle de Lee et Shaffer

Dans la modélisation proposée par Lee & Shaffer (1951), quelques insuffisances ont été mentionnées par plusieurs auteurs à savoir :

- Gilormini (1982) montre que pour $\alpha > 2\lambda$, l'épaisseur du copeau donnée par ce modèle est inférieure à l'avance, ce qui n'a pas de sens physique ;
- Pantalé (1996) montre que pour l'angle de coupe $\alpha < 15°$ et l'angle de frottement $\lambda = 45°$, l'effort de coupe, l'épaisseur de copeau et la longueur de contact n'ont pas de signification physique. Et pour $\lambda = 0°$, l'épaisseur du copeau est inférieure à l'avance, ce qui est inadmissible en pratique.

D'autres modèles mécaniques ont été développés afin d'intégrer la géométrie de l'outil. C'est le cas des travaux de Fang (2002) qui propose un modèle de coupe orthogonale qui prend en compte les paramètres géométriques de l'outil et du copeau. Ce modèle est un modèle généralisé de Merchant (1944) et Lee & Shaffer (1951).

Les modèles présentés ci-dessus sont basés sur une approche purement mécanique. Or, pour une meilleure détermination des paramètres de coupe, la modélisation doit tenir compte de l'effet de la température et de la vitesse de déformation sur la variation de la contrainte de cisaillement. C'est dans cette optique qu'ont été développés les modèles thermomécaniques.

1.4.1.3 Modèle de Zorev

Zorev (1963) a montré expérimentalement que les distributions de contraintes normales et de frottement ne sont pas uniformes sur la face de l'outil. Il considère dans cette étude que le contact est de type collant-glissant de longueur l_c défini par une zone de contact

collant de longueur l_p au voisinage de la pointe de l'outil et une zone de contact glissant de longueur $(l_c - l_p)$ comme présenté sur la figure 1.13. La contrainte normale $\sigma_N(x)$ est plus élevée à la pointe de l'outil et diminue progressivement jusqu'à zéro au point où le copeau se sépare de la face de coupe, comme indiqué sur la figure 1.13. La contrainte normale est ainsi définie par l'équation (1.28).

$$\sigma_N(x) = \sigma_{N_{max}} \left[1 - \left(\frac{x}{l_c}\right)^a\right] \tag{1.28}$$

où x est la distance à partir de la pointe de l'outil jusqu'au point de calcul de la contrainte normale, a est l'exposant de la fonction contrainte normale, $\sigma_{N_{max}}$ est la contrainte normale à la pointe de l'outil (en B) définie par :

$$\sigma_{N_{max}} = k_{AB}\left[1 + \frac{\pi}{2} - 2\alpha - 2C_0 n_{eq}\right] \tag{1.29}$$

où C_0 est une contante à définir et n_{eq}est le coefficient d'écrouissage équivalent définie par :

$$n_{eq} = \frac{nB\overline{\varepsilon}^{p^n}_{AB}}{A + B\overline{\varepsilon}^{p^n}_{AB}} \tag{1.30}$$

En utilisant la loi de Johnson et Cook, la contrainte d'écoulement dans la zone de cisaillement primaire AB est donnée par :

$$k_{AB} = \frac{1}{\sqrt{3}}\sigma^y_{AB}(\overline{\varepsilon}^p_{AB}, \dot{\overline{\varepsilon}^p_{AB}}, T_{AB}) \tag{1.31}$$

où σ^y_{AB} , $\overline{\varepsilon}^p_{AB}$, $\dot{\overline{\varepsilon}^p_{AB}}$ et T_{AB} sont respectivement la contrainte d'écoulement du matériau, la déformation plastique équivalente, la vitesse de déformation plastique équivalente et la température le long de la ligne AB.

Dans la zone de contact collant de longueur l_p, il se produit un frottement collant et une contrainte de cisaillement τ_{int} égale à la contrainte d'écoulement dans l'interface outil-copeau k_{chip}. La contrainte de cisaillement τ_{int} est constante et est égale à la contrainte d'écoulement à l'interface outil-copeau k_{chip}.

Dans la zone de glissement de longueur $(l_c - l_p)$, la contrainte de cisaillement $\tau_{int}(x)$ diminue de façon proportionnelle à la contrainte normale et est défini par l'équation (1.32).

$$\tau_{int}(x) = \mu\sigma_N(x) \tag{1.32}$$

où μ est le coefficient de frottement apparent.

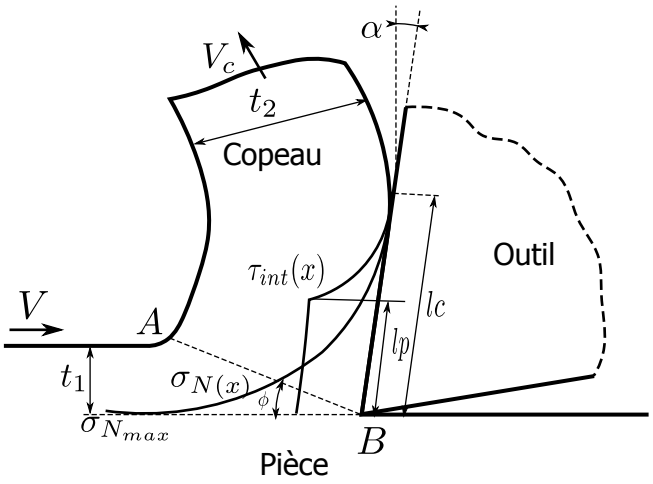


Figure 1.13 – Distribution des contraintes normales et de cisaillement à l'interface outil-copeau (source : Zorev (1963))

La force normale de coupe F_N peut être définie de deux façons :

— en fonction de la contrainte normale exprimée par l'équation (1.33)

$$F_N = \int_0^{l_c} w\sigma\left(x\right)dx \ = \int_0^{l_c} w\sigma_{N_{max}}\left[1-\left(\frac{x}{l_c}\right)^a\right]dx \tag{1.33}$$

— en fonction de la force de coupe et d'avance donnée par l'expression (1.34)

$$F_N = F_C\cos\alpha - F_T\sin\alpha \tag{1.34}$$

La combinaison des équations (1.33) et (1.34), nous permet de calculer l'exposant de la contrainte normale :

$$a = \frac{F_N}{wl_c\sigma_{N_{max}} - F_N} \tag{1.35}$$

La longueur de contact l_c est donc définie par :

$$l_c = \frac{F_N\left(a+1\right)}{wl_c\sigma_{N_{max}}} \tag{1.36}$$

Sur la base d'observations expérimentales et du modèle de Zorev, Li (1997), a développé un modèle en tenant compte d'une répartition uniforme des contraintes dans la zone de contact entre l'outil et le copeau. Özel & Zeren (2006), améliorent le modèle de Zorev (1963), en proposant une méthode relativement simple de calcul des efforts de coupe, de la température et de la longueur de contact entre l'outil et le copeau.

Limites du modèle de Zorev

Bien que ce modèle prenne en compte les distributions de contraintes normales et de frottement le long de l'interface de contact entre outil - copeau, il en ressort quelques insuffisances à savoir :

— l'hypothèse d'un contact partagé en deux parties : collante et glissante presque égales semble ne pas être en adéquation avec les mesures expérimentales. En effet les études faites par Moufki et al. (1998) montrent que la longueur de contact collant se situe entre 30% et 100% de la longueur de contact totale ;
— Lee et al. (1995), a montré expérimentalement que la longueur de contact dépend de la profondeur de passe.

1.4.1.4 Modèle thermomécanique d'Oxley

Dans la dynamique d'amélioration des modèles analytiques de coupe des métaux, Oxley propose un modèle qui tient compte des effets thermomécaniques dans le processus d'usinage. Ce modèle est la fusion d'une partie mécanique et une partie thermique issue des travaux de Boothroyd (1963). Donc, il tient compte des propriétés thermiques telles que la chaleur spécifique et la conductivité thermique du matériau à usiner ainsi que de l'outil, de l'effet des contraintes, des déformations et de la température dans les zones de cisaillement et à l'interface outil-copeau.

L'auteur améliore son modèle au fil du temps (1961; 1962; 1963; 1976; 1977; 1980; 1988) et propose en 1989 une théorie prédictive d'usinage, connue sous le nom de théorie d'usinage d'Oxley. Sa théorie permet de prédire les efforts de coupe, la température moyenne dans la zone de cisaillement primaire et secondaire et à l'interface outil-copeau, la contrainte de cisaillement, la déformation, la vitesse de déformation en fonction des conditions de coupe et des paramètres du matériau.

Oxley, dans sa théorie sur l'usinage, s'appuie sur deux constatations fondamentales comme illustrées sur la figure 1.14 :

— le cisaillement primaire s'effectue dans une zone d'une certaine épaisseur et non pas brutalement ;
— le copeau colle à l'outil, ce qui induit un cisaillement secondaire à l'interface outil - copeau

La deuxième zone plastique introduite est supposée rectangulaire, avec une épaisseur moyenne $\triangle S_2$ définie par :

$$\triangle S_2 = \delta t_2 \tag{1.37}$$

où t_2 est l'épaisseur du copeau et δ est un paramètre non défini pour le moment.

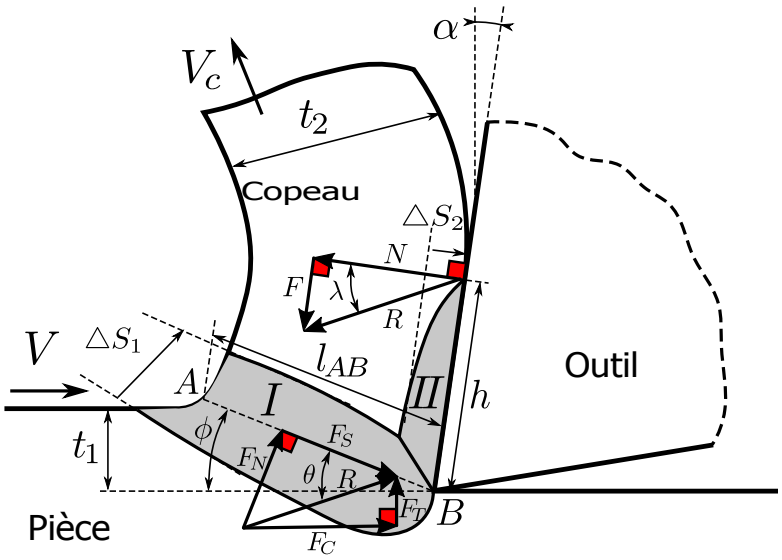


Figure 1.14 – Représentation des efforts de coupe par Oxley

Dans la théorie d'Oxley pour l'usinage, une loi d'écoulement de type puissance définie par l'équation (1.4) a été utilisée.

En utilisant cette loi de puissance, la contrainte d'écoulement dans la zone de cisaillement primaire AB est donnée par :

$$k_{AB} = \frac{1}{\sqrt{3}}\sigma^{y}_{AB}(\bar{\varepsilon}^{p}_{AB}, \dot{\bar{\varepsilon}}^{p}_{AB}, T_{AB}) \tag{1.38}$$

où σ^{y}_{AB} , $\bar{\varepsilon}^{p}_{AB}$, $\dot{\bar{\varepsilon}}^{p}_{AB}$ et T_{AB} sont respectivement la contrainte d'écoulement du matériau, la déformation plastique équivalente, la vitesse de déformation plastique équivalente et la température le long de la ligne AB.

En supposant que la distribution de la contrainte normale le long de la droite AB est linéaire, Oxley détermine l'angle entre la résultante des forces R et le plan de cisaillement primaire AB par l'expression suivante :

$$\tan\theta = 1 + 2(\frac{\pi}{4} - \phi) - C_0 n \tag{1.39}$$

avec n est le coefficient d'écrouissage du matériau, ϕ l'angle de cisaillement et C_0 une contante à définir.

En exploitant la figure 1.14, la résultante des efforts de coupe R peut être calculée en utilisant la force de cisaillement F_s définie par l'équation (1.41) et l'angle θ donné par l'équation (1.42) :

$$R = \frac{F_s}{\cos\theta} \tag{1.40}$$

avec F_s est la force de cisaillement définie par :

$$F_s = k_{AB} l_{AB} w \tag{1.41}$$

L'équation (1.39) permet de déterminer l'angle entre la résultante des efforts de coupe R et le plan de cisaillement primaire AB comme suit :

$$\theta = \arctan\left[(1 + \frac{\pi}{2} - 2\phi) - C_0 n\right] \tag{1.42}$$

Sur la figure 1.14, la force de coupe F_C et la force d'avance F_T sont données respectivement par :

$$F_C = R\cos(\theta - \phi) \tag{1.43}$$

et

$$F_T = R\sin(\theta - \phi) \tag{1.44}$$

La force de frottement F et la force normale F_N sont définies respectivement par :

$$F = R\sin\lambda \tag{1.45}$$

et

$$F_N = R\cos\lambda \tag{1.46}$$

D'après la théorie d'Oxley pour l'usinage, la contrainte normale en B est donnée par l'expression :

$$\sigma_{N_{max}} = k_{AB}(1 + \frac{\pi}{2} - 2\alpha - 2C_0 n) \tag{1.47}$$

La longueur de l'interface outil-copeau est donnée par :

$$h = \frac{t_1 \cos\theta}{\cos\lambda \sin\phi}\left[1 + 2\left(\frac{\pi}{4} - \phi\right) - \frac{2}{3}C_0 n\right] \tag{1.48}$$

Enfin, en supposant que la contrainte normale est uniforme dans l'interface outil–copeau, la contrainte normale σ_N et la contrainte de cisaillement τ_{int} (calculée à partir de la force résultante en AB) sont définies respectivement par :

$$\sigma_N = \frac{F_N}{hw} \tag{1.49}$$

et

$$\tau_{int} = \frac{F_T}{hw} \tag{1.50}$$

La première condition d'équilibre entre la contrainte normale σ_N à l'interface outil-copeau et la contrainte normale $\sigma_{N_{max}}$ en B définies respectivement par (1.49) et (1.47) impose que :

$$\sigma_N = \sigma_{N_{max}} \tag{1.51}$$

La contrainte d'écoulement k_{chip} à l'interface outil-copeau est définie par l'équation :

$$k_{chip} = \frac{1}{\sqrt{3}}\sigma^y\left(\overline{\varepsilon}^p_{int}, \dot{\overline{\varepsilon}}^p_{int}, T_{int}\right) \tag{1.52}$$

où $\overline{\varepsilon}^p_{int}$ est la déformation équivalente maximale, $\dot{\overline{\varepsilon}}^p_{int}$ est la vitesse de déformation équivalente maximale dans l'interface outil-copeau et T_{int} est la température moyenne le long de l'interface outil-copeau.

Une nouvelle condition d'équilibre impose que :

$$\tau_{int} = k_{chip} \tag{1.53}$$

avec la contrainte de cisaillement τ_{int} calculée à partir de la force résultante à AB définie par l'équation (1.49) et k_{chip} définie par l'équation (1.52).

D'après la théorie d'Oxley pour l'usinage, les deux équations d'équilibre définies respectivement par les équations (1.51) et (1.53) doivent être satisfaites et la force de coupe définie par l'équation (1.43) doit être minimale. Le système final à résoudre est donc constitué de deux équations non linéaires (les équations d'équilibre) et une minimisation de la force de coupe.

Les différents paramètres sont choisis lorsque les trois conditions sont successivement vérifiées, c'est à dire que l'équation ϕ satisfait la première condition d'équilibre définie par l'équation (1.51), C_0 satisfait la deuxième condition d'équilibre définie par l'équation (1.53) et δ est choisi lorsque la force de coupe définie par (1.43) est minimale.

Limites du modèle d'Oxley

Bien que ce modèle prenne en compte à la fois les effets mécaniques et thermiques dans le procédé d'usinage, nous notons quelques insuffisances à savoir :

- le modèle d'Oxley prend en compte uniquement la zone collante, par conséquent, la zone glissante est négligée ;
- Xiong et al. (2015) dans leurs travaux sur l'amélioration de la précision des algorithmes de calcul des efforts de coupe, des déformations du matériau et des températures à l'interface outil-copeau, ont pu montrer que la solution donnée par le modèle d'Ox-

ley n'est pas unique, peu précise et l'erreur de calcul est de l'ordre de grandeur du méga pascal pour les contraintes d'écoulement ;
— le temps de recherche de solution est long pour une méthode efficiente.

Dans le but d'améliorer le modèle d'Oxley, plusieurs auteurs notamment Lalwani remplace la loi de puissance utilisée par Oxley par la loi de Johnson et Cook qui prend en compte les paramètres du matériau, Xiong propose un nouvel algorithme de calcul des paramètres de coupe.

La modélisation analytique de coupe orthogonale n'autorise pas une description fine du procédé. Par exemple, d'après Arrazola (2003), l'identification des champs de grandeurs thermomécaniques indispensables pour l'optimisation du procédé n'est pas prise en compte dans la modélisation. La section suivante présente donc une synthèse des modèles numériques de la coupe orthogonale des métaux.

1.4.2 Synthèse des modèles numériques de coupe orthogonale

L'approche numérique modélise les procédés de coupe en utilisant des méthodes numériques de resolution par éléments finis, volumes finis etc. Ce type d'approche donne des résultats concernant les champs de déformation, de contrainte et de température au sein du matériau usiné et de l'outil. Il permet également de prendre en compte des non-linéarités dues au comportement du matériau à l'interface outil-copeau. L'implémentation des modèles numériques est généralement faite sur des codes de calcul comme Deform, Abaqus, AdvantEdge, Radioss, Forge etc...

Dans les années soixante-dix apparaissent les premières simulations numériques de la coupe continue orthogonale en tournage. C'est ainsi que Shirakashi & Usui (1974) présentent un modèle numérique de coupe orthogonale élastoplastique dans lequel la géométrie et les vitesses sont supposées connues. Les études faites par Pantalé (1996) font état de trois types de modèles numériques : les modèles numériques Lagrangiens, les modèles numériques Eulériens et les modèles numériques Euléro-Lagrangiens-Arbitraires (ALE).

1.4.2.1 Les modèles numériques Lagrangiens

Dans la configuration Lagrangienne, le domaine d'étude est discrétisé avec un maillage qui suit le mouvement du point matériel auquel il est attaché à chaque instant. Connaissant un état initial, on définit le mouvement en considérant qu'à chaque instant t, les coordonnées d'un point sont des fonctions des coordonnées initiales de ce point à l'instant initial $t = t_0$. En conséquence, les nœuds se déplacent simultanément avec le maillage, les points d'intégration restent toujours liés au matériau et les frontières des éléments et les nœuds en périphérie restent fixes le long de la simulation. Cette configuration donne la possibilité

de simuler le processus de formation du copeau depuis la pénétration de l'outil dans la pièce usinée jusqu'à l'obtention du copeau. D'après Devotta et al. (2017), la prédiction de la morphologie des copeaux et de la transition entre les copeaux continus et segmentés est d'une importance primordiale car elle influe sur les températures générées et les efforts de coupe.

Nakayama (1974) et Komanduri et al. (1982) ont fait œuvre de pionniers dans la compréhension de la segmentation des copeaux en usinage. Nakayama (1974) a étudié la segmentation des copeaux à des vitesses de coupe faibles pour les matériaux fragiles et a proposé la formation périodique de fissures comme cause principale de la segmentation. Ces formations de fissures ont été amorcées au bord de la surface libre du plan de cisaillement. Komanduri et al. (1982) a étudié la formation de copeaux segmentés à des vitesses de coupe élevées pour les matériaux ductiles et a proposé l'apparition d'une instabilité thermoplastique dont la cause première est le bord de l'outil. En utilisant cette configuration, Iwata & Terasaka (1984) présentent un modèle élastoplastique en négligeant les effets thermiques.

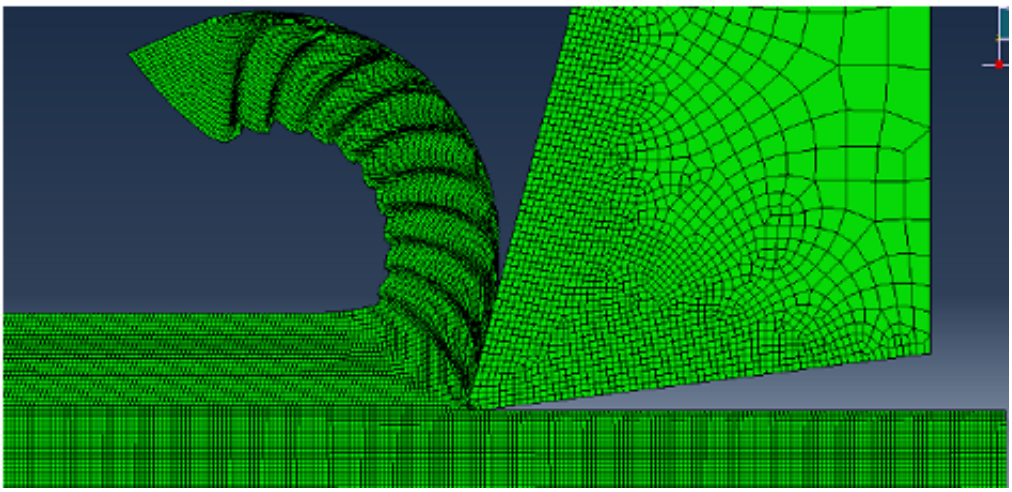


Figure 1.15 – Un copeau segmenté en utilisant une formulation Lagrangienne (source : Mabrouki et al. (2008))

Strenkowski & Carroll (1985) proposent un modèle où l'outil et le matériau sont discrétisés par éléments finis afin de simuler la formation de copeaux de l'état transitoire à l'état stable. Mabrouki et al. (2008) a proposé un modèle thermomécanique en configuration Lagrangienne sur Abaqus-Explicit afin d'étudier l'influence de la vitesse de coupe sur les paramètres thermomécaniques de formation du copeau dans le cas de l'usinage de l'alliage d'aluminium AA2024-T351. En utilisant les critères d'endommagement dans la formulation Lagrangienne proposée, Mabrouki et al. (2008) a pu obtenir un copeau segmenté comme le montre la figure 1.15. Childs (2013) a utilisé AdvantEdge basé sur une formulation Lagrangienne pour prédire les conditions de formation de l'arête rapportée.

Limites des modèles numériques Lagrangiens

D'après Pantalé (1996), le temps de calcul est relativement long du fait que d'une part l'outil doit suffisamment pénétrer dans la matière et d'autre part, le maillage doit être suffisamment raffiné. La principale difficulté rencontrée dans les modèles Lagrangiens, selon Pantalé (2005) est liée à la nécessité de séparer physiquement le matériau usiné au niveau de la pointe de l'outil. Les études faites par Barge et al. (2005), Arrazola (2003) et Avevor (2017) montrent que la configuration Lagrangienne introduit de grandes distorsions des éléments. Ces distorsions engendrent la dégradation de la qualité des éléments et nécessitent un remaillage. Stoker (1999) affirme que le remaillage peut devenir coûteux en temps de calcul pour simuler des grandes déformations et surtout qu'il modifie les résultats.

1.4.2.2 Modèles numériques Eulériens

Contrairement à la formulation Lagrangienne, la formulation Eulérienne considère un domaine géométrique fixe dans lequel s'écoule la matière. Elle permet au maillage d'être fixe par rapport à la matière qui s'écoule, l'outil étant considéré comme rigide et indéformable. Cette approche nécessite la connaissance de la géométrie finale du copeau en tant que donnée du problème modélisé. Strenkowski & Moon (1990) ont affirmé que les modèles Eulériens sont adaptés quand on s'intéresse uniquement au régime permanent. Suivant cette approche, Carroll & Strenkowski (1988) proposent un modèle thermomécanique de coupe pour un aluminium 2024 en négligeant les effets de la vitesse de déformation et de la température. Ils montrent que la diminution de l'angle de coupe augmente la valeur de l'effort de coupe. Kim et al. (1999) ont utilisé cette approche pour étudier l'effet du rayon d'arête de l'outil et de la profondeur d'avance sur les paramètres thermomécaniques de l'usinage de l'acier au carbone à 0.2% en coupe orthogonale.

Limites des modèles numériques Eulériens

Une étude comparative entre les techniques Eulériennes et les techniques Lagrangiennes a été proposée par Komvopoulos & Erpenbeck (1991). Il ressort de cette étude que la formulation Eulérienne n'a pas besoin d'un remaillage puisqu'il n'y a pas de distorsion des éléments impliqués dans l'analyse et n'exige aucun critère de séparation des copeaux parce que le copeau est prédéterminé. Le temps de calcul dans de tels modèles est réduit en raison du peu d'éléments nécessaires à la modélisation de la pièce et du copeau et des procédures simples sont utilisées dans le logiciel correspondant. Cette technique convient pour la simulation de la coupe en régime permanent. Joyot et al. (1993) ont noté que ces modèles nécessitent plusieurs réactualisations des surfaces libres et des surfaces de contact avant d'obtenir la solution stationnaire. D'après Pantalé (1996), l'inconvénient majeur d'une telle approche réside dans la difficulté de traitement des surfaces libres du modèle.

1.4.2.3 Les modèles numériques Euléro-Lagrangiens-Arbitraire (ALE)

La formulation Euléro-Lagrangienne-Arbitraire combine les avantages des modèles Lagrangiens et Eulériens. Les conditions aux limites générales des modèles stationnaires sont données sur la figure 1.16. La pièce est modélisée selon un formalisme ALE alors que l'outil est modélisé avec un formalisme Lagrangien. D'après Pantalé (1996), la notion de surface libre fait appel à des nœuds qui sont simultanément Lagrangiens dans la direction perpendiculaire à la surface et Eulériens dans le plan tangent à la surface. Cette approche permet la réactualisation des surfaces libres du modèle. La dissociation entre l'évolution du maillage et de la matière permet de pallier à la fois les distorsions et de se passer d'un critère de séparation des nœuds en pointe d'outil ou d'un algorithme de remaillage rencontré en formulation Lagrangienne.

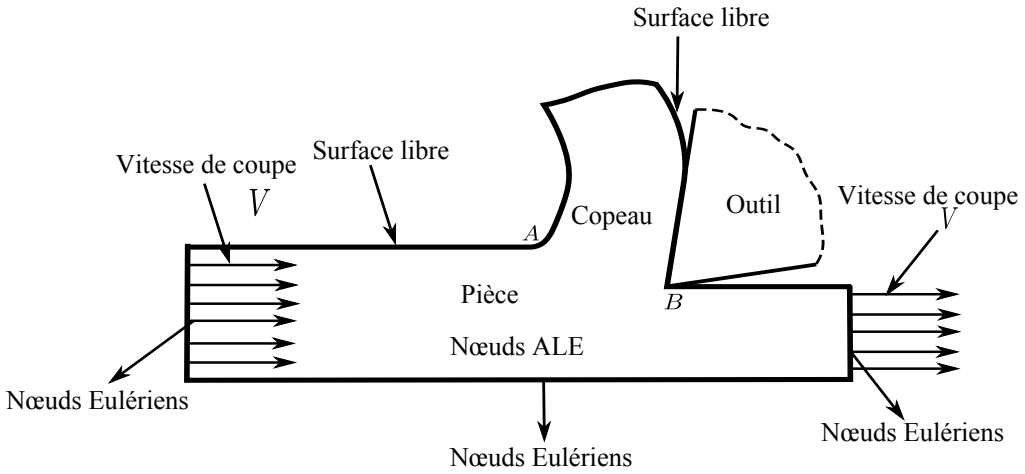


Figure 1.16 – Conditions aux limites du modèle éléments finis stationnaire : la pièce est modélisée selon le formalisme ALE et l'outil par le formalisme Lagrangien (source : Pantalé (1996))

L'approche ALE basée sur la résolution des lois de conservation par rapport à un maillage arbitraire, est utilisée par Joyot et al. (1993) pour la simulation numérique de coupe orthogonale stationnaire de l'acier $42CD4$ en utilisant le code de calcul explicite Radioss. À l'issue de ces travaux, il ressort que la formulation ALE permet notamment de remédier aux problèmes de réactualisation des surfaces libres en approche Eulérienne, et a ceux liés aux fortes distorsions du maillage en approche Lagrangienne. Pantalé, dans ses travaux sur le développement d'un modèle numérique tridimensionnel de coupe orthogonale et de coupe oblique continue utilisant le code de calcul Radioss, a pu affirmer que cette configuration présente une bonne corrélation au niveau de la géométrie du copeau. Olovsson et al. (1999) développe un code de calcul d'éléments finis (FE) basé sur une formulation ALE. Bacaria (2001) présente à la suite un modèle numérique de simulation du tournage en coupe transi-

toire discontinue 2D et un modèle numérique de simulation du fraisage 3D en contournage, Arrazola (2003) propose un modèle numérique afin d'identifier les paramètres et le coefficient de frottement à l'interface outil-copeau de l'acier AISI 4140 avec un outil en carbure non revêtu. Atlati et al. (2015) utilise la formulation ALE afin d'étudier l'effet du coefficient de frottement local sur la nature du contact et sur la formation de l'arête rapportée lors de l'usinage des matériaux ductiles.

Limite des modèles numériques Euléro-Lagrangiens-Arbitraire (ALE)

L'inconvénient principal de la méthode ALE est qu'en affinant le maillage dans les zones fortement déformées, les éléments sont plus gros dans les zones moins déformées, à cause du nombre fixe des éléments (comme illustré sur la figure 1.17.), ce qui conduit à des défauts, notamment géométriques (Germain et al., 2011; Yaich, 2017). D'après De Micheli (2009) ce défaut ne permet pas d'obtenir une précision suffisante pour la modélisation de la segmentation de copeau avec des temps de calcul raisonnables.

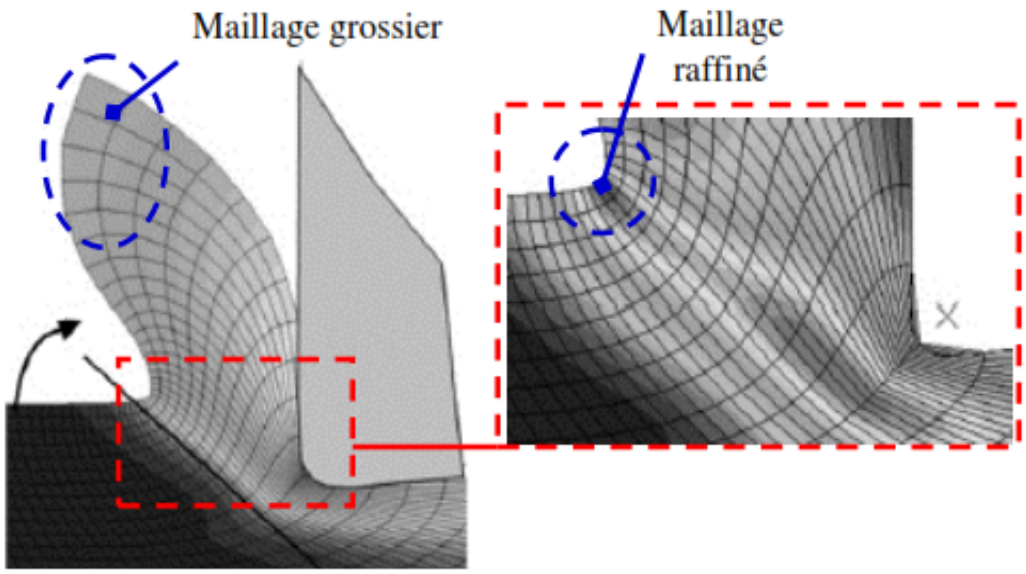


Figure 1.17 – Maillage à l'interface outil-copeau

Pour resoudre ce problème, la formulation ALE est généralement couplée à du remaillage adaptatif semblable à ceux utilisés par les formulations lagrangiennes. Par rapport aux méthodes lagrangiennes pures, cette méthode permet de limiter le nombre de remaillages nécessaires et donc de gagner du temps, voire d'aider le remailleur à conserver des éléments de bonne qualité dans certaines zones critiques, comme la pointe de l'outil (De Micheli, 2009).

Synthèse du chapitre

Parvenu au terme de ce chapitre présentant la synthèse bibliographique des connaissances sur la coupe des métaux, il ressort que le développement des modèles de coupe est l'un des objectifs majeurs de nombreux chercheurs de nos jours. Les modèles de coupe des métaux pourront aider à prévoir des grandeurs thermomécaniques comme les efforts de coupe, les températures, les contraintes, les deformations plastiques et les vitesses de deformation ; difficiles à obtenir par l'expérience. Compte tenu de la complexité des phénomènes intervenant lors d'une opération de coupe, les modèles de coupe sont généralement relatifs au cas de la coupe orthogonale. La modélisation analytique, capable de prendre en compte le comportement du matériau, détermine de manière rapide les grandeurs thermomécaniques. Elle se présente comme une modélisation efficace et efficiente. Néanmoins, il serait nécessaire d'améliorer ou de développer des modèles analytiques pour une meilleure prédiction des grandeurs thermomécaniques. La suite de nos travaux sera basée sur une proposition d'implémentation d'un modèle analytique pour la coupe des métaux. Dans cette proposition, une loi de comportement du type Johnson et Cook sera utilisée en vue d'une prise en compte de l'effet de la température, de la vitesse de déformation et des paramètres du matériau.

- Chapitre 2 -

Implémentation d'un modèle analytique pour la coupe des métaux

Un modèle analytique d'Oxley étendu pour la coupe orthogonale des métaux est présenté dans ce chapitre. Dans cette approche, les propriétés des matériaux sont modélisées par la loi de Johnson et Cook introduite dans le modèle d'Oxley par Lalwani. Cette loi décrit la contrainte du matériau en fonction de la déformation, de la vitesse de déformation et de la température. La détermination des variables de coupe est basée sur une méthode d'optimisation utilisant la minimisation des moindres carrés non linéaires via la bibliothèque LMFIT (Non-Linear Least-Squares Minimization and Curve-Fitting for Python) et d'une implémentation d'un double algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt en langage Python. Dans la section suivante, le modèle analytique d'Oxley étendu pour la coupe orthogonale des métaux sera tout d'abord présenté. La deuxième section présente une proposition d'implémentation du modèle étendu d'Oxley étendu. La performance de l'implémentation de ce modèle a été étudiée dans la troisième section en comparant les prédictions obtenues avec les données d'usinage de l'acier 1045 et de l'acier au carbone disponible dans la littérature. Enfin une synthèse des travaux éffectués clôturera ce chapitre.

2.1 Modèle analytique d'Oxley étendu

Dans la théorie d'Oxley pour l'usinage, une loi d'écoulement de type puissance présentée au chapitre précédent a été utilisée. Cette loi dépend de la température modifiée par la vitesse de déformation du matériau T_{mod}. Le concept de la température modifiée T_{mod} a été limité à l'origine aux aciers puis étendu aux alliages d'aluminium. D'après Lalwani et al. (2009); Chen et al. (2015); Xiong et al. (2015), l'une des limites du modèle d'Oxley concerne son application presqu'exclusivement aux aciers en carbone. Il est nécessaire d'étendre l'applicabilité de cette théorie à d'autres matériaux couramment usinés. Dans le but d'améliorer le modèle d'Oxley, Lalwani propose un modèle étendu d'Oxley en remplaçant la loi de puissance utilisée par Oxley par la loi de Johnson et Cook. Ledit modèle est présenté dans les sous-sections suivantes.

2.1.1 Contrainte d'écoulement dans la zone de cisaillement primaire

Knight & Boothroyd (2005) stipulent que, la contrainte d'écoulement du matériau usiné est l'un des paramètres les plus importants dans la modélisation analytique et numérique de la coupe des métaux. La contrainte d'écoulement dans la zone de cisaillement primaire AB (voir figure 2.1) peut être exprimée sous forme :

$$k_{AB} = \frac{1}{\sqrt{3}}\sigma^{y}_{AB}(\overline{\varepsilon}^{p}_{AB}, \dot{\overline{\varepsilon}}^{p}_{AB}, T_{AB}) \tag{2.1}$$

où σ^{y}_{AB} , $\overline{\varepsilon}^{p}_{AB}$, $\dot{\overline{\varepsilon}}^{p}_{AB}$ et T_{AB} sont respectivement la contrainte d'écoulement du matériau, la déformation plastique équivalente, la vitesse de déformation plastique équivalente et la température le long de la ligne AB.

Plusieurs expressions de contrainte d'écoulement σ^{y} sont utilisées pour calculer la contrainte de cisaillement du matériau k_{AB}. En raison d'une prise en compte des paramètres du matériau et de la simplicité à mettre en œuvre, la loi de Johnson & Cook (1983) définie par l'équation (2.2) est probablement la loi la plus utilisée pour la modélisation du comportement du matériau en usinage.

$$\sigma^{y} = \left[A + B\overline{\varepsilon}^{p^{n}}\right]\left[1 + C\ln\left(\frac{\dot{\overline{\varepsilon}}^{p}}{\dot{\overline{\varepsilon}}_{0}}\right)\right]\left[1 - \left(\frac{T - T_0}{T_m - T_0}\right)^{m}\right] \tag{2.2}$$

En remplaçant la loi de puissance utilisée par Oxley par la loi de Johnson et Cook définie par l'équation (2.2), la contrainte d'écoulement dans la zone de cisaillement primaire AB s'écrit :

$$k_{AB} = \frac{1}{\sqrt{3}}\left[A + B\overline{\varepsilon}^{p^{n}}\right]\left[1 + C\ln\left(\frac{\dot{\overline{\varepsilon}}^{p}}{\dot{\overline{\varepsilon}}_{0}}\right)\right]\left[1 - \left(\frac{T - T_0}{T_m - T_0}\right)^{m}\right] \tag{2.3}$$

Dans la formulation originale d'Oxley, la déformation plastique $\overline{\varepsilon}^{p}_{AB}$ équivalente le long de la droite AB est exprimée par :

$$\overline{\varepsilon}^{p}_{AB} = \frac{\gamma_{AB}}{\sqrt{3}} \tag{2.4}$$

avec γ_{AB}, la déformation le long de la ligne AB qui est définie par l'expression :

$$\gamma_{AB} = \frac{\cos\alpha}{2\sin\phi\cos\left(\phi-\alpha\right)} \tag{2.5}$$

où ϕ est l'angle de cisaillement (l'angle entre le plan de cisaillement primaire et la direction de la vitesse de coupe V) et α est l'angle de coupe (voir figure 2.1).

La vitesse de déformation plastique équivalente $\dot{\overline{\varepsilon}}^{p}_{AB}$ dans la zone de cisaillement AB est exprimée par :

$$\dot{\overline{\varepsilon}}^{p}_{AB} = \frac{\dot{\gamma}_{AB}}{\sqrt{3}} \tag{2.6}$$

avec $\dot{\gamma}_{AB}$ la valeur moyenne de la vitesse de déformation le long de la droite AB définie par :

$$\dot{\gamma}_{AB} = \frac{C_0 V_s}{l_{AB}} \tag{2.7}$$

où l_{AB} est la longueur de la zone de cisaillement primaire (distance entre le point A et B), C_0 le rapport entre l_{AB} et l'épaisseur de la zone de cisaillement primaire $\triangle S_1$ comme illustré sur la figure 2.1, V_s est la vitesse de cisaillement dans la zone de cisaillement primaire. Ces grandeurs sont respectivement exprimées par :

$$l_{AB} = \frac{t_1}{\sin\phi} \tag{2.8}$$

$$C_0 = \frac{l_{AB}}{\triangle S_1} \tag{2.9}$$

$$V_s = \frac{V\cos\alpha}{\cos\left(\phi-\alpha\right)} \tag{2.10}$$

Les relations géométriques entre la largeur du copeau t_2, la vitesse du copeau V_c et le plan de cisaillement primaire sont respectivement définies par :

$$t_2 = \frac{t_1\cos\left(\lambda-\alpha\right)}{\sin\phi} \tag{2.11}$$

et

$$V_c = \frac{V\sin\phi}{\cos\left(\phi-\alpha\right)} \tag{2.12}$$

avec λ l'angle de frottement à l'interface outil-copeau, donné par :

$$\lambda = \theta + \alpha - \phi \tag{2.13}$$

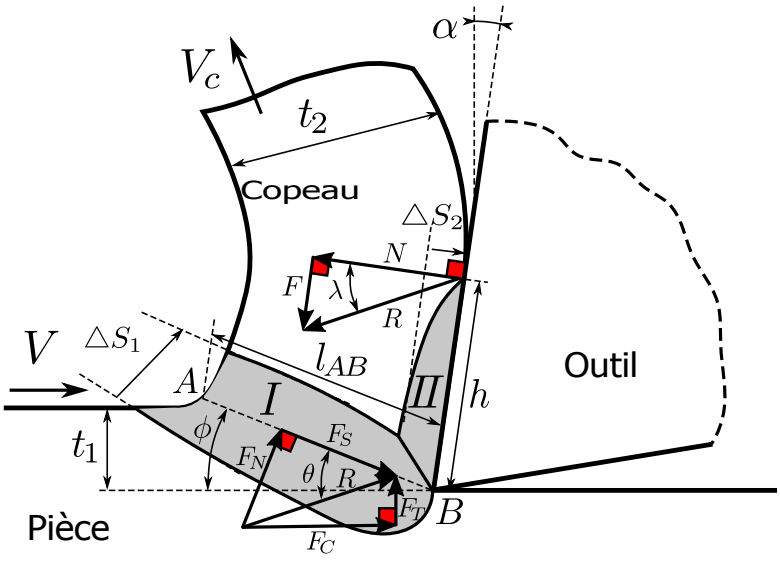


Figure 2.1 – Représentation des efforts de coupe du modèle d'Oxley

Dans le but de déterminer la contrainte d'écoulement k_{AB} définie par l'équation (2.1), il est important de prendre en compte la température moyenne T'_{AB} le long de AB exprimée comme suit :

$$T'_{AB} = T_w + \eta \triangle T_{sz} \tag{2.14}$$

où T_w est la température initiale de la pièce à usiner, η est le coefficient de Taylor-Quiney (pourcentage d'énergie de frottement transformée en chaleur) et ΔT_{sz} est l'augmentation de température du matériau due à la déformation plastique lors du passage à travers la bande de cisaillement primaire.

Pendant le processus de coupe, le travail plastique dans la zone de cisaillement primaire est donné par le produit $F_s V_s$ où F_s est la force de cisaillement. Si l'on suppose que k_{AB} défini par l'équation (2.1) est la contrainte d'écoulement équivalente moyenne dans la zone de cisaillement primaire, on peut évaluer F_s à partir de ce qui suit :

$$F_s = k_{AB} l_{AB} w \tag{2.15}$$

L'augmentation de la température du matériau due à la déformation plastique lors du passage à travers la bande de cisaillement primaire ΔT_{sz} est alors finalement définie par :

$$\triangle T_{sz} = \frac{(1-\beta)\, F_s V_s}{m_{chip} C_p} \tag{2.16}$$

où m_{chip} est un débit massique du copeau défini par :

$$m_{chip} = \rho V t_1 w \tag{2.17}$$

et β est la fraction de chaleur produite par dissipation plastique donnée par la relation empirique issue des travaux de Boothroyd (1963) :

$$\beta = \begin{cases} 0.5 - 0.35 \log_{10}(R_T \tan\phi) & pour \quad R_T \tan\phi \leq 10 \\ 0.3 - 0.15 \log_{10}(R_T \tan\phi) & pour \quad R_T \tan\phi > 10 \end{cases} \tag{2.18}$$

où R_T est un nombre adimensionnel en fonction d'écoulement défini par :

$$R_T = \frac{\rho C_p V t_1}{K} \tag{2.19}$$

avec K et C_p respectivement conductivité thermique et chaleur spécifique du matériau de la pièce à usiner.

En remplaçant l'expression de ΔT_{sz} définie par l'équation (2.16) dans (2.14), l'expression de la température dans la zone de cisaillement primaire devient donc :

$$T'_{AB} = T_w + \eta\,(1-\beta)\,\frac{F_s V_s}{m_{chip} C_p} \tag{2.20}$$

L'équation (2.20) ne peut être résolue d'une manière explicite car F_s, C_p et K dépendent de la température dans la zone de cisaillement primaire T_{AB} . De ce fait, un algorithme de résolution implicite avec un critère de convergence ϵ dans la sélection de T_{AB} est utilisé pour le calcul des variables F_s, k_{AB} et $\triangle T_{sz}$. L'algorithme itératif est présenté sur la figure 2.2.

En supposant que la distribution de la contrainte normale le long de la droite AB est linéaire, Oxley détermine l'angle entre la résultante des forces R et le plan de cisaillement primaire AB par l'expression suivante :

$$\tan\theta = 1 + 2(\frac{\pi}{4} - \phi) - \left(\frac{dk}{ds_2}\right)_{AB} \frac{l_{AB}}{2k_{AB}} \tag{2.21}$$

où $\left(\frac{dk}{ds_2}\right)_{AB}$ est la variation de la contrainte de cisaillement par rapport à la largeur de la deuxième zone de cisaillement. Lalwani, améliorent le modèle d'Oxley en modifiant la forme de l'équation précédente :

$$\tan\theta = 1 + 2(\frac{\pi}{4} - \phi) - C_0 n_{eq} \tag{2.22}$$

où le terme n_{eq} peut être déterminé comme suit :

$$\left(\frac{dk}{ds_2}\right)_{AB} = \left(\frac{dk}{d\gamma}\right)_{AB}\left(\frac{d\gamma}{dt}\right)_{AB}\left(\frac{dt}{ds_2}\right)_{AB} \tag{2.23}$$

où

$$\left(\frac{dk}{d\gamma}\right)_{AB} = \frac{d\left(\frac{d\sigma^y_{AB}}{\sqrt{3}}\right)}{d\left(\sqrt{3}\bar{\varepsilon}^p_{AB}\right)} = \frac{1}{3}\frac{d\sigma^y_{AB}}{d\bar{\varepsilon}^p_{AB}} \tag{2.24}$$

$$\left(\frac{d\gamma}{dt}\right)_{AB} = \dot{\gamma}_{AB} = \frac{C_0 V_s}{l_{AB}} \tag{2.25}$$

et

$$\left(\frac{dt}{ds_2}\right)_{AB} = \frac{1}{V\sin\phi} \tag{2.26}$$

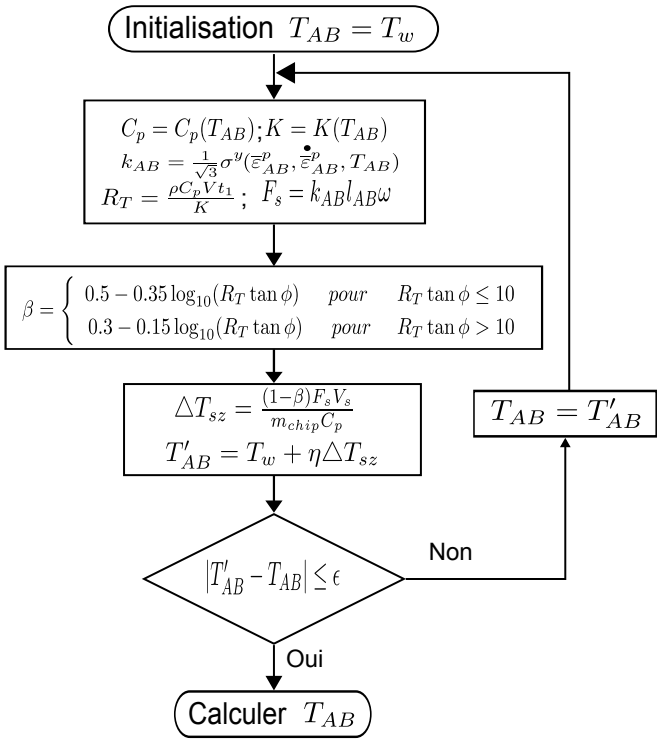


Figure 2.2 – Algorithme itératif de calcul de la température T_{AB} dans la zone de cisaillement primaire

En substituant les équations (2.24), (2.25) et (2.26) dans (2.23), on a :

$$\left(\frac{dk}{ds_2}\right)_{AB} = \left(\frac{1}{3}\frac{d\sigma^y_{AB}}{d\bar{\varepsilon}^p_{AB}}\right)\left(\frac{C_0 V_s}{l_{AB}}\right)\left(\frac{1}{V\sin\phi}\right) \tag{2.27}$$

En multipliant les membres de l'équation (2.27) par $\frac{1}{2k_{AB}}$, on obtient :

$$\left(\frac{dk}{ds_2}\right)_{AB}\frac{1}{2k_{AB}} = \left(\frac{1}{3}\frac{d\sigma^y_{AB}}{d\bar{\varepsilon}^p_{AB}}\right)\left(\frac{C_0V_s}{l_{AB}}\right)\left(\frac{1}{V\sin\phi}\right)\frac{1}{2k_{AB}} \tag{2.28}$$

Remplaçons les expressions : $\frac{V_s}{V\sin\phi} = 2\sqrt{3}\bar{\varepsilon}^p_{AB}$ et $k_{AB} = \frac{\sigma^y_{AB}}{\sqrt{3}}$ dans l'équation (2.28), qui devient donc :

$$\left(\frac{dk}{ds_2}\right)_{AB}\frac{1}{2k_{AB}} = C_0\left(\frac{d\sigma^y_{AB}}{d\bar{\varepsilon}^p_{AB}}\right)\left(\frac{\bar{\varepsilon}^p_{AB}}{\sigma^y_{AB}}\right) = C_0 n_{eq} \tag{2.29}$$

avec :

$$n_{eq} = \left(\frac{d\sigma^y_{AB}}{d\bar{\varepsilon}^p_{AB}}\right)\left(\frac{\bar{\varepsilon}^p_{AB}}{\sigma^y_{AB}}\right) \tag{2.30}$$

En utilisant la loi de Johnson et Cook, on a :

$$\left(\frac{d\sigma^y_{AB}}{d\bar{\varepsilon}^p_{AB}}\right) = \left(\frac{\partial\sigma^y}{\partial\bar{\varepsilon}^p}\frac{d\bar{\varepsilon}^p}{d\bar{\varepsilon}^p}\right)_{AB} + \left(\frac{\partial\sigma^y}{\partial\dot{\bar{\varepsilon}}^p}\frac{d\dot{\bar{\varepsilon}}^p}{d\bar{\varepsilon}^p}\right)_{AB} + \left(\frac{\partial\sigma^y}{\partial T}\frac{dT}{d\bar{\varepsilon}^p}\right)_{AB} \tag{2.31}$$

où :

$$\left(\frac{\partial\sigma^y}{\partial\bar{\varepsilon}^p}\right)_{AB} = nB\bar{\varepsilon}^{p^{n-1}}_{AB}\left(1 + C\ln\frac{\dot{\bar{\varepsilon}}^p_{AB}}{\dot{\bar{\varepsilon}}_0}\right)\left[1 - \left(\frac{T_{AB}-T_w}{T_m-T_w}\right)^m\right] \tag{2.32}$$

$$\left(\frac{\partial\sigma^y}{\partial T}\right)_{AB} = \left(A + B\bar{\varepsilon}^{p^n}_{AB}\right)\left(1 + C\ln\frac{\dot{\bar{\varepsilon}}^p_{AB}}{\dot{\bar{\varepsilon}}_0}\right)\left[\frac{-m}{(T_m-T_w)}\left(\frac{T_{AB}-T_w}{T_m-T_w}\right)^{m-1}\right] \tag{2.33}$$

$$\left(\frac{dT}{d\bar{\varepsilon}^p}\right)_{AB} = \frac{\beta_T\sigma^y_{AB}}{\rho C_p} \tag{2.34}$$

avec $\beta_T = 1$ dans le cas où les déformations sont adiabatiques et la conduction de chaleur négligée (vitesses de déformation très grandes).

La vitesse de déformation est supposée maximale dans le plan de cisaillement primaire AB :

$$\left(\frac{d\dot{\bar{\varepsilon}}^p}{d\bar{\varepsilon}^p}\right)_{AB} = 0 \tag{2.35}$$

On a donc :

$$\frac{d\sigma^{y}_{AB}}{d\overline{\varepsilon}^{p}_{AB}} = nB\overline{\varepsilon}^{p^{n-1}}_{AB}\left(1 + C\ln\frac{\dot{\overline{\varepsilon}}^{p}_{AB}}{\dot{\overline{\varepsilon}}_{0}}\right)\left[1 - \left(\frac{T_{AB} - T_w}{T_m - T_w}\right)^{m}\right] + \left(A + B\overline{\varepsilon}^{p^{n}}_{AB}\right)\left(1 + C\ln\frac{\dot{\overline{\varepsilon}}^{p}_{AB}}{\dot{\overline{\varepsilon}}_{0}}\right)\left[\frac{-m}{(T_m - T_w)}\left(\frac{T_{AB} - T_w}{T_m - T_w}\right)^{m-1}\frac{\beta_T\sigma^{y}_{AB}}{\rho C_p}\right] \tag{2.36}$$

En remplaçant (2.36) dans (2.30) on obtient :

$$n_{eq} = \left[\frac{nB\overline{\varepsilon}^{p^{n}}_{AB}}{A + B\overline{\varepsilon}^{p^{n}}_{AB}} - \overline{\varepsilon}^{p}_{AB}\left(\frac{m}{T_{AB} - T_w}\right)\left(\frac{\left(\frac{T_{AB}-T_w}{T_m-T_w}\right)^{m}}{1 - \left(\frac{T_{AB}-T_w}{T_m-T_w}\right)^{m}}\right)\left(\frac{\beta_T}{\rho C_p}\right)\right] \tag{2.37}$$

Or $\frac{\beta_T}{\rho C_p} \approx 0$, l'approximation de l'équation (2.37) est donc :

$$n_{eq} = \frac{nB\overline{\varepsilon}^{p^{n}}_{AB}}{A + B\overline{\varepsilon}^{p^{n}}_{AB}} \tag{2.38}$$

L'équation (2.22) permet de déterminer l'angle entre la résultante des efforts de coupe R et le plan de cisaillement primaire AB comme suit :

$$\theta = \arctan\left[(1 + \frac{\pi}{2} - 2\phi) - C_0 n_{eq}\right] \tag{2.39}$$

En exploitant la figure 2.1, la résultante des efforts de coupe R peut être calculée en utilisant la force de cisaillement F_s définie par l'équation (2.15) et l'angle θ donné par l'équation (2.39) :

$$R = \frac{F_s}{\cos\theta} \tag{2.40}$$

Conformément à la figure 2.1, la force de coupe F_C et la force d'avance F_T sont données respectivement par :

$$F_C = R\cos(\theta - \phi) \tag{2.41}$$

et

$$F_T = R\sin(\theta - \phi) \tag{2.42}$$

La force de frottement F et la force normale F_N sont définies respectivement par :

$$F = R\sin\lambda \tag{2.43}$$

et

$$F_N = R\cos\lambda \tag{2.44}$$

D'après la théorie d'Oxley pour l'usinage, la contrainte normale en B est donnée par l'expression :

$$\sigma_{N_{max}} = k_{AB}(1 + \frac{\pi}{2} - 2\alpha - 2C_0 n_{eq}) \tag{2.45}$$

La longueur de l'interface outil-copeau est donnée conformément à Lalwani et al. (2009) en tenant compte de l'utilisation de la loi Johnson et Cook par :

$$h = \frac{t_1 \sin\theta}{\cos\lambda \sin\phi}\left(1 + \frac{C_0 n_{eq}}{3\left(1 + 2\left(\frac{\pi}{4} - \phi\right) - C_0 n_{eq}\right)}\right) \tag{2.46}$$

Enfin, en supposant que la contrainte normale est uniforme dans l'interface outil – copeau, la contrainte normale σ_N et la contrainte de cisaillement τ_{int} (calculée à partir de la force résultante en AB) sont définies respectivement par :

$$\sigma_N = \frac{F_N}{hw} \tag{2.47}$$

et

$$\tau_{int} = \frac{F_T}{hw} \tag{2.48}$$

La première condition d'équilibre entre la contrainte normale σ_N à l'interface outil-copeau et la contrainte normale $\sigma_{N_{max}}$ en B définies respectivement par (2.47) et (2.45) impose que :

$$\sigma_N = \sigma_{N_{max}} \tag{2.49}$$

2.1.2 Contrainte d'écoulement dans zone de cisaillement secondaire

Dans la formulation originale d'Oxley, la deuxième zone plastique à l'interface outil-copeau, est supposée rectangulaire avec une épaisseur moyenne $\triangle S_2$ définie par :

$$\triangle S_2 = \delta t_2 \tag{2.50}$$

où t_2 est l'épaisseur du copeau et δ est un paramètre non défini pour le moment.

Cependant, d'après la théorie d'Oxley, la déformation équivalente maximale $\overline{\varepsilon}^p_{int}$ et la vitesse de déformation équivalente maximale $\dot{\overline{\varepsilon}}^p_{int}$ à l'interface outil-copeau sont définis respectivement par :

$$\overline{\varepsilon}^{p}_{int} = \frac{\gamma_{int}}{\sqrt{3}} \tag{2.51}$$

et

$$\dot{\overline{\varepsilon}}^{p}_{int} = \frac{\dot{\gamma}_{int}}{\sqrt{3}} \tag{2.52}$$

avec γ_{int} la déformation maximale et $\dot{\gamma}_{int}$ la vitesse de déformation maximale à l'interface outil-copeau définis par :

$$\gamma_{int} = 2\gamma_{AB} + \frac{h}{2\delta t_2} \tag{2.53}$$

et

$$\dot{\gamma}_{int} = \frac{V_c}{\delta t_2} \tag{2.54}$$

où la déformation γ_{AB} le long de la droite AB et la vitesse V_c de copeau sont respectivement définies par les équations (2.5) et (2.12). Á l'interface outil-copeau, il en résulte une augmentation de la température causée par le frottement du copeau sur l'outil définie par :

$$\triangle T_C = \frac{FV_C}{m_{chip}C_p} \tag{2.55}$$

En supposant que la source de chaleur à l'interface outil-copeau est de forme rectangulaire et d'après les travaux de Boothroyd (1963), l'augmentation de la température dans le copeau est définie par :

$$\triangle T_M = \triangle T_C \sqrt{\frac{R_T t_2}{h}} \times 10^{\left(0{,}06-0{,}195\delta\sqrt{\frac{R_T t_2}{h}}\right)} \tag{2.56}$$

où R_T est défini par l'équation (2.19). En utilisant les équations (2.16) et (2.56), la température moyenne à l'interface outil-copeau est définie par :

$$T_{int} = T_w + \triangle T_{sz} + \psi \triangle T_M \tag{2.57}$$

où ψ est un facteur de température permettant de ramener la température T_{int} définie par (2.57) à la valeur moyenne. Lalwani et al. (2009) estiment que la valeur du facteur de température $\psi = 0,9$.

Enfin la contrainte d'écoulement k_{chip} à l'interface outil-copeau est définie par l'équation :

$$k_{chip} = \frac{1}{\sqrt{3}}\sigma^{y}\left(\overline{\varepsilon}^{p}_{int}, \dot{\overline{\varepsilon}}^{p}_{int}, T_{int}\right) \tag{2.58}$$

où $\overline{\varepsilon}^{p}_{int}$ est la déformation équivalente maximale définie par l'équation (2.51), $\dot{\overline{\varepsilon}}^{p}_{int}$ est la vi-

tesse de déformation équivalente maximale dans l'interface outil-copeau défini par l'équation (2.52) et T_{int} est la température moyenne le long de l'interface outil-copeau définie par l'équation (2.57).

Une nouvelle condition d'équilibre impose que :

$$\tau_{int} = k_{chip} \tag{2.59}$$

avec la contrainte de cisaillement τ_{int} calculée à partir de la force résultante à AB définie par l'équation (2.47) et k_{chip} définie par l'équation (2.58).

2.1.3 Système d'équilibre à résoudre

Les deux équations d'équilibres (définies respectivement par (2.49) et (2.59)) et la force de coupe définie par l'équation (2.41) dépendent de l'angle de cisaillement ϕ, des constantes de vitesse de déformation C_0 et δ. D'après la théorie d'Oxley pour l'usinage, les deux équations d'équilibre doivent être satisfaites et la force de coupe doit être minimale. Le système final à résoudre est donc constitué de deux équations non linéaires (les équations d'équilibre) et une minimisation de la force de coupe.

$$\begin{cases} \sigma_N(\phi, C_0, \delta) = \sigma_{N_{max}}(\phi, C_0, \delta) \\ \tau_{int}(\phi, C_0, \delta) = k_{chip}(\phi, C_0, \delta) \\ \min \ F_C(\phi, C_0, \delta) \end{cases} \tag{2.60}$$

L'approche utilisée par Oxley (1963); Oxley & Hastings (1976); Oxley (1989), Lalwani et al. (2009), Xiong et al. (2015) pour la résolution du système (2.60) consiste à déterminer les trois paramètres internes ϕ, C_0 et δ par un algorithme constitué d'une série de trois tests et trois boucles imbriquées présenté brièvement sur la figure 2.3.

Les différents variables sont choisis lorsque les trois conditions définies par le système (2.60) sont successivement vérifiées, c'est à dire que l'équation ϕ satisfait la première condition d'équilibre définie par l'équation (2.49) , C_0 satisfait la deuxième condition d'équilibre définie par l'équation (2.59) et δ est choisi lorsque la force de coupe définie par (2.41) est minimale. Les plages de variation des trois variables internes sont alors déterminées de façon à obtenir les solutions optimales pour différentes conditions de coupe (minimale et maximale).

Lalwani propose les intervalles de variations de $\phi \in [5^\circ, 45^\circ]$, $C_0 \in [2, 10]$ et $\delta \in [0,005, 0,2]$. L'initialisation des trois variables d'entrée, au début du calcul, se fait par incrémentation de la valeur initiale de chaque paramètre.

Pour les différents intervalles de recherche de solution et suivant les pas d'itération, le nombre de valeurs itératives est de 40 pour δ variant de $0,005$ à $0,2$ avec un pas itératif de $\delta_{incr} = 0,005$; 81 pour C_0 variant de 2 à 10 avec un pas itératif de $C_{0incr} = 0,1$ et 401 pour ϕ variant de 5° à 45° avec un pas itératif de $0,1^\circ$, soit un nombre total de boucles itératives

de recherche de solution de $40 \times 81 \times 401 = 1\ 299\ 240$ boucles.

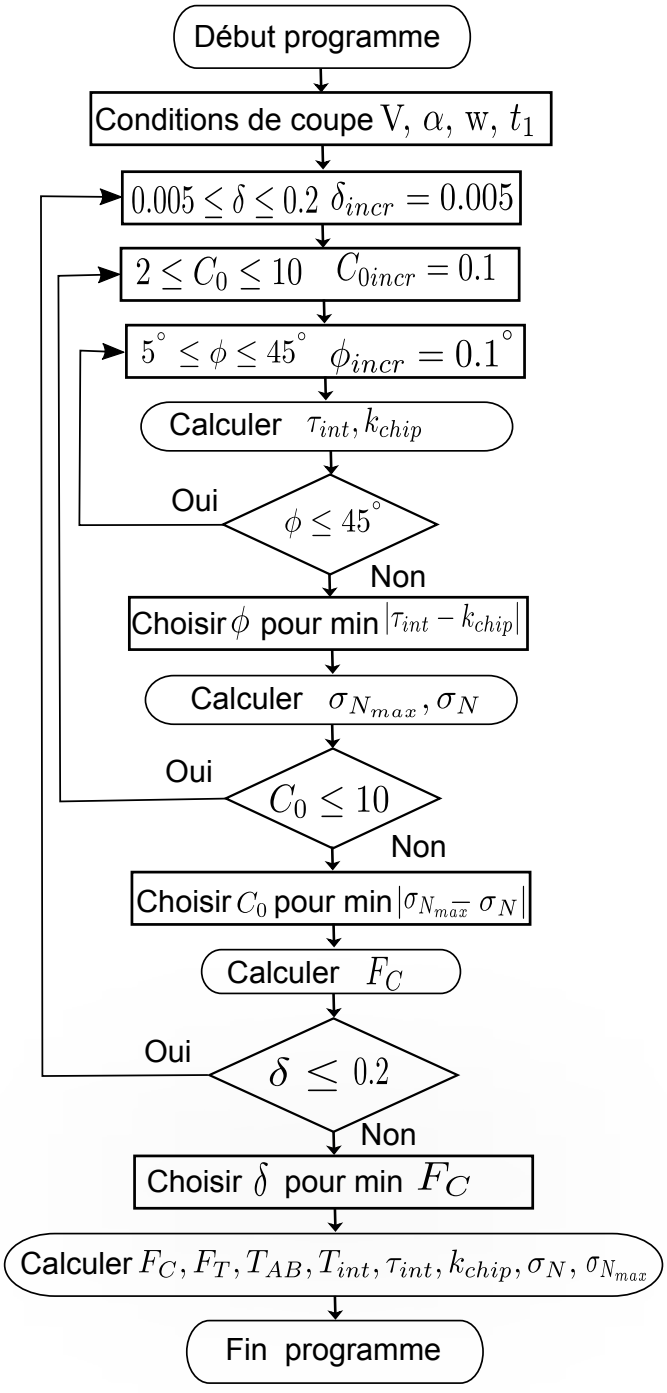


Figure 2.3 – Algorithme simplifié de calcul des paramètres de coupe proposé par Lalwani.

L'approche ci-dessus proposée par Lalwani présente quelques limites :

— le nombre total de boucles de recherche de solution est de $1\ 299\ 240$ boucles (voir figure 2.3). Ce nombre d'itérations est très grand et le temps de recherche de solution

est long pour une méthode efficiente ;

— pour certaines conditions le système d'équilibre défini par l'équation (2.60) n'est pas satisfait. En effet, pour l'acier AISI 1045 par exemple, dans les conditions où $\alpha = -30^{\circ}$, $V = 100$ m/min, $t_1 = 0,05$ mm, et $w = 5$ mm, Xiong obtient une solution où la différence entre τ_{int} et k_{chip} est de 510.7 Mpa. La deuxième condition d'équilibre définie par l'équation (2.59) n'est pas satisfaite.

— l'algorithme sélectionne ϕ lorsque la différence entre $\tau_{int}(\phi, C_0, \delta)$ et $k_{chip}(\phi, C_0, \delta)$ est minimale, puis choisit C_0 lorsque la différence entre $\sigma_N(\phi, C_0, \delta)$ et $\sigma_{N_{max}}(\phi, C_0, \delta)$ est minimale et enfin sélectionne δ lorsque la force de coupe est minimale. En effet, d'après Xiong et al. (2015), la solution convergente est directement déterminée par les plages de recherche des variables . Différentes solutions convergentes peuvent être obtenues lorsque les plages et les pas d'itération de recherche changent. Comme les plages de recherche peuvent être modifiées, il existe d'innombrables solutions convergentes lorsqu'on change les plages de recherche des variables . Pour l'acier AISI 1045 par exemple, dans les conditions où $\alpha = 0^{\circ}$, $V = 100$ m/min, $t_1 = 0,1$ mm, et $w = 5$ mm, les plages de recherche de l'angle de cisaillement ϕ sont respectivement $[4,5^{\circ}; 6^{\circ}]$, $[5,5; 7^{\circ}]$, $[6,5^{\circ}; 8]$, ..., $[16,5^{\circ}; 18^{\circ}]$ et $C_0 \in [2,\ 10]$ et $\delta \in [0,005;\ 0,2]$, Xiong obtient plus de 10 solutions convergentes.

Dans la section suivante, une nouvelle méthode d'implémentation du modèle étendu d'Oxley est présentée. Cette méthode a pour but de satisfaire le système d'équilibre défini par l'équation (2.60) et de réduire le temps de recherche de la solution optimale et unique.

2.2 Implémentation du modèle étendu d'Oxley

Dans le but de résoudre le système (2.60), nous proposons une approche alternative plus rapide et efficace basée sur une méthode d'optimisation implémentée en Python (Dawoua et al., 2018a). Nous avons choisi le module *lmfit* défini par Newville et al. (2016) comme noyau de l'algorithme d'optimisation car celui-ci propose une implémentation de l'algorithme de Levenberg-Marquardt utilisé pour la recherche des variables internes ϕ, C_0 et δ.

2.2.1 Implémentation en Python du modèle étendu d'Oxley

Toutes les équations précédemment présentées définissant le modèle Ext-Oxley ont été programmées en utilisant le langage de programmation Python 3. C'est un langage largement utilisé car il présente une syntaxe expressive et facile à implémenter. Tous les développements ont été réalisés en utilisant les fonctions Python d'origine. Le module Python *Matplotlib* a également été utilisé pour produire automatiquement tous les graphiques

présentés dans ce chapitre. La fonction principale de l'algorithme est celle qui permet de calculer les quatre quantités σ_N, $\sigma_{N_{max}}$,τ_{int} et k_{chip} en fonction des trois variables internes ϕ, C_0 et δ. Elle calcule également, dans le même temps, tous les variables de sortie tels que la force de coupe F_C, la force d'avance F_T, les températures T_{AB} et T_{int}, les quantités géométriques telles que h, l_{AB}, etc. Toutes les implémentations effectuées dans cette section du code de calcul sont en accord avec d'autres auteurs, rien d'innovant n'est fait dans cette partie d'algorithme.

2.2.2 Algorithme d'optimisation

Notre contribution dans ce travail concerne la méthode utilisée pour résoudre le système d'équations défini par (2.60)Dawoua et al. (2018a). Au lieu d'un système similaire à celui proposé initialement par Oxley (1989), et 20 ans plus tard par Lalwani et al. (2009), nous avons choisi de résoudre ce système en utilisant une méthode d'optimisation basée sur le module LMFIT (Non-Linear Least-Squares Minimization and Curve-Fitting for Python) Python proposé par Newville et al. (2016). L'algorithme d'optimisation proposé est présenté sur la figure 2.4. Le programme importe le module LMFIT version $0.9.7$ qui fournit la fonction de minimisation utilisée pour résoudre le système d'équations défini par (2.60). Le module LMFIT fournit une bonne interface pour l'optimisation non linéaire et les problèmes curve-fitting en langage Python. Il fournit également l'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt et prend en charge la plupart des méthodes d'optimisation de *scipy.optimize*. L'avantage principal par rapport à l'implémentation classique de *Scipy* est la possibilité de fournir un *paramètre* objet utile dont la valeur peut être modifiée dans l'ajustement, être fixe, ou avoir des limites supérieures et/ou inférieures.

Le système (2.60) est résolu en utilisant deux algorithmes d'optimisation encapsulés l'un dans l'autre et référencés ici par les dénominations d'algorithme d'optimisation interne et d'algorithme d'optimisation globale, respectivement. L'algorithme d'optimisation interne est chargé de résoudre les deux premières équations d'équilibre du système (2.60) correspondant aux équations (2.49) et (2.59) alors que l'algorithme global d'optimisation a la charge de trouver la valeur minimale de la force de coupe, c'est-à-dire de résoudre la dernière équation du système (2.60). Par conséquent, en raison de l'imbrication des algorithmes, la solution finale est celle de sorte que la condition d'équilibre définie par les équations (2.49) et (2.59) soient satisfaites par minimisation de la fonction objectif Δ définie par l'équation (2.61) et de sorte que la force de coupe F_C soit minimale.

$$\Delta = \sqrt{\left(\tau_{int} - k_{chip}\right)^2 + \left(\sigma_N - \sigma_{N_{max}}\right)^2} \tag{2.61}$$

Dans l'algorithme proposé (voir figure 2.4), deux algorithmes d'optimisation liés à la fonction *minimize* de LMFIT ont été utilisés :

— le premier optimise la variable interne δ (C_0 et ϕ sont fixes) en utilisant la fonction objectif minimisant la valeur de la force de coupe F_C définie par l'équation (2.41) ;
— le second optimise les variables internes C_0 et ϕ (δ est fixe) en utilisant la fonction objectif définie par l'équation (2.61) afin de minimiser l'erreur quadratique Δ des équations d'équilibre (la fonction objectif) définie par l'équation (2.61).

L'initialisation des trois variables d'entrées, au début du programme de calcul, se fait par réglage arbitraire de la valeur initiale de chacun d'eux à la valeur moyenne de leur intervalle respectif : $\phi \in [5°,\ 45°]$, $C_0 \in [2,\ 10]$ et $\delta \in [0,005;\ 0,2]$.

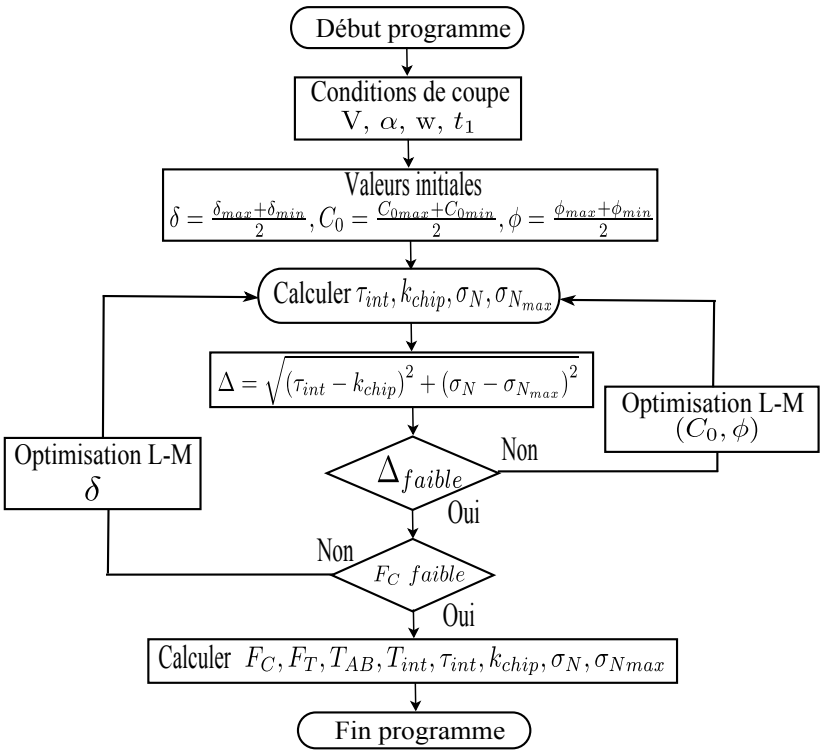


Figure 2.4 – Algorithme d'optimisation proposé

2.2.3 Validation de l'algorithme proposé

Afin de vérifier le mécanisme de fonctionnement des algorithmes proposés, nous présentons un exemple d'application concernant la coupe orthogonale d'un acier AISI 1045. Les constantes de la loi d'écoulement de Johnson et Cook pour l'acier AISI 1045 déterminées par Jaspers & Dautzenberg (2002) et les propriétés thermophysiques proposés par Oxley sont respectivement reportées dans les tableaux 2.1 et 2.2.

Tableau 2.1 – Constantes de la loi d'écoulement de Johnson et Cook pour l'AISI 1045

A (Mpa)	B (Mpa)	C	n	m	$\dot{\bar{\varepsilon}}_0(s^{-1})$	$T_m(°C)$	T_w(°C)
$553,1$	$600,8$	$0,0134$	$0,234$	1	1	1460	25

Tableau 2.2 – Propriétés thermo-physiques de l' AISI 1045 .

Conductivité thermique (C_p en W/mK)	Chaleur spécifique (K en J/kgK)	Densité (ρ en kg/m^3)
$420 + 0,504T$	$52,61 - 0,0281T$	8000

Pour ce premier essai, les conditions de coupe sélectionnées sont les suivantes : $V = 200$ m/min, $t_1 = 0,15$ mm, $\alpha = -7°$ et $w = 1,6$ mm. Tous les tests ont été faits en utilisant Python $3.6.5$ sur un ordinateur Dell Precision $T7500$ exécutant Ubuntu 16.04 64bits avec 12 Gb de Ram et un processeur Intel Xeon 4 coeurs $E5620$ Intel Xeon.

Les résultats de la simulation proposée et confrontés aux résultats du modèle de Lalwani, sont présentés dans le tableau 2.3. Ces résultats sont obtenus dans un temps de calcul total d'environ $t = 0,091s$, le nombre total de boucles de l'algorithme d'optimisation interne pour trouver la solution finale est $n_i = 249$, tandis que le nombre de boucles de l'algorithme d'optimisation globale est $n_g = 18$. Il s'agit d'un gain de boucles de plus de 5000 fois moins si on le compare aux $1\,299\,240$ boucles nécessaires dans l'algorithme original (Dawoua et al., 2018a). Comme indiqué dans le tableau 2.3, l'erreur totale $\triangle$ pour l'équilibre du système (2.60) donnée par l'équation (2.61) est de moins de $10^{-6}Pa$ pour notre approche alors que la même erreur est de $20\ MPa$ pour l'algorithme d'origine proposé par Lalwani.

Tableau 2.3 – Résultats de la coupe orthogonale de l'AISI 1045 à 200 m/min, $t_1 = 0,15$ mm, $\alpha = -7°$ et $w = 1,6$ mm

	C_0	ϕ	δ	Δ	$\bar{\varepsilon}^p_{AB}$	$\bar{\varepsilon}^p_{int}$	t_2 (mm)	h (mm)	F_C (N)	F_T (N)	T_{AB} (°C)	T_{int} (°C)
LMFIT	5,76	18,9	0,03	$7,2 \times 10^{-7}$	0,98	11,03	0,42	0,47	575	352	356	955
Lalwani	5,80	19,2	0,04	20×10^{6}	1,00	10,17	0,43	0,49	576	364	385	942

2.2.4 Unicité de la solution

Le principal inconvénient du modèle étendu d'Oxley proposé par Lalwani et rapporté par Xiong et al. (2015) est que la solution convergente n'est pas unique. Cela est principalement dû aux erreurs qui peuvent découler de la faible précision de la prédiction de l'algorithme d'origine (les pas d'incrémentation sont assez grands). Afin de vérifier si l'algorithme proposé

est indépendant des valeurs de départ, Dawoua et al. (2018a) a effectué $25 \times 25 \times 25 = 15\,625$ simulations avec différentes valeurs de départ de chacun des trois variables internes (25 valeurs équidistantes pour chacun des 3 variables internes dans leur intervalle respectif). Le temps de calcul total pour ces $15\,625$ simulations est de $t = 22\text{m}\ 16$ s et le temps de calcul moyen pour une simulation est environ $t = 0,085$ s, ce qui représente un temps de calcul très faible.

Tableau 2.4 – Résultats du modèle proposé pour $15\,625$ simulations

	Valeurs minimales	Valeurs maximales	Valeurs moyennes	Δ_f
C_0	$5,762$	$5,762$	$5,762$	$1,94 \times 10^{-8}$
$\delta \times 10^{-2}$	$3,572$	$3,577$	$3,575$	$1,44 \times 10^{-3}$
ϕ	$18,944$	$18,944$	$18,944$	$6,26 \times 10^{-8}$
F_C	$574,928$	$574,928$	$574,928$	$4,90 \times 10^{-8}$
F_T	$351,736$	$351,736$	$351,736$	$1,17 \times 10^{-7}$
T_{AB}	$356,074$	$356,074$	$356,074$	$3,07 \times 10^{-8}$
T_{int}	$954,666$	$954,767$	$954,698$	$1,05 \times 10^{-4}$

Le tableau 2.4, montre les résultats des variables internes internes (C_0, δ et ϕ), des efforts de coupe F_C et d'avance F_T, des températures T_{AB} dans la zone de cisaillement primaire et T_{int} à l'interface outil-copeau. La moyenne des erreurs de calcul (défini par la fonction objectif $\triangle$) de chaque paramètre interne et des grandeurs thermomécaniques est Δ_f. Les valeurs minimales, maximales et moyennes des résultats issus des $15\,625$ simulations donnent les mêmes résultats. La seule différence visible mais très faible se situe au niveau de l'évaluation du paramètre δ (avec une erreur de calcul $\Delta_f = 1,44 \times 10^{-3}$) et de la température T_{int} à l'interface outil-copeau (avec une erreur de calcul $\Delta_f = 1,05 \times 10^{-4}$).

Le nombre de boucles nécessaires pour trouver la solution finale varie dans l'intervalle $n_i \in [122;\ 318]$ avec une valeur moyenne de $n_i = 212,3$ comme le montre l'histogramme sur la figure 2.5. Il s'agit d'un gain de boucles variant entre 4000 et 10000 fois moins si on le compare aux $1\,299\,240$ boucles nécessaires dans l'algorithme original de Lalwani. Ainsi donc, il ressort de ces résultats que la méthode proposée est rapide (moins d'un dixième de seconde pour rechercher la solution optimale) et fournit une unique solution convergente.

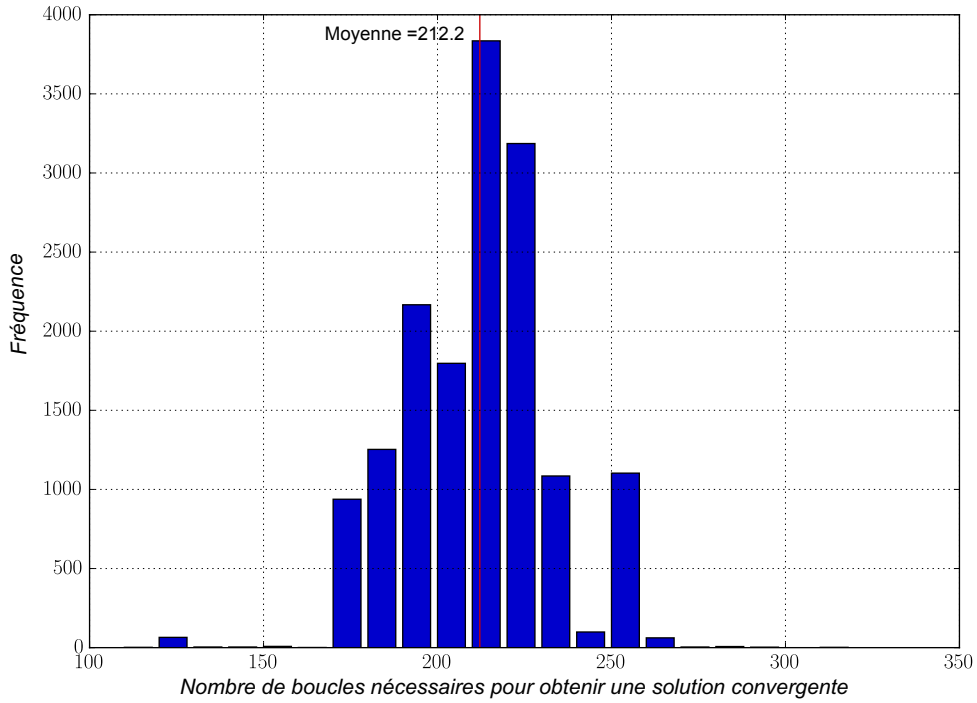


Figure 2.5 – Histogramme du nombre de boucles nécessaires pour obtenir une solution

2.2.5 Analyse des résultats de l'algorithme proposé

Les figures 2.6, 2.7 et 2.8 montrent des résultats intéressants de l'algorithme d'optimisation proposé. La figure 2.6 montre la variation de la force de coupe F_C, la force d'avance F_T et la fonction objectif Δ par rapport à la constante de vitesse de déformation C_0. En balayant le domaine de variation de C_0 de 2 à 10, pour chaque valeur de ce domaine balayé, les valeurs optimales ϕ et δ sont déterminées. Nous obtenons une solution. Les résultats sont représentés sur le graphique 2.6. Ce graphique montre clairement que les équations (2.49) et (2.59) ne peuvent être satisfaites si une seule variable interne (l'angle de cisaillement ϕ) est autorisé à être optimisé par l'algorithme d'optimisation interne, par conséquent, la fonction objectif Δ varie beaucoup avec la valeur de C_0. Elle diminue linéairement dans l'intervalle $C_0 \in [2;\ 5,762]$ et augmente linéairement dans l'intervalle $C_0 \in [5,762;\ 10]$. Dans le même temps, la force de coupe F_C et la force d'avance F_T augmentent lentement dans l'intervalle $C_0 \in [2;\ 9,5]$ et diminuent un peu après. Le processus de sélection de la solution optimale est clairement illustré sur la figure 2.6. Nous satisfaisons l'équilibre du système défini par les équations (2.49) et (2.59) lorsque $C_0 = 5,762$. Toutes les autres valeurs traduisent un déséquilibre du système. On remarque clairement que l'algorithme n'a pas privilégié la minimisation de la force de coupe qui aurait conduit à $C_0 = 2$.

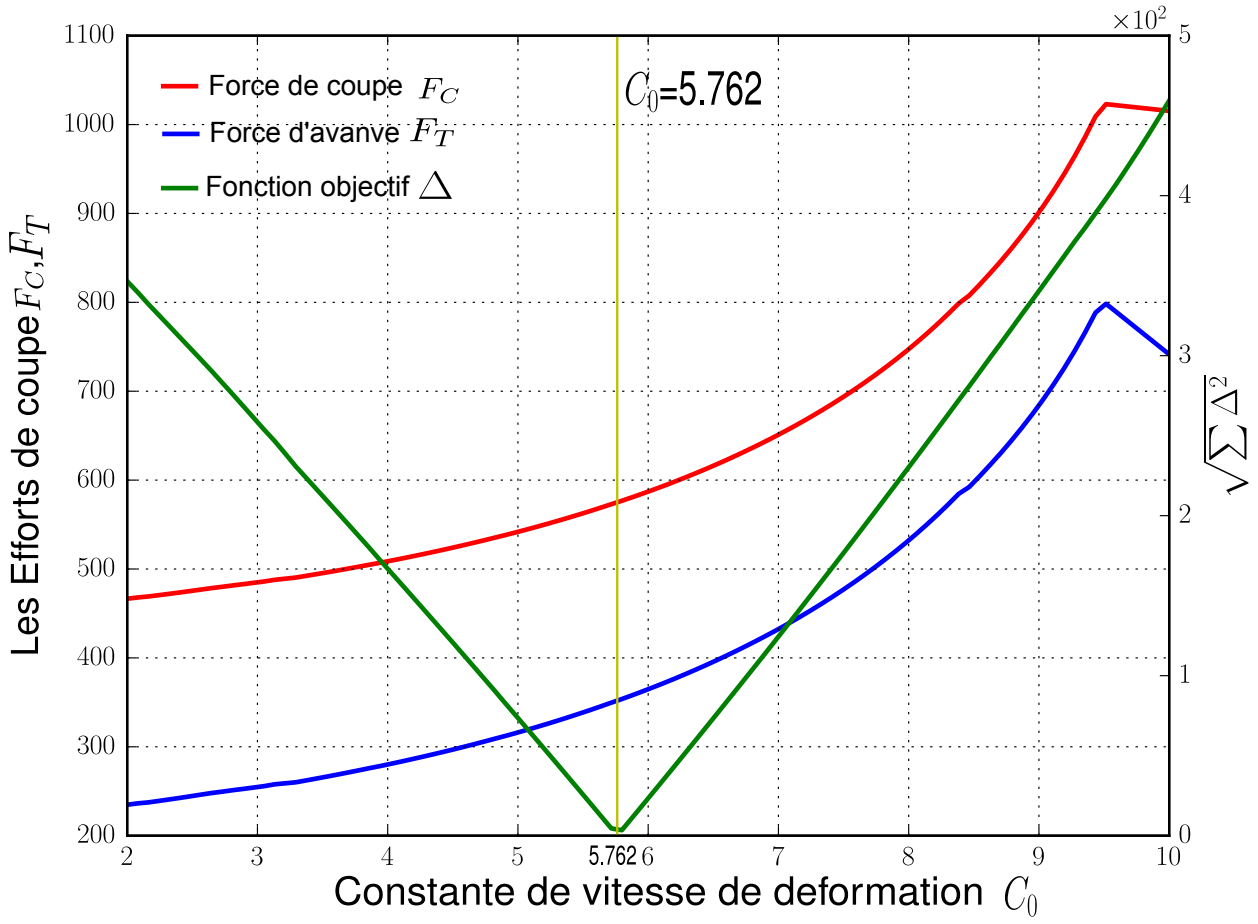


Figure 2.6 – Variation des efforts de coupe F_C, F_T et la fonction objectif Δ en fonction de la constante de vitesse de déformation C_0.

En balayant le domaine de variation de ϕ de $0°$ à $45°$, pour chaque valeur de ce domaine balayé, les valeurs optimale C_0 et δ sont déterminées. Nous obtenons une solution. Les résultats sont représentés sur le graphique 2.7. La figure 2.7 montre la variation de la force de coupe F_C, la force d'avance F_T et la fonction objectif Δ par rapport l'angle de cisaillement ϕ. La force de coupe F_C et la force d'avance F_T diminuent avec l'augmentation de l'angle de cisaillement et la fonction objectif Δ diminue dans l'intervalle $\phi \in [0°;\ 18,945°]$ et augmente dans l'intervalle $\phi \in [18,945°;\ 45°]$. La fonction objectif Δ prend une valeur faible lorsque l'angle de cisaillement atteint la valeur de $\phi = 18,945°$. Ainsi donc, le processus de sélection de la solution optimale est clairement illustré sur la figure 2.7. Nous satisfaisons l'équilibre du système défini par les équations 2.49 et 2.59 lorsque $\phi = 18,945°$. Toutes les autres valeurs traduisent un déséquilibre du système. L'algorithme n'a pas privilégié la minimisation de la force de coupe qui aurait conduit à $\phi = 45°$.

En faisant varier la valeur de δ dans l'intervalle $[0,005;\ 0,2]$ les courbes de la figure 2.8 ont été obtenues. Cette figure montre un résultat assez différent, la fonction objectif Δ varie dans l'intervalle $[0,005;\ 0,2]$ mais reste inférieure à $10^{-12}Pa$, ce qui est proche du epsilon

(ϵ) machine (voir figure 2.8). Tous les couples de valeurs de C_0 et ϕ vérifient l'équilibre du système. Ce graphique montre donc la variation de la force de coupe F_C, la force d'avance F_T et la fonction objectif Δ par rapport à l'épaisseur de la zone plastique δ. La force de coupe F_C et la force d'avance F_T diminuent avec l'augmentation de l'épaisseur de la zone plastique dans l'intervalle $\delta \in [0,005;\ 0,036]$ et augmentent dans l'intervalle $\delta \in [0,036;\ 0,2]$. La force de coupe F_C est minimale lorsque l'épaisseur de la zone plastique δ atteint la valeur de $\delta = 0,036$. Ceci est conforme à l'approche proposée par Oxley à l'origine de cette étude.

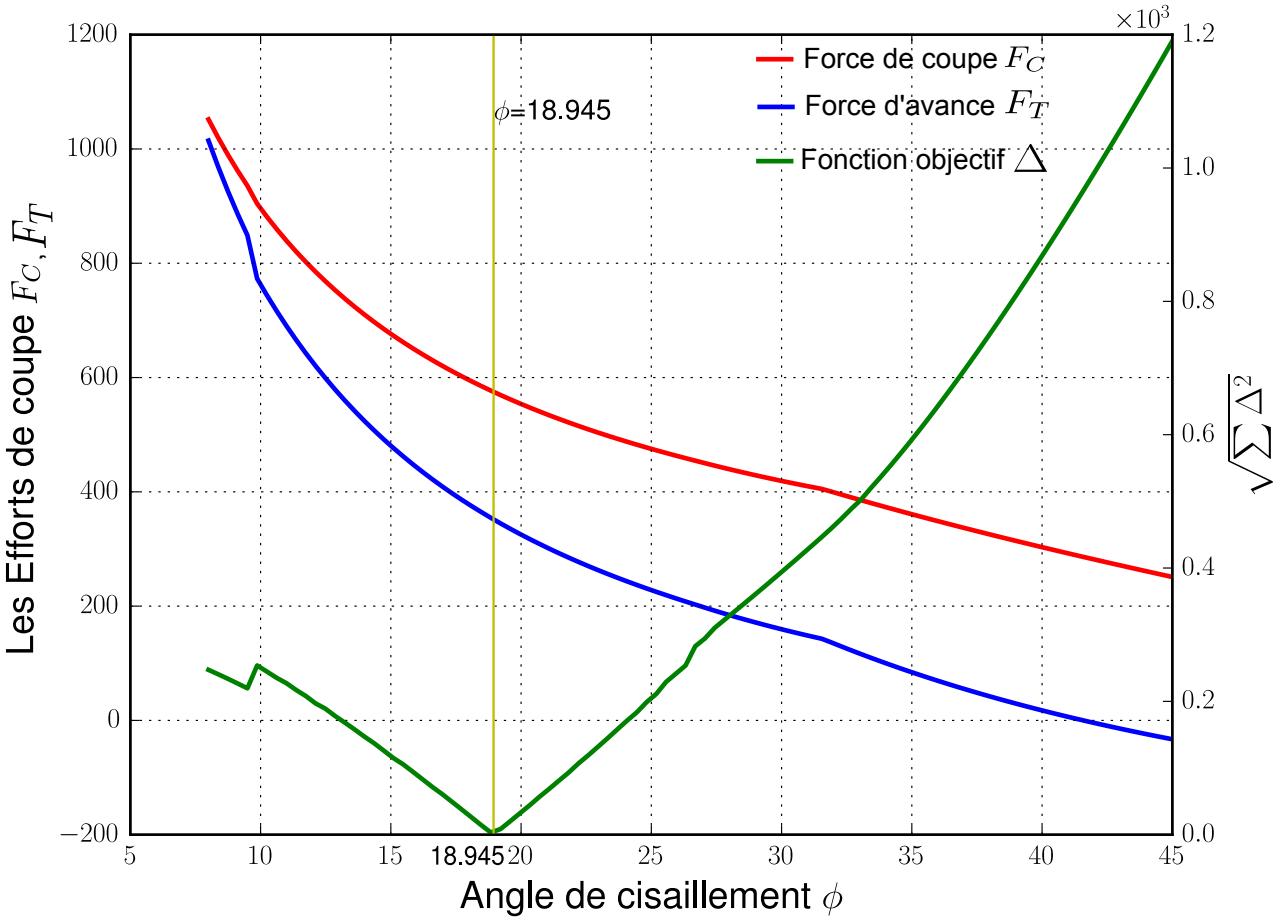


Figure 2.7 – Variation des efforts de coupe F_C, F_T et la fonction objectif Δ en fonction de l'angle de cisaillement ϕ

Le processus de sélection de la solution optimale défini par le système (2.60) est clairement illustré sur la figure 2.8. Nous satisfaisons tout d'abord l'équilibre du système défini par les équations (2.49) et (2.59) selon le critère de convergence (2.61) puis, lorsque celui-ci est satisfait, nous sélectionnons la solution où la force de coupe F_C est minime. Si l'on essayait de satisfaire la condition de la force de coupe F_C minimale avant l'équilibre, la procédure aurait sélectionné une valeur inférieure pour C_0. Donc, il est nécessaire de satisfaire les conditions d'équilibre définies par les équations (2.49) et (2.59) avant de satisfaire

la condition de la force de coupe F_C minimale.

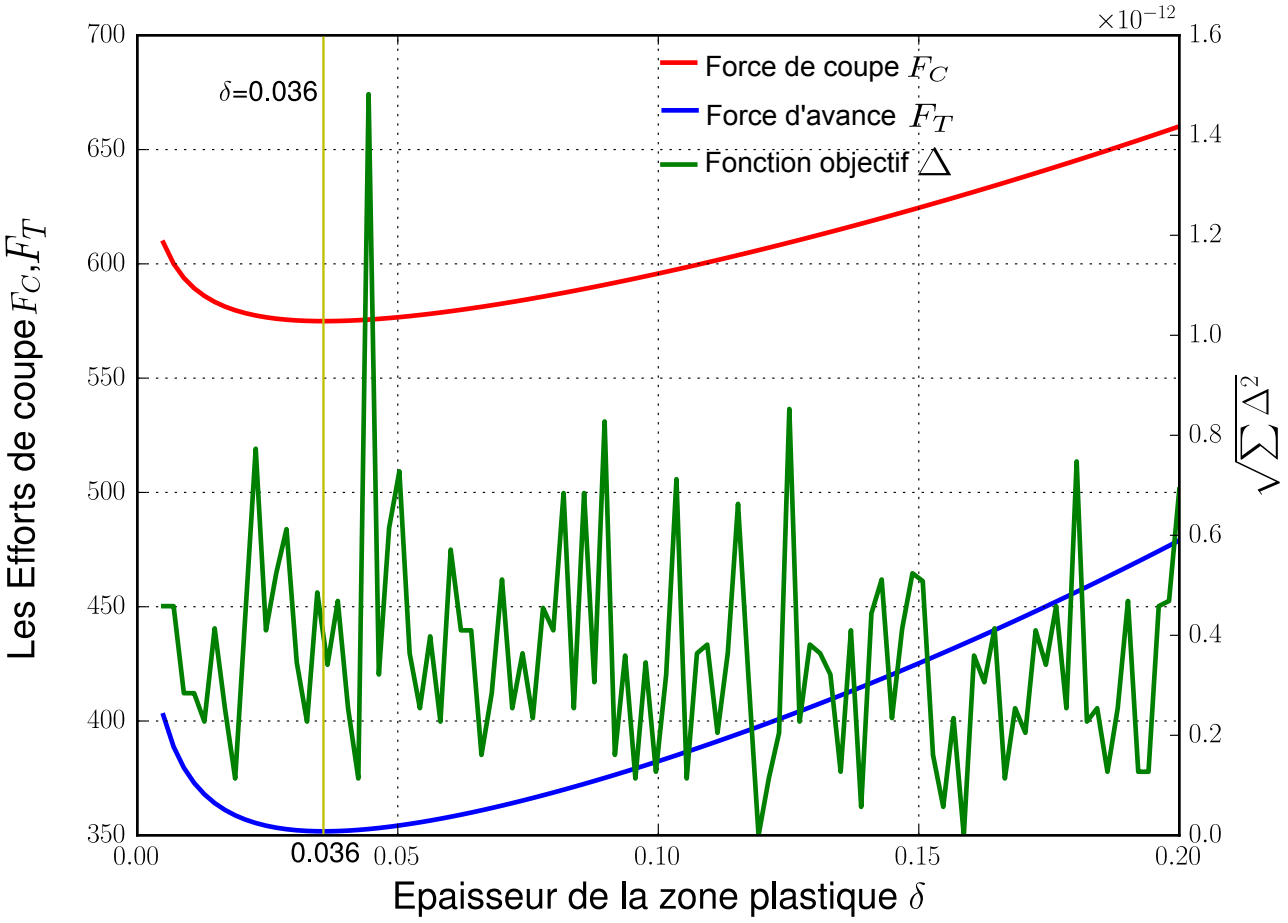


Figure 2.8 – Variation des efforts de coupe F_C, F_T et la fonction objectif Δ en fonction de l'épaisseur de la zone plastique δ

2.3 Résultats et comparaisons

Après vérification du mécanisme de fonctionnement des algorithmes proposés, nous présentons dans cette section une comparaison des résultats de la méthode proposée à ceux de la revue de littérature. L'efficacité de la méthode proposée est vérifiée par une simulation d'une série de 8 conditions de coupe orthogonale de l'AISI 1045 et 6 conditions de coupe orthogonale du carbone 0.38%.

2.3.1 Résultats du modèle analytique pour l'acier AISI 1045

Les 8 conditions de coupe orthogonale de l'AISI 1045 sont présentées dans le tableau 2.5. Les constantes de la loi d'écoulement de Johnson et Cook pour l'AISI 1045 sont déterminées

par Jaspers & Dautzenberg (2002) et les propriétés thermophysiques proposées par Oxley sont respectivement reportées dans les tableaux 2.1 et 2.2.

Tableau 2.5 – Conditions de coupe de l' AISI 1045

Test	V (m/min)	t_1 (mm)	α ($^\circ$)
1	200	$0,15$	-7
2	200	$0,15$	5
3	200	$0,30$	-7
4	200	$0,30$	5
5	300	$0,15$	-7
6	300	$0,15$	5
7	300	$0,30$	-7
8	300	$0,30$	5

Le tableau 2.6 présente les résultats issus des 8 conditions de la coupe orthogonale de l'AISI 1045. Pour comprendre l'effet du modèle proposé sur les prédictions des forces de coupe F_C, des forces d'avance F_T et la température T_{int} à l'interface outil-copeau, les résultats obtenus à partir du module LMFIT sont comparés graphiquement à ceux obtenus à l'aide des modèles de Lalwani et Xiong.

Tableau 2.6 – Résultats de la coupe orthogonale de l'AISI 1045

Test	C_0	ϕ	δ	$\overline{\varepsilon}^p_{AB}$	$\overline{\varepsilon}^p_{int}$	t_2 (mm)	h (mm)	F_C (N)	F_T (N)	T_{AB} (°C)	T_{int} (°C)
1	$5,762$	$18,9$	$0,036$	$0,98$	$11,03$	$0,42$	$0,47$	575	352	356	955
2	$4,154$	$27,6$	$0,04$	$0,67$	$8,81$	$0,30$	$0,31$	433	164	279	891
3	$5,509$	$21,7$	$0,018$	$0,88$	$18,97$	$0,71$	$0,78$	1013	522	342	1067
4	$3,715$	$30,8$	$0,020$	$0,62$	$15,55$	$0,53$	$0,52$	775	223	273	1017
5	$5,602$	$20,7$	$0,024$	$0,92$	$15,04$	$0,38$	$0,41$	535	295	348	1024
6	$3,876$	$29,6$	$0,026$	$0,64$	$12,22$	$0,28$	$0,28$	407	131	276	969
7	$5,376$	$23,4$	$0,012$	$0,84$	$27,80$	$0,65$	$0,70$	952	438	338	1135
8	$3,478$	$32,6$	$0,013$	$0,60$	$22,88$	$0,49$	$0,48$	733	174	272	1092

Sur les figures 2.9, 2.10 et 2.11 présentant respectivement les comparaisons des valeurs prédites des forces de coupe F_C, forces d'avance F_T et des températures T_{int} à l'interface outil copeau pour les 8 conditions de coupe regroupées pour $\alpha = -7^\circ$ et $\alpha = 5^\circ$, nous constatons que les résultats prédits obtenus sont du même ordre de grandeur que les résultats du modèle de Lalwani et Xiong. La figure 2.9 montre que les valeurs des forces de coupe F_C prédites pour les angles $\alpha = -7^\circ$ et $\alpha = 5^\circ$ se rapprochent des valeurs prédites par Lalwani. Par contre les figures 2.10 et 2.11 montrent que les valeurs des forces d'avance F_T et la

température T_{int} à l'interface outil-copeau pour les angles $\alpha = -7^{\circ}$ et $\alpha = 5^{\circ}$ se rapprochent des valeurs prédites par Lalwani.

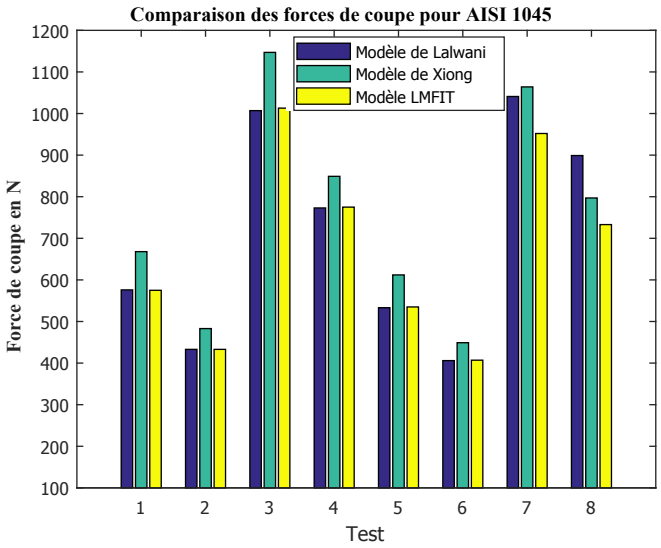


Figure 2.9 – Comparaison des valeurs prédites des forces de coupe F_C pour $\alpha = -7^{\circ}$ et $\alpha = 5^{\circ}$

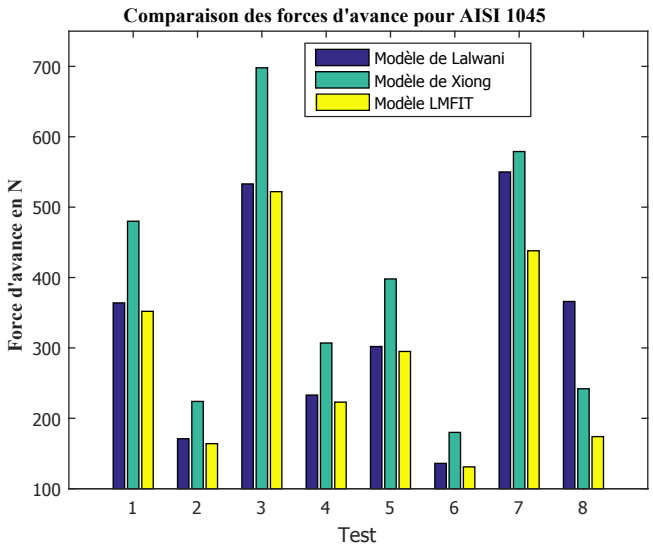


Figure 2.10 – Comparaison des valeurs prédites des forces d'avance F_T pour pour $\alpha = -7^{\circ}$ et $\alpha = 5^{\circ}$

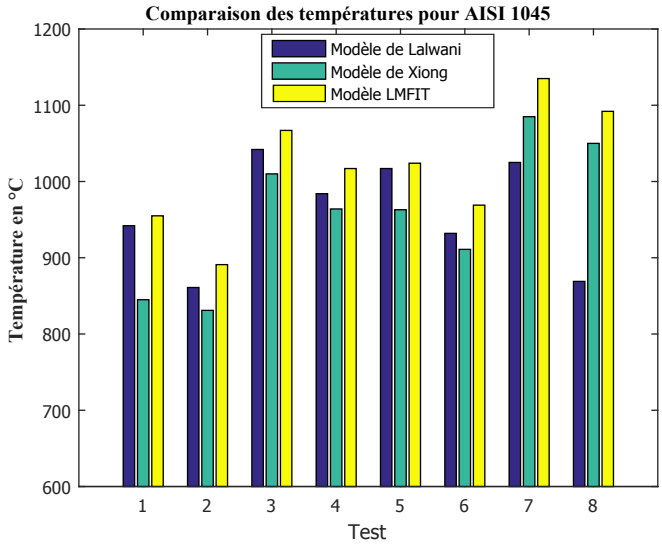


Figure 2.11 – Comparaison des valeurs prédites des températures à l'interface outil-copeau T_{int} pour $\alpha = -7^{\circ}$ et $\alpha = 5^{\circ}$

2.3.2 Résultats du modèle analytique pour l'acier au carbone 0.38%

L'implémentation du modèle analytique proposée est également appliquée à la simulation de la coupe orthogonale de l'acier au carbone 0.38%. Les conditions de coupe orthogonale et les valeurs expérimentales des forces de coupe et d'avance de l'acier au carbone 0.38% pour $\alpha = -5^{\circ}$ et $w = 4$ mm issues des travaux Oxley (1989) sont présentées dans le tableau 2.7.

Tableau 2.7 – Conditions de coupe orthogonale et valeurs expérimentales des forces de coupe et d'avance pour l'acier au carbone 0.38% pour $\alpha = -5^{\circ}$ et $w = 4$ mm .

Test	V (m/min)	t_1 (mm)	$t_2(mm)$	F_C (N/mm)	F_T (N/mm)
1	100	$0,125$	$0,40$	350	325
2	200	$0,125$	$0,30$	325	225
3	400	$0,125$	$0,30$	300	225
4	100	$0,250$	$0,70$	625	450
5	200	$0,250$	$0,55$	625	375
6	100	$0,500$	$1,10$	1125	625

D'après Özel & Zeren (2006), les constantes de la loi d'écoulement de Johnson et Cook de l'AISI 1045 peuvent être utilisées pour la simulation de la coupe orthogonale de l'acier au carbone 0.38%. Le tableau 2.8 présente les résultats de la coupe orthogonale de l'acier au carbone 0.38% pour $w = 4$ mm et $\alpha = -5^{\circ}$ en utilisant l'implémentation proposée.

Tableau 2.8 – Résultats de la coupe orthogonale du carbone 0.38% pour $w = 4$ mm et $\alpha = -5^{\circ}$

Test	C_0	ϕ	δ	$\overline{\varepsilon}^{p}_{AB}$	$\overline{\varepsilon}^{p}_{int}$	t_2 (mm)	h (mm)	F_C (N/mm)	F_T (N/mm)	T_{AB} (°C)	T_{int} (°C)
1	$5,926$	$16,5$	$0,078$	$1,09$	$6,48$	$0,41$	$0,48$	340	241	355	804
2	$5,600$	$19,6$	$0,043$	$0,94$	$9,39$	$0,34$	$0,38$	294	176	345	914
3	$5,292$	$22,6$	$0,022$	$0,84$	$15,93$	$0,29$	$0,31$	261	129	333	1034
4	$5,617$	$19,4$	$0,044$	$0,95$	$9,27$	$0,69$	$0,77$	585	353	343	908
5	$5,307$	$22,5$	$0,022$	$0,85$	$15,67$	$0,58$	$0,63$	518	259	331	1028
6	$5,322$	$22,3$	$0,023$	$0,85$	$15,42$	$1,17$	$1,27$	1029	520	329	1022

Les figures 2.12, 2.13 et 2.14 présentent les comparaisons des valeurs prédites de l'épaisseur des copeaux, de la force de coupe et de la force d'avance pour l'acier au carbone 0.38% avec celles mesurées expérimentalement par Oxley.

Les figures 2.12 et 2.13 montrent que les valeurs prédites des épaisseurs du copeau t_2 et des forces de coupe F_C sont globalement en accord avec les valeurs expérimentales issues des travaux d'Oxley.

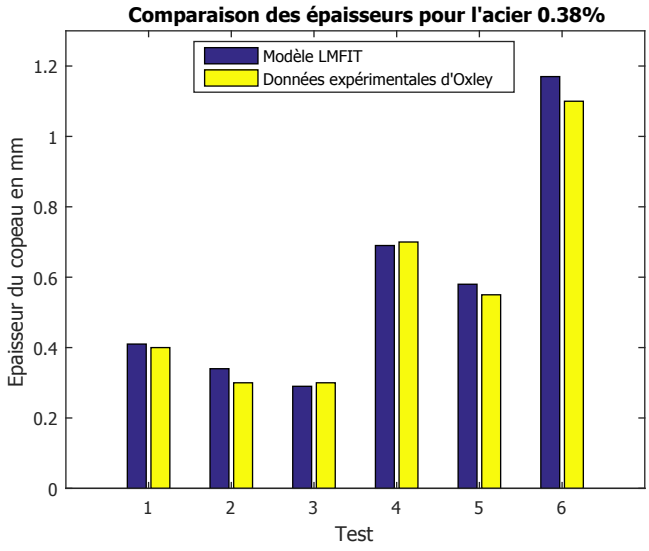


Figure 2.12 – Comparaison des valeurs prédites d'épaisseurs du copeau t_2 avec les valeurs expérimentales issues des travaux d'Oxley

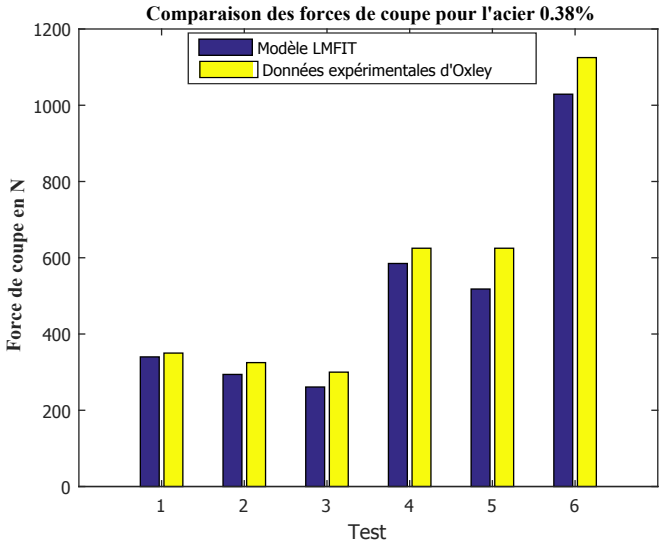


Figure 2.13 – Comparaison des valeurs prédites des forces de coupe F_C avec les valeurs expérimentales issues des travaux d'Oxley

La figure 2.14 montre que les valeurs prédites des forces d'avance F_T sont inférieures aux valeurs expérimentales issues des travaux d'Oxley avec un écart quasi constant. D'après Lalwani, les forces d'avance prédites sont calculées en supposant une arête de coupe parfaitement tranchante, alors que pratiquement tous les outils de coupe ont un certain rayon d'arête. Le rayon de l'arête de l'outil exerce une certaine force de résistance à la pénétration visible sur la force de coupe et la force d'avance mesurées expérimentalement.

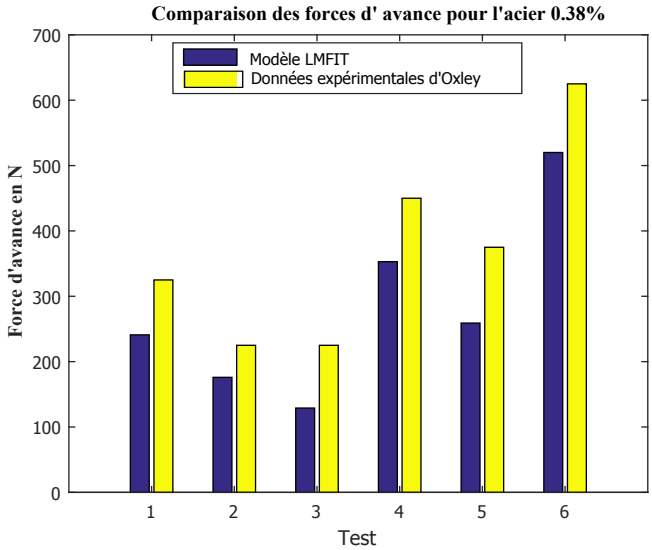


Figure 2.14 – Comparaison des valeurs prédites des forces d'avance F_T avec les valeurs expérimentales issues des travaux d'Oxley

Synthèse du chapitre

Une implémentation du modèle analytique d'Oxley étendu pour la coupe orthogonale des métaux a été présentée dans ce chapitre. La recherche des solutions est faite en utilisant une méthode d'optimisation basée sur le module LMFIT (Non-Linear Least-Squares Minimization and Curve-Fitting for Python). L'approche proposée est basée sur un double algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt pour la résolution du système d'équations non linéaires du modèle analytique d'Oxley étendu pour la coupe orthogonale des métaux. Le mécanisme de fonctionnement des algorithmes proposés, a été vérifié par les simulations de la coupe orthogonale de l'acier AISI 1045 et au carbone 0.38%. L'unicité de la solution, l'une des principales critiques faite à l'approche originale d'Oxley, a été vérifiée par une série de $15\ 625$ simulations avec 25 valeurs équidistantes pour chacun des 3 variables ϕ, C_0 et δ dans leur intervalle respectif. L'efficacité, la précision (une erreur totale de la résolution du système d'équilibre inférieure à 10^{-6} Mpa) et la performance en terme de temps de calcul (moins d'un dixième de seconde pour trouver la solution convergente) lors des tests de validation de cette approche ont été démontrées. Une comparaison des valeurs prédites des efforts de coupe F_C, des efforts d'avance F_T et de la température à l'interface outil-copeau T_{int} avec les valeurs prédites par Lalwani et Xiong pour l'acier AISI 1045 a été faite. Il ressort que les valeurs prédites des efforts de coupe se rapprochent des valeurs obtenues par Xiong et par ailleurs les valeurs des forces d'avance et de température à l'interface outil-copeau se rapprochent des valeurs obtenues par Lalwani. Une comparaison des valeurs prédites des efforts de coupe F_C, des efforts d'avance F_T et de la température à l'interface outil-copeau T_{int} avec des valeurs expérimentales d'Oxley pour l'acier au carbone 0.38% a été également faite. Les valeurs prédites d'épaisseurs du copeau t_2 et des forces de coupe F_C et forces d'avance F_T sont en accord avec les valeurs expérimentales issues des travaux d'Oxley. On peut donc valider l'approche proposée. Ainsi, l'implémentation du modèle analytique d'Oxley proposée sera utilisée à la suite de nos travaux pour fournir des données en vue d'une surveillance d'usinage.

- Chapitre 3 -

État de l'art sur la surveillance de l'usinage

La prolifération des dispositifs d'acquisition de données a ouvert une nouvelle voie pour la surveillance des systèmes industriels, permettant ainsi l'élaboration de modèles génériques pour prévenir des défaillances. En usinage des métaux cependant, certains paramètres ne sont pas directement observables, très souvent à cause du coût de l'expérimentation qui peut être rédhibitoire pour l'entreprise, parfois en raison du caractère intrusif des dispositifs d'acquisition (par exemple, des capteurs), rendant difficile l'accès à la valeur réelle de certains paramètres. Comme cela a été établi et justifié au précédent chapitre, il peut néanmoins être envisageable de déterminer des informations manquantes dans une opération de coupe en utilisant un modèle analytique fiable, représentatif d'une situation réelle de l'usinage. Cela offre une stratégie peu onéreuse pour une surveillance efficace, en utilisant des données massives générées par un algorithme robuste, basé sur un modèle théorique tel que celui validé au chapitre précédent. Un enjeu majeur de la surveillance de l'usinage est en effet de définir des modèles prédictifs pour extraire, à partir des données issues de l'observation du système étudié, des connaissances pertinentes pour non seulement anticiper les défaillances du système, mais également prévenir des erreurs humaines, ce afin de garantir l'obtention de pièces de qualité. L'objectif du présent chapitre est de présenter un état de l'art sur les méthodes qui s'y réfèrent. Dans la section 1, les concepts clés utilisés dans la littérature sur la surveillance des systèmes industriels seront tout d'abord définis, suivi dans la section 2 d'une brève présentation de la fonction maintenance qui est au cœur des enjeux de la surveillance des systèmes industriels.

Les principales méthodes de surveillance issues de la littérature, puis le système étudié et son environnement seront respectivement présentés dans les sections 3 et 4, tandis que la méthodologie générale (communément utilisée en surveillance) sera décrite dans la section 5. Enfin, une synthèse des analyses effectuées clôturera le chapitre.

3.1 Brèves définitions des principaux concepts

Les principaux concepts utilisés dans cet état de l'art sont brièvement définis ci-après.

L'usinage est un procédé de fabrication de pièces mécaniques par enlèvement de matière (Trent & Wright, 2000).

Une défaillance est l'altération ou cessation de l'aptitude d'un ensemble ou d'un système à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques - NF X 60-010 (AFNOR, 1986).

Une panne est l'inaptitude d'une entité à accomplir une fonction requise (Villemeur, 1988).

La maintenance est l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé - NF X 60-010 (AFNOR, 1986). D'après Villemeur (1988), elle constitue la combinaison de toutes les actions techniques et des actions administratives correspondantes, y compris les opérations de surveillance et de contrôle, destinées à maintenir ou à remettre une entité dans un état lui permettant d'accomplir une fonction requise.

La maintenance corrective est exécutée après défaillance et est destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise - NF X 60-010 (AFNOR, 1986).

La maintenance préventive systématique est exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits, et est destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien - NF X 60-010 (AFNOR, 1986).

La maintenance prédictive est le contrôle régulier de l'état mécanique, du rendement, et d'autres indicateurs des conditions de fonctionnement des machines-outils et des processus, de façon à optimiser l'intervalle entre chaque réparation (Mobley, 1992).

La détection est l'action de déceler au moyen d'une surveillance accrue, continue ou non, l'apparition d'une panne ou l'existence d'un élément défaillant (Fassina, 1962).

Le diagnostic consiste en l'identification de la cause probable de la (ou des) panne(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test (AFNOR, 1986).

La surveillance industrielle est un dispositif passif et informationnel mis en œuvre pour analyser l'état du système et fournir des indicateurs pouvant aider l'opérateur à détecter, diagnostiquer les éléments défaillants et en identifier les causes premières (Lefebvre, 2000).

3.2 La fonction maintenance

Les coûts de maintenance constituent la majeure partie des coûts opératoires dans le secteur manufacturier. Ils peuvent représenter, selon les types d'industries, entre 15% (agro-alimentaires) et 40% (sidérurgie) des coûts des produits (Mobley, 1992). Des études sur l'efficacité de la gestion de la maintenance ont montré qu'un tiers du coût de production provient d'opérations inutiles ou mal effectuées (Mobley, 1992). Cette inefficacité a pour raison principale l'absence d'informations réelles qui permettraient de déterminer les besoins immédiats en réparation ou en maintenance. Le développement des outils d'aide à la décision utilisés pour la maintenance des opérations de l'usinage a entraîné des progrès remarquables et a permis de réduire ou d'éliminer les réparations inutiles, d'éviter les pannes de machines les plus graves, et ainsi de limiter les effets d'une maintenance inadéquate sur la rentabilité d'une usine.

D'après Héng (2017), maintenir, c'est effectuer des opérations (détection, diagnostic, dépannage, réparation, graissage, contrôle, etc.) permettant de conserver le potentiel du matériel pour assurer la production avec efficacité et qualité. La mise en œuvre d'une démarche d'amélioration de la fonction maintenance peut donc permettre d'atteindre plusieurs objectifs :

— améliorer la disponibilité des moyens de production ou de service en minimisant le nombre et la durée des pannes et en organisant au mieux les activités de maintenance, conduisant ainsi à l'optimisation des coûts de production,
— améliorer la sécurité des biens et des personnes, en préservant la santé des personnes, en assurant leur sécurité, en maîtrisant les risques et en respectant les textes de règlementation,
— intégrer des moyens nouveaux dans le dispositif de production ou de service permettant d'améliorer l'outil de production.

La fonction maintenance s'intègre également dans le processus qualité de l'entreprise, notamment par la mise en place d'une démarche d'amélioration, en assurant une veille technologique constante et en exploitant au mieux les retours d'expérience.

La norme NF X 60-010 (AFNOR, 1986) regroupe les différentes approches de la maintenance en trois catégories :

— la maintenance corrective,
— la maintenance préventive systématique,
— la maintenance préventive conditionnelle ou maintenance prédictive.

3.2.1 Maintenance corrective

Les entreprises gérées avec le système de maintenance corrective n'envisagent pas de contrôle tant que les machines continuent à fonctionner. La maintenance corrective suppose

en effet qu'il n'y a aucune révision générale des équipements, ni de réparation de grande envergure, tant que l'usine fonctionne convenablement. Les opérateurs accomplissent des tâches préventives simples, comme la lubrification ou le réglage des machines, même dans un environnement dominé par la réparation. La maintenance corrective concerne plus particulièrement les équipements dont les coûts de défaillance sont minimes, les contraintes de sécurité faibles et lorsque ceux-ci ne sont pas critiques pour la production.

Les dépenses liées à ce type de maintenance sont élevées, en raison du nombre important de pièces de rechange, des nombreuses heures de réparation et de l'arrêt prolongé des machines. En effet, en l'absence de toute anticipation des besoins de maintenance, une usine doit être capable de réagir rapidement face à toutes les pannes possibles ; il est donc nécessaire de maintenir des niveaux élevés de stocks de pièces de rechange ou, au moins, de posséder en réserve les composants principaux des machines les plus exposées (Mobley, 1992).

En fonction du temps d'exécution, si l'intervention doit être immédiate, la maintenance corrective sera qualifiée d'urgence. Si au contraire l'intervention peut être reportée, on parlera de maintenance corrective différée.

La pratique de la maintenance corrective engendre des coûts de maintenance élevés et une plus faible disponibilité des chaînes de production. Car elle implique des délais et des pertes de production, l'immobilisation des employés, l'accumulation d'heures supplémentaires pour l'équipe de maintenance (réparation) et pour l'équipe de production (Gosselin, 1987). Ainsi, la programmation des réparations dans le cadre de la maintenance systématique permet de réduire le temps de réparation, les coûts de main d'œuvre correspondants et les pertes de production.

3.2.2 Maintenance préventive systématique

D'après Héng (2017), la maintenance préventive systématique intègre :

— les contrôles ou visites systématiques,
— les expertises, les actions et les remplacements effectués à la suite de contrôles ou de visites,
— les remplacements systématiques des pièces de rechange et la maintenance conditionnelle ou les contrôles non destructifs.

La maintenance préventive systématique concerne les équipements dont les coûts de défaillance sont élevés, de fortes contraintes sécuritaire et lorsque ceux-ci sont critiques pour la production. Elle est basée sur des données statistiques correspondant à l'historique du système. Elle est exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage, mais sans contrôle préalable de l'état du bien ou de la machine. La différence la plus importante avec la maintenance corrective est la possibilité de prévoir une réparation à un moment où elle aura un impact minimum sur la production.

Généralement, les opérations de maintenance systématique sont basées sur le temps écoulé ou les heures de fonctionnement de la machine, le nombre d'opérations, le kilométrage etc. En effet, la maintenance préventive systématique repose sur le postulat qu'une machine se dégrade au bout d'un certain seuil (durée précise, nombre d'opération précis, kilométrage précis, etc.), caractéristique de la catégorie de l'équipement. Dès que la valeur de ce critère dépasse ce seuil, une maintenance doit être réalisée. Ce seuil est déterminé préalablement grâce à un historique des pannes de l'équipement ou d'un équipement similaire, ou bien en utilisant la théorie de la fiabilité (Wolff, 1996). Toutefois, dans la réalité, la durée de vie d'une machine varie en fonction du rythme d'utilisation et des fonctions spécifiques au système ou à l'environnement du travail.

Comme la maintenance corrective, la maintenance préventive systématique engendre des coûts élevés et une faible disponibilité des chaînes de production. Elle implique un remplacement de pièces dont le cycle de vie n'est pas complété, des arrêts de production et des vérifications fréquentes. De plus, elle ne présente pas de réelles garanties quant à la fiabilité des machines après remontage, du fait d'erreurs humaines ou de la qualité des pièces de rechange. Pour cela, la surveillance de la machine en cours de fonctionnement, effectuée en maintenance conditionnelle, s'avère parfois moins dommageable que des arrêts ponctuels qui permettent d'examiner le degré d'usure (Labrecque & Desrochers, 1999).

3.2.3 Maintenance préventive conditionnelle ou maintenance prédictive

La maintenance préventive conditionnelle ou maintenance prédictive consiste à mesurer, de manière périodique ou en continu, des paramètres décrivant au mieux l'état de l'équipement afin de déterminer le moment où il faudra effectuer la maintenance (Wolff, 1996). La décision de faire la maintenance n'est pas basée sur des données statistiques (comme dans le cas de la maintenance systématique), mais sur les données réelles, acquises par des mesures des grandeurs physiques de l'équipement.

Selon Mobley (1992), les mesures sont généralement réalisées par :

— inspection visuelle,
— analyse de l'évolution des paramètres du processus,
— analyse des vibrations,
— thermographie,
— analyse des huiles,
— analyses ultrasonore.

La détection des anomalies se fait par comparaison des mesures à celles effectuées sur l'équipement neuf ou sur un équipement de référence. La maintenance est effectuée suivant l'évolution d'un symptôme ou d'une dégradation détectée par mesure des grandeurs physiques.

La maintenance prédictive s'appuie sur le contrôle régulier des conditions mécaniques

et du rendement des systèmes industriels permettant de maximiser l'intervalle entre chaque réparation. Elle ne se substitue pas à des méthodes de maintenance corrective ou préventive systématique, mais planifie des tâches de maintenance très spécifiques, correspondant à de besoins réels ; ce qui peut réduire considérablement le nombre d'incidents inopinés. D'après Mobley (1992), elle minimise également le nombre et le coût des arrêts de production imputables aux pannes. Elle améliore par conséquent la disponibilité globale des chaînes de production et permet de réduire considérablement les coûts de maintenance et constitue un excellent moyen d'améliorer la productivité, la qualité du produit, la rentabilité, et le rendement global des installations.

La méthode prédictive utilise différents indicateurs pour déterminer la durée moyenne de fonctionnement avant défaillance et la perte de rendement pour chaque partie de l'usine. En comparaison, les techniques préventives traditionnelles fournissent au mieux une valeur de référence pour un équipement normal. La maintenance prédictive offre également la possibilité de la surveillance industrielle afin de détecter les problèmes mécaniques avant l'apparition d'un dysfonctionnement du système. Cette détection précoce évite les réparations importantes et d'éventuels accidents. C'est précisément dans cette optique qu'est envisagée la mise en œuvre du modèle analytique de coupe validé au précédent chapitre (en vue de la surveillance de l'usinage).

Toutefois, la maintenance préventive conditionnelle nécessite des investissements en matériel de mesure et un personnel qualifié pour l'utilisation et l'interprétation des résultats Wolff (1996). De plus, elle ne permet de détecter que les modes de défaillance les plus courants. L'aide à l'usinage proposée dans cette thèse vise quant à elle à détecter toute anomalie du système d'usinage, indépendamment de sa récurrence.

Le tableau 3.1 présente une synthèse des différentes formes de maintenance décrites précédemment. Pour chacune d'elles, la fréquence et le contexte d'intervention, puis les principaux avantages et inconvénients sont brièvement rappelés.

Tableau 3.1 – Synthèse des différentes formes de maintenance

	Fréquence d'intervention	Contexte d'intervention	Avantages	Inconvénients
Maintenance corrective	- Intervention immédiate (d'urgence) - Intervention reportée (différée)	- Équipements à faible coût de défaillance - Contraintes sécuritaires faibles - Criticité faible	- Tâches préventives simples, - Réparations de petite envergure	- Dépenses d'entretien élevées - Faible disponibilité de la chaîne de production
Maintenance préventive systématique	Intervention à intervalles fixés (systématique)	- Équipements à fort coût de défaillance - Contraintes sécuritaires fortes - Criticité forte par rapport à la production	- Prévision des réparations de grande envergure - Gestion financière facile	- Coûts de maintenance élevés - Faible disponibilité des chaînes de production - Fiabilité des systèmes réduite après remontage
Maintenance préventive condition-nelle	Intervention suivant l'évolution d'un symptôme ou d'une dégradation	- Équipements à fort coût de défaillance - Contraintes sécuritaires fortes - Criticité forte par rapport à la production	- Planification des tâches de maintenance très spécifiques - Minimisation du nombre et du coût des arrêts de production - Amélioration de la disponibilité globale -Possibilité de la surveillance industrielle	- Nécessite un investissement en matériel de mesure et un personnel qualifié - Ne permet de détecter que les modes de défaillance les plus courants

Au total, bien qu'elle nécessite un investissement conséquent en matériel performant de mesure et un personnel qualifié pour l'interprétation des analyses, la maintenance prédictive est celle qui offre de meilleures perspectives pour l'anticipation des défaillances et la prévention des erreurs humaines. La démocratisation des capteurs offre néanmoins un cadre d'acquisition de diverses données pour mettre en place un système de surveillance efficace et peu onéreux. L'élaboration de modèles d'apprentissage robustes basés sur ces données est néanmoins nécessaire, ce qui constitue un objectif de ce travail de recherche qui porte sur le système décrit ci-après.

3.3 Le système étudié et son environnement

Dans le cadre de cette thèse, la surveillance concerne le procédé de l'usinage des métaux. Un schéma simplifié de ce procédé de fabrication par enlèvement de matière est présenté à la figure 3.1. Il fait intervenir, en coordination, le mouvement de rotation d'un outil (mouvement de coupe) et l'avance rectiligne d'une pièce (mouvement d'avance). Il résulte de ces deux mouvements une formation de copeau et une forte variation de température dans la zone de coupe comme décrit au chapitre 1.

Le système étudié est formé de la pièce (tenue par un mandrin à mords concentriques) et de l'outil de coupe (mis en mouvement manuellement à l'aide d'un volant de déplacement du traînard et d'un volant de déplacement du chariot transversal). Sur la figure 3.1, le système étudié est encadré en rouge et les autres éléments de la machine constituent son environnement.

Le choix des conditions de coupe (la vitesse de coupe, l'avance, la fréquence de rotation de la broche, etc.) et de l'outil, dépendent fortement du type d'opération à réaliser, de la nature et de la géométrie du matériau à usiner. Cependant, un mauvais choix peut entraîner de graves incidents. Ils sont de différentes natures et peuvent être classés par ordre de gravité (Ritou, 2006b) :

- un broutement qui engendre des ondulations sur la surface usinée, dégradant ainsi sa qualité, allant jusqu'à solliciter dangereusement la broche et d'autres éléments de la machine ;
- une usure excessive (dans le cas d'une production stabilisée), un écaillage ou un bris accidentel de plaquette peut être observé avant le changement d'outil prédéterminé ;
- un bridage défectueux, un bourrage de copeau, un dysfonctionnement de la machine, etc. peut engendrer une mauvaise qualité de la pièce usinée ;
- une collision de l'outil peut également avoir lieu, une action doit être menée le plus rapidement possible afin de limiter notamment l'endommagement de la broche ;
- etc.

Ainsi, le choix des paramètres de coupe qui garantit la qualité des pièces fabriquées et l'intégrité de la surface générée après l'usinage est un enjeu majeur dans le contexte d'usinage actuel. C'est dans ce sens que Popa (2012) a affirmé que la non-qualité de pièces critiques peut engendrer des conséquences néfastes. D'où la nécessité de surveiller le bon déroulement de l'usinage en vue d'anticiper d'éventuels dommages de l'outil de coupe, et par conséquent prévenir la dégradation de la qualité de la pièce usinée.

D'après Beskri et al. (2013), le rôle d'un système de surveillance est en effet d'assurer le bon déroulement du procédé et de réagir en cas de problème, en mettant fin à l'usinage en cours, ou en ajustant quelques paramètres opératoires. Cependant, le temps de réaction de l'opérateur en cas de détection d'une anomalie peut être long, et peut conduire à des

dommages tant corporels (intégrité physique des opérateurs) que matériels (dégradation des équipements). De ce fait, une méthode de surveillance d'usinage efficace est indispensable au bon fonctionnement et à la sécurité du procédé de fabrication. Les principales méthodes de la littérature qui s'y réfèrent sont brièvement décrites dans la suite.

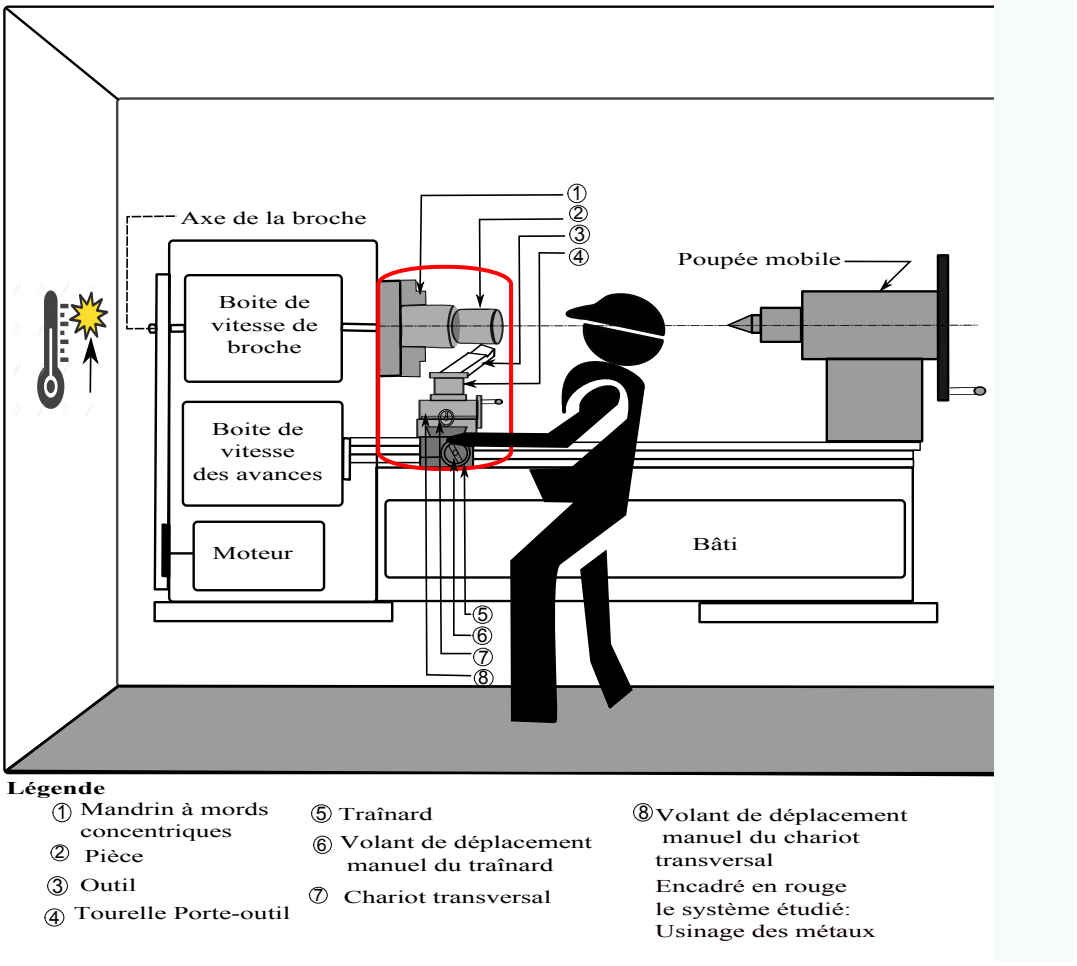


Figure 3.1 – Le système étudié et son environnement (cas d'un tour à commande manuel)

3.4 Les méthodes de surveillance de l'usinage issues de la littérature

Les méthodes de surveillance de l'usinage peuvent être classées en deux catégories (Teti et al., 2010) : les méthodes dites directes et celles dites indirectes.

Les méthodes directes sont basées sur l'observation de la phénoménologie du système étudié. Elles comprennent, notamment les méthodes optiques et électriques.

La méthode optique utilise une caméra pour capturer une image en cours d'usinage. L'image capturée est ensuite stockée puis traitée par des algorithmes dédiés en vue de

l'identification et de la mesure du périmètre de la zone usée de l'outil. Cette méthode a été utilisée par Sortino (2003) pour la détection de l'usure des outils pendant l'usinage. Afin d'améliorer l'éfficacité de cette méthode, Pfeifer & Wiegers (2000) ont quant à eux proposé un système de capture basé sur plusieurs sources lumineuses.

La méthode électrique repose sur l'observation du différentiel de la consommation électrique. En effet, la puissance nécessaire au fonctionnement du moteur de la broche est annulée, seule la puissance requise pour le procédé d'usinage est enregistrée. Al-Sulaiman et al. (2005) a utilisé cette méthode pour évaluer la sensibilité de la détection de l'usure de l'outil de perçage pour un acier doux.

L'interprétation des valeurs observées par les méthodes directes est plus réaliste et plus fiable (Jemielniak, 1999). Par contre, en raison du coût de certains outils de mesure directe, du manque de connaissances ou de techniques adaptées à la mise en œuvre de ces outils de mesure, du caractère intrusif des dispositifs de mesure dont la présence peut influencer la qualité des pièces, Jantunen (2002) affirme que la méthode directe n'est pas avantageuse. Il peut en outre se poser des problèmes d'accès à des grandeurs à mesurer, en raison notamment de l'éclairage lumineux de la zone où l'on effectue les mesures ou à l'utilisation de l'huile de coupe pendant l'usinage. Selon Kovač et al. (2011), cette méthode est néanmoins utilisée en laboratoire pour la validation des modèles théoriques.

Le principe général des méthodes indirectes est quant à lui basé sur un mécanisme d'inférence visant à déduire certaines quantités caractéristiques de l'usinage comme la contrainte, le taux de déformation, etc. Celles-ci sont mesurées indirectement au moyen des dispositifs de mesure, ensuite déduites par l'évaluation des relations entre les grandeurs mesurées. D'après Prickett & Johns (1999), une méthode indirecte permet en effet d'établir les relations entre les quantités mesurées et les quantités à déterminer, permettant ainsi de valider les stratégies de surveillance de l'usinage. Elle permet d'avoir une bonne maîtrise de la complexité d'accès aux grandeurs à déterminer et plus facile à mettre en œuvre. Néanmoins, cette méthode dépend de la connaissance a priori sur la corrélation entre les grandeurs mesurées et les grandeurs d'intérêt à déterminer. Contrairement aux méthodes directes, elles sont reconnues dans la littérature comme étant moins complexes pour l'évaluation de l'usure des outils par exemple, plus faciles à mettre en œuvre, le coût d'expérimentation est plus abordable et permettent de faire une surveillance continue par des dispositifs de détection des défauts (Teti et al., 2010). Le tableau 3.2 présente une synthèse des différentes méthodes de surveillance de l'usinage. Les principaux avantages et inconvénients de chacune d'elles sont rappelés.

Tableau 3.2 – Méthodes de surveillance de l'usinage (adapté de Jantunen, 2002)

	Méthodes directes	Méthodes indirectes
Avantages	- obtention directe des paramètres d'intérêt - interprétation plus réaliste des valeurs observées - fiabilité élevée	- maîtrise de la complexité d'accès - plus faciles à mettre en œuvre - coût plus abordable des expérimentations
Inconvénients	- coût élevé de l'expérimentation - intrusion des dispositifs de mesure - complexité de mise en œuvre	- dépendance à l'égard de la connaissance a priori sur la corrélation entre les paramètres mesurés et les paramètres d'intérêt - dépendance à l'égard de la qualité des modèles de corrélation mis en œuvre - problème de traitement en temps réel (reconstruction temps réel de la quantité à surveiller)

3.5 Surveillance de l'usinage

La surveillance de l'usinage vise l'analyse de l'état du système en vue de détecter d'éventuelles défaillances, et dans ce cas, en déterminer les causes principales. Les étapes suivantes (telles qu'illustrées dans la figure 3.2) forment l'ossature type d'une démarche de surveillance (Kovač et al., 2011) :

— la collecte de données, notamment par mesure des grandeurs physiques dont celles décrites au paragraphe suivant ;
— l'analyse des signaux obtenus ;
— le développement d'une stratégie de surveillance de l'usinage sur la base des données collectées, notamment celles issues des capteurs.

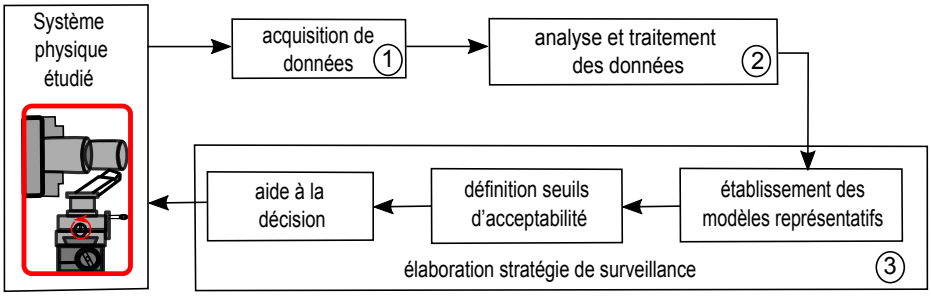


Figure 3.2 – Dispositif de surveillance (adapté de Skima, 2016)

3.5.1 Collecte de données par mesure de grandeurs physiques

La surveillance pendant l'usinage est généralement effectuée par différentes mesures, chacune réalisée par un dispositif d'acquisition spécifique (Byrne et al., 1995) :

— les efforts de coupe ;
— la puissance de la broche ;
— les vibrations ;
— les émissions acoustiques ;
— la température.

3.5.1.1 Efforts de coupe

Les efforts de coupe générés lors des procédés de fabrication des pièces mécaniques sont liés à la déformation de la matière et aux conditions de coupe. Il peut donc être intéressant de surveiller leurs valeurs afin de suivre l'évolution de l'usure des outils de coupe. En effet, d'après Lin & Ting (1995), les frottements entre l'outil et le copeau dépendent fortement des efforts de coupe, par conséquent, une augmentation non contrôlée de la composante tangentielle des efforts de coupe conduit à l'usure drastique de l'outil. Ce qui justifie l'intérêt de certains auteurs pour l'utilisation des efforts de coupe comme indicateur de santé d'un système d'usinage, c'est-à-dire, comme quantité reflétant l'usure de l'outil de coupe (Teti et al. 2010 ; Balazinski et al. 2002 ; Ertunc & Loparo, 2001).

En pratique, la différence d'effort de coupe peut être mesurée directement par un capteur piézoélectrique. La piézoélectricité est la propriété que possèdent certains corps de se polariser électriquement sous l'action d'une contrainte mécanique (effet piézoélectrique direct) et réciproquement de se déformer lorsqu'on leur applique un champ électrique (effet piézoélectrique inverse). Le capteur d'effort a une plage de mesure importante, une sensibilité élevée et une rigidité importante.

D'après Ritou (2006a), la plupart des applications mesurant les efforts dynamiques sont basées sur la technique d'effet piézoélectrique. Un exemple concerne l'utilisation des platines d'effort ou des tables dynamométriques (voir figure 3.3). Ces dernières sont largement utilisées pour effectuer des travaux de recherche expérimentaux comme ceux de Courbon (2011) qui a utilisé une table dynamométrique à trois composantes Kistler par l'intermédiaire d'un amplificateur de charge et d'une carte d'acquisition pour mesurer les efforts de coupe. Par contre, ces tables ont un coût d'acquisition très élevé, sont fragiles et peuvent être endommagées en cas de choc. C'est la raison pour laquelle elles sont peu utilisées dans l'industrie. Une solution moins onéreuse consiste à utiliser des bagues d'efforts à la broche (voir figure 3.3). D'après Ritou (2006a), celles-ci permettent de mesurer les efforts de coupe selon trois directions, offrant des signaux faciles à mesurer. Les bagues d'efforts peuvent ainsi être

utilisées pour la surveillance de l'usure de l'outil dans le milieu industriel.

a)  b) 

Figure 3.3 – a) Une table de Kistler (source : Popa, 2012) et b) une bague d'efforts (source : Kistler, 2000)

3.5.1.2 Puissance de la broche

Le moteur de la broche (voir la partie inférieure gauche de la figure 3.1) fournit la puissance nécessaire pour usiner une pièce mécanique. La surveillance de la puissance de la broche peut à cet effet être exploitée pour l'optimisation du procédé d'usinage. Par le passé, la puissance de la broche entre le variateur et le moteur était mesurée grâce à un capteur de puissance (wattmètre) installé sur le moteur de la broche. Mais de nos jours, avec la venue des machines à commande numérique, un système d'acquisition de la puissance de la broche est intégré dans la grande majorité des machines-outils. Les principaux avantages de ces dispositifs de mesure sont :

— leur indépendance vis-à-vis du contexte d'usinage ;
— un faible coût d'acquisition ;
— une mise en œuvre relativement simple.

Par contre, plusieurs inconvénients ont été notés (Dutilh, 2011) :

— plus la puissance du moteur est élevée, plus le signal sera bruité, ce qui peut nuire à la sensibilité de la mesure pour les faibles puissances de coupe ;
— la mesure de la puissance de la broche ne permet pas de donner la direction des efforts de coupe ;
— la consommation de puissance interne du moteur est influencée par sa température, la mesure est influencée par l'état d'entretien du moteur.

D'après Teti et al. (2010), l'exploitation des signaux de puissance pour la surveillance d'usinage nécessite une parfaite compréhension de la relation entre l'effort et la puissance mesurée. Ce qui traduit une faible maturité de cette stratégie de collecte de données pour une exploitation efficace à l'échelle industrielle.

3.5.1.3 Vibrations

Pendant le processus de coupe des métaux, les vitesses de coupe, les avances de l'outil et les efforts de coupe ne sont pas constants. Ces variations engendrent des vibrations de la structure de la machine, de la broche, de l'outil ou de la pièce. Celles-ci peuvent être mesurées par un capteur des vibrations ou accéléromètre (cf. figure 3.4). Celui-ci est un transducteur capable de convertir en signal électrique le niveau de vibration qu'il subit à un instant donné.



Figure 3.4 – Accéléromètre ou capteur de vibration 3D, Kistler (source : Ritou, 2006a)

Les accéléromètres étant de petite taille, ils peuvent facilement être installés sur la broche ou sur l'outil de coupe et résistent face aux lubrifications et copeaux volants. Afin de faciliter l'analyse des signaux vibratoires, Rmili & Ouahabi (2006) ont proposé une chaîne d'acquisition des signaux vibratoires générés en usinage, composée d'un logiciel d'analyse (PulseLabShop) et d'un accéléromètre piézoélectrique triaxial (X, Y, Z) de type 4520 (cf. figure 3.5). Pour une bonne acquisition, le capteur a été placé le plus proche possible de la zone d'usinage.

D'après Seguy (2008), les mesures de vibration sont largement utilisées dans la littérature du fait de l'impact direct de ces phénomènes sur les outils et l'état de surface des pièces. El-Wardany et al. (1996) ont par exemple développé une méthode de surveillance basée sur les mesures des vibrations afin de détecter l'usure des forets de petite taille (3 mm de diamètre) et l'usure des forets de plus grande taille (6 mm de diamètre), tandis que Zhang & Chen (2008) ont utilisé un accéléromètre piézoélectrique triaxial pour le contrôle d'usinage en fraisage. Crolet (2008) a quant à lui réalisé une étude approfondie sur le tournage de superfinition (procédé d'usinage permettant d'obtenir des surfaces dont la précision et la rugosité sont équivalentes à ce que l'on pourrait obtenir par rectification) grâce à des accéléromètres montés sur l'outil.

Par contre, l'exploitation des signaux de vibration pour la surveillance d'usinage nécessite une bonne expertise, en particulier dans le domaine fréquentiel. La mesure des signaux de vibration est également sensible aux perturbations extérieures à la coupe. Ce qui traduit une faible maturité de cette stratégie de collecte de données pour une exploitation à l'échelle

industrielle.

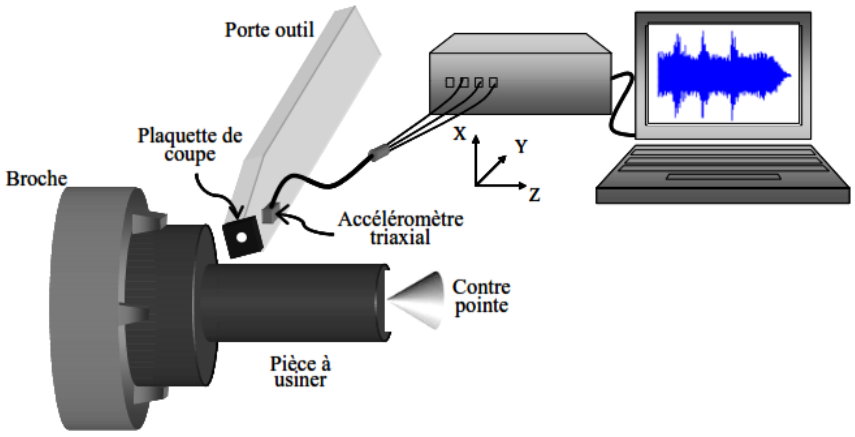


Figure 3.5 – Acquisition des données par un accéléromètre piézoélectrique triaxial (source : Rmili & Ouahabi, 2006)

3.5.1.4 Émissions acoustiques

Dans le processus de formation des copeaux, des ondes élastiques sont générées et se propagent dans la machine. Ces ondes sont mesurées par des transducteurs piézoélectriques d'émission acoustique, placés à différents endroits de la machine. En effet, le capteur d'émission acoustique permet de convertir une grandeur vibratoire engendrée par un événement d'émission acoustique (EA), en signal électrique.

Plusieurs auteurs ont réalisé des travaux sur la surveillance de l'usinage des métaux à partir des émissions acoustiques. Dornfeld et al. (2003) les ont utilisés pour la caractérisation et la surveillance des processus dans l'usinage de haute précision, tandis que Axinte & Gindy (2003) ont réalisé une étude comparative afin de vérifier la sensibilité des grandeurs physiques dans le cadre de la surveillance de l'usure. Il a découlé de cette dernière étude que, dans le domaine temporel, les meilleurs résultats sont obtenus avec les efforts de coupe, tandis que dans le domaine fréquentiel, les émissions acoustiques offrent les résultats les plus intéressants pour détecter les différents types d'endommagement des dents des outils de fraisage. Dans ce cas, l'aspect fréquentiel nécessite une étude préliminaire. Afin de connaître les modes propres de vibration du système, Schmitz (2003) a mis en œuvre une reconnaissance du broutement par la détection de variations de la variance d'un signal acoustique enregistré pendant l'usinage. En revanche, Byrne et al. (1995) ont relevé le fait que les faibles bruits comme les chutes des copeaux sur la pièce, peuvent fortement perturber les analyses et causer des alarmes intempestives. Ce qui traduit une faible maturité de cette stratégie de collecte de données pour une exploitation à l'échelle industrielle.

3.5.1.5 Température

Selon Davies et al. (2007), la mesure de la température pendant le procédé d'usinage est essentielle pour comprendre le processus d'enlèvement de matière et la qualité de la pièce qui en résulte. D'après Beno & Hulling 2012, elle peut être faite directement par :

— les thermocouples, constitués de deux métaux de natures différentes (cuivre et constantan, par exemple), reliés par deux jonctions. Ces derniers ne mesurent pas la température en soi, mais une différence de potentiel correspondant à la différence de température entre les deux matériaux ;
— les thermistances, composées des résistances électriques qui varient avec la température. Celles-ci peuvent être à coefficient de température négatif, dans le cas où la résistance diminue de façon uniforme, ou à coefficient de température positif, dans le cas où la résistance augmente avec la température ;
— les capteurs fibre optique ou thermomètres fibre optique qui permettent de mesurer des températures élevées en exploitant l'utilisation du rayonnement du corps noir. En effet, l'augmentation de la température lors de l'usinage provoque un rayonnement électromagnétique du corps noir qui peut être mesuré par la fibre optique ;
— la caméra infrarouge qui enregistre les différents rayonnements infrarouges émis par le matériau, lesquels varient en fonction de la température. La quantité de rayonnement dépend essentiellement de la température du matériau et de sa propriété à émettre un rayonnement, et est fonction du type de matériau et de la qualité de surface.

La mesure de température est largement utilisée dans le cadre des études expérimentales. Par contre, elle est difficile à mettre en œuvre et peu utilisée en entreprise, ce qui traduit une faible maturité de cette stratégie de collecte de données pour une exploitation à l'échelle industrielle.

En résumé, la collecte de données par mesure de grandeurs physiques en vue de la surveillance d'usinage est généralement effectuée par différentes mesures, chacune réalisée par un dispositif d'acquisition spécifique. Le tableau 3.3 en présente une synthèse en rappelant pour chaque méthode, le dispositif d'acquisition et le principe de fonctionnement.

Comme on vient de le voir, la sophistication du dispositif d'acquisition ne garantit pas l'obtention de mesures fiables, d'où la résistance des industriels à mettre en œuvre certaines méthodes dont l'utilisation est restreinte à la validation des modèles théoriques en laboratoire.

Tableau 3.3 – Synthèse des méthodes d'acquisition des données pour la surveillance de l'usinage

Mesure effectuée	Dispositif de mesure	Principe de fonctionnement	Utilisation industrielle
efforts de coupe	tables dynamométriques	effet piézoélectrique	faible
	bagues d'efforts		répandue
puissance de la broche	wattmètre	mesure de la tension et du courant	faible
vibrations	accéléromètre	effet piézoélectrique	faible
émissions acoustiques	transducteurs piézoélectriques	effet piézoélectrique	faible
température	thermocouples	mesure de la différence de potentiel	faible
	thermistances	variation de la résistance électrique	
	capteurs fibre optique	mesure du rayonnement électromagnétique du corps noir	
	caméra infrarouge	mesure du rayonnement infrarouge	

3.5.1.6 Intérêt pour le système étudié dans le contexte de cette étude

Dans le cadre de ce travail de recherche (cas des pays en voie de développement, et plus particulièrement du Cameroun), l'usinage s'effectue généralement dans un contexte particulier pour lequel une application directe de l'une des méthodes décrites précédemment ne garantirait pas l'obtention de mesures fiables en vue d'une surveillance efficace. C'est un contexte marqué en effet par (1) un déficit en main d'œuvre qualifié pour le réglage optimal des machines de coupe, notamment les centres d'usinage à commande numérique, (2) et un environnement de travail hautement perturbé. Les perturbations les plus fréquentes sont :

— de fortes variations de températures,
— des délestages d'énergie par le distributeur, pouvant entraîner des arrêt intempestifs,
— de fortes variations de tension justifiant parfois l'usage d'onduleurs.

Dans ce contexte, on peut raisonnablement penser que les mesures effectuées telles que les efforts, la puissance et le courant du moteur de la broche, la température, etc. seront très sensibles aux perturbations mentionnées. Il importe donc de prendre en compte les incertitudes relatives à la forte variabilité de l'environnement d'usinage dans les analyses ultérieures. Ce qui justifie en outre l'intérêt pour un modèle théorique tel que celui proposé au précédent chapitre afin de simuler des données liées aux conditions opératoires du

contexte considéré.

3.5.2 Analyse et traitement des données

Dans le cadre de la surveillance de l'usinage, il est à noter que les données acquises sont rarement utilisées directement, et nécessitent des pré-traitements pour les rendre exploitables : cela portera par exemple sur la gestion des données manquantes, la standardisation des mesures du fait de la disparité d'échelle, la réduction du bruit.

Par souci de simplification, nous ne détaillerons pas dans la suite les études de la littérature portant sur les pré-traitements, pour présenter les méthodes de la littérature relatives aux traitements et analyses qui peuvent être effectuées sur les données acquises. On distingue trois approches pour procéder à ces analyses : (1) prise en compte de l'évolution dans le temps, (2) prise en compte de la fréquence du signal étudié et (3) prise en compte conjointe du temps et de la fréquence (Teti et al., 2010).

3.5.2.1 Analyse temporelle

L'analyse temporelle est fondée sur l'hypothèse que l'on peut extraire, à partir du signal observé (effort de coupe, température, vibration, émissions acoustiques, etc.) une tendance du fonctionnement "normal" du système étudié dans un intervalle de temps déterminé. Dans l'optique de la surveillance de ce système, toute "dérive" par rapport à cette tendance est suspecte et peut traduire une défaillance. L'objectif est donc d'identifier de tels cas (détection) et ensuite en expliquer les causes (diagnostic). Comme mentionné plus haut, en raison du grand nombre de mesures effectuées, en général, le signal brut (i.e. observé) est difficilement exploitable en l'état, car entaché de bruit. D'après Popa (2012) l'analyse temporelle passe par deux étapes :

Première étape. Elle consiste à filtrer des signaux bruts afin d'enlever le bruit, puis extraire un signal représentant le comportement "moyen" du système qui sera facilement interprétable (traduisant par exemple une tendance à la hausse, ou à la baisse, ou bien un régime périodique). Une méthode consiste alors à séparer la partie statique (en utilisant les filtres passe-bas) de la partie dynamique (en utilisant les filtres passe-haut). Un exemple de filtrage des signaux pour un perçage à vitesse de coupe 30 m/min avec une avance $a = 0,1$ mm/tr réalisé par Dutilh est présenté sur la figure 3.6. En noir sur la figure, est représenté le signal brut correspondant à la profondeur de perçage et dont on peut difficilement extraire une information significative sur le comportement du système, tandis que la courbe en rouge correspond au signal filtré qui permet d'isoler une tendance traduisant le comportement "moyen" du système.

Deuxième étape. Après filtrage du signal brut, il s'agit ensuite d'effectuer des analyses (en général statistiques) pour interpréter le comportement du système étudié. À cette fin,

plusieurs caractéristiques du signal peuvent être analysées :

- pour la composante statique, la valeur moyenne, la valeur maximale, l'aire sous la courbe, etc. ;
- pour la composante dynamique, l'écart type, la valeur efficace, le coefficient d'asymétrie de la distribution ou skewness, le coefficient d'aplatissement de la distribution ou kurtosis, la moyenne quadratique, etc.

À titre d'illustration, à l'issue d'une série d'essais faite par Jantunen et al. (1996), la valeur efficace a été comparée à plusieurs autres paramètres statistiques, à savoir la moyenne arithmétique, l'écart-type, l'asymétrie, l'aplatissement, le maximum et le minimum. Il en a résulté que la valeur efficace est parmi les quatre meilleurs paramètres de fonctionnement du système étudié par les auteurs. Lin & Ting (1995) ont quant à eux utilisé la valeur moyenne du couple et de l'effort d'avance afin de proposer des modèles estimant l'usure dans le perçage d'un alliage de cuivre.

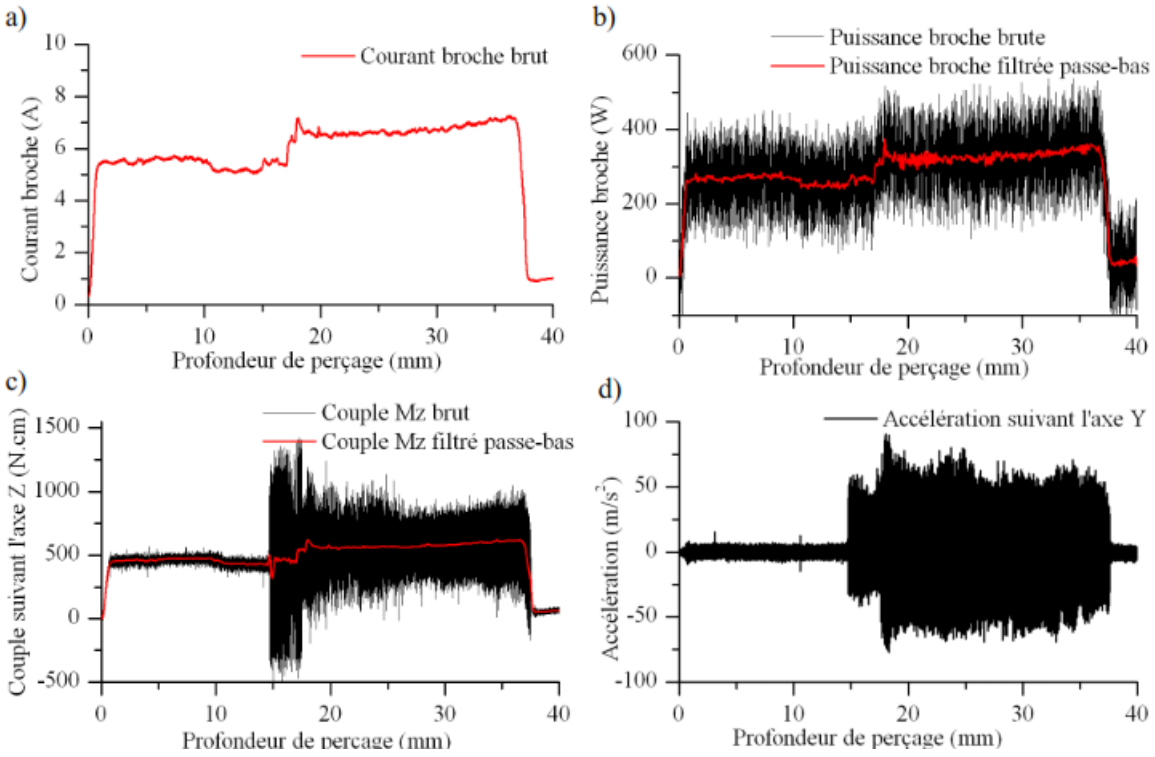


Figure 3.6 – Signaux pour un perçage des essais à vitesse de coupe 30 m/min et avance $a = 0,1$ mm/tr : (a) courant broche, (b) puissance broche, (c) couple de perçage M_z, (d) accélération suivant l'axe Y (source : Dutilh, 2011)

En théorie, l'analyse temporelle permet d'étudier le comportement transitoire d'un système suite à un changement brusque du signal d'entrée. Bien qu'elle permette de révéler certaines informations pertinentes, elle n'est pas toujours adaptée à l'étude de l'usure de l'outil de

coupe, car masque certains changements. C'est par exemple le cas dans le cadre de travaux sur l'analyse des efforts de coupe réalisés par Jantunen (2002). Dans le but d'améliorer la pertinence des critères et de cibler la fréquence de rotation, Radhakrishnan & Wu (1981), dans leurs travaux sur le perçage d'un composite, ont ainsi utilisé une analyse fréquentielle.

3.5.2.2 Analyse fréquentielle

Le signal brut issu des mesures des différentes grandeurs physiques (efforts de coupe, températures, vibration, etc.) offre, en général, peu d'informations exploitables à cause des bruits. L'analyse fréquentielle du signal mesuré permet de déterminer les principales fréquences qui le composent. L'intérêt de cette analyse, selon Dutilh (2011), est qu'elle permet de visualiser des changements dans le signal qui pourraient être masqués dans une analyse temporelle. En effet, en théorie, l'analyse fréquentielle sert à étudier le comportement d'un système suite à une excitation sinusoïdale, permettant ainsi de révéler des paramètres qui peuvent caractériser le comportement récurrent du système.

Dans cette optique, l'analyse de Fourier est un des outils de base utilisé. C'est un outil mathématique permettant de décomposer l'amplitude du signal mesuré en fonction de ses fréquences. El-Wardany et al. (1996) ont utilisé l'analyse de Fourier pour analyser les signaux vibratoires obtenus dans le perçage d'un acier, tandis que Dimla Sr & Lister (2000) ont montré que l'analyse de Fourier permet d'établir des relations avec l'usure des outils pour le tournage d'un acier. Chen & Chen (1999) ont quant à eux simulé la variation de la norme de la transformée de Fourrier de la fréquence de vibration $|F(\omega)|$ en fonction de sa pulsation ω. Il a résulté de cette étude que, lorsqu'un outil est endommagé, des harmoniques de la fréquence de broche sont situées de part et d'autre de la fréquence de passage des dents (voir figure 3.7a)) ; en revanche, lorsque l'outil est en bon état, seule une composante de fréquence est présente au passage des dents (voir figure 3.7b)). Or, d'après Ritou (2006b), en situation réelle, les dents ont du battement radial et ce dernier va générer ces harmoniques de la fréquence de broche, même si l'outil est neuf.

De plus, Girardin (2010) a noté deux aspects principaux qui rendent difficile une analyse fréquentielle en fraisage : la bande passante de la chaîne de mesure est a priori limitée et les efforts en fraisage sont discontinus par nature, tout en étant continument variables. En revanche, bien que l'analyse fréquentielle permette de connaître les différentes fréquences excitées dans un signal, elle ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises. Elle donne une analyse globale et non locale du fait qu'elle utilise les fonctions sinusoïdales qui oscillent indéfiniment sans s'amortir, rendant l'étude de signaux non stationnaires difficile à réaliser.

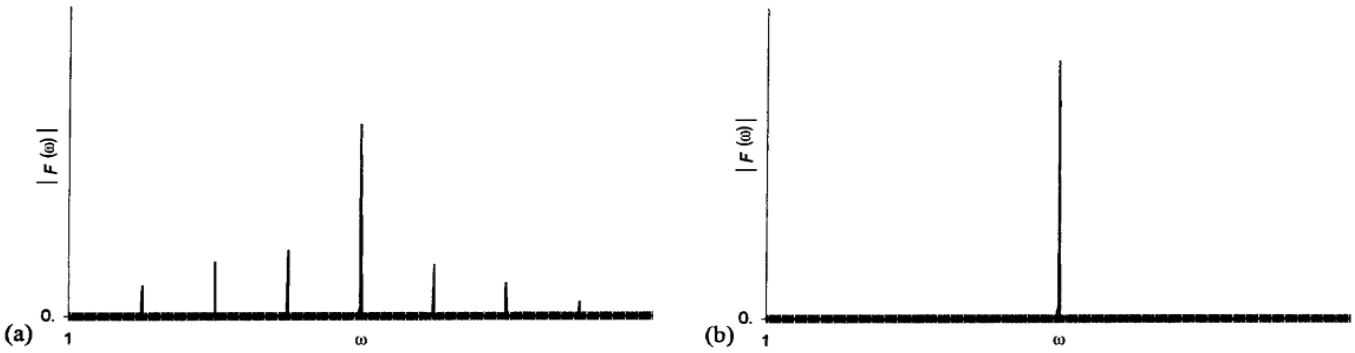


Figure 3.7 – Simulation de la transformée de Fourrier de la fréquence de vibration $|F(\omega)|$ a) lorsqu'il est endommagé b) lorsqu'il est en bon état (Chen & Chen, 1999)

Pour avoir une analyse complète du signal mesuré, une analyse temps-fréquence est nécessaire afin de permettre une localisation des périodicités dans le temps.

3.5.2.3 Analyse temps - fréquence ou en ondelettes

L'analyse temps-fréquence est basée sur une décomposition du signal brut issu des mesures des différentes grandeurs physiques, en ondelettes faisant apparaître à la fois des informations temporelles et fréquentielles. Elle permet d'extraire plus d'informations dans le domaine temporel à différentes bandes de fréquence. Contrairement à une analyse de Fourrier, elle permet d'analyser des signaux non-stationnaires.

Une transformée en ondelettes a été utilisé par Kasashima et al. (1995) pour séparer l'effet du battement radial des dents, de l'effet d'un écaillage. Elle a été utilisée également par Tansel et al. (1995) pour l'analyse des signaux d'entrée (force de coupe) dans les réseaux de neurones pour la détection des défaillances d'outils en fraisage. En vue d'une comparaison des performances de l'analyse de Fourrier à celle des ondelettes, Kamarthi & Pittner (1997), ont analysé les signaux de la force de coupe et de la vibration en tournage afin d'estimer l'usure de l'outil. À l'issue de ces analyses, ils ont recommandé l'analyse temps-fréquence pour les signaux de force de coupe et l'analyse de Fourrier pour des signaux de vibration.

Girardin (2010) a quant à lui utilisé l'analyse temps-fréquence des signaux d'efforts de coupe en fraisage pour la détection de l'usure de l'outil : sur la figure 3.8, deux zones principales sont observables sur l'échelle du temps. Lorsqu'une dent est en train d'usiner (effort de coupe non nul), des fréquences inférieures à 5000 Hz sont observées, ainsi que des fréquences supérieures à 15000 Hz. Celles-ci sont classées en trois types par l'auteur :

— la courbe moyenne de l'effort de coupe, qui donne la zone spectrale rouge à très basse fréquence,

— les oscillations suivant les modes propres du dynamomètre, qui donnent la zone spectrale jaune-vert centrée sur $2,5$ kHz,

— les vibrations à hautes fréquences, qui donnent la zone spectrale verte s'étalant approximativement entre 18 et 20 kHz.

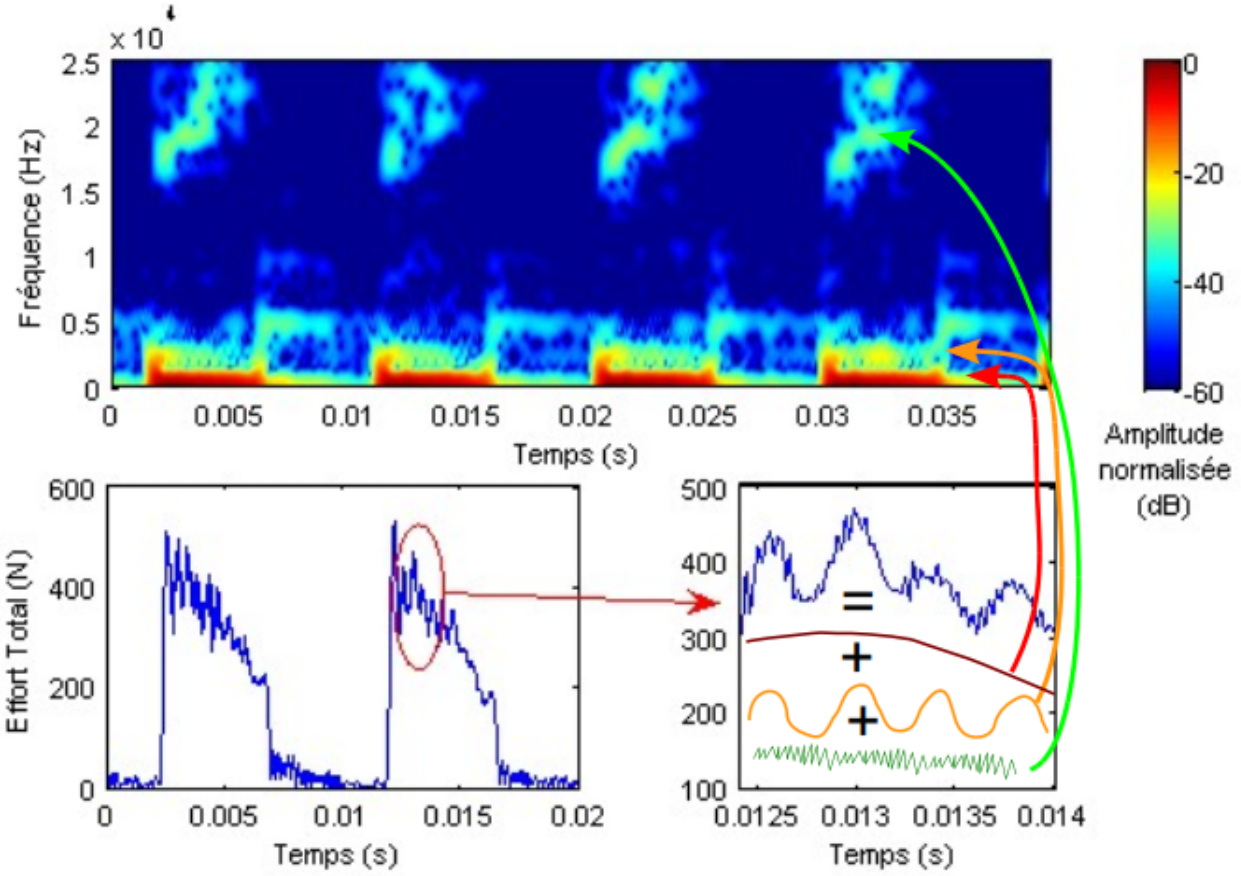


Figure 3.8 – Analyse temps-fréquence de l'effort de coupe Girardin (2010)

L'inconvénient de l'analyse temps-fréquence est la difficulté d'analyser simultanément des phénomènes dont les échelles de temps sont différentes.

Le tableau 3.4 présente un récapitulatif des trois types d'analyse de signaux en rappelant pour chaque type d'analyse, le principe, les avantages et les inconvénients.

Tableau 3.4 – Tableau récapitulatif des trois types d'analyse de signaux

Analyses	Principe	Avantages	Inconvénients
Temporelle	Filtrer les signaux bruts et effectuer des analyses afin d'interpréter le comportement du système étudié	- Permet d'étudier le comportement transitoire d'un système - Permet de révéler certaines informations pertinentes - Adapté au cas du tournage	- Pas toujours adaptée à l'étude de l'usure de l'outil de coupe - Critères peu pertinents - Les informations données par les fréquences sont masquées -Analyse incomplète
Fréquentielle	Décomposer l'amplitude du signal mesuré en fonction de ses fréquences	- Permet de visualiser des changements dans le signal - Permet d'étudier le comportement d'un système suite à une excitation sinusoïdale - Permet de révéler des paramètres qui peuvent caractériser le comportement récurrent du système	- Ne reflète pas toujours la situation réelle - Pas adapté au fraisage - Ne permet pas de savoir à quels instants les fréquences ont été émises - Ne permet pas d'analyser les signaux non stationnaires
Temps-fréquence	Décomposer le signal brut en ondelettes faisant apparaître à la fois des informations temporelles et fréquentielles	- Permet d'étudier plus d'informations dans le domaine temporel à différentes bandes de fréquences - Permet d'analyser des signaux non-stationnaires - Analyse complète : permet de suivre l'évolution des différentes caractéristiques du signal.	Difficulté d'analyser simultanément des phénomènes dont les échelles de temps sont différentes.

Après l'analyse temporelle, fréquentielle ou par ondelettes, les signaux issus des mesures des grandeurs physiques sont débruités, et par conséquent exploitables pour des analyses ultérieures. Les connaissances qui découlent de l'interprétation de ces signaux peuvent alors servir à la mise en place d'un système de surveillance de l'usinage.

3.5.3 Élaboration d'un système de surveillance de l'usinage

D'après Dutilh (2011), l'élaboration d'un système de surveillance de l'usinage comporte plusieurs étapes :

— l'extraction des caractéristiques clés (ou features) de l'élément à surveiller ; il s'agit

des connaissances a priori sur le fonctionnement du système à travers la définition de paramètres pouvant influencer son comportement (par exemple la vitesse de coupe, l'angle, etc. qui influencent les efforts de coupe) ;
— la définition et la mise en œuvre des modèles représentatifs des relations entre les paramètres (ou caractéristiques) sélectionnés ;
— la définition d'une stratégie de prise de décision par rapport à l'objectif visé.

3.5.3.1 Extraction des caractéristiques du système étudié et élaboration de modèles

Les caractéristiques (ou features) du système étudié sont définies sur les signaux afin d'établir les liens entre les signaux mesurés lors des usinages et les défauts ou défaillances. Plusieurs critères peuvent être extraits des signaux de surveillance. Un grand nombre de caractéristiques peut être considéré, et chacune n'est pas forcément pertinente. On peut en outre être confronté à un problème de redondance due à une forte corrélation entre les caractéristiques. Il existe plusieurs méthodes de sélection pour la surveillance de l'usinage : l'identification directe ou indirecte. L'identification directe consiste à déterminer, de manière empirique ou par des lois physiques, une relation entre deux paramètres. L'identification indirecte utilise quant à elle les outils statistiques permettant de prendre en compte un grand nombre de paramètres afin de mettre en évidence des corrélations multiples.

D'après Dutilh (2011), le coefficient de corrélation de Pearson est le plus utilisé en surveillance de l'usinage. Gravier et al. (2008) ont utilisé les matrices de corrélation de Pearson afin de déterminer les critères les plus pertinents pour modéliser l'épaisseur de couche affectée lors du tournage de superfinition du cuivre pur, tandis que Shi & Gindy (2007) ont adopté l'analyse en composante principale (ACP) pour choisir les éléments à prendre en compte dans la modélisation de l'usure de l'outil pour le brochage et le fraisage.

Deux méthodes sont principalement employées pour caractériser les relations entre les paramètres du système sous surveillance :
— Les régressions (linéaires et non-linéaires) ;
— Les réseaux de neurones, capables de combiner la sélection des critères ainsi que la modélisation d'une relation. Les algorithmes d'apprentissage sont utilisés à cette fin.

3.5.3.2 Aide à la décision

La définition d'une stratégie de prise de décision constitue la dernière et la plus importante étape d'un dispositif de surveillance d'usinage. Plusieurs approches sont utilisées pour cela : les approches à base de systèmes experts et celles basées sur l'apprentissage automatique.

Système expert

Un système expert reproduit le comportement d'un expert humain accomplissant une tâche intellectuelle dans un domaine précis. Il est composé de deux parties indépendantes (Raoceanu, 2006) :

- une base de connaissances composée (1) de règles qui modélisent la connaissance du domaine considéré et (2) de faits qui contiennent les informations concernant les cas possibles ;
- un moteur d'inférence capable notamment de raisonner à partir des informations contenues dans la base de connaissances, et de faire des déductions.

Pour un cas donné, le système expert va comparer les données mesurées avec celles contenues dans la base des cas, puis, en exploitant la logique exprimée dans le moteur d'inférence, déduire la situation correspondant au cas considéré. Ces systèmes sont très employés dans l'industrie car ils sont relativement faciles à mettre en œuvre et bien adaptés aux systèmes de surveillance de l'usinage. D'après Byrne et al. (1995), les seuils ou les enveloppes, définis à partir d'un signal, font partie de ces systèmes experts.

Cependant, le paradigme de programmation et de gestion des données utilisés par les systèmes experts tendent à les rendre peu interopérables avec le système d'information d'une entreprise. De plus, leur efficacité dépend de la qualité de l'expertise humaine mise en œuvre pour élaborer la base des règles ainsi que de la capacité de la base des cas à couvrir tous les cas représentatifs du système étudié. Avec l'approche basée sur l'apprentissage automatique, le développement sans cesse croissant de méthodes (de plus en plus élaborées) a permis de modéliser des relations très complexes entre un nombre de données avec une efficacité redoutable, sans nécessiter des connaissances a priori sur le système étudié.

L'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est devenu un vaste domaine de recherche au cours des dernières décennies. Les études bibliographiques faites par Alpaydın (2010), Kwak & Kim (2012) et Susto et al. (2015) mentionnent que l'apprentissage automatique a été utilisé avec succès dans divers domaines tels que la surveillance, le contrôle et la maintenance des procédés de fabrication des produits manufacturiers. Selon Apte et al. (1993), il comporte des modèles qui permettent d'optimiser le contrôle de la qualité des systèmes de fabrication, en particulier dans les environnements de fabrication complexes où la détection des anomalies est difficile.

Il existe un grand nombre d'algorithmes d'apprentissage automatique, chacun avec des caractéristiques et des finalités distinctes. Plusieurs familles de méthodes appliquées au contexte de la surveillance de l'usinage ont été proposées dans la littérature. Une tentative de classification, adaptée de Pham & Afify (2005) est illustrée sur la figure 3.9.

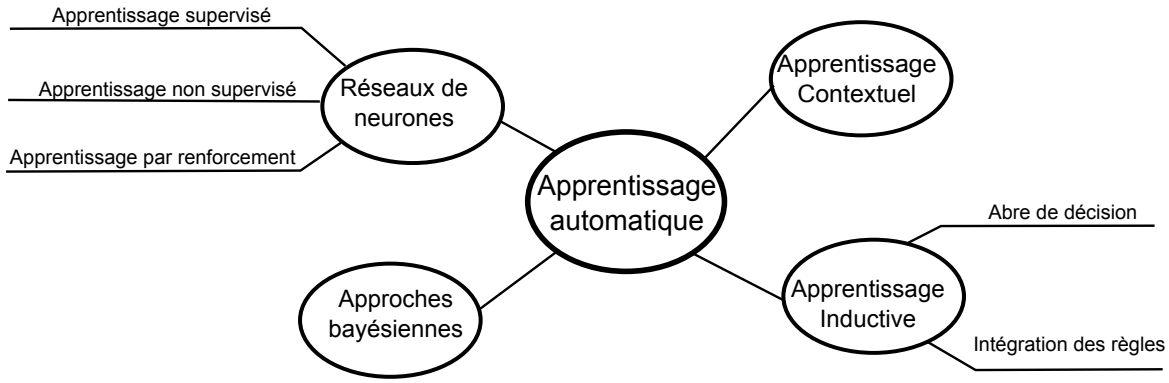


Figure 3.9 – Classification des principales techniques de l'apprentissage automatique adaptée de Pham & Afify (2005)

Dans le domaine de l'apprentissage automatique, on peut distinguer deux grandes familles de problèmes, selon la présence ou non d'une variable à expliquer.

En présence d'une variable explicative (existence d'une relation qui lie les variables à expliquées), celle-ci peut être réelle (on parlera de régression) ou bien catégorielle (on parlera de classification). Dans le premier cas, un exemple concerne la régression des efforts de coupe (considérés comme variable explicative) sur les paramètres d'entrée constituant les conditions opératoires de coupe (c'est-à-dire la vitesse, l'angle, etc.). Il est à noter que la variable explicative peut être multidimensionnelle ; c'est le cas par exemple des efforts de coupe, de la température interne pris conjointement comme formant la variable explicative. Dans le second cas, un exemple concerne la classification des conditions opératoires de coupe selon qu'elles correspondent à une situation sous contrôle ou à la présence d'une défaillance ; la variable explicative prend alors pour valeurs 0 (situation normale) et 1 (détection de panne). Il est également à noter que la classification n'est pas toujours binaire en considérant deux valeurs possibles de la variable explicative. Dans les deux cas (régression et classification), l'apprentissage se fait à partir des données d'entrée et en utilisation la variable explicative (communément appelée "étiquette" pour exprimer le fait qu'à chaque observation est associée une étiquette correspondant à une valeur possible de la variable à expliquer).

Lorsqu'on ne dispose pas de variable explicative, les algorithmes cherchent à regrouper les observations (c'est-à-dire les paramètres d'entrée formant les conditions opératoires de coupe, dans le cas de l'usinage) ; l'apprentissage se fera donc "à l'aveugle" et vise à déterminer des "patterns ou modèles" cachés. Dans le cas de l'usinage, sans connaissance a priori sur les liens entre les observations, les algorithmes vont regrouper les conditions opératoires de coupe en groupes homogènes dont chacun reflètera un comportement identique du système étudié. Un tel processus permettra par exemple de diagnostiquer une défaillance en identifiant les paramètres d'entrée qui contribuent les plus à un groupe d'observations suspectés refléter une situation défaillante.

L'apprentissage automatique s'est bâti autour de deux fondements théoriques majeurs (Wang & Tao, 2008) :

- Le premier est celui des statistiques. Vu que l'un des objectifs est d'estimer un modèle à partir de données d'observation, l'apprentissage automatique s'appuie en partie sur des mesures statistiques pour évaluer la performance du modèle. Il requiert également les mesures statistiques pour filtrer le bruit dans les données observées.

- Le second fondement est la méthodologie de conception d'algorithmes pour optimiser les paramètres du modèle.

En surveillance d'usinage, l'apprentissage automatique a été largement utilisé ces dernières années (Bhinge et al., 2014; Wang et al., 2019).

Apprentissage supervisé en surveillance de l'usinage

Comme cela a été rappelé plus haut, les algorithmes d'apprentissage supervisé se servent des données d'entrée pour prédire un résultat. En usinage, ils ont plus particulièrement été utilisés pour améliorer la performance des outils de coupe, détecter des anomalies, etc. Ces algorithmes sont largement utilisés pour la surveillance de l'usinage. Récemment, Gouarir et al. (2018), ont proposé une méthode de prédiction de l'usure des outils de fraisage en cours de l'usinage, basée sur les réseaux de neurones à convolution, en utilisant les signaux d'efforts de coupe. Krishnakumar et al. (2015) quant à eux ont comparé les réseaux de neurones et les arbres de décision pour la surveillance de bris d'outil lors de l'usinage de titane Ti-6Al-4A en utilisant les signaux de vibration. Les auteurs ont montré que les réseaux de neurones produisent des résultats satisfaisants. Ils ont également été utilisés par Brevern et al. (2010) pour la prédiction de la qualité de surface dans l'usinage laser. Denkena et al. (2002) ont utilisé les machines à vecteurs support ou séparateurs à vaste marge (en anglais support vector machine, SVM) pour optimiser le rendement des machines-outils et prédire la durée de vie d'outil. Le SVM est une des méthodes de classification les plus performantes proposées dans la littérature, qui est capable de gérer le cas des données non linéairement séparables.

En pratique, les données étiquetées sont difficiles à obtenir, sinon au prix d'investissements coûteux qui peuvent être rédhibitoires pour l'entreprise. Dans la plupart des cas qui viennent d'être mentionnés, les expériences ont été effectuées en laboratoire, à partir de quelques observations. Ce qui justifie l'intérêt d'un modèle analytique tel que celui proposé au chapitre précédent pour générer de façon massive des conditions opératoires de coupe représentatives d'une situation réelle de coupe.

Apprentissage non supervisé en surveillance de l'usinage

Comme cela a été mentionné plus haut, l'apprentissage non supervisé se réfère à tout processus d'apprentissage automatique qui cherche à apprendre la structure des paramètres

d'entrée en l'absence d'une sortie identifiée (Sammut & Webb, 2011). Plusieurs auteurs ont utilisé les algorithmes d'apprentissage non supervisé pour la surveillance de l'usinage. Récemment, Wang et al. (2019) ont présenté une étude comparative d'algorithmes d'apprentissage automatique non supervisé pour la classification contextuelle ; ce qui est utile pour un système d'aide à la décision pour machines-outils. Les vérifications par fouilles manuelles montrent que la méthode des moments généralisée (en anglais generalized method of moments ou GMM) permet d'obtenir de bons résultats de classification contextuelle, contrairement à celle des partitionnements en k-moyennes (en anglais k-means). Bhinge et al. (2014) quant à eux ont proposé un modèle de prédiction d'énergie d'une fraiseuse afin d'usiner une pièce en appliquant un algorithme de régression gaussienne.

Synthèse du chapitre

Ce chapitre nous a permis de faire un état de l'art sur les méthodes utilisées en surveillance d'usinage. Le rôle central de la fonction maintenance au sein d'une entreprise manufacturière et plus particulièrement dans le contexte de l'usinage a pour cela été souligné. Parmi les formes de maintenance utilisées par les entreprises, avec l'accroissement des exigences en terme de qualité, la maintenance prédictive est apparue être celle qui offre de meilleurs garanties : coût maîtrisé des interventions (tant en pièces de rechange qu'en heures de travail), anticipation des anomalies par détection préventive des défaillances. Une lacune majeure de cette forme de maintenance est néanmoins la nécessité de disposer : (1) d'un matériel performant pour l'observation du système d'usinage, et (2) du personnel qualifié pour analyser et interpréter les données massives acquises. Un objectif de ce travail de recherche est précisément de proposer un modèle théorique pour simuler des situations réelles de coupe, puis de proposer des modèles d'apprentissage pour analyser les conditions opératoires de coupe (générées à partir du modèle théorique) afin de fournir des résultats concernant la détection d'anomalies, ainsi qu'une aide à la décision qui dispenseront les opérateurs de la nécessité d'interpréter les données volumineuses sur le fonctionnement du système. Comme nous avons également tenté de le montrer, parmi les deux types de méthodes de surveillance de la littérature, les méthodes directes ont l'avantage de permettre l'obtention directe des paramètres d'intérêt et de fournir des interprétations plutôt réalistes de la phénoménologie du système étudié. Cependant, le coût élevé des expérimentations, la complexité des modèles associés (généralement basés sur des hypothèses simplificatrices pas toujours vérifiées en pratique), et le caractère intrusif des dispositifs d'acquisition qui peuvent engendrer une forte incertitude dans les mesures obtenues, nous amènent à privilégier une approche basée sur les méthodes indirectes. Plus faciles à mettre en œuvre et moins onéreuses, ces dernières ont en outre l'avantage de proposer des modèles capables de gérer la complexité du système observé à partir des mécanismes d'inférence.

Leur dépendance à l'égard de la qualité des modèles pour gérer les interactions multiples entre les conditions opératoires de coupe est un critère à prendre en compte dans les choix ultérieurs que nous aurons à effectuer. Ces choix intègreront par ailleurs le contexte spécifique du cadre de cette étude (celui d'un pays en voie de développement) marqué par un déficit en main d'œuvre qualifié pour le réglage optimal des machines, des conditions d'usinage soumises à de fortes variations de température, des interruptions intempestives de la production dues à des délestage d'énergie, etc.

- Chapitre 4 -

Méthode de détection d'anomalies pour la surveillance de l'usinage des métaux

Le choix des conditions de coupe appropriées est largement reconnu comme un indicateur clé pour une gestion efficace et efficiente des ressources d'usinage, puisqu'il permet d'atténuer l'usure des outils (Bohan & Chevalier, 1998). En effet, l'usure des outils peut conduire à une qualité de surface médiocre, et même affecter les dimensions du produit final. Il est donc nécessaire de détecter les anomalies dans les conditions opératoires d'usinage afin de fournir aux opérateurs une aide à la décision permettant de surveiller ces conditions. La finalité est de prédire d'éventuelles défaillances des outils et d'anticiper les dommages d'usure sur l'ensemble du procédé. Ce chapitre vise à proposer une méthodologie de surveillance de l'usinage basée sur l'apprentissage automatique. L'objectif est de proposer puis de valider (cf. chapitre 5) une démarche générale de détection, en surveillant les conditions de coupe qui peuvent générer une défaillance du système. Compte tenu du coût élevé des expérimentations réelles, dans le cadre de cette thèse, les données d'apprentissage ont été générées à partir du modèle analytique validé au chapitre 2. Un scénario d'usinage rappelant les conditions de coupe ainsi que le type d'outil et le type de matière considéré sera alors précisé au chapitre 5. Dans la section suivante, des éléments conceptuels sur les réseaux de neurones artificiels (considérés comme cadre d'apprentissage automatique) seront tout d'abord présentés. La deuxième section sera quant à elle consacrée à la définition de l'architecture du réseau de neurones adopté pour la détection. La démarche de mise en œuvre de la méthode de détection, et plus particulièrement le mécanisme de génération d'une grande quantité de données traduisant le fonctionnement

du scénario de coupe de métaux simulé, sera décrite dans la troisième section. Enfin une conclusion comportant une synthèse des analyses effectuées clôturera le chapitre.

4.1 Réseaux de neurones artificiels

La conception des réseaux de neurones artificiels a été inspirée du fonctionnement des neurones biologiques. Les réseaux de neurones artificiels sont des assemblages de constituants élémentaires (appelés neurones), qui réalisent chacun un traitement simple, mais dont l'ensemble fait émerger des propriétés globales dignes d'intérêt (Blayo & Verleysen, 1996). Chaque neurone artificiel fonctionne indépendamment des autres, de telle sorte que l'ensemble forme un système fortement interconnecté. Les réseaux de neurones artificiels permettent théoriquement de calculer des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes. Ce qui peut être utile pour modéliser des problématiques industrielles complexes comme la détection d'anomalies en usinage.
Les premiers travaux sur les réseaux de neurones artificiels ont été publiés par McCulloch & Pitts (1943). Dans le domaine de l'usinage, plusieurs chercheurs les ont utilisé pour prédire la phénoménologie de la coupe des métaux. Récemment, Kara et al. (2016) ont proposé une approche basée sur les réseaux de neurones artificiels pour prédire les températures générées lors du tournage en coupe orthogonale de l'acier inoxydable AISI 316L. Une revue de littérature des différentes méthodes utilisées pour prédire par exemple la rugosité de la surface usinée a également été proposée par Benardos & Vosniakos (2003). Les auteurs ont mis en exergue l'efficacité des réseaux de neurones artificiels pour traiter cette problèmatique (de prédiction). Risbood et al. (2003) ont ainsi montré qu'en utilisant les réseaux de neurones artificiels, l'état de surface peut être prédit avec un degré raisonnable de précision en prenant en compte l'accélération et la vibration radiale du porte-outil comme retour d'information. Au vu de ces travaux et de bien d'autres dans le domaine de l'usinage, il n'est donc pas déraisonné d'envisager une approche basée sur les réseaux de neurones artificiels pour proposer une méthode pour mieux comprendre la phénoménologie de la coupe des métaux, à travers la problématique spécifique de détection d'anomalies (tel que considéré dans cette thèse).

4.1.1 La métaphore biologique

Centre de contrôle du corps humain, le cerveau est capable d'intégrer les informations, de contrôler la motricité et d'assurer les fonctions cognitives (Agid, 2014; Parizeau, 2004). Il est composé de 100 milliards de cellules nerveuses (encore appelées neurones), qui forment un réseau câblé très précis (Agid, 2014). Constitué de différentes parties interconnectées entre elles (en moyenne $10\,000$ connexions par neurone), le cerveau reçoit et envoie des messages,

permettant une communication ininterrompue entre le monde extérieur et l'humain.
Chaque neurone est constitué d'un corps cellulaire, de prolongements appelés dendrites et axones. Les neurones communiquent entre eux par des signaux électriques appelés influx nerveux. L'influx nerveux se propage le long de l'axone pour terminer son chemin au niveau de la terminaison synaptique ou axonique (voir figure 4.1). Ces derniers émettent des connexions avec d'autres neurones par l'intermédiaire de terminaisons, ayant l'aspect de petites vésicules. Ces terminaisons constituent les synapses (voir figure 4.1). Plus la stimulation pré-synaptique est importante, plus la quantité de neurotransmetteurs libérés augmente. Le message chimique est codé par la concentration de neurotransmetteurs.
Les étapes clés de la transmission de l'information par un neurone biologique sont :

— la réception d'une information,
— l'activation puis traitement de l'information,
— la transmission aux autres neurones à travers la terminaison synaptique ; à la longue il y a renforcement de certains liens, donnant lieu à l'apprentissage.

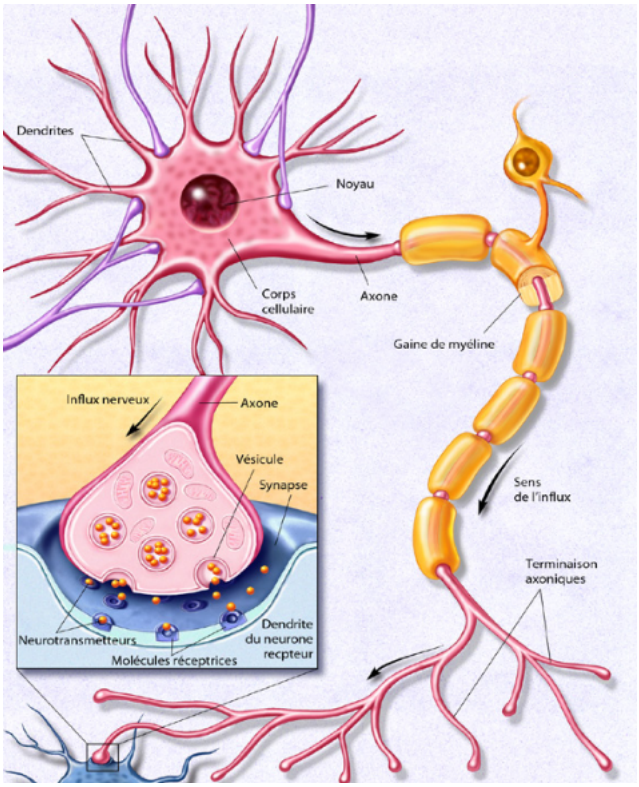


Figure 4.1 – Neurone biologique (source : Society For Neuroscience & Société des Neurosciences, Notions fondamentales sur le cerveau, 2013)

4.1.2 Perceptron simple

Le perceptron simple proposé par Rosenblatt (1958) est un dispositif binaire qui reçoit en entrées p valeurs x_1, x_2,..., x_p et les pondère grâce à des valeurs réelles w_1, w_2,...,w_p appelées

poids synaptiques. Généralement, on ajoute une unité de biais, qui est toujours activée et pondérée par un poids synaptique w_0.

La détermination de la valeur de sortie d'un neurone artificiel se fait en deux étapes :

(1) calcul de la somme pondérée à partir de l'expression 4.1,

$$u = x_1 w_1 + x_2 w_2 + ... + x_p w_p + w_0 \tag{4.1}$$

(2) application d'une fonction d'activation à la somme pondérée pour fournir la valeur de sortie (prédiction) $\widehat{y}$.

La figure 4.2 illustre une architecture du perceptron simple.

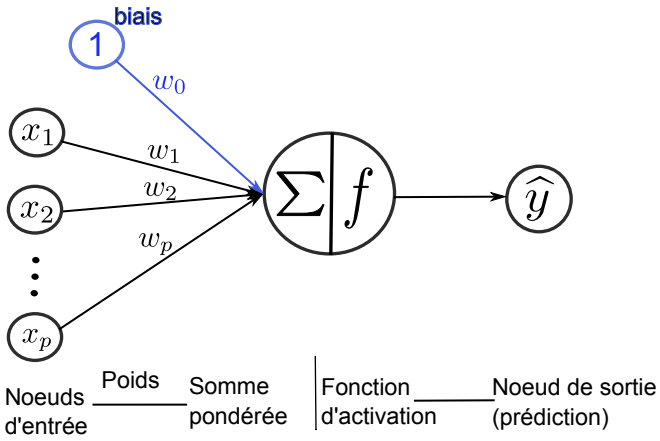


Figure 4.2 – Le perceptron simple de McCulloch & Pitts (1943)

Selon Blayo & Verleysen (1996), la fonction d'activation dépend en partie du problème :

- dans le cas d'un problème de régression, elle est égale à la fonction identité ;
- si la sortie du neuronne artificiel doit délivrer une valeur binaire (comme celle utilisée par Rosenblatt (1958)), on utilise une fonction à échelon ou à seuil fixé θ (illustrée par la figure 4.3) :

$$\widehat{y} = \begin{cases} +1 & si\ u > \theta \\ 0 & si\ u \leq \theta \end{cases} \tag{4.2}$$

La figure 4.3 présente la fonction d'activation binaire ou à échelon du neurone artificiel du modèle proposé par Rosenblatt (1958).

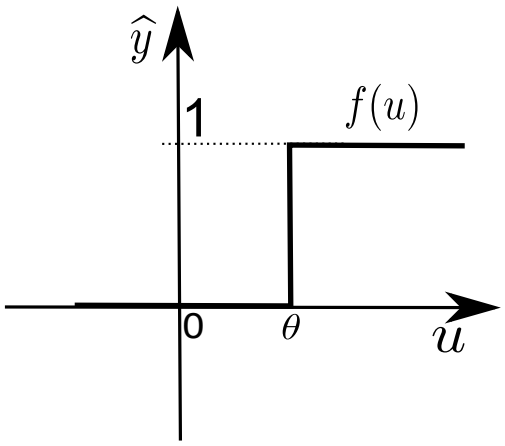


Figure 4.3 – Fonction d'activation du neuronne du modèle de Rosenblatt (1958)

Un exemple basé sur la fonction logique ET est illustré ci-après. Le tableau 4.1 fournit les données considérées, tandis que la figure 4.4 en donne une représentation graphique. Les valeurs de sortie égales à 0 sont représentées en rouge, tandis que celle égale à +1 est représentée en bleu dans la figure.

Tableau 4.1 – Données de la fonction logique ET

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

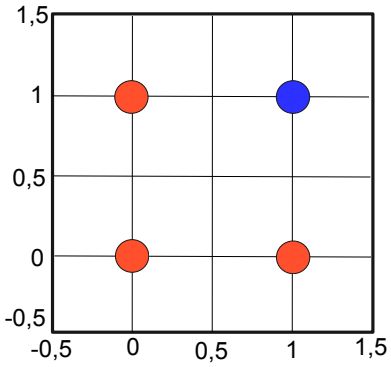


Figure 4.4 – Représentation graphique

Il est à noter qu'à la suite de Rosenblatt (1958), d'autres fonctions d'activation ont été introduites pour des problèmes qui ne se ramènent pas nécessairement à l'obtention d'une sortie

binaire. Une présentation plus détaillée est proposée plus loin dans ce chapitre. Quelle que soit la fonction d'activation utilisée, une caractéristique fondamentale du fonctionnement du cerveau humain simulé dans les réseaux de neurones artificiels est le mécanisme d'apprentissage.

4.1.2.1 Apprentissage du perceptron simple

Pour élaborer le mécanisme d'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels, il faut : (1) définir le critère à optimiser pour que les valeurs prédites $\widehat{y}$ soient aussi proches que possible des valeurs observées y, (2) indiquer comment les poids synaptiques sont modifiés pour obtenir de bonnes prédictions, (3) préciser comment procéder à l'optimisation de l'erreur de prédiction.
(1) Le critère à optimiser consiste à définir une fonction représentant l'erreur de prédiction. L'objectif est de minimiser l'erreur de prédiction qui peut prendre plusieurs formes.
(2) Pour assurer la convergence, les poids synaptiques sont mis à jour à partir de la règle delta ou de Widrow-Hoff (Blayo & Verleysen, 1996). Cette règle est déterminée à partir de l'expression 4.3.

$$w_j^{(t+1)} = w_j^{(t)} + \triangle w_j \tag{4.3}$$

avec $\triangle w_j = \eta\,(y - \widehat{y})\,x_j$; $w_j^{(t+1)}$ est le poids du noeud j à l'itération $t+1$, $w_j^{(t)}$ est le poids du noeud j à l'itération t. Les w_j (j=0,...,p) sont les paramètres du modèle, tandis que la constante positive η est un hyperparamètre encore appelé taux d'apprentissage, qui contrôle la manière dont l'algorithme ajuste les poids. Si η est très petit, l'algorithme convergera lentement. Á l'inverse, pour η très grand, il y'a risque d'oscillation.
Un algorithme simplifié du mécanisme d'apprentissage du perceptron simple est présenté comme suit :

1. **Mélanger aléatoirement les observations** : x_1, x_2, ...,x_p,
2. **Initialiser les poids** $w_0^{(0)}$ $w_1^{(0)}$, $w_2^{(0)}$, ..., $w_p^{(0)}$,
3. **Faire passer une à une les observations** x_1, x_2, ..., x_p :
   (a) Calculer l'erreur de prédiction pour l'observation en cours,
   (b) Mettre à jour tous les poids,
   jusqu'à convergence.

Il est à noter que la même observation peut passer plusieurs fois tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint. Les critères de convergence sont généralement choisis parmi les règles suivantes :

— il n'y a plus de correction à faire après le passage de toutes les observations,
— l'erreur globale ne diminue plus significativement,
— le nombre maximal d'itérations a été atteint,
— l'erreur minimale a été atteinte.

4.1.2.2 Application du mécanisme simplifié d'apprentissage

L'application porte sur l'exemple de l'apprentissage de la fonction logique ET. Les données sont celles mentionnées dans le tableau 4.1.

— Poids initiaux (choisis aléatoirement) : $w_0^{(0)} = 0,1$; $w_1^{(0)} = 0,2$ et $w_2^{(0)} = 0,05$
— Seuil pour la fonction d'activation : $\theta = 0$
— Taux d'apprentissage : $\eta = 0,1$

Première itération

Avant la mise à jour des poids, la frontière de séparation des observations est donnée par : $w_0^{(0)} + w_1^{(0)} x_1 + w_2^{(0)} x_2 = 0$

Soit $0,1 + 0,2x_1 + 0,05x_2 = 0$ (droite représentée sur la figure 4.5)

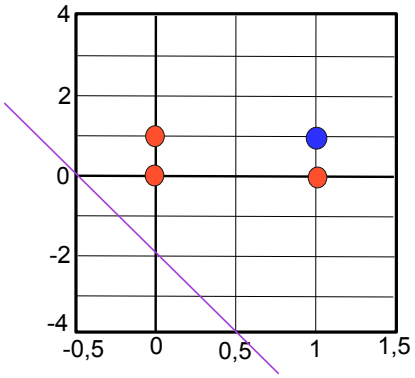


Figure 4.5 – Frontière de séparation des observations avant la mise à jour des poids

Calcul de la prédiction pour la première observation :

Biais = 1, $x_1 = 0$, $x_2 = 0$ et $y = 0$

$u = (0,1) \times 1 + (0,2) \times 0 + (0,05) \times 0 = 0,1$ d'où $\widehat{y} = 1$ car $0,1 > \theta$ (seuil)

Mise à jour des poids :

$\triangle w_0 = 0,1 \times (0 - 1) \times 1 = -0,1$

$\triangle w_1 = 0,1 \times (0 - 1) \times 0 = 0$

$\triangle w_2 = 0,1 \times (0 - 1) \times 0 = 0$

$w_0^{(1)} = w_0^{(0)} + \triangle w_0 = 0,1 + (-0,1) = 0$

$w_1^{(1)} = w_1^{(0)} + \triangle w_1 = 0,2 + 0 = 0,2$

$w_2^{(1)} = w_2^{(0)} + \triangle w_2 = 0,05 + 0 = 0,05$

Après passage de la première observation, la frontière de séparation des observations est donnée par : $0 + 0,2x_1 + 0,05x_2 = 0$ (droite représentée sur la figure 4.6)

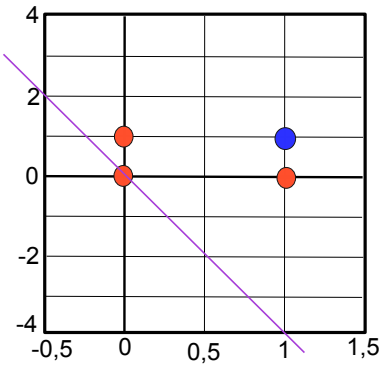


Figure 4.6 – Frontière de séparation des observations après la première itération

Deuxième itération

Vu que les observations sont aléatoirement mélangées au début de l'algorithme, on suppose que le mélange effectué conduit au choix de la troisième observation du tableau 4.1.

On a donc biais = 1, $x_1 = 1$, $x_2 = 0$, $y = 0$

Calcul de la prédiction :

$u = (0 \times 1) + (0,2 \times 1) + (0,05 \times 0) = 0,2$; en utilisant les poids mis à jour à l'itération précédente i.e. $w_0^{(1)} = 0$; $w_1^{(1)} = 0,2$ et $w_2^{(1)} = 0,05$

D'où $\widehat{y} = 1$ (vu que $x > \theta$)

Calcul des poids

Mise à jour des poids :

$\triangle w_0 = 0,1 \times (0 - 1) \times 1 = -0,1$; d'où $w_0^{(2)} = 0 + (-0,1) = -0,1$

$\triangle w_1 = 0,1 \times (0 - 1) \times 1 = 0,1$; d'où $w_1^{(2)} = 0,2 + (-0,1) = 0,1$

$\triangle w_2 = 0,1 \times (0 - 1) \times 0 = 0$; d'où $w_2^{(2)} = 0,05 + 0 = 0,05$

La nouvelle frontière séparant les valeurs de sortie est :

$-0,1 + 0,1x_1 + 0,05x_2 = 0$ (droite représentée sur la figure 4.7)

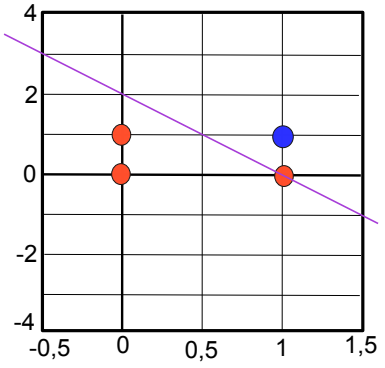


Figure 4.7 – Frontière de séparation des observations après la deuxième itération

Troisième itération

On suppose cette fois que le mélange effectué conduit au choix de la deuxième observation du tableau 4.1.

On a donc biais = 1, $x_1 = 0$, $x_2 = 1$, $y = 0$

Calcul de la prédiction :

$u = (-0,1 \times 1) + (0,1 \times 0) + (0,05 \times 1) = -0,05$, en utilisant les poids mis à jour à l'itération précédente i.e. $w_0^{(2)} = -0,1$; $w_1^{(2)} = 0,1$; $w_2^{(2)} = 0,05$

D'où $\widehat{y} = 0$ (vu que $x < \theta$)

Calcul des nouveaux poids :

$\triangle w_0 = 0,1 \times (0 - 0) \times 1 = 0$; $w_0^{(3)} = w_0^{(2)} = -0,1$

$\triangle w_1 = 0,1 \times (0 - 0) \times 0 = 0$; d'où $w_1^{(3)} = w_1^{(2)} = 0,1$

$\triangle w_2 = 0,1 \times (0 - 0) \times 1 = 0$; d'où $w_2^{(3)} = w_2^{(2)} = 0,05$

La nouvelle frontière séparant les valeurs de sortie est :

$-0,1 + 0,1x_1 + 0,05x_2 = 0$ (droite représentée sur la figure 4.8)

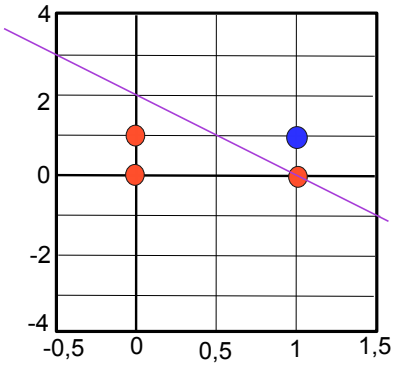


Figure 4.8 – Frontière de séparation des observations après la troisième itération

Il est inutile de poursuivre vu que tous les $\triangle w_i$ sont nuls (les poids resteront inchangés). L'algorithme a permis d'apprendre la fonction ET et à aider à réaliser une séparation des valeurs de sortie en deux classes (0 en rouge et 1 en bleu).

On peut néanmoins améliorer le résultat en modifiant la valeur du taux d'apprentissage, ou celles des poids initiaux. La mise en œuvre de l'apprentissage sur un exemple aussi basique que le perceptron simple illustre bien la capacité des méthodes basées sur les réseaux de neurones artificiels à résoudre de façon incrémentale (c'est-à-dire par apprentissage) des problèmes qui peuvent être difficiles à traiter autrement que par une complexification des modèles.

En dépit de l'efficacité du mécanisme d'apprentissage (tel qu'il vient d'être établi), le perception simple offre un cadre de résolution qui n'est pas applicable à un grand nombre de problématiques industrielles.

4.1.2.3 Apprentissage dans le cas d'une fonction d'activation continue dérivable

La continuité et la dérivabilité sont deux propriétés mathématiques intéressantes en optimisation de fonctions continues qui sont exploitées en apprentissage automatique. On peut ainsi garantir la convergence d'une méthode d'apprentissage en utilisant un critère d'erreur qui est une fonction continue et dérivable (des paramètres, c'est-à-dire des poids synaptiques) : le critère des moindres carrés est celui qui est généralement utilisé.
Dans ce cas, le mécanisme de mise à jour des poids synaptiques est basé sur la minimisation de l'erreur de prédiction (définie à l'équation 4.4) qui jouit des propriétés mathématiques sus mentionnées.

$$E = \frac{1}{2} \sum_i \left(y_i - \widehat{y}_i\right)^2 \tag{4.4}$$

où y_i est la i-ème observation et $\widehat{y}_i$ sa valeur prédite.
Dans la règle delta exprimée dans l'équation (4.3), $\triangle w_j$ devient $\frac{\partial E}{\partial w_j}$.
En utilisant la fonction d'activation sigmoïde définie par l'équation (4.5).

$$f\left(u\right) = \frac{1}{1 - \exp\left(-u\right)} \tag{4.5}$$

La dérivée de $f\left(u\right)$ est donnée par :

$$f'(u) = f(u)(1 - f(u)). \tag{4.6}$$

La dérivée de l'erreur de prédiction E définie par l'équation (4.4) est :

$$\frac{\partial E}{\partial w_j} = -\sum_i \left(y_i - \widehat{y}_i\right) f'\left(u\left(w\right)\right) x_j \tag{4.7}$$

La nouvelle règle de mise à jour des poids synaptiques exprimée dans l'équation (4.3), s'écrira alors :

$$w_j^{(t+1)} = w_j^{(t)} - \sum_i w_j \left(y_i - \widehat{y}_i\right) f'\left(u\left(w\right)\right) x_j \tag{4.8}$$

D'un point de vue algorithmique, les principaux avantages d'une fonction d'activation continue dérivable sont :

- la convergence vers un minimum bonne en pratique,
- la capacité à traiter des variables corrélées (il n'y a pas d'inversion de matrice à faire),

— la capacité à gérer des problèmes de très grande taille (données massives),
— une mise à jour aisée de nouvelles observations.

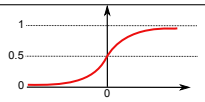
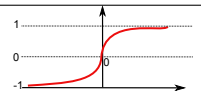
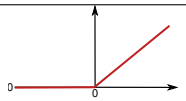
4.1.2.4 Critique de la fonction d'activation du perceptron simple

Il est à noter que le perceptron simple cherche à prédire la classe associée à une donnée d'entrée : "1" ou "0". Quelques limites de ce modèle (pour des problèmes complexes) ont été relevées dans la littérature :

(1) La rigidité de la règle d'affectation sous-jacente à la fonction d'activation seuil.

Ladite règle conduit à un choix de la classe d'appartenance d'une donnée, sans prendre en compte le cas des valeurs situées autour du seuil, amenant à séparer deux données qui sont en réalité très proches. Ce qui offre moins de flexibilité dans la décision d'affectation. D'autres fonctions d'activation ont pour cela été proposées dans la littérature (cf. tableau 4.2).

Tableau 4.2 – Fonctions d'activations usuelles

Noms	Formules	Dérivées	Graphes	Intervalles
Sigmoïde (fonction logistique)	$f(u) = \frac{1}{1+e^{-u}}$	$\frac{\partial f(u)}{\partial u} = f(u)(1 - f(u))$		$[0, 1]$
tanh (tangente hyperbolique)	$\tanh(u) = \frac{e^{u}-e^{-u}}{e^{u}+e^{-u}}$	$\frac{\partial \tanh(u)}{\partial u} = \frac{4}{(e^{u}+e^{-u})^2}$		$[-1, 1]$
ReLu (Unité de Rectification Linéaire)	$relu(a) = max(0, u)$	$\frac{\partial relu(u)}{\partial u} = \begin{cases} 0 & si\ u \leq 0 \\ 1 & si\ u > 0 \end{cases}$		$[0, \infty[$

La fonction sigmoïde par exemple, dont l'expression analytique est donnée par l'équation (4.5), permet de prédire la probabilité d'appartenance à une classe, sachant la donnée d'entrée (alors que la fonction seuil prédit directement la classe) : autrement dit, elle calcule $P(y|X)$. Ce qui offre une plus grande flexibilité dans la décision du choix de la classe d'appartenance d'une donnée, en fixant un seuil de probabilité pour la séparation : la plupart des logiciels d'apprentissage automatique (basés sur les réseaux de neurones artificiels) utilisent la valeur $0,5$.

La représentation graphique de la fonction sigmoïde est illustrée par la première figure du

tableau 4.2, tandis que la règle pour prédire la classe d'une donnée d'entrée est :

$$\widehat{y} = \begin{cases} 1 & si\ f(u) > 0,5 \\ 0 & sinon \end{cases} \tag{4.9}$$

(2) L'impossibilité de classer des données non linéairement séparables.

Le perceptron simple donne de bons résultats lorsque les données sont linéairement séparables (comme dans l'exemple de l'apprentissage de la fonction logique ET illustré plus haut). Minsky & Papert (1969) ont proposé un exemple (XOR) mettant en échec le perceptron simple lorsque les données ne sont pas linéairement séparables. Les valeurs dudit exemple sont représentées dans le tableau 4.3.

Tableau 4.3 – Problème de Minsky & Papert (1969)

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

La représentation graphique des données de l'exemple (XOR) proposé par Minsky & Papert (1969), illustrée par la figure 4.9, montre qu'elles ne sont pas linéairement séparables.

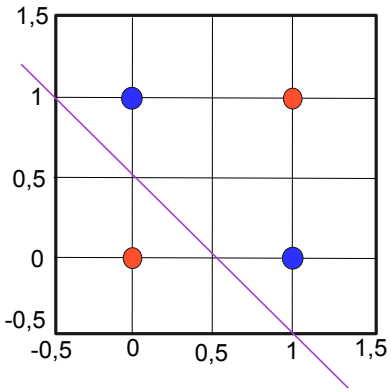


Figure 4.9 – Représentation du problème de Minsky & Papert (1969)

Pour résoudre ce problème, Rumelhart & McClelland (1986) ont montré qu'une combinaison de séparateurs linéaires permet d'obtenir un séparateur global non linéaire : d'où l'idée d'intégrer des couches intermédiaires (couches cachées) dans l'architecture des réseaux de neurones artificiels pour traiter des problèmes non linéaires.

4.1.3 Perceptron multicouches

Dans l'architecture d'un réseau de neurones artificiels, une couche est définie par un ensemble de neurones ou nœuds n'ayant pas de connexion entre eux. L'ensemble des neurones d'entrée constitue la première couche et celui des neurones de sortie est appelé couche de sortie. Les couches intermédiaires sont appelées couches cachées, par exemple, les couches 1 et 2 de la figure 4.10.

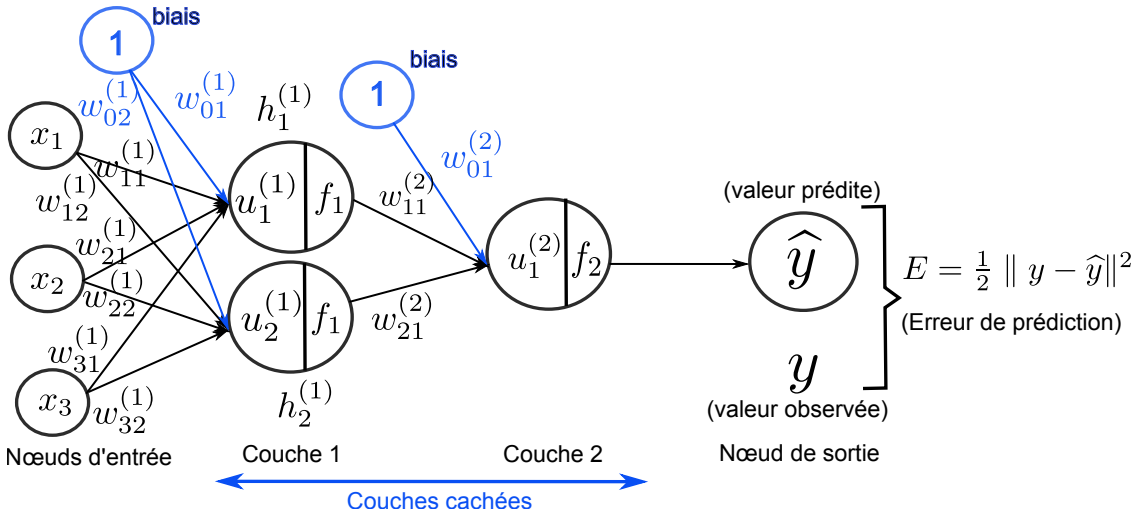


Figure 4.10 – Perceptron multicouches

Les sommes pondérées ($u_1^{(1)}$ et $u_2^{(1)}$) et ses valeurs après activation ($h_1^{(1)}$, $h_2^{(1)}$) sur la couche 1 sont données ci-après :

$$\begin{cases} u_1^{(1)} = w_{01}^{(1)} + w_{11}^{(1)} x_1 + w_{21}^{(1)} x_2 + w_{31}^{(1)} x_3 \\ u_2^{(1)} = w_{02}^{(1)} + w_{12}^{(1)} x_1 + w_{22}^{(1)} x_2 + w_{32}^{(1)} x_3 \\ h_1^{(1)} = f_1\left(u_1^{(1)}\right),\ h_2^{(1)} = f_1\left(u_2^{(1)}\right) \end{cases} \tag{4.10}$$

où $w_{jk}^{(1)}$ est le poids synaptique reliant le j-ième nœud d'entrée au k-ième nœud de la première couche, $j = 1, 2$; $k = 1, 2$ et $w_{0k}^{(1)}$ est le poids synaptique reliant le biais au k-ième nœud de la première couche, $k = 1, 2$.
La somme pondérée sur la couche 2 ainsi que la valeur de sortie (prédiction) sont exprimées par :

$$\begin{cases} u_1^{(2)} = w_{01}^{(2)} + w_{11}^{(2)} h_1^{(1)} + w_{21}^{(2)} h_2^{(1)} \\ \widehat{y} = f_2\left(u_1^{(2)}\right) \end{cases} \tag{4.11}$$

Une fois calculée la valeur de la prédiction pour une donnée d'entrée, la mise à jour (avec les autres données d'entrée) se fait à partir d'une règle basée sur la relation présentée par

l'équation (4.8).

Pour généraliser le mécanisme d'apprentissage appliqué à l'exemple illustré sur la figure 4.10, considérons l'architecture générale présentée sur la figure 4.11 :

- les nœuds d'entrée x_j ;

- la couche intermédiaire l comporte en sortie les valeurs $h_k^{(l)}$, pour $k = 1, \ldots, n_l$ (où n_l est le nombre de nœuds de la couche l) ; ces valeurs sont calculées à partir de la somme pondérées des valeurs de sortie de la couche l et de la fonction d'activation f_l de la couche l à partir des expressions formulées dans (4.12).

Pour $k = 1, \ldots, n_l$:

$$\begin{cases} u_k^{(l)} = w_{0k}^{(l)} + \sum_j w_{jk}^{(l)} h_k^{(l)} \\ h_k^{(l)} = f_l\left(u_k^{(l)}\right) \end{cases} \tag{4.12}$$

La valeur prédite (obtenue au nœud de sortie) se calcule ainsi :

$$\widehat{y} = f_L\left(u_k^{(L)}\right) \tag{4.13}$$

où L est l'indice de la dernière couche avant le nœud de sortie.

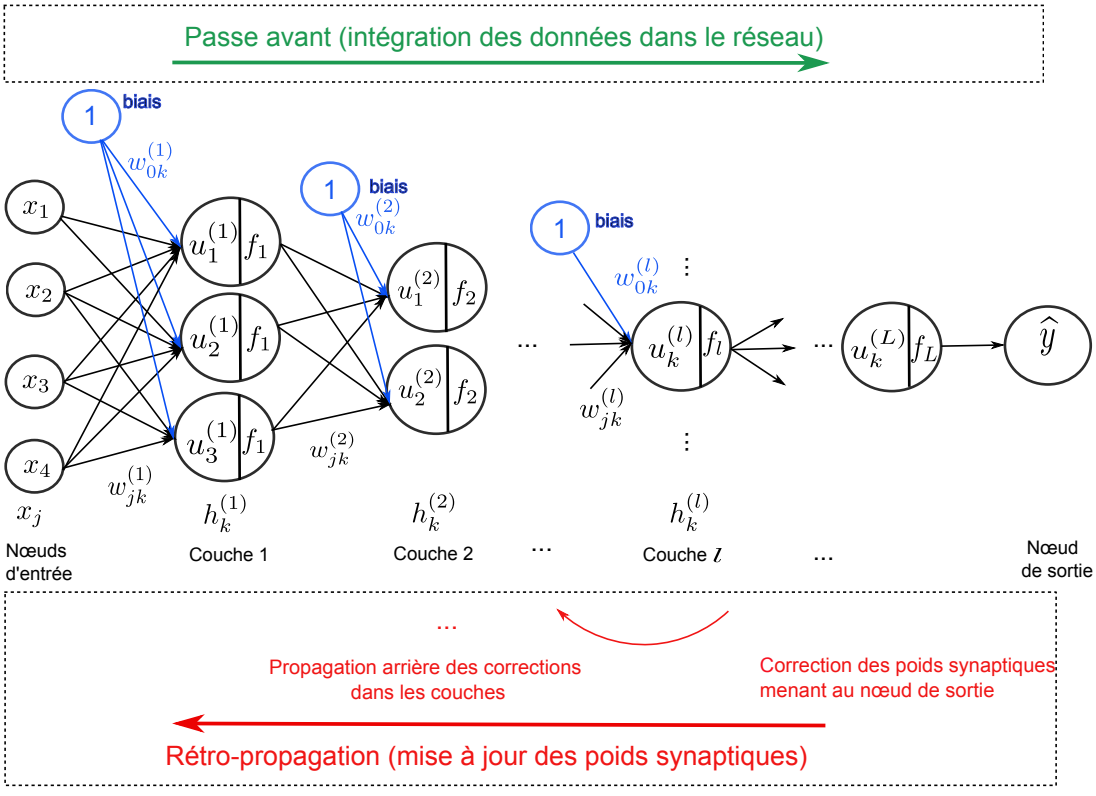


Figure 4.11 – Apprentissage par rétro-propagation

Le mécanisme qui vient d'être décrit, consistant à intégrer une donnée d'entrée dans le réseau, puis à la transformer successivement dans les couches intermédiaires, jusqu'au calcul de la valeur prédite (pour cette donnée), correspond à la phase de "passe avant" (feed forward) de l'apprentissage.

La deuxième phase, dite de rétro-propagation, correspond à la mise à jour des poids synaptiques : une première correction est effectuée sur les poids de l'arc reliant la dernière couche au nœud de sortie, suivie d'une propagation arrière des corrections entre les couches voisines, jusqu'aux nœuds d'entrée.

Rappelons que l'erreur de prédiction (qui est à minimiser), est une composition de fonctions qui dépendent des poids synaptiques :

— l'erreur quadratique est fonction de $\widehat{y}$,
— $\widehat{y}$ est fonction des poids synaptiques de la dernière couche avant le nœud de sortie,
— ces derniers sont eux-mêmes fonctions des poids de la couche qui la précède,
— ...

La dérivée de l'erreur de prédiction par rapport à une variable (poids synaptique) se fait par conséquent en appliquant la règle de la dérivée en chaîne.

4.2 Proposition d'une méthode de détection d'anomalies d'usinage

4.2.1 Définitions

Les principaux concepts utilisés dans le cadre de la proposition d'une méthode de détection d'anomalie sont définis dans la suite.

4.2.1.1 Anomalie

D'après les normes NF et ISO, une **anomalie** est définie comme une irrégularité ou l'état anormal d'un système [NF E90-372, NF ISO 13372 : 2012-12]. D'un point de vue pratique, cette définition ne permet pas de déterminer une règle à partir de laquelle un programme informatique serait capable d'identifier une anomalie.

En adoptant le point de vue statistique, Chandola et al. (2009) considère comme anomalies, des structures de données qui ne sont pas conformes à une notion prédéfinie de comportement "normal", relativement à une distribution de probabilité. De sorte que, un enregistrement, une observation, une donnée, etc. sera décrété "anormal", si un score de rareté, de vraisemblance ou d'aberrance dépasse un seuil prédéfini.

Dans un ensemble de données, une anomalie peut alors se traduire par :

— une combinaison d'attributs catégoriels rares,

— une valeur numérique "surprenante", ne cadrant pas avec notre représentation mentale ou un modèle statistique,
— un point isolé dans l'espace (de représentation des données considérées).

Chandola et al. (2009) fait en outre remarquer que, dans un ensemble de données, une anomalie est distincte d'un "bruit". Ce dernier, selon les auteurs, peut être défini comme un phénomène dans les données qui n'intéresse pas l'analyste, mais agit comme un obstacle à l'analyse. L'élimination du bruit (filtrage) est ainsi motivée par la nécessité d'éliminer les observations indésirables avant d'effectuer toute analyse. C'est le cas notamment dans les méthodes de machine learning où l'on procède à des pré-traitements avant les analyses proprement dites.

S'il est aisé, notamment par une règle statistique, d'identifier une valeur aberrante (outlier), la détection des anomalies pose des défis scientifiques soulignés par Chandola et al. (2009) :

— Définir une région normale qui englobe tous les comportements normaux possibles est très difficile. De plus, la frontière entre comportement normal et comportement anormal est souvent imprécise ; une observation anormale qui se situe près de la limite peut en fait être normale, et vice-versa. Ce qui rend difficile la détection d'une anomalie.
— Dans de nombreux domaines, le comportement normal évolue dans le temps. Un comportement actuellement normal pourrait ne pas être représentatif de la normalité dans le futur.
— La notion exacte d'anomalie est différente selon les domaines d'application. Par exemple, dans le domaine médical, un léger écart par rapport à la normale (par exemple, des fluctuations de la température corporelle) pourrait constituer une anomalie, tandis qu'un écart semblable dans le domaine électrique (par exemple, des fluctuations sinusoïdales d'un signal électrique) pourrait être considéré comme normal. Ainsi, l'application d'un modèle développé dans un domaine avec une règle spécifique n'est pas directe, et peut nécessiter une modification de la règle caractérisant une anomalie.
— La disponibilité des données étiquetées (pour l'apprentissage des modèles utilisés par les techniques de détection des anomalies) est généralement un problème majeur. C'est très précisément un défi que tente de relever cette thèse en proposant un modèle d'apprentissage non supervisé pour caractériser les "anomalies" afin de les détecter.

4.2.1.2 Paramètre et hyper-paramètre d'un modèle d'apprentissage

Les variables $w_{jk}^{(l)}$ introduites dans le système d'équations (4.12) sont appelées **paramètres** du modèle d'apprentissage. La mise en œuvre d'un algorithme d'apprentissage vise à chercher les valeurs de ces variables qui minimisent l'erreur de prédiction E.

Les paramètres caractérisant l'architecture du réseau de neurones (nombre de couches,

nombre de noeuds par couche, fonction d'activation de chaque couche), ou la paramétrisation de l'algorithme d'apprentissage (par exemple, le taux d'apprentissage η) sont appelés **hyper-paramètres**.

4.2.1.3 Auto-encodeurs

Les **auto-encodeurs** sont un type particulier de réseaux neuronaux, qui sont capables d'utiliser des techniques d'apprentissage supervisé pour l'apprentissage non supervisé : à ce titre, ils constituent une sorte d'auto apprentissage supervisé.
Par essence, ce sont en effet des réseaux de neurones qui utilisent les mêmes concepts que tous les autres réseaux de neurones, comme les couches, les neurones et les poids synaptiques, etc. Leur spécificité est que les données de sortie doivent être les mêmes que les données d'entrée, ce qui correspond à leur principal objectif (à savoir reproduire en sortie, les données d'entrée).
C'est une architecture de type auto-encoder qui a été adoptée dans cette thèse. Le mécanisme d'auto-apprentissage sous-jacent nous permettra, après apprentissage, de détecter les observations qui ne peuvent être reconstruites ; celles-ci seront alors considérées comme anomalies (en utilisant un seuil de reconstruction).

4.2.2 Méthode de détection proposée

La méthode d'apprentissage automatique proposée pour la détection des anomalies est basée sur un réseau de neurones artificiel de type auto-encodeur (Dawoua et al., 2018b). Afin de prendre en compte l'incertitude liée aux conditions d'usinage variables, les couches internes de l'architecture ont été définies avec plus de 4 noeuds. Cela permet de simuler la prise en compte (bien qu'implicite) de potentielles variables latentes non mesurées comme la température ambiante dans l'atelier.

Une telle architecture de réseau est caractérisée par deux phases durant l'apprentissage :

— une phase d'encodage caractérisée par des transformations allant des données d'entrée jusqu'à la couche centrale ;
— une phase de décodage qui part de la couche centrale à la couche de sortie.

Pour l'exemple illustré par la figure 4.12, l'encodeur est formalisé par l'équation suivante :

$$h_k^{(2)} = f_2\left(u_k^{(2)}\right) \tag{4.14}$$

L'encodeur de cet exemple correspond à une projection des données d'entrée sur un espace (latent) de dimension 2 ; dans une optique exploratoire, cela offre un moyen pour visualiser les données d'entrée. Le décodeur permet quant à lui de reconstituer les données d'entrée à partir de leur représentation dans les espaces latents (couches cachées). Les valeurs reconstruites sont données par :

$$\widehat{x}_k = f_3\left(u_k^{(3)}\right) \tag{4.15}$$

La différence entre les valeurs réelles (intégrées à l'entrée), et les valeurs reconstruites constituent une erreur de reconstruction. Le but de l'algorithme d'apprentissage d'un auto-encodeur sera donc de minimiser cette erreur.

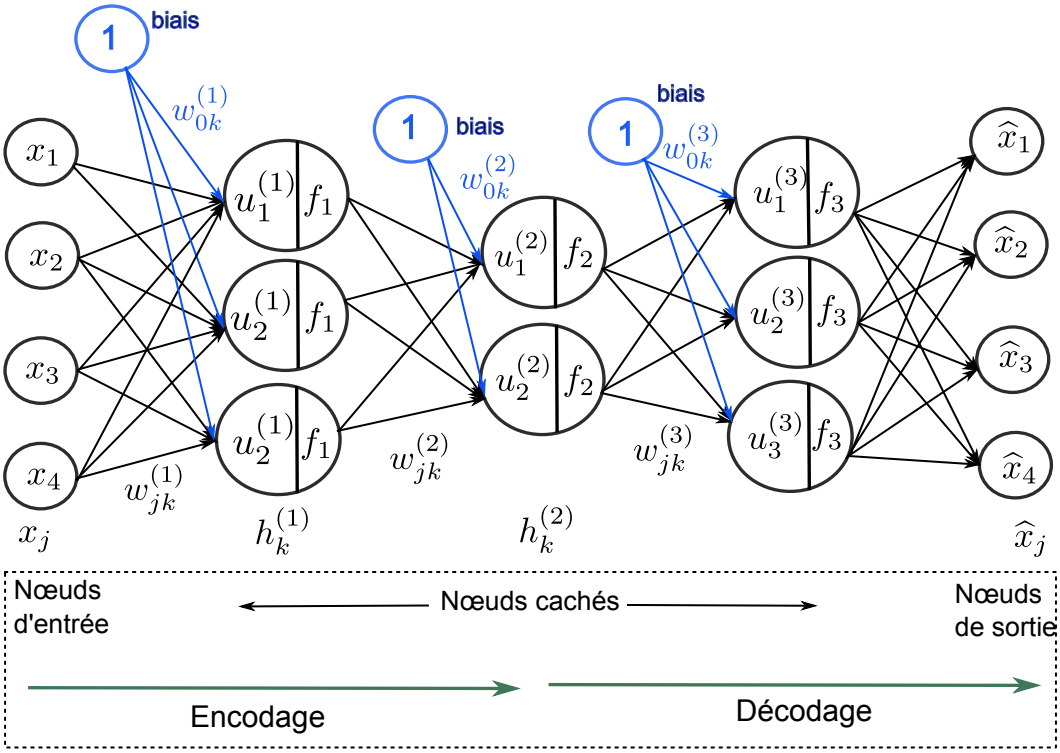


Figure 4.12 – Architecture d'auto-encodeur

Combiné au mécanisme d'apprentissage sous-jacent au réseau de neurones artificiel (caractérisant l'auto-encodeur), l'algorithme de détection des anomalies est brièvement décrit ci-après :

Algorithme 4.1 : Mécanisme d'apprentissage

En entrées :

- un ensemble de données « normales » (base d'apprentissage),
- un ensemble de donné comportant des anomalies (base de test),
- un seuil d'anomalie (δ).

En sortie :

- les erreurs de reconstruction : $\|x_i - \widehat{x}_i\|$

* Mise en œuvre de l'apprentissage*\

Entraîner le modèle auto-encodeur avec les données « normales »

* Détection des anomalies*\

Pour $i = 1$ à N (nombre de données de la base de test) **Faire** :

Calculer l'erreur de reconstruction de la i-ème donnée de test

Si cette erreur dépasse le seuil d'anomalie δ **alors**

La i-ème donnée est déclarée anormale

Sinon La i-ème donnée est normale

Fin Si

Fin Pour

La mise en œuvre de cet algorithme nécessitera un choix optimal des hyper-paramètres, au même titre que la définition du seuil d'anomalie qui seront expliqués au chapitre 5.

4.3 Démarche de mise en œuvre de la méthode de détection proposée

Le cas d'étude considéré dans cette thèse est basé sur la simulation d'un procédé de coupe de métaux, notamment celle des conditions opératoires dites normales, prises comme cadre d'apprentissage à partir duquel un modèle de détection des anomalies sera obtenu (Dawoua et al., 2018b). Dans cette optique, les hypothèses décrites ci-après ont été formulées.

4.3.1 Hypothèses du cadre d'étude

En usinage, les conditions opératoires concernent les réglages des différents paramètres d'entrée du système. Pour simuler un contexte réaliste, une hypothèse a été formulée dans cette étude : les conditions anormales sont caractérisées par une température interne anormalement élevée ; une valeur de 1200°C a été prise comme seuil critique, car elle correspond à la température de fusion du matériau utilisé.

Sur cette base, l'objectif du cas d'étude est donc de prédire les combinaisons de valeurs (des variables d'entrée) susceptibles de provoquer une température interne anormalement élevée. Ce qui caractérise la notion d'anomalie considérée dans cette étude.
Trois phases composent la méthodologie adoptée pour la mise en œuvre de la méthode de détection proposée : (1) une phase d'acquisition des données basée sur la simulation, (2) une phase d'analyse des données visant à définir un modèle d'apprentissage à partir de la méthode de détection proposée, et (3) une phase de décision où les anomalies sont identifiées, à partir d'une règle (à déterminer) sur les erreurs de prédiction du modèle obtenu à la phase (2).

4.3.2 Phase 1 : acquisition des données

L'acquisition des données s'est construite en trois temps : (i) la simulation des conditions normales, (ii) la simulation des conditions anormales, (iii) la fusion des données obtenues par ces deux simulations pour former l'ensemble des conditions opératoires de l'étude.
Les principales étapes de la phase de simulation des données de l'étude sont illustrées sur la figure 4.13.

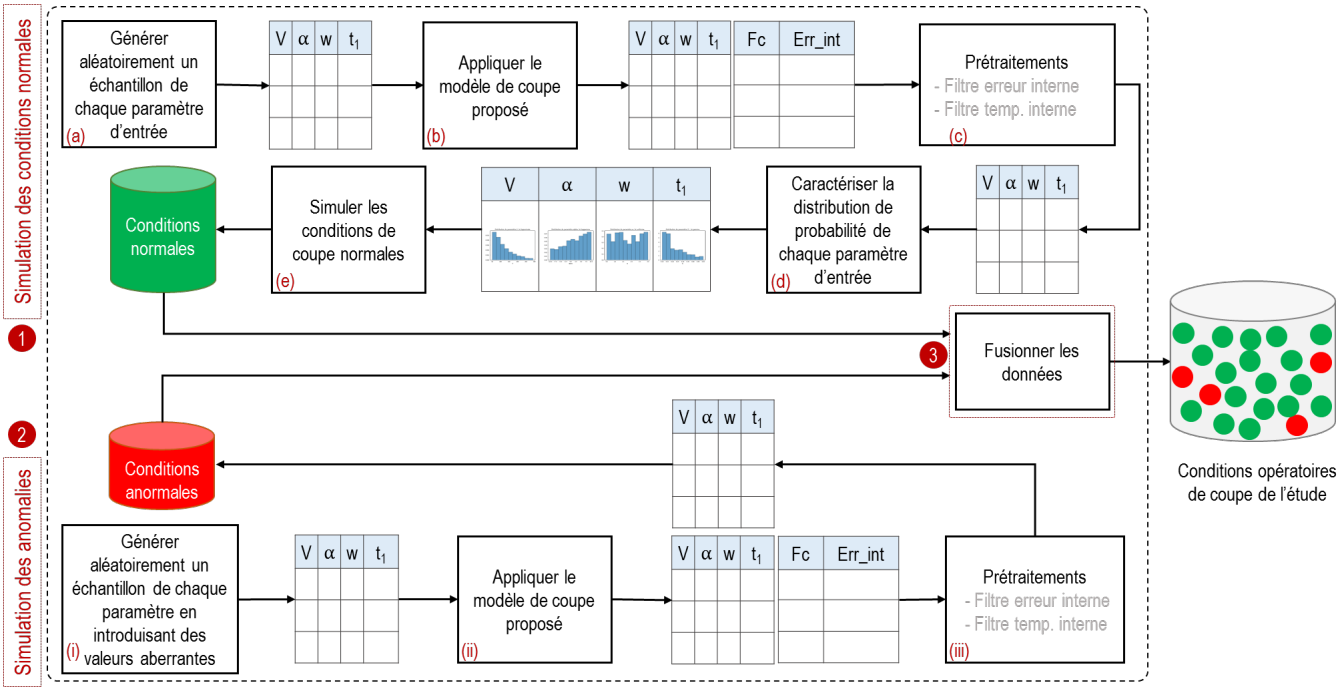


Figure 4.13 – Phase de simulation des conditions opératoires de coupe

4.3.2.1 Simulation des conditions normales

La simulation des conditions normales est illustrée dans la moitié supérieure de la figure 4.13.

Á l'étape (a), un échantillon d'observations de chaque paramètre d'entrée a tout d'abord été généré. Pour un paramètre donné, un tirage aléatoire avec remise a été effectué, en considérant un intervalle dit de référence. Celui-ci correspond à une plage de valeurs jugées acceptables pour des conditions opératoires réalistes en coupe des métaux : $V\,(m/min) \in [30, 500]$, $\alpha\,(^\circ) \in [-10, 10]$, $w\,(mm) \in [0.5, 3]$ et $t_1\,(mm) \in [0.1, 0.5]$.
Á l'étape (b), les observations résultantes ont ensuite été injectées dans le modèle de coupe proposé (cf. chapitre 2) pour déduire les valeurs correspondantes des paramètres d'usinage i.e. les variables de sortie de ce modèle.
Á l'étape (c), les règles déterminées à partir de l'hypothèse de l'étude a été appliquée, sous forme de filtre des valeurs obtenues en (b). Il en a résulté une base formant les données des conditions opératoires normales de l'étude. L'analyse de cette base de données a permis d'établir que chaque paramètre d'entrée peut être caractérisé par une distribution de probabilité spécifique. En plus de ces règles, un filtre sur l'erreur interne du modèle de coupe a également été appliqué (des explications plus détaillées sur cette erreur ont été présentées au chapitre 2).
Il est à noter que les distributions de probabilité obtenues à l'étape (d), qui peuvent être exploitées comme une méthode pour choisir les paramètres d'une condition de coupe normale, donnent la possibilité de simuler le processus de coupe en générant autant de cas que souhaité. Cela peut s'avérer utile si la taille de l'échantillon obtenu après l'étape (c) n'est pas jugée suffisante pour les analyses ultérieures.
Á l'étape (e), en utilisant les distributions de probabilité obtenues à l'étape (d), un processus réaliste de coupe est simulé. Au vu des hypothèses considérées (cf. sous section 4.3.1), ce processus caractérise les conditions normales de coupe de la présente étude.
La simulation des conditions anormales de coupe, illustrée dans la moitié inférieure de la figure 4.13, est quant à elle décrite dans la suite.

4.3.2.2 Simulation des conditions anormales

L'étape (i) de la simulation des conditions anormales de coupe utilise un principe similaire à celui de l'étape (a) précédemment décrite. Deux différences doivent néanmoins être soulignées : la première est qu'ici, les échantillons générés sont de taille plus faible (que ceux des conditions normales) ; la deuxième est que les observations des conditions de coupe anormales sont générées en introduisant des valeurs aberrantes, c'est-à-dire en intégrant aléatoirement des valeurs prises en dehors des intervalles de référence présentés au début de cette section.
L'étape (ii) est strictement la même que celle de la simulation précédente, basée sur l'application du modèle de coupe (proposé au chapitre 2) aux données générées en (i).
Enfin, à l'étape (iii) deux filtres ont été appliquées aux données obtenues en (ii) : un filtre sur l'erreur interne et un filtre sur la température interne. Il est à noter que le filtre sur la

température interne appliqué ici est l'inverse de celui utilisé pour les conditions normales : en effet, sont considérées anormales, des observations ayant une température supérieure au seuil critique. Les observations résultantes ont finalement formé la base de données des conditions anormales de coupe de l'étude.
Cette base a ensuite été fusionnée à celle des conditions normales de coupe (tel qu'illustré sur la partie médiane droite de la figure 4.13) formant ainsi l'ensemble des données de l'étude qui ont par la suite été utilisées pour mettre en œuvre la méthode de détection proposée. Les analyses réalisées à cet effet sont décrites dans la suite.

4.3.3 Phase 2 : analyse des données en vue de la détection des anomalies

Les principales étapes de l'analyse des données de l'étude, pour résoudre la problématique de détection des anomalies en usinage, sont illustrées à la figure 4.14.

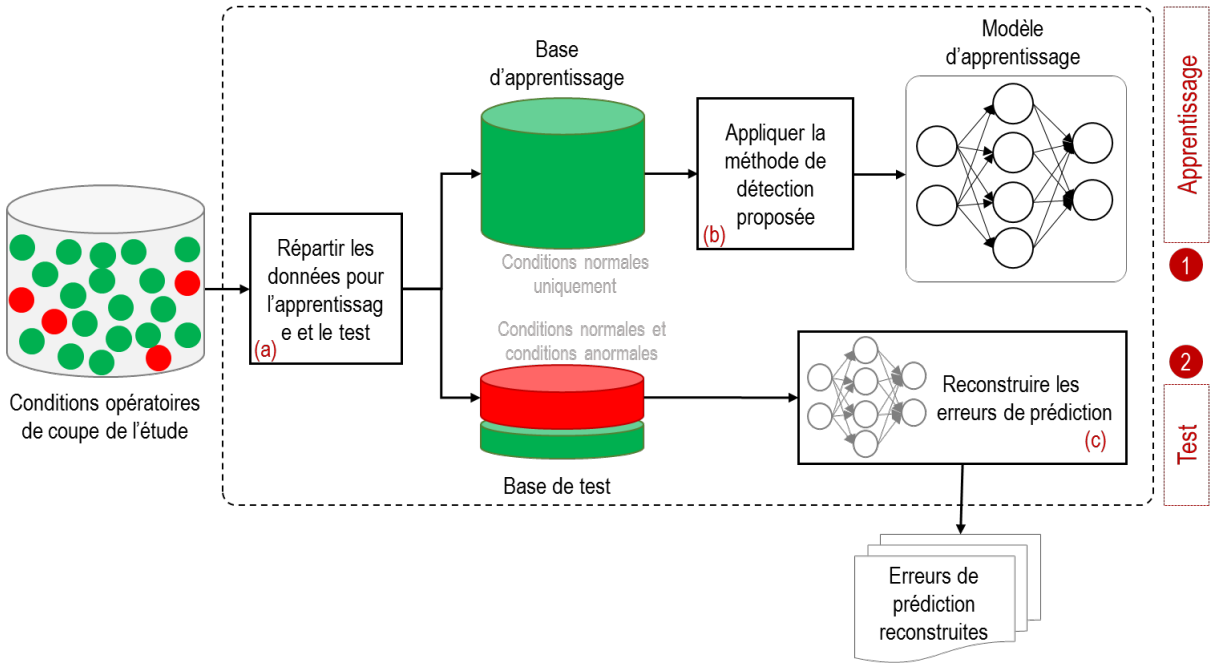


Figure 4.14 – Phase d'analyse des données (apprentissage et test)

Cette phase épouse le principe classique d'implémentation d'une méthode d'apprentissage automatique : (1) répartition des données de l'étude en base d'apprentissage et base de test, (2) définition d'un modèle et mise en œuvre de l'apprentissage, (3) test du modèle obtenu.
La répartition des données a été réalisée à l'étape (a) de cette phase de la démarche. Comme il est d'usage en apprentissage automatique, un pourcentage (généralement les deux tiers) des données est considérée comme base d'apprentissage, le restant étant pris comme base de test.

Vu que les données des conditions normales et celles des conditions anormales ont été fusionnées après leurs simulations respectives, la base d'apprentissage pourrait contenir des observations des conditions anormales. C'est pour cela qu'un filtre supplémentaire a été appliqué pour les supprimer, entraînant une légère diminution de la taille de la base d'apprentissage (par rapport à celle obtenue après la répartition).

Il est intéressant de noter que la base de test comporte des observations des conditions anormales mais également celles des conditions normales : l'objectif est de permettre au modèle d'apprendre à détecter non seulement des anomalies, mais également des conditions normales de coupe. En fonction de ses performances prédictives, il peut arriver qu'il détecte (à tord) qu'une observation en principe normale est anormale, ou qu'une observation anormale est normale. Un défi majeur lors de l'implémentation de ce modèle sera donc de déterminer la combinaison idéale des hyper-paramètres (nombre de couches, nombre de nœuds par couche, taux d'apprentissage, etc.). Pour traiter ce verrou, nous avons combiné la méthode de détection proposée avec un algorithme génétique.

La mise en œuvre de l'apprentissage a ensuite été effectuée à l'étape (b) : pour cela, les données d'apprentissage ont été injectées dans le réseau de neurones de la méthode de détection (proposée au chapitre 4). L'apprentissage ainsi réalisé (couplé à un mécanisme du choix optimal des hyper-paramètres) a permis d'obtenir un modèle d'apprentissage utilisé par la suite pour détecter les anomalies.

A l'étape (c), les données de test (c'est-à-dire celles comportant des anomalies) sont injectées au modèle obtenu en (b). Rappelons que le principe de la méthode de détection proposée (basée sur une architecture de type auto-encodeur) est d'apprendre au modèle à reproduire les données d'entrée en sortie du modèle. Cette étape vise donc à calculer les erreurs de prédiction du modèle, relativement à sa capacité à retrouver en sortie, les valeurs passées en entrée.

Ces erreurs seront ensuite analysées, à partir d'une règle de décision, pour décréter qu'une observation est normale ou anormale.

4.3.4 Phase 3 : décision pour la détection d'anomalies

Cette phase est celle où les anomalies sont détectées. Les principales étapes qui la composent sont illustrées à la figure 4.15.

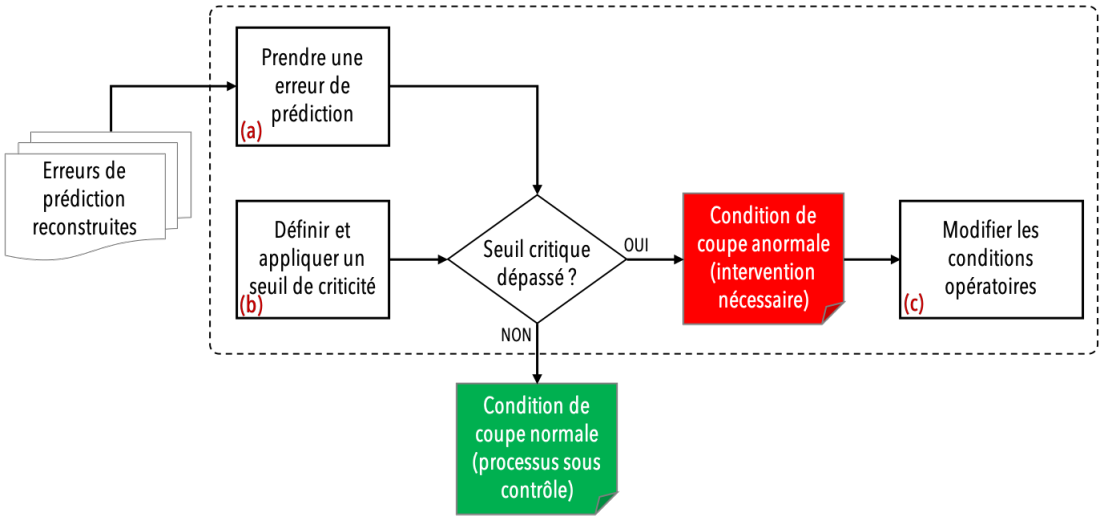


Figure 4.15 – Phase de décision en vue de l'identification des anomalies

A l'étape (a), il s'agit simplement de considérer une à une les erreurs reconstruites pour chacune des observations de la base de test.
A l'étape (b), un seuil critique est déterminée. En le comparant à l'erreur de prédiction d'une observation, on en déduira le statut de cette observation, c'est-à-dire si elle correspond à une condition normale ou anormale. La détermination de ce seuil peut se faire par tâtonnement. Une stratégie plus rigoureuse consiste à trouver la valeur qui permettra d'avoir un bon compromis entre la précision du modèle et sa sensibilité ; des explications plus détaillées sur ces deux notions seront fournies dans la partie de mise en œuvre.

Synthèse du chapitre

Comme cela a été établi au chapitre 3, les résultats issus de cette thèse visent à la mise en œuvre d'une maintenance prédictive des équipements et outils de coupe, par surveillance du système d'usinage, à partir d'une approche d'analyse et de traitement de données. En raison de leur facilité de mise en œuvre (notamment du coût d'obtention des données et de la capacité des algorithmes à traiter de grandes quantités de données en un temps court), les méthodes indirectes de surveillance, basées sur l'apprentissage automatique, ont pour cela été adoptées. Après avoir rappelé le cadre théorique de l'apprentissage automatique profond, dans ce chapitre, une méthode de détection d'anomalies dans les conditions d'usinage a été proposée. Aucune connaissance a priori sur l'influence de chaque condition sur les résultats de l'usinage n'étant disponible, une méthode non supervisée a été considérée. Comme nous avons tenté de le montrer, une méthode de type auto-encodeur répond à cette exigence, à condition de bien choisir les hyper-paramètres qui caractérisent sa mise en œuvre (qui sera réalisée au chapitre 5) : le nombre de couches, le nombre de nœuds par

couche, le taux d'apprentissage, etc. Le problème majeur, en apprentissage automatique, est la disponibilité des données, en quantité suffisante et reflétant le fonctionnement du système. Ces données étant difficiles à obtenir par expérimentation (en raison du coût), une démarche par simulation, à partir du modèle théorique proposé puis validé au chapitre 2, nous a semblé adaptée. Les principales phases de cette démarche ont alors été décrites, montrant la complémentarité entre les deux domaines scientifiques qui caractérisent les présents travaux de thèse : le génie mécanique et le génie industriel.

- Chapitre 5 -

Application de la méthode de détection proposée

Ce chapitre vise à valider une démarche de surveillance de l'usinage. Celle-ci est basée sur le modèle d'apprentissage automatique profond présenté au chapitre 4. La mise en œuvre de ce modèle permettra de mettre en exergue sa capacité à gérer les incertitudes de divers ordres, notamment celles liées à la forte variabilité des conditions environnementales, ainsi que l'importance de l'implémentation du modèle analytique proposée au chapitre 2 pour simuler des conditions réalistes de coupe des métaux. Pour cela, un cas d'étude s'appuyant sur un scénario de détection des anomalies en coupe des métaux sera mis en œuvre. Dans la section suivante, le cas d'étude considéré (opération de tournage de l'acier AISI 1045) sera tout d'abord présenté. L'application de la démarche de mise en œuvre au problème de détection des anomalies par les auto-encodeurs proposée au chapitre 4 et une analyse des résultats issus de cette implémentation seront ensuite présentées dans la deuxième section. Enfin, une conclusion clôturera le chapitre en guise de bilan à l'implémentation du cas d'étude et aux analyses sous-jacentes.

5.1 Présentation du cas d'étude

Le cas d'étude de cette thèse concerne un atelier d'usinage métallique qui fonctionne sous les contraintes suivantes :

— un taux de rotation des opérateurs élevé, provoquant une perte de savoir-faire en usi-

nage mécanique ; ce qui justifie la nécessité d'une aide à la surveillance du processus d'usinage tel qu'envisagé dans cette thèse ;

— une température élevée dans les ateliers et sujette à de fortes variations, nécessitant par conséquent le choix d'une méthode appropriée pour gérer les incertitudes sous-jacentes ;

— une instabilité des installations électriques dues à des délestages fréquents provoqués par le distributeur d'énergie pour faire face à la pénurie ; une situation susceptible de perturber les conditions d'usinage, voire d'accélérer l'usure des outils de coupe.

Ce contexte est en réalité celui des entreprises des pays en voie de développement, cadre d'application cible des résultats issus de cette thèse.

L'opération d'usinage considérée est le tournage de l'acier AISI 1045. Le cadre théorique de modélisation étant celui de la coupe orthogonale des métaux présentée au chapitre 2. La figure 5.1 en donne une brève illustration :

— les variables d'entrée du modèle, définissant les conditions opératoires d'usinage, sont la vitesse de coupe (V), l'angle de coupe (α), la largeur de coupe (w) et la profondeur d'avance (t_1) ;

— la variable de sortie du modèle, caractérisant l'usinage est la température interne (T_{int}) (ou température à l'interface outil/copeau).

La température interne a été considérée comme indicateur de santé du système.

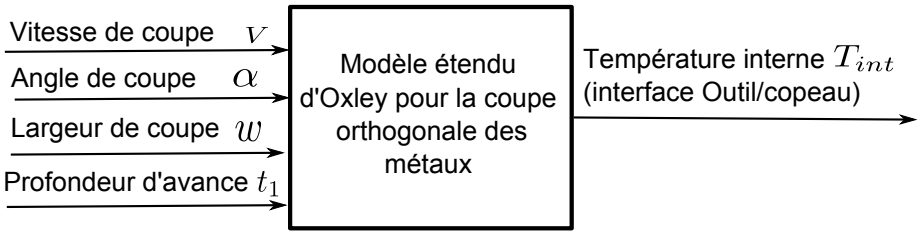


Figure 5.1 – Paramètres du cas d'étude considéré (Dawoua et al., 2018b)

La mise en œuvre de la méthode de détection (proposée au chapitre 4) est décrite dans la suite.

5.2 Mise en œuvre de la démarche de détection

La démarche de mise œuvre (proposée au précédent chapitre) pour la détection des anomalies d'un procédé d'usinage sera appliquée dans cette section.

5.2.1 Phase 1 : simulation des données d'un procédé d'usinage

5.2.1.1 Génération de l'ensemble des conditions de coupe des métaux

Des échantillons de 50000 observations (pour chacune des quatre variables d'entrée du modèle) ont tout d'abord été générés aléatoirement. En considérant les deux hypothèses de l'étude (en d'autres termes, l'application de filtres sur la force de coupe et la température interne), puis le filtre sur l'erreur interne du modèle, nous avons finalement obtenu une base des conditions normales constituée de 14536 observations. Un résumé de ces données est présenté au tableau 5.1.

Tableau 5.1 – Résumé des données des conditions normales simulées

	V (m/min)	α(°)	w (mm)	t_1(mm)	F_C(N)	T_{int}(°C)	ϵ
Effectif	14536	14536	14536	14536	14536	14536	14536
Moyenne	116,5	1,60	1,74	0,22	797,2	1118,1	3,59e-07
Écart-type	56,3	5,47	0,74	0,10	513,2	859,.5	2,11e-07
Minimun	50,0	-10,00	0,50	0,10	82,3	1081,1	0,00000
1^{er} quartile	72,0	-2,60	1,10	0,13	413,6	1133,6	2,14e-07
$2^{éme}$ quartile	100,5	2,10	1,70	0,19	673,0	1169,7	3,21e-07
$3^{éme}$ quartile	147	6,30	2,40	0,29	1055,5	1178,9	4,91e-07
Maximun	300,0	10,00	3,00	0,50	3445,5	1199,9	9,99e-07

Pour la simulation des données de la base des conditions anormales, des échantillons de 500 observations ont d'abord été générés (pour chacune des variables d'entrée du modèle). Après l'application un filtre sur la température interne (visant à ne conserver que les observations ayant une température interne supérieure au seuil de fusion du matériau), et un filtre sur l'erreur interne du modèle, on a finalement obtenu une base constituée de 150 observations.

Un résumé des données ainsi simulées est présenté au tableau 5.2.

Tableau 5.2 – Résumé des données des conditions anormales simulées

	V (m/min)	α(°)	w (mm)	t_1(mm)	F_C(N)	T_{int}(°C)	ϵ
Effectif	150	150	150	150	150	150	150
Moyenne	507,8	4,14	1,93	0,29	887,7	1411,0	5,02e-07
Écart-type	241,0	5,03	0,75	0,11	494,2	97,2	2,23e-07
Minimun	89,5	-3,00	0,50	0,10	91,6	1200,0	5,96e-08
1^{er} quartile	313,8	0,15	1,30	0,20	513,9	1358,0	3,25e-07
$2^{éme}$ quartile	492,5	3,55	2,00	0,31	832,1	1421,5	5,21e-07
$3^{éme}$ quartile	685,1	7,17	2,60	0,39	1235,7	1496,9	6,42e-07
Maximun	1000,0	29,1	3,00	0,50	2019,4	1568,8	9,90e-07

Les bases respectives des conditions normales et des conditions anormales ont ensuite été fusionnées. Les données fusionnées ont par la suite été mélangées. Un résumé des données résultant de cette fusion est présenté au tableau 5.3.

Tableau 5.3 – Résumé des données de l'ensemble des conditions opératoires considérées (après fusion des données des conditions normales et des conditions anormales)

	V (m/min)	α(°)	w (mm)	t_1(mm)	F_C(N)	T_{int}(°C)	ϵ
Effectif	14686	14686	14686	14686	14686	14686	14686
Moyenne	120,5	1,62	1,74	0,22	798,1	1121,14	0,01
Écart-type	72,6	5,57	1,74	0,10	513,0	71,3	0,10
Minimun	50,0	-10,00	0,50	0,10	82,3	859,5	0,00
1^{er} quartile	72,0	-2,60	1,10	0,13	414,1	1081,7	0,00
$2^{éme}$ quartile	101,0	2,10	1,70	0,19	673,7	1134,4	0,00
$3^{éme}$ quartile	149,0	6,30	2,40	0,29	1056,9	1170,6	0,00
Maximun	1000,0	29,1	3,00	0,50	3445,5	1568,8	1,00

5.2.1.2 Analyse exploratoire des données

Une analyse exploratoire des données simulées est illustrée par la figure 5.2. Les distributions de probabilité des variables d'entrée du modèle de coupe font apparaître les résultats suivants :

— la variable w semble uniformément répartie,
— tandis que V, α et t_1 épousent des distributions particulières.

D'après ces distributions, on peut établir que la probabilité est grande d'avoir une condition de coupe normale lorsque la vitesse se situe autour de 60 mm/s, la profondeur d'avance autour de 0.15 mm et l'angle autour de $6°$. Cela suggère que les choix de ces 3 paramètres qui s'écarteraient de ces valeurs pourraient provoquer des anomalies. Pour le procédé d'usinage simulé, ces conclusions constituent une aide précieuse au bon réglage des conditions de coupe.

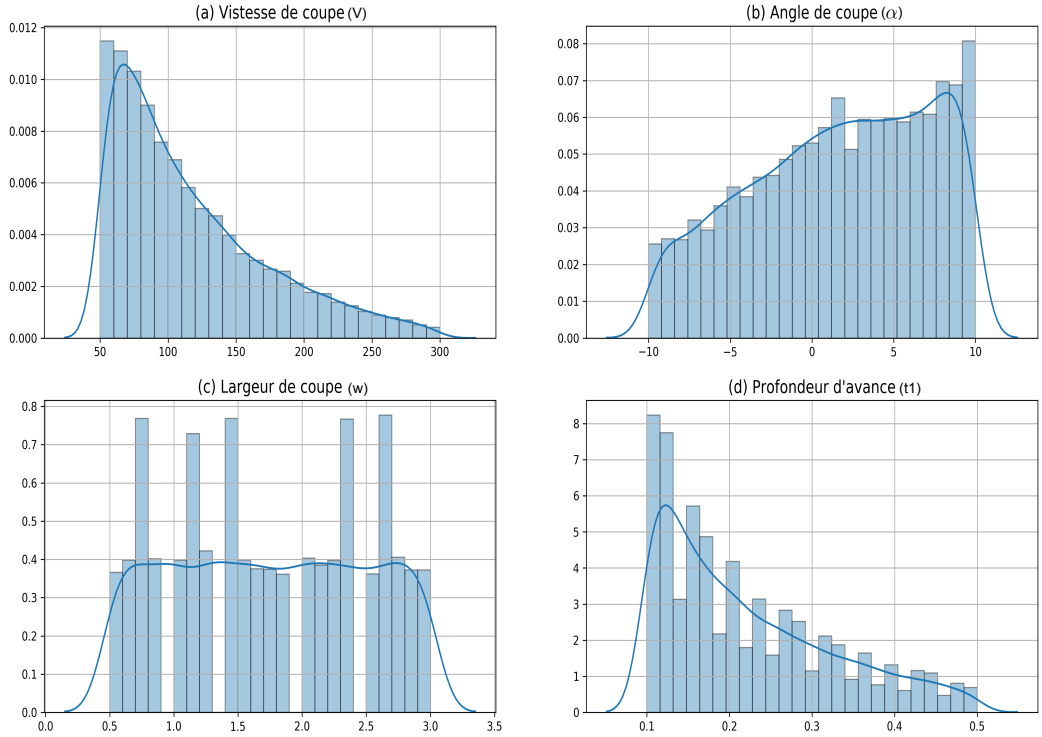


Figure 5.2 – Distributions de probabilité des paramètres d'entrée simulées pour obtenir des conditions de coupe "normales" : (a) vitesse de coupe, (b) angle de coupe, (c) largeur de coupe, (d) profondeur d'avance.

La caractérisation de chacune de ces distributions de probabilité permettra de simuler un processus "normal" de coupe en générant autant de cas souhaités. Une technique telle que Monte Carlo pourra dans ce cas être utilisée.

5.2.2 Phase 2 : mise en œuvre du modèle de détection d'anomalies proposé

5.2.2.1 Configuration du modèle d'apprentissage

Pour mettre en œuvre la méthode de détection proposée, un travail préparatoire a tout d'abord consisté à déterminer les valeurs optimales des hyper-paramètres.

Le choix optimal des hyper-paramètres se fait à partir des algorithmes génétiques. Ils utilisent un vocabulaire similaire à celui de la génétique en science naturelle. Un individu est un élément dans une population. Il est représenté par un chromosome constitué de gènes qui contiennent ses caractères héréditaires : pour notre cas d'étude, nous avons appliqué les gènes sur le nombre de nœuds des couches cachées, le taux d'apprentissage et la fonction d'activation. Les principes de sélection, croisement et mutation qui s'inspirent des processus

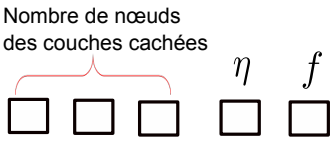


Figure 5.3 – Représentation d'un individu

naturels, sont simulés dans l'algorithme. Pour un problème d'optimisation donné comme le cas d'optimisation des hyper-paramètres (figure 5.3) considéré dans cette étude, un individu représente un point de l'espace d'états, une solution potentielle.

Le principe de fonctionnement est le suivant :

— Initialiser la population (la taille de la population est à choisir) ;

— Evaluer les individus de la population en associant à chacun d'eux une valeur qui correspond à notre cas d'étude à l'erreur quadratique de prédiction. Ce processus est généré de façon itérative jusqu'à convergence (figure 5.4). Des phases de sélection, de croisement et de mutation sont alors appliquées :

  — la sélection a pour but de favoriser les meilleurs éléments de la population pour le critère considéré (erreur quadratique faible dans notre cas) ;

  — le croisement et la mutation assurent l'exploration de l'espace d'états.

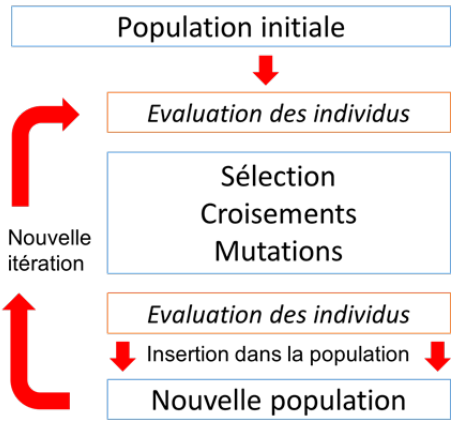


Figure 5.4 – Schéma de principe de l'algorithme génétique

L'hybridation du mécanisation d'apprentissage avec un algorithme génétique a permis d'obtenir les résultats suivants :

— une architecture symétrique constituée de 7 couches cachées ayant respectivement 75, 25, 20, 2, 20, 25, 75 nœuds ;

— la fonction d'activation tangente hyperbolique pour chaque nœud ;

— un taux d'apprentissage de 10^{-3}.

Pour la minimisation de l'erreur de prédiction (durant l'apprentissage), l'algorithme "adam"

(Kingma & Ba, 2014), reconnu dans la littérature comme le plus performant, notamment pour gérer le problème de sur-apprentissage, a été adopté.

Comme l'illustre la figure 5.5, avec les choix optimaux effectués, l'algorithme mis en œuvre converge rapidement autour de la $25^{ième}$ itération, avec une erreur quadratique moyenne faible.

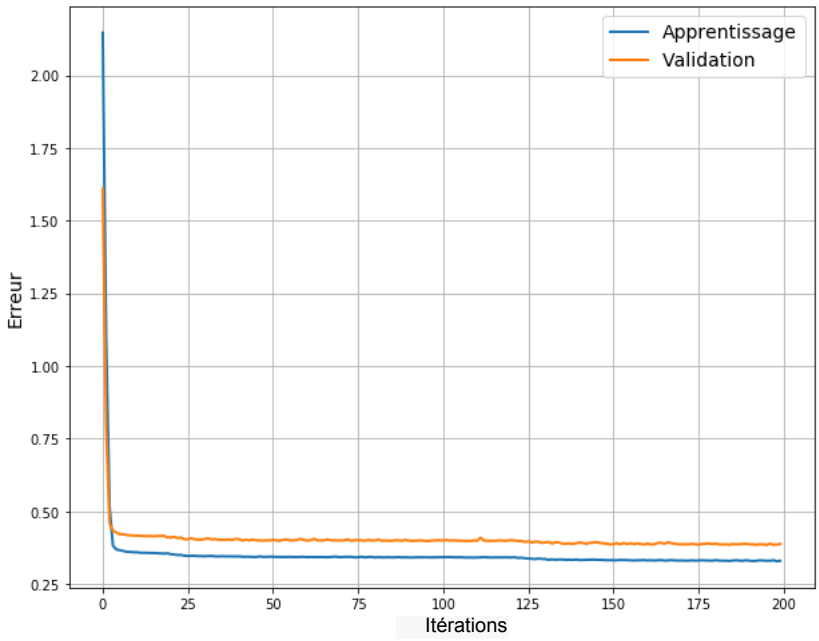


Figure 5.5 – Courbes d'apprentissage des ensembles de données d'entraînement et de test

5.2.2.2 Evaluation de l'apprentissage

La base de test de cette étude comporte 2914 conditions normales et 25 anomalies.

La matrice de confusion (telle qu'illustrée par le tableau 5.4) est l'outil généralement utilisé pour évaluer la qualité de l'apprentissage de l'algorithme. Son principe est de confronter la valeur réelle (observée) avec sa prédiction (par le modèle) à partir de quelques indices. Parmis ces indications, la **sensibilité** mesure la capacité du modèle à détecter les anomalies, tandis que la **précision** évalue la justesse avec laquelle une anomalie est détectée c'est-à-dire le pourcentage d'anomalies détectés.

Tableau 5.4 – Définition de la matrice de confusion

		Prédit		
		Anormal (+)	Normal (-)	
Observé	Anormal (+)	VP	FN	Sensibilité (recall) $\frac{VP}{VP+FN}$
	Normal (-)	FP	VN	
		Précision (precision) $\frac{VP}{VP+FP}$		Taux de justesse (accuracy) $\frac{VP+VN}{VP+FN+FP+VN}$

La matrice de confusion de l'étude est alors donnée par le tableau 5.5.

Tableau 5.5 – Matrice de confusion de l'étude

		Prédit	
		Anormal (+)	Normal (-)
Observé	Anormal (+)	24	1
	Normal (-)	1	2913

Le choix des hyper-paramètres du modèle d'apprentissage, par hybridation avec un algorithme génétique, nous a permis d'obtenir les indicateurs de performance suivants :

— un taux de justesse (accuracy) : $\frac{24+2913}{24+2913+1+1} = 99,93\%$. En d'autres termes, le modèle obtenu est quasi certain de détecter si un réglage correspond à une condition normale ou à une anomalie ;

— une sensibilité (recall) : $\frac{24}{24+1} = 96\%$, c'est-à-dire que le modèle obtenu est capable de détecter qu'une condition correspond à une anomalies avec une probabilité plus de 90% de véracité ;

— précision (precision) : $\frac{25}{3+25} = 96\%$, autrement dit, le modèle évalue le pourcentage d'anomalies détectés à plus de 90%.

Une pratique généralement recommandée alors de considérer le seuil critique de reconstruction qui fera un compromis entre la précision et le rappel (illustrée par la droite verticale rouge sur la figure 5.6). Pour le modèle de cette étude, on a choisi un seuil critique $\delta = 1,7$.

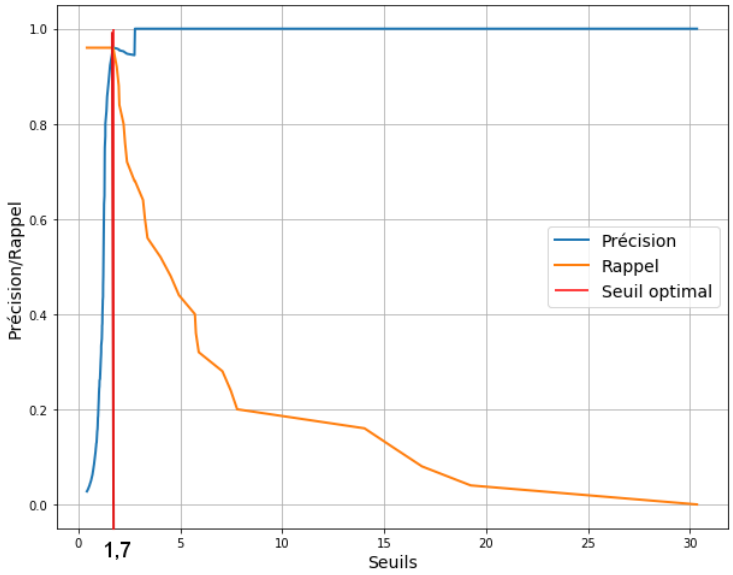


Figure 5.6 – Représentation de la précision et de la sensibilité (rappel) en fonction des seuils possibles

La figure 5.7 illustre l'identification des anomalies détectées (en orange au dessus la droite horizontale rouge) par le modèle en considérant le seuil critique déterminé précédemment.

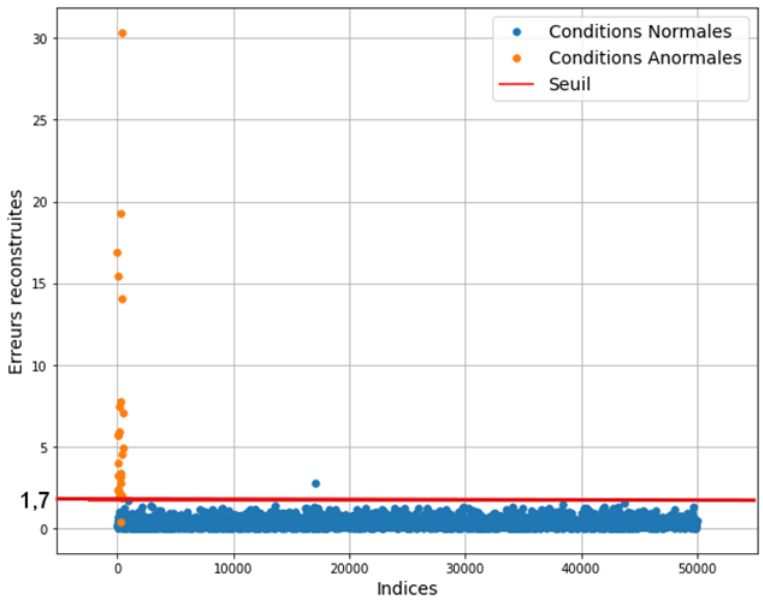


Figure 5.7 – Droite de séparation entre anomalies et conditions normales

5.2.3 Phase 3 : décision pour la détection d'anomalies d'usinage

La représentation conjointe de toutes les combinaisons de valeurs des paramètres d'entrée (comme illustré par la figure 5.8) fait apparaître un pattern général des conditions de coupe.

Celui-ci correspond à la zone dense de la figure 5.8. Quelques valeurs semblent se détacher de cette zone, suggérant la présence d'anomalies.

Ainsi, on peut d'ores et déjà faire (visuellement) le diagnostic suivant : les vitesses et les angles de coupe très élevées (représentés par les deux premiers éllipses en rouge du coté gauche de la figure 5.8), pourraient être à l'origine des anomalies.

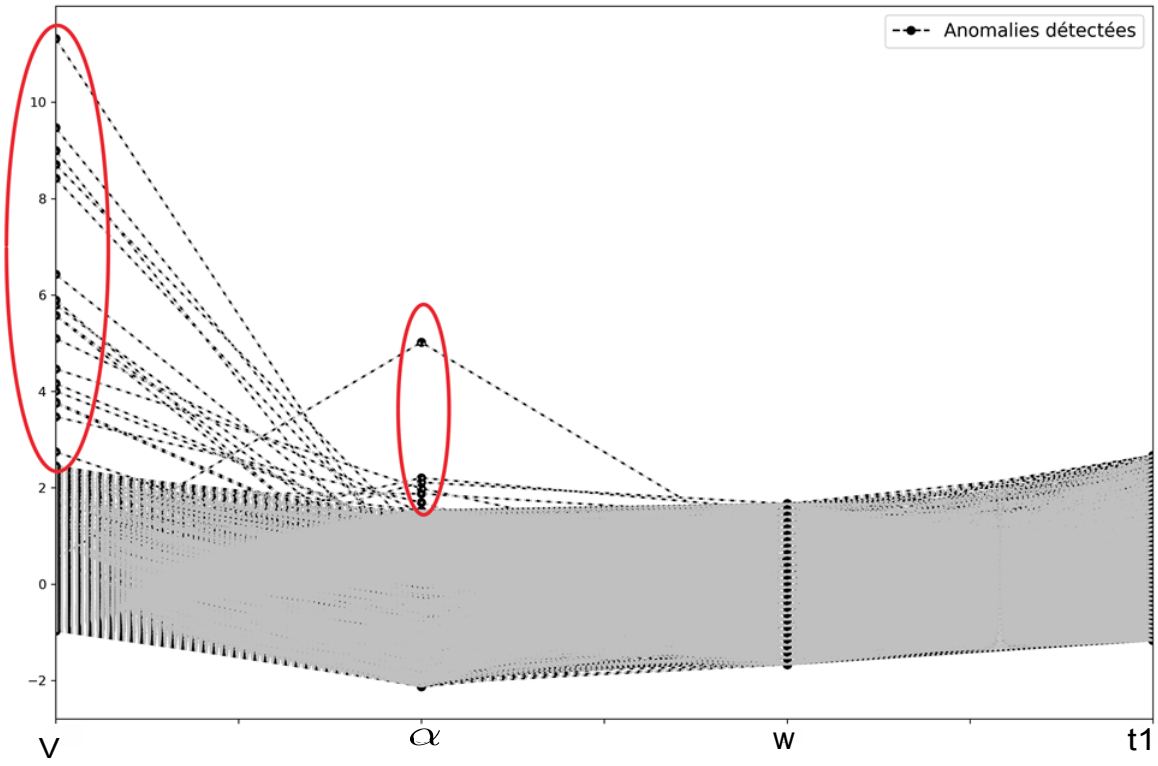


Figure 5.8 – Diagnostic visuel des anomalies

Ce diagnostic visuel est confirmé par les distributions de probabilité des conditions de coupe anormales détectées par le modèle, par comparaison avec les distributions de probabilité des conditions normales (cf. figure 5.9).

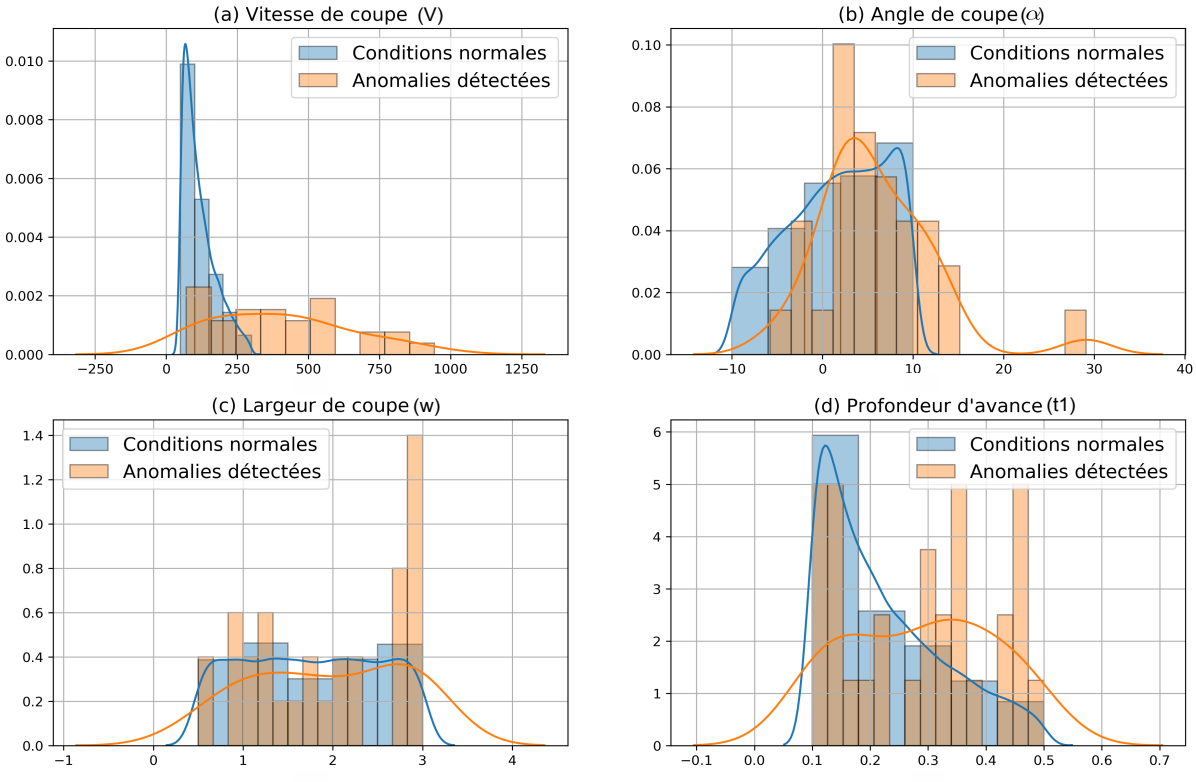


Figure 5.9 – Distributions de probabilité des paramètres des conditions normales et des conditions anormales

Ce diagnostic montre l'influence de la vitesse sur les paramètres de la coupe, confirmant ainsi les résultats des travaux antérieurs de la littérature, notamment l'étude réalisée par Avevor & Moufki (2015) où il a été montré que la vitesse de coupe a une forte influence sur les grandeurs thermomécaniques.

La figure 5.10 illustre quant à elle que les valeurs des conditions anormales coïncident bien à une température interne élevée, celle-ci ayant été utilisée pour construire un indicateur de santé du système d'usinage.

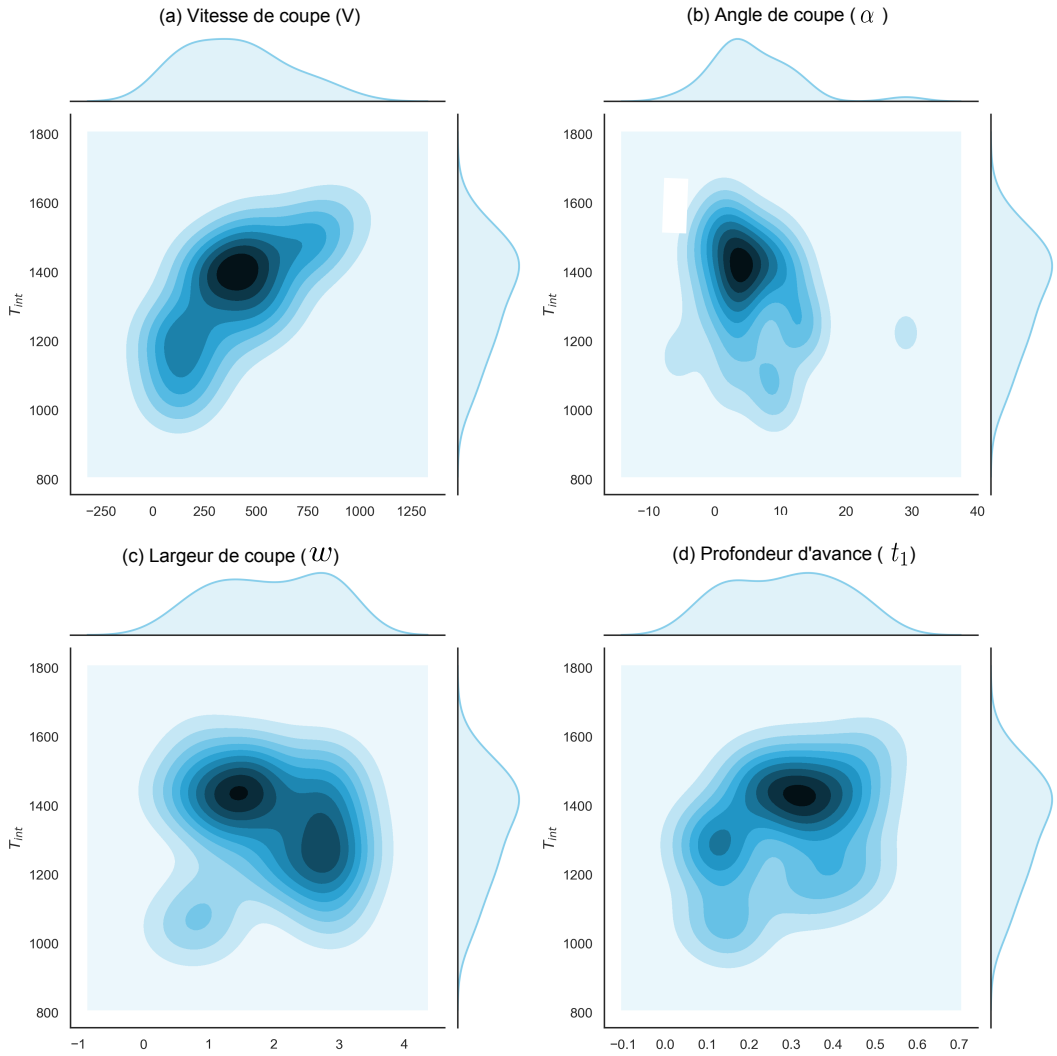


Figure 5.10 – Courbes de niveau caractérisant la relation entre chaque paramètre d'entrée et la température interne : (a) vitesse de coupe ; (b) angle de coupe ; (c) largeur de coupe ; (d) profondeur d'avance.

Le tableau 5.6 présente les conditions de coupe détectées comme anomalies. Ces résultats montrent que les conditions anormales sont majoritairement dominées par la présence des vitesses de coupe anormalement élevées.

En outre, le tableau 5.6 montre que le modèle a détecté comme anomalie une condition de coupe normales (en rouge). Mais en analysant la température interne de cette condition de coupe, on se rend compte que cette valeur est proches du seuil critique fixé (c'est-à-dire 1200°C). Ce qui suggère d'intégrer une règle floue pour gérer les incertitudes liées aux valeurs proches du seuil critique et apporter ainsi une plus grande flexibilité dans la détermination d'une condition de coupe anormale.

Tableau 5.6 – Anomalies détectées par la méthode d'auto-encodeur

V (m/min)	α(°)	w (mm)	t_1(mm)	F_C(N)	T_{int}(°C)	Anomalies ?
411,0	-1,6	2,5	0,15	699,9	1328,1	1
687,0	4,1	2,1	0,10	343,6	1329,0	1
445,0	12,5	2,0	0,14	390,8	1274,9	1
158,5	29,1	2,1	0,15	999,2	1224,5	1
622,5	10,7	1,5	0,15	308,7	1358,1	1
430,0	8,7	2,3	0,32	992,2	1426,1	1
631,5	-1,2	0,6	0,18	183,4	1429,5	1
555,5	-2,5	1,2	0,24	491,2	1456,3	1
55,0	-5,3	1,3	0,50	1495,8	1191,7	0
595,5	5,4	2,9	0,40	1569,5	1508,6	1
825,5	-2,4	2,2	0,31	1076,8	1532,2	1
732,5	3,5	1,7	0,20	507,7	1454,6	1
808,5	2,4	1,8	0,34	869,1	1527,7	1
464,5	2,6	0,5	0,46	331,7	1504,7	1
352,0	2,0	2,0	0,38	1171,5	1440,2	1
957,5	4,9	1,2	0,17	293,5	1467,8	1
456,0	-0,9	0,7	0,21	253,0	1399,3	1
798,0	-0,2	1,8	0,42	1108,2	1547,3	1
469,5	0,1	2,1	0,20	710,0	1393,0	1
982,5	7,9	1,8	0,45	989,5	1552,1	1
573,5	3,9	2,9	0,38	1550,3	1504,4	1
795,5	-0,5	2,5	0,23	907,1	1496,7	1
389,5	0,8	0,7	0,24	279,3	1388,4	1
645,0	0,9	2,7	0,39	1550,6	1522,9	1
449,5	6,5	1,8	0,24	628,2	1394,1	1

Synthèse du chapitre

Á partir d'une étude de cas représentative d'une situation réaliste d'usinage, ce chapitre a permis de mettre en œuvre une méthode de détection des anomalies dans le contexte de la coupe des métaux. Un scénario de coupe a pour cela été simulé et a conduit à la génération d'une grande quantité de données qu'il serait difficile d'obtenir, en se basant uniquement sur des expérimentations, compte tenu du coût associé.

Les données d'apprentissage considérées ont été simulées en utilisant l'implémentation du modèle analytique théorique de coupe validé au chapitre 2, tandis que la détection des anomalies a été implémentée à partir de la méthode d'apprentissage profond proposé au chapitre 4.

La méthodologie de mise en œuvre adoptée, à travers le modèle de coupe utilisé pour la simulation, nous a semblé être un bon choix pour modéliser un processus réaliste d'usi-

nage, dans le contexte de la coupe orthogonale de l'acier AISI 1045. Comme nous pensons l'avoir montré, cette méthodologie offre des perspectives intéressantes aux entreprises pour surveiller de façon efficace leur système, y compris en temps réel, de manière à anticiper des erreurs de réglage dues parfois à un déficit d'expertise ou de compétence, comme c'est le cas dans bon nombres de pays en voie de développement (cible privilégiée des résultats des présents travaux de recherche).

Le choix de l'approche de détection adoptée, à travers la méthode d'apprentissage proposée, nous a également semblé être un pari gagnant pour : (1) gérer les incertitudes liées à l'instabilité du contexte d'usinage et aux fortes variations de la température ambiante ; (2) permettre une détection sans connaissance a priori sur la nature (normale ou anormale) des observations utilisées (un apprentissage non supervisé ayant été utilisé). L'optimisation du choix des hyper-paramètres du modèle d'apprentissage, par hybridation avec un algorithme génétique, nous a permis d'avoir des résultats plus qu'intéressants, avec un taux de justesse de 99,93%. Autrement dit, le modèle obtenu est quasi certain de détecter si un réglage correspond à une condition normale ou à une anomalie.

Une validation par expérimentation devrait tout naturellement être réalisée pour conforter la qualité des résultats obtenus. De même, une phase de diagnostic mériterait d'être intégrée à la méthode de détection pour expliquer les causes des anomalies identifiées ; ce qui a été sommairement abordée dans cette étude, à partir d'une rapide analyse statistique des données d'usinage.

Conclusion générale et perspectives

L'usinage par enlèvement de matière est l'un des procédés de fabrication les plus répandus de nos jours pour la production des pièces mécaniques. Ivester et al. (2000) ont estimé que les dépenses liées à l'usinage représentent environ 5% du produit intérieur brut (PIB) dans les pays développés. Cette estimation donne une idée de l'importance de l'usinage et des gains que d'éventuelles améliorations pourraient apporter au développement d'un pays, en occurrence le Cameroun. Ainsi, être en mesure de prédire, d'optimiser et de surveiller le procédé d'usinage afin de prévenir les dommages industriels dus aux conditions de coupe anormales et de favoriser la maintenance est un enjeu important dans un marché mondialisé.

Dans ce contexte, l'amélioration des connaissances sur la phénémologie de la coupe en vue de la prédiction des paramètres thermomécaniques, couplée à la surveillance des procédés d'usinage est devenue une des priorités des décideurs et des autorités organisatrices du secteur d'usinage. Dans le cadre de cette thèse, une implémentation efficiente du modèle analytique d'Oxley étendu pour la coupe orthogonale des métaux et sa mise en œuvre à l'aide de la bibliothèque LMFIT en Python a été proposée. L'approche adoptée est basée sur un double algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt pour la résolution du système d'équations non linéaires du modèle analytique de coupe de Oxley (1989). Les paramètres de sortie prédits (efforts de coupe, températures, etc.) sont obtenus avec une erreur totale du système inférieure à 10^{-6} MPa pour l'approche proposée, alors que la même erreur est d'environ 20 MPa pour l'algorithme original proposé par Lalwani et al. (2009). L'unicité de la solution qui est l'un des principaux inconvénients de l'approche originelle, comme mentionné dans la littérature, a été démontrée et validée dans cette thèse. L'efficacité, la précision et la performance en terme de temps de calcul lors des tests de validation de cette approche ont également été démontrées.

Pour la surveillance du procédé d'usinage, l'hybridation d'un algorithme génétique avec une méthode d'apprentissage profond a été implémentée pour traiter la problèmatique de détection de conditions de coupe anormales. Une approche fondée sur la simulation des paramètres de coupe a été adoptée afin d'entrainer le modèle avec une grande quantité de données, contrairement à la plupart des travaux de la littérature qui utlilisent peu de données (quelques dizaines). Un intérêt d'une étude basée sur une grande quantité de

données est de couvrir un spectre large des possibilités de réglage afin de déterminer par anticipation d'éventuelles anomalies.

Au vu de la qualité des résultats obtenus, la démarche de détection mise en œuvre nous semble être une stratégie payante pour permettre une surveillance efficace et, par conséquent, garantir l'anticipation des dommages provoqués sur le système d'usinage. Ces dommages peuvent être dus à un déficit d'expertise : c'est le cas du contexte des pays en voie de développement. Mais avec le développement croissant des systèmes automatisés d'usinage, à la faveur de la prolifération des dispositifs d'acquisition et de transmission de données (capteurs), une perspective tout aussi intéressante pour les entreprises des pays développés est de permettre une surveillance en temps réel de leur système afin de prévenir des intrusions malveillantes visant à provoquer un dysfonctionnement. Dans le contexte de l'industrie 4.0, la cyber-sécurité est en effet un enjeu majeur des entreprises, mais également un défi scientifique à relever. Une démarche comme celle proposée dans cette thèse pour la détection des anomalies nous semble être une piste intéressante.

En guise de perpectives, il est envisagé :

— d'améliorer le modèle analytique de coupe orthogonale en prenant en compte les zones collante et glissante dans la modélisation et la simulation des paramètres de coupe ;

— d'améliorer la méthodologie de la détection des anomalies en définissant une règle floue pour traiter des valeurs à la limite de la plage normale ainsi qu'un indicateur de performance basé sur cette règle floue ;

— vérifier expérimentalement les conditions de coupe anormales prédites afin de valider la méthodologie de la surveillance de l'usinage proposée.

Bibliographie

AFNOR, E. (1986). Méthodes d'essai. *Recueil des normes françaises*. 64, 65

Agid, Y. (2014). Comprendre le cerveau et son fonctionnement. *Recherche. ICM, Institut du cerveau et de la moelle épinière*. 94

Al-Sulaiman, F. A., Baseer, M. A. & Sheikh, A. K. (2005). Use of electrical power for online monitoring of tool condition. *Journal of Materials Processing Technology, 166(3)*, 364–371. 72

Alpaydın, E. (2010). Introduction to machine learning 2nd edition ed. 87

Apte, C., Weiss, S. & Grout, G. (1993). Predicting defects in disk drive manufacturing : A case study in high-dimensional classification. In *Proceedings of 9th IEEE conference on artificial intelligence for applications* (pp. 212–218). 87

Arrazola, P. (2003). *Modélisation numérique de la coupe : étude de sensibilité des paramètres d'entrée et identification du frottement entre outil-copeau*. PhD thesis, Nantes. 6, 9, 29, 31, 33

Atlati, S., Haddag, B., Nouari, M. & Moufki, A. (2015). Effect of the local friction and contact nature on the built-up edge formation process in machining ductile metals. *Tribology International, 90*, 217–227. 33

Avevor, Y. & Moufki, A. (2015). Influence de la vitesse de coupe sur les conditions thermomécaniques à l'interface outil-copeau. In *Congrès français de mécanique*. 129

Avevor, Y. V. (2017). *Effets thermomécaniques en usinage à sec : une modélisation analytique-numérique*. PhD thesis, Université de Lorraine. 31

Axinte, D. A. & Gindy, N. (2003). Tool condition monitoring in broaching. *Wear, 254(3-4)*, 370–382. 77

Bacaria, J. (2001). *Un modèle comportemental et transitoire pour la coupe des métaux*. PhD thesis, Toulouse, INPT. 32

Balazinski, M., Czogala, E., Jemielniak, K. & Leski, J. (2002). Tool condition monitoring using artificial intelligence methods. *Engineering Applications of Artificial Intelligence, 15(1)*, 73–80. 74

Barge, M., Hamdi, H., Rech, J. & Bergheau, J.-M. (2005). Numerical modelling of orthogonal cutting : influence of numerical parameters. *Journal of Materials Processing Technology, 164*, 1148–1153. 31

Battaglia, J. (2007). *Transferts thermiques dans les procédés de mise en forme des matériaux : cours et exercices corrigés*. Lavoisier. 11

Benardos, P. & Vosniakos, G.-C. (2003). Predicting surface roughness in machining : a review. *International journal of machine tools and manufacture, 43(8)*, 833–844. 94

Beno, T. & Hulling, U. (2012). Measurement of cutting edge temperature in drilling. *Procedia CIRP*, *3*, 531–536. 78

Beskri, A., Mejri, H., Mehdi, K. & Rigal, J.-F. (2013). Systèmes de surveillance automatique en usinage : Moyens et méthodes. In *Congrès français de mécanique*. 70

Bhinge, R., Biswas, N., Dornfeld, D., Park, J., Law, K. H., Helu, M. & Rachuri, S. (2014). An intelligent machine monitoring system for energy prediction using a gaussian process regression. In *2014 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 978–986). 89, 90

Blayo, F. & Verleysen, M. (1996). *Les réseaux de neurones artificiels*. 94, 96, 98

Bohan, J. & Chevalier, A. (1998). *Guide du technicien en productique : Pour Maîtriser la production industrielle*. Technique. 6, 93

Boothroyd, G. (1963). Temperatures in orthogonal metal cutting. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, *177(1)*, 789–810. 25, 39, 44

Brevern, P., El-Tayeb, N., Vengkatesh, V. et al. (2010). Neural network multi layer perceptron modeling for surface quality prediction in laser machining. In *Application of Machine Learning*. IntechOpen. 89

Byrne, G., Dornfeld, D., Inasaki, I., Ketteler, G., König, W. & Teti, R. (1995). Tool condition monitoring (tcm) - the status of research and industrial application. *CIRP annals*, *44(2)*, 541–567. 74, 77, 87

Carro-cao, G. & Santochi, M. (1979). La formation de copeau et la surface usinée : chapitre i et ii. *source INSA Lyon* (pp. 367 – 376). 12

Carroll, J. & Strenkowski, J. (1988). Finite element models of orthogonal cutting with application to single point diamond turning. *International Journal of Mechanical Sciences*, *30(12)*, 899–920. 31

Chandola, V., Banerjee, A. & Kumar, V. (2009). Anomaly detection : A survey. *ACM computing surveys (CSUR)*, *41(3)*, 15. 107, 108

Changeux, B. (2001). *Loi de comportement pour l'usinage : localisation de la déformation et aspects microstructuraux*. PhD thesis, Paris, ENSAM. 9

Chen, J. C. & Chen, W.-L. (1999). A tool breakage detection system using an accelerometer sensor. *Journal of Intelligent manufacturing*, *10(2)*, 187–197. x, 82, 83

Chen, Y., Li, H. & Wang, J. (2015). Further development of oxley's predictive force model for orthogonal cutting. *Machining Science and Technology*, *19(1)*, 86–111. 36

Childs, T. (2000). *Metal machining : theory and applications*. Butterworth-Heinemann. 6, 20

Childs, T. (2013). Ductile shear failure damage modelling and predicting built-up edge in steel machining. *Journal of Materials Processing Technology*, *213(11)*, 1954–1969. 30

Courbon, C. (2011). *Vers une modélisation physique de la coupe des aciers spéciaux : intégration du comportement métallurgique et des phénomènes tribologiques et thermiques aux interfaces*. PhD thesis, Ecully, Ecole centrale de Lyon. 14, 74

Crolet, A. (2008). *Contribution à l'étude de l'influence du comportement vibratoire du système "pièce-outil-machine" sur la qualité de surface obtenue en tournage de super-finition*. PhD thesis, Vandoeuvre-les-Nancy, INPL. 76

Davies, M., Ueda, T., M'saoubi, R., Mullany, B. & Cooke, A. (2007). On the measurement of temperature in material removal processes. *CIRP annals*, *56(2)*, 581–604. 78

Dawoua, K. M., Houé Ngouna, R., Pantalé, O. & Beda, T. (2018a). An analytical model of orthogonal metal cutting : implementation using lmfit library in python. *The 8th International Conference on Structural Analysis of Advanced Materials (ICSAAM 2018)*. 9, 47, 48, 50, 51

Dawoua, K. M., Houé Ngouna, R., Pantalé, O. & Beda, T. (2018b). Anomaly detection in orthogonal metal cutting based on autoencoder method. In *2018 International Conference on Intelligent Systems (IS)* (pp. 485–493). xi, 109, 111, 120

De Micheli, P. (2009). *Formulation explicite en tétraèdres linéaires pour la modélisation 2D et 3D de l'usinage à grande vitesse*. PhD thesis. 33

DeGarmo, E. P., Black, J. T., Kohser, R. A. & Klamecki, B. E. (1997). *Materials and process in manufacturing*. Prentice Hall Upper Saddle River. 6

Denkena, B., Tönshoff, H., Friemuth, T., Müller, C., Zenner, H., Renner, F. & Koehler, M. (2002). Fatigue strength of hard turned components. In *Proc International Conference ICMEN* (pp. 3–4). 89

Depeyre, P. (2004-2005). *Fabrication mécanique*. Licence et Technologie et Mécanique. 9

Devotta, A., Beno, T., Siriki, R., Löf, R. & Eynian, M. (2017). Finite element modeling and validation of chip segmentation in machining of aisi 1045 steel. *Procedia Cirp*, *58*, 499–504. ix, 13, 30

Dimla Sr, D. & Lister, P. (2000). On-line metal cutting tool condition monitoring. : I : force and vibration analyses. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *40(5)*, 739–768. 82

Dornfeld, D., Lee, Y. & Chang, A. (2003). Monitoring of ultraprecision machining processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *21(8)*, 571–578. 77

Ducobu, F., Rivière-Lorphèvre, E. & Filippi, E. (2017). Experimental and numerical investigation of the uncut chip thickness reduction in ti6al4v orthogonal cutting. *Meccanica*, *52(7)*, 1577–1592. 14

Dutilh, V. (2011). *Maîtrise de l'intégrité de surface par la surveillance d'usinage sur les pièces critiques en superalliage de turbomoteurs aéronautiques*. PhD thesis. x, 75, 81, 82, 85, 86

El-Wardany, T., Gao, D. & Elbestawi, M. (1996). Tool condition monitoring in drilling using vibration signature analysis. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *36(6)*, 687–711. 76, 82

Ertunc, H. & Loparo, K. (2001). A decision fusion algorithm for tool wear condition monitoring in drilling. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *41(9)*, 1347–1362. 74

Fang, N. (2002). Machining with tool-chip contact on the tool secondary rake face - part i : a new slip-line model. *International journal of mechanical sciences*, *44(11)*, 2337–2354. 22

Fassina, A. (1962). L'entretien : Méthode de recherche des pannes et apprentissage. *Bulletin du CERP*, *11(3)*, 269–285. 64

Field, M. & Merchant, M. (1949). Mechanics of formation of the discontinuous chip in metal cutting. *Trans. ASME*, *71(5)*, 421. 14

Germain, G. (2013). Conditions thermomécaniques à la formation de copeaux en usinage-rôle des assistances. *Mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches, no. EA*, *1427*. 9

Germain, G., Dal Santo, P. & Lebrun, J.-L. (2011). Comprehension of chip formation in laser assisted machining. *International Journal of Machine tools and manufacture*, *51(3)*, 230–238. 33

Gilormini, P. (1982). *Contribution à la modélisation de la formation du copeau en usinage des métaux*. PhD thesis. 22

Girardin, F. (2010). *Etude de l'usinage des matériaux performants et surveillance de l'usinage*. PhD thesis, Lyon, INSA. x, 82, 83, 84

Gosselin, M. (1987). L'analyse des vibrations comme outil de gestion pour la maintenance. *Le Québec industriel*, *42*, 14–15. 66

Gouarir, A., Martínez-Arellano, G., Terrazas, G., Benardos, P. & Ratchev, S. (2018). In-process tool wear prediction system based on machine learning techniques and force analysis. *Procedia CIRP*, *77*, 501–504. 89

Gravier, J., Vignal, V., Bissey-Breton, S. & Farre, J. (2008). The use of linear regression methods and pearsonâs correlation matrix to identify mechanical–physical–chemical parameters controlling the micro-electrochemical behaviour of machined copper. *Corrosion Science*, *50(10)*, 2885–2894. 86

Grzesik, W. (2008). *Advanced machining processes of metallic materials : theory, modelling and applications*. Elsevier. 13

He, N., Lee, T., Lau, W. & Chan, S. (2002). Assessment of deformation of a shear localized chip in high speed machining. *Journal of materials processing technology*, *129(1-3)*, 101–104. 10

Héng, J. (2017). *Pratique de la maintenance préventive-4e éd.* Dunod. 65, 66

Ivester, R., Kennedy, M., D. M., Stevenson, R., Thiele, J., Furness, R. & Athavale, S. (2000). Assessment of machining models : progress report. *Machining science and technology*, *4(3)*, 511–538. 133

Iwata, K., O. K. & Terasaka, Y. (1984). Process modeling of orthogonal cutting by the rigid-plastic finite element method. *Journal of Engineering Materials and Technology*, *106(2)*, 132–138. 30

Jantunen, E. (2002). A summary of methods applied to tool condition monitoring in drilling. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *42(9)*, 997–1010. xiii, 72, 73, 82

Jantunen, E., Jokinen, H. & Milne, R. (1996). Flexible expert system for automated on-line diagnosis of tool condition. Technical report, Technical Research Centre of Finland HelsinkiL. 81

Jaspers, S. & Dautzenberg, J. (2002). Material behaviour in conditions similar to metal cutting : flow stress in the primary shear zone. *Journal of Materials Processing Technology*, *122(2-3)*, 322–330. 49, 56

Jemielniak, K. (1999). Commercial tool condition monitoring systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *15(10)*, 711–721. 72

Johnson, G. & Cook, W. (1983). A constitutive model and data for metals subjected to large strains, high strain rates and high temperatures. In *Proceedings of the 7th International Symposium on Ballistics*, Volume 21 (pp. 541–547). 15, 36

Joyot, P., Rakotomalala, R. & Touratier, M. (1993). Modélisation de l'usinage formulée en euler-lagrange arbitraire. *Le Journal de Physique IV*, *3(C7)*, C7–1141. 31, 32

Kagnaya, T. (2009). *Contribution à l'identification des mécanismes d'usure en usinage d'un WC-6% Co par une approche tribologique et thermique*. PhD thesis, École Nationale Supérieure des Mines de Paris. 11

Kamarthi, S. & Pittner, S. (1997). Fourier and wavelet transform for flank wear estimationâa comparison. *Mechanical Systems and Signal Processing*, *11(6)*, 791–809. 83

Kara, F., Aslantaş, K. & Cicek, A. (2016). Prediction of cutting temperature in orthogonal machining of aisi 316l using artificial neural network. *Applied Soft Computing*, *38*, 64–74. 94

Kasashima, N., Mori, K., Ruiz, G. H. & Taniguchi, N. (1995). Online failure detection in face milling using discrete wavelet transform. *CIRP annals*, *44(1)*, 483–487. 83

Kim, K. W., Lee, W. Y. & Sin, H. C. (1999). A finite-element analysis of machining with the tool edge considered. *Journal of Materials Processing Technology*, *86(1-3)*, 45–55. 31

Kingma, D. P. & Ba, J. (2014). Adam : A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv :1412.6980*. 125

Kistler (2000). Cutting force monitoring withspindle integrated force sensors - sd20.209 e.pdf. *Kistler instrument AG*. x, 75

Knight, W. A. & Boothroyd, G. (2005). *Fundamentals of metal machining and machine tools*, Volume 198. CRC Press. 36

Komanduri, R., Schroeder, T., Hazra, J., Von Turkovich, B. & Flom, D. (1982). On the catastrophic shear instability in high-speed machining of an aisi 4340 steel. *Journal of Engineering for Industry*, *104(2)*, 121–131. 30

Komvopoulos, K. & Erpenbeck, S. (1991). Finite element modeling of orthogonal metal cutting. *Journal of engineering for industry*, *113(3)*, 253–267. 31

Kovač, P., Mankova, I., Gostimirović, M., Sekulić, M. & Savković, B. (2011). A review of machining monitoring systems. *Journal of production engineering*, *14(1)*, 1–6. 72, 73

Krishnakumar, P., Rameshkumar, K. & Ramachandran, K. (2015). Tool wear condition prediction using vibration signals in high speed machining (hsm) of titanium (ti-6al-4 v) alloy. *Procedia Computer Science*, *50*, 270–275. 89

Kwak, D.-S. & Kim, K.-J. (2012). A data mining approach considering missing values for the optimization of semiconductor-manufacturing processes. *Expert Systems with Applications*, *39(3)*, 2590–2596. 87

Labrecque, R. & Desrochers, N. (1999). *Organisation de la maintenance de la machinerie de production dans l'industrie manufacturière*. Gouvernement du Québec, ministère de lâéducation. 67

Lalwani, D., Mehta, N. & Jain, P. (2009). Extension of oxley's predictive machining theory for johnson and cook flow stress model. *Journal of materials processing technology*, *209(12-13)*, 5305–5312. 36, 43, 44, 45, 48, 133

Lee, E. & Shaffer, B. (1951). The theory of plasticity applied to a problem of machining. *Journal of Applied Mechanics*, *18(4)*, 405–413. ix, 20, 21, 22

Lee, L., Liu, X. & Lam, K. (1995). Determination of rake stress distribution in orthogonal machining. *Int. J. Mach. Tools Manuf*, *35(3)*, 373–382. 25

Lefebvre, D. (2000). Contribution à la modélisation des systèmes dynamiques à événements discrets pour la commande et la surveillance. *Habilitation à Diriger des Recherches*. 64

Li, X. (1997). Development of a predictive model for stress distributions at the tool-chip interface in machining. *Journal of Materials Processing Technology*, *63(1-3)*, 169–174. 24

Lin, S. & Ting, C. (1995). Tool wear monitoring in drilling using force signals. *Wear*, *180(1-2)*, 53–60. 74, 81

Mabrouki, T., Girardin, F., Asad, M. & Rigal, J.-F. (2008). Numerical and experimental study of dry cutting for an aeronautic aluminium alloy (a2024-t351). *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *48(11)*, 1187–1197. ix, 30

MacGregor, C. & Fisher, J. (1946). A velocity-modified temperature for the plastic flow of metals. *Journal of applied mechanics-transactions of the ASME*, *13(1)*, A11–A16. 15

Mallock, A. (1881). The acting of cutting metals. *Soc. Lond*, *33*, 127 – 139. 10

Maurel-Pantel, A. (2009). *Etude expérimentale et modélisation par éléments finis du procédé de fraisage : Applications à l'identification paramétrique des lois de comportement.* PhD thesis, Université de Franche-Comté. 1

McCulloch, W. S. & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, *5(4)*, 115–133. xi, 94, 96

Merchant, M. (1945a). Mechanics of the metal cutting process i. orthogonal cutting and a type 2 chip. *Journal of applied physics*, *16(5)*, 267–275. 10, 17

Merchant, M. (1945b). Mechanics of the metal cutting process ii. plasticity conditions in orthogonal cutting. *Journal of applied physics*, *16(6)*, 318–324. ix, 17, 19, 20

Merchant, M. E. (1944). Basic mechanics of the metal cutting process. *Journal of applied Mechanic* (pp. 168–175). 14, 17, 20, 22

Minsky, M. & Papert, S. (1969). Perceptron : an introduction to computational geometry. *The MIT Press, Cambridge, expanded edition*, *19(88)*, 2. xi, xiii, 104

Mobley, R. K. (1992). *La maintenance prédictive*. Masson. 64, 65, 66, 67, 68

Molinari, A., Musquar, C. & Sutter, G. (2002). Adiabatic shear banding in high speed machining of ti–6al–4v : experiments and modeling. *International journal of Plasticity*, *18(4)*, 443–459. 12

Moufki, A., Molinari, A. & Dudzinski, D. (1998). Modelling of orthogonal cutting with a temperature dependent friction law. *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, *46(10)*, 2103–2138. 25

Moussaoui, K. (2013). *Influence de l'usinage sur la durée de vie en fatigue de pièces aéronautiques en alliage de titane*. PhD thesis, Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier. ix, 11, 12

Nakayama, K. (1974). The formation of saw tooth chips. *Proc. Int. Conf. Prod. Eng* (pp. 572–577.). 30

Newville, M., Stensitzki, T., Allen, D. B., Rawlik, M., Ingargiola, A. & Nelson, A. (2016). Lmfit : non-linear least-square minimization and curve-fitting for python. *Astrophysics Source Code Library*. 47, 48

Nouari, M., Calamaz, M. & Girot, F. (2008). Mécanismes d'usure des outils coupants en usinage à sec de l'alliage de titane aéronautique ti–6al–4v. *Comptes Rendus Mécanique*, *336(10)*, 772–781. 14

Nouari, M. & Makich, H. (2014). On the physics of machining titanium alloys : interactions between cutting parameters, microstructure and tool wear. *Metals*, *4(3)*, 335–358. 11

Olovsson, L., Nilsson, L. & Simonsson, K. (1999). An ale formulation for the solution of two-dimensional metal cutting problems. *Computers & structures*, *72(4-5)*, 497–507. 32

Oxley, P. (1961). Mechanics of metal cutting. *International Journal of Machine Tool Design and Research*, *1(1-2)*, 89–97. 20, 25

Oxley, P. (1962). Mechanics of metal cutting for a material of variable flow stress. 25

Oxley, P. (1963). Introducing strain-rate dependent work material properties into the analysis of orthogonal cutting. 10, 15, 25, 45

Oxley, P. (1980). Metallic friction under near-seizure conditions. *Wear*, *65(2)*, 227–241. 25

Oxley, P. (1988). Modelling machining processes with a view to their optimization and to the adaptive control of metal cutting machine tools. *Robotics and computer-integrated manufacturing*, *4(1-2)*, 103–119. 25

Oxley, P. (1989). Mechanics of machining, an analytical a pproach to a ssessing m achinability. 45, 48, 58, 133

Oxley, P. & Hastings, W. (1977). Predicting the strain rate in the zone of intense shear in which the chip is formed in machining from the dynamic flow stress properties of the work material and the cutting conditions. *Proceedings of the Royal Society of London. A. Mathematical and Physical Sciences*, *356(1686)*, 395–410. 25

Oxley, P. L. B. & Hastings, W. (1976). Minimum work as a possible criterion for determining the frictional conditions at the tool/chip interface in machining. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, *282(1310)*, 565–584. 25, 45

Özel, T. & Zeren, E. (2006). 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*, *128(1)*, 119–129. 24, 58

Pantalé, O. (1996). *Modélisation et simulation tridimensionnelles de la coupe des métaux*. PhD thesis. ix, 9, 10, 16, 22, 29, 31, 32

Pantalé, O. (2005). Plateforme de prototypage virtuel pour la simulation numérique en grandes transformations thermomécaniques rapides. 16, 31

Parizeau, M. (2004). Réseaux de neurones. *GIF-21140 et GIF-64326*, *124*. 94

Passeron, A. (2000). Tournage. *Technique de l'ingénieur*. 7

Pfeifer, T. & Wiegers, L. (2000). Reliable tool wear monitoring by optimized image and illumination control in machine vision. *Measurement*, *28(3)*, 209–218. 72

Pham, D. & Afify, A. (2005). Machine-learning techniques and their applications in manufacturing. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, *219(5)*, 395–412. x, 87, 88

Popa, A. (2012). *Proposition de stratégies de surveillance d'usinage en perçage de super-alliage base nickel, application à l'usure de l'outil*. PhD thesis. x, 70, 75, 80

Prickett, P. & Johns, C. (1999). An overview of approaches to end milling tool monitoring. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *39(1)*, 105–122. 72

Prod'Homme, G. (1997). Commande numérique des machines-outils. *Technique de l'ingénieur, Traité Génie Mécanique*. ix, 8

Racoceanu, D. (2006). Contribution à la surveillance des systèmes de production en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle. *Habilitation à diriger des recherches, Université de Franche Comté de Besançon, France*. 87

Radhakrishnan, T. & Wu, S. (1981). On-line hole quality evaluation for drilling composite material using dynamic data. *Journal of Engineering for Industry*, *103(1)*, 119–125. 82

Rech, J., Hamdi, H. & Valette, S. (2008). Workpiece surface integrity. In *Machining* (pp. 59–96). Springer. 9

Risbood, K., Dixit, U. & Sahasrabudhe, A. (2003). Prediction of surface roughness and dimensional deviation by measuring cutting forces and vibrations in turning process. *Journal of Materials Processing Technology*, *132(1-3)*, 203–214. 94

Ritou, M. (2006a). *Surveillance d'usinage en fraisage de pièces complexes par un suivi de la broche*. PhD thesis, Université de Nantes ; Ecole Centrale de Nantes (ECN). x, 74, 76

Ritou, M. (2006b). *Surveillance d'usinage en fraisage de pièces complexes par un suivi de la broche*. PhD thesis, Université de Nantes ; Ecole Centrale de Nantes (ECN). 70, 82

Rmili, W., S. R. & Ouahabi, A. (2006). Suivi d'usure des outils de coupe en tournage par analyse vibratoire. *ResearchGate, June*. x, 76, 77

Rosenblatt, F. (1958). The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, *65(6)*, 386. xi, 95, 96, 97

Rumelhart, D. E. & McClelland, J. L. (1986). On learning the past tenses of english verbs. 104

Sammut, C. & Webb, G. I. (2011). *Encyclopedia of machine learning*. Springer Science & Business Media. 90

Schmitz, T. L. (2003). Chatter recognition by a statistical evaluation of the synchronously sampled audio signal. *Journal of Sound and Vibration*, *262(3)*, 721–730. 77

Seguy, S. (2008). *De l'adaptation à la variation continue de la vitesse de broche afin de contrôler le broutement en fraisage de parois minces : modélisations et études expérimentales*. PhD thesis, INPT. 76

Shi, D. & Gindy, N. (2007). Tool wear predictive model based on least squares support vector machines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, *21(4)*, 1799–1814. 86

Shirakashi, T. & Usui, E. (1974). Simulation analysis of orthogonal metal cutting mechanism. In *Proceedings of the first international conference on production engineering, Part I* (pp. 535–540). 29

Siemers, C., Bäker, M., Mukherji, D. & Rösler, J. (2003). Microstructure evolution in shear bands during the chip formation of ti 6al 4v. In *Tenth World Conference on Titanium* (pp. 839–846). 12

Sima, M. & Özel, T. (2010). Modified material constitutive models for serrated chip formation simulations and experimental validation in machining of titanium alloy ti–6al–4v. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *50(11)*, 943–960. ix, 13

Skima, H. (2016). *Pronostic et algorithmes distribués de décision post-pronostic dans les systèmes à base de MEMS*. PhD thesis, Université de Franche-Comté. x, 73

Sortino, M. (2003). Application of statistical filtering for optical detection of tool wear. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *43(5)*, 493–497. 72

Stoker, C. (1999). Developments of the arbitrary lagrangian-eulerian method in non-linear solid mechanics. *HC Stoker Enschedel, the Netherlands*, *7*. 31

Strenkowski, J. & Carroll, J. (1985). A finite element model of orthogonal metal cutting. *Journal of Engineering for Industry*, *107(4)*, 349–354. 30

Strenkowski, J. S. & Moon, K. (1990). Finite element prediction of chip geometry and tool/workpiece temperature distributions in orthogonal metal cutting. *Journal of Engineering for Industry*, *112(4)*, 313–318. 31

Susto, G. A., Schirru, A., Pampuri, S., McLoone, S. & Beghi, A. (2015). Machine learning for predictive maintenance : A multiple classifier approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, *11(3)*, 812–820. 87

Sutter, G. (2005). Chip geometries during high-speed machining for orthogonal cutting conditions. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *45(6)*, 719–726. 10

Tansel, I. N., Mekdeci, C. & Mclaughlin, C. (1995). Detection of tool failure in end milling with wavelet transformations and neural networks (wt-nn). *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, *35(8)*, 1137–1147. 83

Taylor, F. (1907). *On the art of cutting metals*. New York, The American Society of Mechanical Engineers. 10

Teti, R., Jemielniak, K., O'Donnell, G. & Dornfeld, D. (2010). Advanced monitoring of machining operations. *CIRP annals*, *59(2)*, 717–739. 2, 71, 72, 74, 75, 80

Trent, E. M. & Wright, P. K. (2000). *Metal cutting*. Butterworth-Heinemann. 6, 20, 64

Villemeur, A. (1988). Sureté de fonctionnement des systèmes industriels : fiabilité-facteurs humains, informatisation. 64

Wagner, V. (2011). *Amélioration de la productivité en usinage d'un titane réfractaire : le Ti5553*. PhD thesis, INPT. ix, 14

Wagner, V., Baili, M. & Dessein, G. (2015). The relationship between the cutting speed, tool wear, and chip formation during ti-5553 dry cutting. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 76(5-8)*, 893–912. 10

Wagner, V., Vissio, A., Chanal, H. & Duc, E. (2012). Etude de la relation entre les conditions de coupe et la morphologie des copeaux en fraisage de l'aluminium 2050. 14

Wang, J. & Tao, Q. (2008). Machine learning : The state of the art. *IEEE Intelligent Systems, 23(6)*, 49–55. 89

Wang, Z., Ritou, M., Da Cunha, C. & Furet, B. (2019). Classification contextuelle pour système d'aide à la décision pour machines-outils. In *Colloque National S-mart/AIP-PRIMECA*. 89, 90

Warnecke, G. & Hummel, G. (1977). Enlévement de copeaux sur des matériaux métalliques. *Film of institut du film scientifique Gottingen*. 11

Wolff, P. (1996). *Maintenance prédictive : une approche stochastique*. PhD thesis, Université Paul Verlaine-Metz. 67, 68

Xiong, L., Wang, J., Gan, Y., Li, B. & Fang, N. (2015). Improvement of algorithm and prediction precision of an extended oxleyâs theoretical model. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 77(1-4)*, 1–13. 28, 36, 45, 47, 50

Yaich, M. (2017). *Contribution à la fiabilisation de la modélisation numérique de l'usinage de pièces en titane*. PhD thesis, Paris, ENSAM. 9, 10, 12, 33

Zhang, J. Z. & Chen, J. C. (2008). Tool condition monitoring in an end-milling operation based on the vibration signal collected through a microcontroller-based data acquisition system. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 39(1-2)*, 118–128. 76

Zorev, N. (1963). Inter-relationship between shear processes occurring along tool face and shear plane in metal cutting. *International Research in Production Engineering, 49*, 143–152. ix, 22, 24

Contributions à la modélisation et la simulation de la coupe des métaux : vers un outil d'aide à la surveillance par apprentissage

Résumé

Les procédés de mise en forme par enlèvement de matière, encore appelés usinage, sont les procédés de fabrication les plus utilisés pour la production des pièces mécaniques, notamment dans les secteurs industriels tels que l'aéronautique, l'automobile, le ferroviaire, etc. Bien que ces procédés soient largement utilisés dans l'industrie, la prédiction des grandeurs caractéristiques de l'usinage n'est pas toujours précise, et un mauvais choix des conditions de coupe peut être à l'origine de l'usure anormale de l'outil, voire de la dégradation de la qualité de la pièce usinée. La simulation fine des grandeurs de l'usinage, en vue de la détection des anomalies, est un bon exemple de cette problématique, car représentative du problème général d'optimisation de la coupe des métaux pour obtenir une précision de coupe et anticiper l'usure rapide des outils. Cette thèse est une contribution à la modélisation et à la simulation de la coupe des métaux, en vue d'une aide à la décision aux entreprises de fabrication de pièces mécaniques, basée sur l'extraction des connaissances à partir des données simulées. Une implémentation efficiente d'un modèle analytique de coupe orthogonale de métaux, capable de prédire les paramètres de coupe en un temps réduit a été proposée. La performance de ce modèle a été étudiée en comparant ses prédictions avec les données d'usinage de l'acier 1045 et de l'acier au carbone, disponibles dans la littérature. En exploitant la rapidité de la résolution obtenue à partir de l'implémentation proposée, une grande quantité de données simulant des conditions réelles de coupe a été générée, et a permis d'élaborer une démarche de surveillance de l'usinage, basée sur une méthode d'apprentissage profond non supervisée. La mise en œuvre avec les données simulées a permis de mettre en exergue la capacité de la démarche de détection proposée à identifier les combinaisons de valeurs des paramètres d'entrée (du modèle analytique de coupe) susceptibles de provoquer une température interne anormalement élevée ; celle-ci a en effet été considérée dans la thèse comme indicateur de santé du système d'usinage. L'implémentation du modèle d'apprentissage proposé a donné un taux de justesse de 99,96 % et une précision de 96 %, traduisant ainsi sa capacité à prédire efficacement le résultat.

Mots clés : coupe orthogonale des métaux, modèle d'Oxley étendu, prédiction des grandeurs d'usinage, surveillance d'usinage, maintenance prédictive, détection d'anomalies, apprentissage automatique profond.

Contributions to metal cutting modelling and simulation: towards a monitoring tool through machine learning

Abstract

Shaping processes by material removal, also known as machining, are the manufacturing processes most commonly used for the production of mechanical parts, particularly in industrial sectors such as aeronautics, automotive, railways, etc. Although these processes are widely used in industry, the prediction of the characteristic sizes of the machining process is not always accurate, and a poor choice of cutting conditions can lead to abnormal tool wear or even to a deterioration in the quality of the machined part. The fine simulation of machining parameters, aiming at detecting anomalies, is a good example of this problem, as it represents the general problem of optimizing metal cutting to obtain cutting accuracy and anticipate rapid tool wear. This thesis is a contribution to the modelling and simulation of metal cutting, with a view to assisting mechanical parts manufacturing companies in their decision-making, based on knowledge extraction from simulated data. An efficient implementation of an analytical model of orthogonal cutting of metals, able to predict cutting parameters in a reduced time was proposed. The performance of this model was studied by comparing its predictions with the 1045 and carbon steel machining data that are available in the literature. By using the high speed resolution obtained from the proposed implementation, a large quantity of data simulating real cutting conditions was generated, and allowed the elaboration of a machining monitoring approach, based on a deep unsupervised learning method. The implementation with the simulated data highlighted the ability of the proposed detection approach to identify combinations of input parameter values (from the analytical cutting model) that could generate an abnormally high internal temperature; this was considered in the thesis as an indicator of the health of the machining system. Implementation of the proposed learning model gave an accuracy of 99,96 % and a precision of 96%, reflecting its ability to effectively predict the outcome.

Keywords: orthogonal metal cutting, extended Oxley model, prediction of machining quantities, machining monitoring, predictive maintenance, anomaly detection, deep learning.