HAL
open science

Surveillance des centres d'usinage grande vitesse par approche cyclostationnaire et vitesse instantanée

Mourad Lamraoui

To cite this version:

Mourad Lamraoui. Surveillance des centres d'usinage grande vitesse par approche cyclostationnaire et vitesse instantanée. Autre. Université Jean Monnet - Saint-Etienne, 2013. Français. NNT : 2013STET4010 . tel-01001576

HAL Id: tel-01001576

https://theses.hal.science/tel-01001576v1

Submitted on 4 Jun 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE
EN COTUTELLE

Pour obtenir le grade de
DOCTEUR EN SCIENCE DE L'INGÉNIEUR

de
L'UNIVERSITÉ JEAN MONNET, SAINT-ÉTIENNE, FRANCE
Spécialité
IMAGE, VISION, SIGNAL

&
PHD. EN GÉNIE

de
L'ÉCOLE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
Spécialité
GÉNIE MÉCANIQUE

par
Mourad LAMRAOUI

SURVEILLANCE DES CENTRES D'USINAGE GRANDE VITESSE PAR APPROCHE CYCLOSTATIONNAIRE ET VITESSE INSTANTANÉE

Soutenue publiquement le 10 Juillet 2013, devant le jury composé de:

J. ANTONI	Professeur à LVA, INSA de Lyon	Rapporteur
Ph. RAVIER	MCF et HDR à PRISME, Université d'Orléans	Rapporteur
V. SONGMENE	Professeur à l'ÉTS, Montréal (Canada)	Examinateur
A. TAHAN	Professeur à l'ÉTS, Montréal (Canada)	Examinateur
F. GUILLET	Professeur à l'UJM, Saint-Étienne	Examinateur
N. NEJJAR	MCF à l'UJM, Saint-Étienne	Examinateur
M. THOMAS	Professeur à l'ÉTS, Montréal (Canada)	Directeur
M. EL BADAOUI	Professeur à l'UJM, Saint-Étienne	Directeur

Remerciement

J'exprime ma sincère reconnaissance à Monsieur **Jérôme ANTONI**, Professeur à l'Université de Lyon (LVA, INSA) ainsi qu'à Monsieur **Philippe RAVIER** Maître conférence et HDR à l'université d'Orléans (PRISME), pour avoir accepté de juger ce travail en qualité de rapporteurs au sein du jury. Je remercie également Messieurs François GUILLET, Nabih NEJJAR, Antoine TAHAN et Victor SONGMENE de m'avoir fait l'honneur de participer au jury en tant qu'examinateurs.

Je souhaite remercie mon directeur de thèse, **Marc THOMAS**, professeur titulaire à l'ÉTS (Montréal, Canada), département de génie mécanique, pour m'avoir accueilli au sein du laboratoire Dynamo. Je lui suis également reconnaissant pour sa disponibilité, son aide précieuse et ses qualités pédagogique et scientifiques. J'ai beaucoup appris à ces cotés et je lui adresse toute ma gratitude.

J'adresse mes vifs remerciements à mon directeur de thèse, **Mohammed EL BADAOUI**, professeur d'Université à l'UJM (Saint-Étienne, France), département réseaux et télécommunication, pour m'avoir conseillé encouragé et soutenu avec patience et disponibilité. Je salue ses qualités scientifiques et ses conseils judicieux apportés tout au long de cette thèse.

Je remercie **François GUILLET**, directeur du laboratoire du LASPI, pour m'avoir accueilli au sein de laboratoire LASPI et ses nombreux bons conseils.

Je remercie **Salah KHENNOUF**, directeur du Centre Universitaire Roannais (CUR), pour m'avoir accepté en tant que ATER au sein de cet établissement et m'avoir encouragé tout au long de la dernière année de ma thèse.

Je remercie mes amis et collègues du laboratoire LASPI, pour l'ambiance conviviale qu'ils ont contribué à entretenir, les bons moments passés en leur compagnie et leur sympathie. En particulier, je tiens à saluer Malek Massmoudi, Thameur Kidar, Rotimbo Donald, Soufyane Ben Mbarek, Soufyane Maiz, Rabeh Rdjem, Abdelahad Chraibi, Mohamed Telidjen, Darci, Firas Zakaria et cher ami Farid Azili.

Je remercie tous les membres du LASPI et du département GIM pour leur aide, leur soutien et les bons moments passés ensemble.

Enfin, mes remerciements les plus chaleureux vont à mes parents, à mon épouse, mes frères et mes sœurs, pour leur soutien moral et leurs encouragements.

Table des matières

Introduction **7**

1 Surveillance de l'usinage **11**
1.1 Introduction 12
1.2 Surveillance de l'usure de l'outil 14
1.2.1 Introduction 14
1.2.2 Les formes d'usure de l'outil de coupe 14
1.2.3 Moyens de surveillance 15
1.2.4 Conclusion 21
1.3 Surveillance du phénomène du broutage 22
1.3.1 Phénomènes vibratoires en usinage 22
1.3.2 Broutage en usinage 23
1.3.3 Mécanisme des vibrations auto-excitées 24
1.3.4 Stratégies visant à assurer des procédés d'usinage stables 32
1.3.5 Conclusions 41
1.4 Simulation analytique du diagramme des lobes de stabilité . . 45
1.4.1 Caractérisation des paramètres modaux de la machine 45
1.4.2 Simulation du diagramme des lobes de stabilité 45
1.4.3 Exemple de validation 47
1.4.4 Conclusion 48
1.5 Synthèse 48
1.6 Objectifs de l'étude 49

2 Cyclostationnarité **51**
2.1 Introduction 52
2.2 Historique de la cyclostationnarité 52
2.3 Définitions, Propriétés, Représentations 53
2.3.1 Processus aléatoires 53
2.3.2 Les ordres de cyclostationnarité 54
2.3.3 Descripteurs fréquentiels de deuxième ordre 56
2.3.4 Exemple de processus cyclostationnaire 59
2.3.5 Ergodicité et Cycloergodicité 62
2.4 Principe d'acquisition des signaux 66
2.4.1 Motivations 66
2.4.2 Échantillonnage angulaire direct 67

2.4.3 Échantillonnage angulaire a posteriori 68
2.5 Estimation des outils cyclostationnaires 70
2.6 Analyse d'enveloppe et Corrélation spectrale 72
2.7 Conclusion 75

3 Analyse cyclostationnaire des signaux d'accélération 77
3.1 Introduction 78
3.2 Méthodologie 78
3.2.1 Dispositif expérimental 78
3.2.2 Acquisition de données 80
3.2.3 Configuration des tests 83
3.3 Résultats et discussion 87
3.3.1 Première application : analyse du broutage 88
3.3.2 Deuxième application : analyse de l'usure 101
3.4 Conclusions 105

4 Analyse des signaux de vitesse angulaire instantanée 107
4.1 Introduction 108
4.2 Méthodologie 109
4.2.1 Principe de récupération des signaux du codeur 109
4.2.2 Dispositif expérimental 111
4.2.3 Mesure de la vitesse angulaire instantanée 112
4.2.4 Tests de broutage 114
4.2.5 Indicateurs du broutage 114
4.3 Résultats et discussion 116
4.3.1 Analyse des données 116
4.3.2 Cyclostationnarité des signaux de vitesse et de force de coupe 123
4.3.3 Indicateurs du broutage 126
4.4 Conclusion 129

5 Détection du broutage par réseaux de neurone et sélection de paramètres 133
5.1 Introduction 134
5.2 Méthodologie et taxonomie 136
5.2.1 Acquisition des données 137
5.2.2 Étapes de traitement 138
5.2.3 Génération des paramètres 139
5.2.4 Sélection des paramètres 140
5.2.5 Classification par réseaux de neurones 141

5.3 Application pour la détection du broutage 147
5.3.1 Les approches de classification 147
5.3.2 Discussion 150
5.4 Conclusions 151

Conclusion générale **153**

Bibliographie **159**

A Matériel expérimental **179**

B Simulation du diagramme de lobe de stabilité **183**

C Extraction des paramètres modaux **191**
C.1 Méthode d'amplification maximale 191
C.2 LSCE 192
C.3 FDPI 192

Table des figures

1.1 Représentation schématique. 26
1.2 Diagramme en bloc du processus d'usinage. 28
1.3 Phénomène de régénération. 29
1.4 L'effet de la différence de phase. 30
1.5 Diagramme des lobes de stabilité. 31
1.6 Les stratégies 32
1.7 Classification des techniques de détection du broutage [121]. . 44
1.8 Schéma de principe de test d'impact. 46
1.9 Lobes de stabilité. 47

2.1 Espace de représentation. 58
2.2 Fonction d'autocorrélation cyclique. 61
2.3 Fonction d'autocorrélation cyclique. 62
2.4 Fonction de corrélation spectrale. 63
2.5 Fonction d'autocorrélation cyclique. 64
2.6 Fonction de corrélation cyclique. 65
2.7 Processus stationnaire. 65
2.8 Échantillonnage temporel vs angulaire. 67
2.9 Chaîne d'acquisition angulaire. 68
2.10 Re-échantillonnage a posteriori. 69
2.11 Interpolation. 70
2.12 Estimation de la corrélation spectrale. 73
2.13 Relation. 74

3.1 Schématisation du dispositif expérimental. 79
3.2 Montage. 81
3.3 Les fonctions de transfert. 82
3.4 Les conditions de coupe. 83
3.5 Les conditions de coupe. 85
3.6 Les formes de copeaux. 86
3.7 Les photographies microscopiques. 87
3.8 Présentations. 89
3.9 Présentations. 90

3.10 Présentations. 91
3.11 Présentations. 92
3.12 Principe 94
3.13 Statistiques. 95
3.14 Corrélation. 96
3.15 Représentations. 97
3.16 Corrélation. 98
3.17 Densité spectrale. 99
3.18 Densité spectrale. 100
3.19 Spectres de Wigner. 101
3.20 Densité spectrale 102
3.21 Moyenne et puissance angulaires. 104
3.22 Spectres de Wigner-Ville. 104
3.23 Transformation de Wigner-Ville. 105

4.1 Positionnement du codeur 110
4.2 Dérivation du signal 111
4.3 Dispositif expérimental angulaire. 112
4.4 Estimation de la vitesse angulaire. 114
4.5 Représentation angulaire et spectrale. 117
4.6 Représentation angulaire et spectrale 118
4.7 Représentation angulaire et spectrale. 119
4.8 Représentation angulaire et spectrale. 120
4.9 Représentation angulaire et spectrale. 122
4.10 Densité spectrale de puissance. 123
4.11 Comparaison. 124
4.12 Corrélation spectrale. 125
4.13 Corrélation spectrale. 125
4.14 Variance angulaire synchrone 126
4.15 Variance angulaire synchrone 127
4.16 Décomposition du signal de force de coupe. 127
4.17 Décomposition du signal de vitesse instantanée. 128
4.18 Histogramme. 129
4.19 Histogramme. 130

5.1 Méthodologie pour la détection du broutage. 136
5.2 Caractéristiques du filtre multibande. 139
5.3 Architecture du perceptron multicouche (MLP). 142
5.4 Architecture de réseaux RBF. 145
5.5 Architecture de la méthodologie proposée. 148

5.6 Taux d'erreur. 150
5.7 Taux d'erreur. 151

A.1 K2X10 179
A.2 BMT 200S. 180
A.3 Le profilomètre à contact et son mode de connexion. 181
A.4 Table dynamométrique. 182
A.5 Système d'acquisition. 182

B.1 Modélisation du fraisage (selon [76]). 183

C.1 Méthode d'amplification maximale. 192

Liste des tableaux

1.1 Classification d'instabilité en usinage. 27
1.2 Système à 1 ddl. 47

3.1 Les caractéristiques des outils de coupe [ISO3002-1]. 79
3.2 Matériel utilisé pour le sonnage de la broche. 81
3.3 Les paramètres modaux du système dans la direction x. 82
3.4 Les paramètres modaux du système dans la direction y. 83
3.5 Les données pour simuler le SLD. 83
3.6 Les conditions de coupe. 84
3.7 Les conditions de coupes. 87

4.1 Conditions de coupe. 114

5.1 Conditions de coupe. 137
5.2 Les paramètres générés. 140
5.3 Paramètres sélectionnés. 149

A.1 Les caractéristiques de la machine Huron. 179
A.2 Les caractéristiques de la machine d'équilibrage. 180
A.3 Les caractéristiques de l'accéléromètre PCB352C22. 181
A.4 Les caractéristiques de la table dynamométrique. 182

Introduction

Dans l'industrie de fabrication mécanique, notamment dans les centres d'usinage haute vitesse (UHV), la connaissance des propriétés dynamiques du système broche-outil-pièce en opération est d'une grande importance. L'amélioration des performances des machines-outils et des outils de coupe a œuvré au développement de ce procédé compétitif. De nombreux travaux ont été menés pour accroitre les performances et de remarquables avancées dans les matériaux, les revêtements des outils coupants et les lubrifiants ont permis de faire évoluer considérablement les vitesses de coupe, tout en améliorant la qualité de la surface usinée. Cependant, l'utilisation rationnelle de cette technologie est encore fortement pénalisée par les lacunes dans la connaissance de la coupe, que ce soit au niveau microscopique des interactions fines entre l'outil et la matière coupée, qu'au niveau macroscopique intégrant le comportement de la cellule élémentaire d'usinage. Cela explique pourquoi le comportement dynamique en coupe garde encore une grande part de questionnement et exige de l'utilisateur un bon niveau de savoir-faire et parfois d'empirisme pour exploiter au mieux les capacités des moyens de production.

Le fonctionnement des machines d'usinage engendre des vibrations. Elles sont souvent la cause des dysfonctionnements (chocs, instabilité...) et accélèrent l'usure des composantes mécaniques (roulements) et des outils. Ces vibrations sont une image des efforts internes des systèmes, d'où l'intérêt d'analyser les grandeurs mécaniques vibratoires telles que la vitesse et l'accélération vibratoire ou les grandeurs électriques. Ces outils sont indispensables pour une maintenance moderne en vue de réduire les coûts liés aux pannes.

L'objectif de ce travail de recherche porte plus particulièrement sur le développement de techniques de surveillance robustes adaptées à des centres d'usinage. Ce travail de cotutelle de thèse est réalisé entre deux laboratoires ayant des compétences complémentaires, le laboratoire Dynamo de l'ETS Montréal reconnu dans le domaine de la mécanique et le LASPI plus spécialisé dans le domaine de l'instrumentation et du Traitement du signal. Notre premier objectif dans cette thèse est d'étudier les apports de la cyclostationnarité au diagnostic vibratoire des centres d'usinage à grande vitesse. En analysant les signaux issus des capteurs accélérométriques, nous cherchons à détecter le phénomène du broutage et l'usure des outils. La surveillance et le diagnostic des centres d'usinage peuvent utiliser l'information provenant de plu-

sieurs capteurs. Ce procédé facilite la détection d'instabilités dans le processus d'usinage. Pour éviter une complexité supplémentaire au système d'usinage, l'utilisation de capteurs internes est considérée. En effet, l'utilisation de capteurs externes n'est pas toujours pratique car elle accroît la complexité du dispositif d'usinage. Divers types de capteurs doivent être montés à proximité immédiate du processus d'usinage. Ces capteurs se retrouvent alors en contact avec la chaleur, les copeaux et le liquide de refroidissement. Ceci peut affecter leur durée de vie ainsi que la qualité des mesures. Les capteurs externes ont également besoin de maintenance et d'étalonnage, en vue d'assurer un bon fonctionnement. C'est pourquoi le deuxième objectif de cette thèse est d'explorer la possibilité de détection du broutage en se basant sur l'analyse des signaux de vitesse angulaire instantanée. Ce type de signal est calculé à partir du signal délivré par le codeur interne monté sur la broche. Développer une nouvelle procédure de détection du broutage dans les machines à grande vitesse représente le troisième objectif de cette thèse. Cette procédure combine les techniques de traitement du signal et les techniques d'intelligence artificielle. Considérant les non-linéarités du processus d'usinage et le caractère non-stationnaire des signaux de fraisage, les réseaux de neurones semblent l'approche de classification adéquate pour les signaux vibratoires. Ils offrent la possibilité de séparer les cas stable et instable.

Le chapitre 1 est consacré à l'étude du contexte d'usinage. Il est constitué de trois parties. La première partie est consacrée à l'étude du phénomène d'usure des outils. Nous présentons d'abord les différentes formes d'usure, exposons ensuite un bref état de l'art sur les moyens de surveillance et de détection de l'usure. Enfin, nous concluons sur l'étude réalisée. La deuxième partie est un rappel sur les phénomènes vibratoires en usinage, en mettant l'accent sur les vibrations auto-entretenues générant le phénomène du broutage. Nous nous focalisons dans un second temps sur l'étude du broutage (chatter) et décrivons ses différents types, en particulier le broutage régénératif. Nous nous intéressons particulièrement aux différentes voies existantes, en vue d'assurer une opération d'usinage stable. Finalement, nous concluons cette partie avec une présentation succincte des méthodes de prédiction et un tableau résumant les différentes techniques de détection du broutage. Trois sous-sections composent la troisième partie. La première section explique la méthode utilisée pour caractériser les paramètres modaux de la machine. De façon détaillée, nous présentons dans la deuxième section la méthode de modélisation analytique pour simuler le diagramme de lobes de stabilité. Les paramètres d'usinage (la vitesse de la broche et la profondeur de passe) sont choisis à partir de ce diagramme, dans l'objectif de réaliser des tests d'usinage

à différentes conditions. La troisième et dernière section valide par un exemple le diagramme de lobes de stabilité. En guise de conclusion, nous synthétisons et exposons les voies de recherche de notre thèse.

Les signaux issus des machines tournantes et alternatives possèdent des propriétés statistiques cyclostationnaires. Leurs descripteurs statistiques sont périodiques par rapport au cycle de fonctionnement de la machine. Le chapitre 2 présente quelques rappels théoriques sur la cyclostationnarité. Il nous montre comment exploiter au mieux ces propriétés, en acquérant les signaux vibratoires sous échantillonnage angulaire. La cyclostationnarité des signaux permet d'estimer quelques descripteurs angulaires, qui vont être utilisés pour la détection du broutage et l'usure des outils. L'estimation de la corrélation spectrale et son interprétation peuvent être parfois complexe. Cependant, nous présentons son lien avec l'analyse d'enveloppe. Ce lien est exploité dans le chapitre 5 pour le développement d'une méthodologie de détection du broutage.

L'objectif du chapitre 3 est d'étendre le champ d'application de la cyclostationnarité à des signaux d'accélération issus du centre d'usinage à grande vitesse, dans différentes conditions de coupe, pour la détection du phénomène du broutage et de l'usure des outils. Le chapitre se décompose en deux parties. La première partie reviens sur la méthodologie suivie pour réaliser les tests d'usinage et acquérir les signaux vibratoires. Dans cette partie, nous exposons le dispositif expérimental nous permettant d'atteindre nos objectifs. Nous montrons ensuite de quelle manière sont acquises les données et concluons sur les différentes configurations de tests. Après la présentation de la méthodologie expérimentale, la deuxième partie expose les différents résultats issus de l'analyse des signaux d'accélération par les outils stationnaires et cyclostationnaires.

Des équipes de recherche sur les machines tournantes ont développé des techniques de surveillance basées sur la vitesse instantanée, pour détecter des défauts sur les dents des outils dans l'opération d'usinage. La vitesse angulaire instantanée de la broche s'est avérée être un bon outil pour surveiller l'usinage. Le chapitre 4 s'intéresse à la détection du broutage par analyse des signaux de vitesse angulaire instantanée. Dans un premier temps, la mesure de la vitesse angulaire instantanée via le signal de codeur de la broche est présentée. Ensuite, nous proposons des indicateurs de détection du broutage basés sur les parties résiduelle et périodique du signal de vitesse. Pour valider les différents résultats trouvés en analysant le signal de vitesse, à savoir la détection des modes propres de la broche et la surveillance de broutage, une comparaison avec les résultats donnés par l'analyse des signaux de force de coupe est effectuée.

Le chapitre 5 est consacré à l'objet même de cette étude : la détection du broutage dans les centres d'usinage. Les signaux d'accélération issus de capteurs montés sur la machine proche de l'opération de coupe se composent des réponses vibratoires dues aux excitations exercées par les dents de l'outil. Du fait de l'excitation des premiers modes propres, chacune de ces contributions affiche une signature distincte qui dépend de la stabilité de l'opération d'usinage. Les déformations du signal dépendent de la stabilité ou l'instabilité de l'opération d'usinage. Constat supplémentaire, la non-linéarité de l'opération de coupe et la non-stationnarité des signaux nous mènent à proposer une méthode de diagnostic du broutage basée sur les réseaux de neurones. Deux types de réseaux sont appliqués : les réseaux de neurones à fonction de base radiale et les réseaux de neurones de type perceptron multicouche. Nous présentons la méthodologie et la taxonomie, puis allons détailler les différentes étapes de conception de systèmes de détection du broutage, de l'étape de traitement composée de deux phases (filtrage multi-bande et analyse d'enveloppe), à l'étape de décision finale. Ensuite, l'application de ce système pour la détection du broutage est montrée avec les différents résultats.

Nous terminons par une conclusion sur l'ensemble des résultats obtenus pour chaque voie d'étude, avant de présenter les perspectives de recherche associées à ce travail.

Chapitre 1

Surveillance de l'usinage

Sommaire

1.1 Introduction **12**

1.2 Surveillance de l'usure de l'outil **14**

1.2.1 Introduction 14

1.2.2 Les formes d'usure de l'outil de coupe 14

1.2.3 Moyens de surveillance 15

1.2.4 Conclusion 21

1.3 Surveillance du phénomène du broutage **22**

1.3.1 Phénomènes vibratoires en usinage 22

1.3.2 Broutage en usinage 23

1.3.3 Mécanisme des vibrations auto-excitées 24

1.3.4 Stratégies visant à assurer des procédés d'usinage stables 32

1.3.5 Conclusions 41

1.4 Simulation analytique du diagramme des lobes de stabilité **45**

1.4.1 Caractérisation des paramètres modaux de la machine 45

1.4.2 Simulation du diagramme des lobes de stabilité 45

1.4.3 Exemple de validation 47

1.4.4 Conclusion 48

1.5 Synthèse **48**

1.6 Objectifs de l'étude **49**

1.1 Introduction

Dans l'industrie manufacturière, l'amélioration de la productivité et de la rentabilité nécessite un suivi de l'usinage. Cette opération a pour but d'étudier l'usure des roulements de la broche, des outils de coupe et des vibrations auto-excitées pouvant aboutir au phénomène de broutage. Toutefois, les temps d'arrêt ont un impact considérable dans l'industrie. Les temps d'arrêt non planifiés sont coûteux, non seulement en termes de temps perdu, mais aussi en considérant les dommages sur les outils, les machines ou les pièces. Certaines estimations indiquent que le temps d'arrêt dû à la rupture des outils de coupe sur une machine-outil est de l'ordre de 7%, tandis que d'autres pensent qu'il avoisine les 20% [1, 2]. Même si l'outil ne se casse pas lors de l'usinage, l'utilisation des lames endommagées peut éprouver le système machine-outil et entraîner une perte de la qualité de la pièce finie.

Dans les environnements d'usinage, entièrement automatisés ou légèrement personnalisés, la détection rapide de l'usure ou de l'état de la stabilité de la coupe, ainsi que la reconnaissance de leur endommagement sont considérés comme essentiels pour l'amélioration de la productivité et de la rentabilité. Il a été prédit qu'un système de surveillance d'état de l'outil, précis et fiable, pourrait se traduire par une augmentation de la vitesse de coupe de 10 à 15%, une réduction des temps d'arrêt et une augmentation globale des économies de 10% à 40% [2].

La détection du broutage et l'usure des outils sont cruciales dans le processus d'usinage. Leur suivi est un enjeu majeur pour : (1) assurer une meilleure qualité de surface, (2) augmenter la productivité et (3) protéger à la fois les machines et les pièces en toute sécurité.

Le broutage est généralement classé en deux types : le broutage primaire (non-régénératif) et le broutage secondaire (régénératif). Le premier type du broutage peut être provoqué par le processus de coupe lui même, par les frottements entre l'outil et la pièce à usiner ou par les effets thermomécaniques dans la formation de copeaux. Une autre cause de broutage primaire qu'est le couplage de mode.

Le broutage secondaire est provoqué par la régénération des ondulations de la surface de la pièce. En effet, en usinage l'outil de coupe repasse sur ses traces imprimées sur la pièce une période T avant. En fraisage, ce délai correspond à la période de passage des dents. L'épaisseur du copeau varie périodiquement due au terme du retard dans le système. Cette variation du copeau induira une variation dans la force de coupe. Le déphasage entre le premier passage et le suivant détermine les variations de l'épaisseur du copeau

et l'amplitude de variation de la force de coupe, par conséquent la stabilité ou non de l'opération de l'usinage.

La plupart des auteurs semble s'accorder sur le fait que le type régénératif est le facteur important pour l'apparition du broutage. Par conséquent, la majorité des recherche s' intéresse à le comprendre, à le modéliser et à le limiter.

L'usure de l'outil peut se produire progressivement sur sa face, à cause du contact avec le copeau ou sur sa face en dépouille à cause de la friction entre l'outil et le matériau de la pièce.

Par conséquent, la détection en ligne de ces phénomènes (usure d'outils et broutage) permet de déterminer les conditions appropriées pour maintenir une bonne qualité de production. Mais elle nécessite des méthodes de surveillance des centres d'usinage. En usinage à grande vitesse, un système de surveillance efficace peut maintenir les machines-outils dans un état stable, sans broutage, et détecter l'apparition d'usure (outil ou roulements de broche). Plusieurs capteurs tels que des dynamomètres, des accéléromètres, capteur d'émissions acoustique et/ou des capteurs électriques ont été utilisés pour la détection des anomalies du centre d'usinage. Nous avons constitué cette première partie en chapitres. Nous y exposons aussi clairement que possible la problématique qui motive notre travail, tout en essayant d'en faciliter la lecture.

Le premier chapitre est consacré à l'étude du phénomène d'usure des outils. Nous présentons d'abord les différentes formes d'usure, exposons ensuite un bref état de l'art sur les moyens de surveillance et de détection de l'usure. Enfin, nous faisons une conclusion sur l'étude réalisée.

Le deuxième chapitre est un rappel sur les phénomènes vibratoires en usinage, en mettant l'accent sur les vibrations auto-entretenues générant le phénomène de broutage. Nous nous focalisons dans un second temps sur l'étude du broutage (chatter) et décrivons ses différents types, en particulier le broutage régénératif. Puis, nous nous intéressons notamment aux différentes voies existantes, en vue d'assurer une opération d'usinage stable. Nous avons les stratégies hors processus pour l'identification du diagramme de lobes de stabilité, les stratégies en cours de processus pour la reconnaissance du broutage, l'évitement passif et l'évitement actif du broutage. Enfin, nous concluons ce chapitre avec une présentation succincte des méthodes de prédiction et un tableau résumant les différentes techniques de détection du broutage.

Le troisième chapitre est constitué de trois sous-sections. La première section explique la méthode utilisée pour caractériser les modes propres de la machine. La deuxième section présente en détail la méthode de modélisa-

tion analytique utilisée pour simuler le diagramme de lobes de stabilité. Ce diagramme est très utile dans la suite du travail. En réalité, les paramètres d'usinage (la vitesse de la broche et la profondeur de passe) sont choisis à partir de ce diagramme, dans l'objectif de réaliser des tests d'usinage à différentes conditions. La troisième section présente un exemple de validation du diagramme de lobes de stabilité. En guise de conclusion, nous faisons une synthèse et exposons les voies de recherche de notre thèse.

1.2 Surveillance de l'usure de l'outil

1.2.1 Introduction

Il est largement admis que le taux de rendement (OEE : Overall Equipment Effectiveness) de nombreux systèmes de production informatisés et intégrés est plus faible que prévu. L'OEE peut être défini et calculé à l'aide de trois facteurs :

OEE = Taux de disponibilité du système × Taux de performance × Taux de qualité.

Le taux de disponibilité du système mesure la disponibilité du système, y compris les pertes dans la mise en place. Le taux de performance est évalué à partir des pertes découlant de la réduction de l'efficacité des performances. Le taux de qualité, quant à lui, est obtenu par l'évaluation de la qualité des pertes connexes. La réduction des OEE dépend donc des problèmes liés à l'outil : son usure ou sa rupture.

Parmi les critères d'exploitation importants qui influent sur l'OEE, nous nous concentrons sur l'état de l'outil de coupe et le processus de coupe. L'utilisation des outils de coupe usés aboutit directement à la réduction de la capacité des processus, entraînant elle-même la baisse du taux de rendement. Cela influencera par la suite la qualité de la production. La rupture des outils est d'autant plus un problème car elle nécessite un remplacement se reflétant dans le temps perdu.

L'usure de l'outil est un phénomène complexe qui se manifeste de façons diverses et variées.

1.2.2 Les formes d'usure de l'outil de coupe

L'usure des outils de coupe peut être classée en plusieurs types, résumés comme suit :

- usure adhésive liée à la déformation du plan de cisaillement ;
- usure par abrasion résultant de l'action de coupe sur des particules dures ;
- usure en diffusion se produisant à des températures élevées ;
- fracture, telle que l'écaillage dû à la fatigue de l'outil de coupe.

Le processus d'usure de l'outil de coupe apparaît généralement en combinaison avec le mode d'usure prédominant, en fonction des conditions de coupe, de la pièce d'outillage, du matériel et de la géométrie de l'outil d'insertion. Pour une combinaison de l'outil de coupe et de la matière de la pièce à usiner, l'usure de l'outil de coupe peut dépendre exclusivement des conditions de coupe, c'est-à-dire principalement de la vitesse de coupe, de l'épaisseur des copeaux non déformés et d'une combinaison des mécanismes d'usure précités. Parfois, la vie de l'outil peut être considérablement réduite si la zone de coupe, précisément la surface balayée par l'outil de coupe, est significativement augmentée : essentiellement, en augmentant la profondeur de coupe. A des vitesses de coupe faibles, l'outil s'use surtout au niveau de l'arrondi du point de coupe et perd ensuite de la netteté. Comme la vitesse de coupe augmente, le modèle d'usure change pour s'adapter et conduit à un écoulement plastique à la pointe de l'outil. En outre, la formation de cratères dépend largement de la température de la vitesse de coupe. Les formes d'usure de l'outil de coupe, qui reviennent très souvent, sont l'usure au niveau du nez (nose), l'usure en dépouille (flank), l'usure en entaille (notch) et l'usure en cratère (crater).

1.2.3 Moyens de surveillance

Pour assurer une performance optimale des systèmes, une surveillance des machines, de la dynamique des processus, des outils de coupe et de la pièce est nécessaire [3, 4]. Le développement des méthodes de détection et des systèmes de surveillance des outils de coupe est primordial pour atteindre ces objectifs :

- des systèmes avancés de détection de défauts pour la machine et les outils de coupe ;
- une stabilité des processus de coupe assurée ;
- un moyen pour lequel la tolérance d'usinage est maintenue sur la pièce à usiner dans des limites acceptables ;

La grande quantité de littérature, dans le domaine de la surveillance des outils de coupe, suggère qu'une variété des paramètres des processus d'environnement de coupe peut être exploitée et utilisée pour prédire l'état de l'outil de coupe. Cette partie présente une revue de quelques scénarios d'application typiques, ainsi que leur corrélation avec l'usure de l'outil au cours des conditions expérimentales. Elle couvre :

- l'émission acoustique ;
- la température des outils ;
- la force de coupe ;
- les signatures vibratoires (signaux d'accélération) ;
- les méthodes diverses telles que des mesures ultrasonores et optiques, la qualité de finition de surface de la pièce, les dimensions de la pièce et l'analyse du courant du moteur de la broche.

L'utilisation des capteurs dans les centres d'usinage remonte au début des années 70, où les premiers travaux sur la surveillance des outils de coupe en métal, sont oubliés par Micheletti et al. [5]. Puis, en 1983, Tlusty [6] réalise un état des lieux des capteurs disponibles pour l'instrumentation des machines. Une étude avancée est faite en 1995 par Byrne et al. [3], en tenant compte des nombreuses évolutions techniques. Teti et al. ont fait une mise à jour récente de la littérature sur l'instrumentation et les outils avancés pour la surveillance des centre d'usinage et notamment la surveillance des outils de coupe[7].

A. Émission acoustique EA

L'émission acoustique (EA) est une oscillation à très haute fréquence générée lorsqu'une déformation se produit lors de la coupure ou de la fracture des métaux. Il est généralement admis que l'émission acoustique est liée au processus de déformation plastique apparaissant au cours de la formation des copeaux. Ce phénomène est lié à l'interaction entre la pièce et l'outil de coupe. L'EA a eu beaucoup de succès dans son application à la surveillance des outils, pendant les opérations de tournage [8]. La difficulté, dans l'application de l'analyse du signal EA au processus d'usinage, est que le chargement d'onde de choc apparaît lors de l'entrée et de la sortie de chaque dent à la pièce. Il est possible que l'amplitude de ces impulsions de choc soit équivalente à celle générée lors de la fracture d'une dent. L'EA est généralement mesurée à

l'aide d'un transducteur piézoélectrique conventionnelle EA [9], alors qu'il a été démontré la possibilité d'utiliser un interféromètre optique [10].

Choi et al. [11] ont fusionné l'EA et les efforts de coupe dans le but de développer un système de surveillance des outils de coupe dans les opérations de tournage. Un travail similaire a été effectué par Jemielniak et Otman[12]. Ils ont utilisé un algorithme de traitement du signal pour identifier la moyenne quadratique (RMS), l'inclinaison (skewness) et l'aplatissement (kurtosis) du signal EA pour la détection de défaillance catastrophique de l'outil.

Xiaoli [13] a réalisé un bref état de l'art sur l'utilisation de l'EA pour la surveillance des outils de coupe en tournage. Il a conclu que le signal d'EA est important pour améliorer et développer des méthodologies de surveillance des outils de coupe.

Jemielniak et al. [14] ont présenté une application des paquets d'ondelettes pour l'extraction des paramètres à partir des signaux de force de coupe et d'EA.

Les capteurs d'EA sont peu coûteux et faciles à installer, mais ils doivent être soigneusement calibrés, et la gamme d'opérations de coupe doit être testée pour régler le gain dans l'amplificateur de manière à éviter la surcharge du capteur, ce qui fausse considérablement le signal. Le spectre fréquentiel de signal d'EA s'étend généralement de 10 Khz à 10 Mhz, les capteurs d'EA fonctionnent dans cette bande. L'avantage principal d'EA est que la plage fréquentielle de ces signaux est bien supérieure à celle des signaux de vibrations de la machine et de bruit de l'environnement. En plus, ce type de capteur n'est pas intrusif dans l'opération de coupe. Cependant, les signaux issus sont difficiles à interpréter et la sensibilité aux positions du capteur et aux paramètres de coupes limitent leurs applications dans la surveillance des centres d'usinage.

B. La température en bout d'outil

L'enlèvement de la matière génère une production de chaleur. Les températures élevées, qui en résultent sur les arêtes des outils de coupe, ont une influence directe sur le taux de contrôle, le mode d'usure de l'outil de coupe, le frottement entre le copeau et l'outil de coupe ainsi que le frottement entre l'outil de coupe et la nouvelle surface formée. La déformation plastique de la matière, pour former le copeau, et le frottement de la matière, sur la surface, génèrent la chaleur. Cette chaleur est évacuée par l'outil et la formation de copeaux. Le comportement de frottement sur les faces de l'outil semble influer sur la géométrie de la coupe, par un mécanisme non assimilé précisément. Pour les applications pratiques telles que la surveillance en ligne, la télédétection

par thermocouple est utilisée pour mesurer la température de la pièce-outil. Une technique avancée basée sur la thermographie infrarouge est utilisée pour la surveillance des machines tournantes, nous pouvons citer par exemple les système électrique (détection les connexions électriques défectueuses et les circuits surchargés), équipements mécaniques (défaillances des roulements) [15] et les centres d'usinage [16].

C. Les efforts de coupe

Il a été établi que la variation de la force de coupe peut être corrélée à l'usure de l'outil [17]. En pratique, l'application et l'interprétation de ce paramètre ont été diversifiées avec plus d'efforts sur l'étude de la caractéristique dynamique du signal de force de coupe et l'interprétation de sa relation avec le niveau de l'usure de l'outil. Ceci peut être largement attribué au fait que la force devient importante dans des conditions où les outils sont usés, en raison des variations créées à la friction entre le flanc de l'outil de coupe et la pièce [17]. Dimla a réalisé une étude expérimentale approfondie et complexe. Il souhaitait développer un système de surveillance en ligne d'usure des outils, pour les opérations de tournage, en utilisant les mesures de force de coupe fusionnées avec les signatures vibratoires [18]. Lister [19] a analysé le spectre de puissance des forces dynamiques de coupe et a rapporté une augmentation du niveau de puissance des bandes de fréquences de l'outil qui s'use. Les résultats portaient une forte indication de la dépendance de la force dynamique et l'usure des outils de coupe. Comme pour de nombreux systèmes non-linéaires, la modélisation du processus est très souvent utilisée dans le but de comprendre le comportement des processus.

Le degré de variabilité apparente, dans les efforts de coupe des procédés de coupe de métal, nécessite de faire une estimation des forces de coupe statiques et dynamiques. La mesure des forces de coupe statiques ou de la fluctuation de ses composants devrait fournir des informations précieuses sur le comportement statique du processus de coupe. La nature de l'opération de coupe ne peut pas être considérée, sans déformation et instabilité. Les articulations et les couplages de la machine-outil ainsi que les changements dans les conditions de coupe conduisent à des fluctuations à l'échelle des composantes de la force statique. Les variations cycliques des forces statiques, si elles ne sont pas limitées, génèrent de l'imprécision dimensionnelle de l'opération de coupe. Du broutage peut alors se produire. De l'avis de Dimla [20], les forces de coupe statiques et dynamiques sont essentielles pour le développement d'un système de surveillance.

Albrecht et al. ont développé une méthode pour la mesure indirecte du signal de force de coupe. Cette méthode est basée sur le signal de déplacement de l'arbre de la broche. Les auteurs ont appliquée le filtre de Kalman pour augmenter la bande passante de capteur de déplacement utilisé de 350 Hz à 1000 Hz [21].

Le signal de force est un signal très utile pour détecter le broutage, mais le besoin d'introduire un capteur dans la machine, ce qui réduit la rigidité du système et la bande passante limitées à 2-3kHz rendent son utilisation limité, surtout en production.

D. Les signatures vibratoires

Les vibrations sont créées par des variations cycliques des composantes dynamiques des forces de coupe. Ces vibrations sont divisées en vibrations libres, vibrations forcées et vibrations aléatoires. La surveillance de ces vibrations porte un grand intérêt :

- les variations de l'état de l'outil se reflètent par les variations de l'amplitude de ces vibrations ; ce qui peut être exploité pour la surveillance des outils de coupe ;
- l'excitation du système usinant sur un de ses modes peut amplifier l'amplitude de ces vibrations ; ce qui peut détériorer l'outil de coupe de la machine. Donc, la surveillance de ces vibrations peut protéger la machine et ses composants.

El-Wardany et al. [22] ont étudié l'utilisation des caractéristiques des signatures vibratoires, dans la surveillance en ligne d'usure et de rupture, pendant l'opération de perçage. Les signatures vibratoires sensibles à l'usure de l'outil sont identifiées, dans le domaine temporel (rapport entre la valeur moyenne et le kurtosis) et dans le domaine fréquentiel (densité spectrale de puissance et le cepstre). En combinant les deux techniques, il a conçu un système efficace de surveillance des outils de coupe pendant l'opération de perçage.

L'interrelation entre les signaux de vibrations et les forces de coupe détermine la nature dynamique du processus de coupe. Ceci rend l'utilisation de ces paramètres du procédé attractif, en vue du développement d'un système de surveillance [20]. Le comportement statique est régi uniquement par les forces de coupe et de mouvement (torsion du porte-outil). Le comportement dynamique, d'autre part, englobe les vibrations et certains aspects de la force dynamique de coupe. La combinaison des forces de coupe et des signaux de

vibrations dans le développement d'une base de capteurs multiples d'un système de surveillance, s'avéreraient indispensable dans l'atelier.

E. La puissance et le courant

L'amélioration des solutions de mesure de la puissance est une clé économique pour la surveillance de nombreuses opérations d'usinage. Cependant, les derniers systèmes modernes de contrôle ouvert permettent l'accès à des signaux internes dans la commande numérique tels que la puissance du moteur et le courant [23].

La puissance et le courant issus d'un centre d'usinage varient de la même façon que les efforts de coupe [24]. La bande passante pour les mesures de courant est d'un ordre de grandeur faible, par rapport à celle fournie par une table dynamométrique (2-3 kHz). Cela limite l'utilisation de la puissance, le courant et aussi la force pour la surveillance. Cette limite de la bande passante dépend du système considéré, avec des bandes passantes expérimentées à 18 Hz et 60 Hz, pour les axes d'avance et le broche respectivement [25]. Prickett et John [26] ont noté que la bande passante de l'unité d'avance utilisée en usinage est généralement inférieure à 100 Hz. Des travaux ont été menés pour étudier la sensibilité de ces signaux internes et ses applications en production, pour le développement des systèmes de surveillance [27].

D'un point de vue industriel, les techniques de mesure de courant sont limitées par la bande passante. Elles ne pourront être mises en œuvre que dans des cas où celles-ci ne sont pas très importantes, comme dans le cas du tournage. Dans le cas du fraisage, les fréquences existantes sont souvent plus élevées. Elles sont dues aux variations naturelles de l'effort, avec les passages des dents de l'outil et des fréquences de rotation importantes [24].

F. La mesure de la flexion de l'outil

La mesure de la flexion de l'outil s'applique dans la mesure de déplacement, servant généralement à reconstruire les efforts de coupe. Moreau [28] utilise cette approche dans le cas du tournage et du fraisage. Albrecht et al. [21] mesurent la déflexion de la broche d'un centre d'usinage, par l'analyse des déplacements au niveau du nez de la broche. Selon Albrecht [21], la bande passante semble être admissible jusqu'à 350 Hz.

G. Les variations de la vitesse instantanée

Les variations de la vitesse instantanée sont peu exploitées pour la surveillance des outils de coupe, introduite la première fois par Takata en 1987 [29]. Il a utilisé le signal de vitesse instantanée délivré par une génératrice tachymétrique ou un générateur d'impulsion, dans le but de surveiller l'usinage en fraisage. Il décrit une application avec un outil à quatre dents tournant à 7 Hz, soit une fréquence de passage de dents de 28 Hz. Il en conclut que cette approche est plus efficace et représentative des variations de couple que ce qui peut être obtenu en mesurant le courant consommé par la broche [29]. Prickett a utilisé le signal tachymétrique de moteur de l'axe d'avance, pour détecter les ruptures d'outils dans l'opération de fraisage [26]. En tournage, Kaye [30] a exploité les variations de la vitesse de la broche pour la surveillance de l'usure en dépouille. Il s'est servi d'un codeur optique et d'un système de comptage.

Ali Ibrahim [31], a exploité les signaux de vitesse pour détecter un défaut de bague externe du roulement. Pour estimer la vitesse instantanée, il a filtré autour de la fréquence fondamentale du codeur optique, a calculé le signal analytique et ensuite a calculé la fréquence instantanée à partir de phase du signal analytique. Girardin et al. [32] développent une approche originale basée sur la vitesse angulaire instantanée mesurée à partir d'un codeur pour la détection de rupture de dents et le contrôle de l'usure au cours du fraisage. La vitesse instantanée est utilisée depuis les années 1990 pour observer par exemple les erreurs de transmission dans les engrenages ou détecter des défauts sur les dentures [33]. Desbazeille et al. [34] utilisent la variation de la vitesse angulaire du vilebrequin pour le diagnostic des moteurs diesel. Stander [35] utilise les fluctuations de la vitesse angulaire instantanée pour la surveillance d'un arbre de transmission et la détection de la détérioration des conditions de défauts d'engrenages.

Bien que la vitesse angulaire instantanée soit peu étudiée dans le cas de l'usinage, elle semble jouir d'un grand potentiel pour la surveillance des systèmes en rotation.

1.2.4 Conclusion

De toute évidence, les vibrations (accélération) représentent les paramètres les plus largement utilisés, dans la surveillance des outils de coupe. La force de coupe reste un paramètre intéressant, mais non utilisé en production. Les avances et la sophistication des technologies de l'instrumentation utilisées dans la mesure de ces paramètres les rendent viables, pratiques, rentables, robustes

et faciles à mettre en place dans la surveillance efficace de l'usure des outils, soit en laboratoire de recherche (accélération et force) ou en production (accélération). Les variations de vitesse instantanée semblent prometteuses mais restent très peu étudiées dans l'usinage.

1.3 Surveillance du phénomène du broutage

1.3.1 Phénomènes vibratoires en usinage

Le processus de coupe peut entrainer trois types différents de vibrations mécaniques. Ces vibrations surviennent en raison de l'absence de rigidité dynamique d'un ou de plusieurs éléments du système composé de la machine-outil, du porte-outil, de l'outil de coupe et de la pièce à usiner. Trois types de vibrations sont connus : les vibrations libres, les vibrations forcées et les vibrations auto-excitées [36].

Les vibrations libres sont générées lorsqu'un système mécanique est déplacé de son point d'équilibre et laissé vibrer librement. Dans l'opération d'enlèvement du métal, les vibrations libres apparaissent, par exemple, à la suite d'une trajectoire incorrecte de l'outil. Ceci mène à la collision entre l'outil de coupe et la pièce à usiner. Dans le cas de l'usinage, les vibrations sont fréquemment utilisées dans la caractérisation du système, au cours d'un test d'impact. Les vibrations forcées sont la réponse vibratoire d'un système mécanique à une excitation. Les vibrations forcées naissent de la variation périodique des efforts de coupe, liée par exemple au passage des dents en fraisage. En effet, l'outil est sollicité de manière périodique par les efforts de coupe appliqués sur les dents. Les dents passent alternativement dans la matière et par conséquent les efforts de coupe varient et génèrent des vibrations forcées. Toutefois, les vibrations forcées sont associées à d'autres sources, telles qu'une excentration de l'outil et le déséquilibre des roulements ou de l'outil de coupe. Elles peuvent aussi être transmises par d'autres machines-outils, à travers le sol de l'atelier. Il est possible d'éviter, de réduire ou d'éliminer les vibrations libres et forcées, lorsque la cause est identifiée. Les ingénieurs ont mis au point plusieurs méthodes pour atténuer et réduire leur occurrence.

Les vibrations auto-excitées extraient l'énergie à démarrer et à croître à partir de l'interaction entre l'outil de coupe et la pièce, durant le processus d'usinage. Ces vibrations amènent le système à l'instabilité. Elles sont les plus indésirables et les moins contrôlables. Elles sont très néfastes pour l'usinage ; elles entraînent un très mauvais état de surface, une baisse de la durée de vie de l'outil (en accélérant l'usure), la casse de l'outil dans des cas extrêmes et

une usure prématurée de la broche de la machine.

Les arguments précédents expliquent pourquoi le broutage a été un sujet populaire pour les chercheurs académiques et industriels.

Les premières investigations des vibrations des machines-outils et le phénomène d'instabilité sont apparus au début du 20me siècle, à la suite de l'amélioration des processus d'enlèvement de matière. Au 20me siècle, les machines-outils ont connu une évolution considérable et sont devenues plus puissantes, précises, rigides et automatiques. Cette évolution a été stimulée par le développement de l'industrie en général, en particulier les industries de l'aérospatiale, de la fabrication des moules et de l'automobile [37]. Cependant, avec toutes ces améliorations dans le secteur de la manufacture, des limites et des nouveaux défis poignirent à l'horizon. Les machines et les structures ne sont pas des corps parfaitement rigides, mais plutôt des systèmes comprenant des composants élastiques répondant à des forces internes et externes avec des déformations finies. En outre, il existe des mouvements relatifs entre les composants. Ceci donne lieu à des forces internes d'interaction entre les composants. Du fait de ces forces (internes et externes), la machine ou la structure peut se déplacer. Ces déplacements, dues aux forces internes et externes, sont le sujet de la dynamique et des vibrations[38].

Les concepteurs des machines-outils, dans la phase précoce du développement, sont inquiets au sujet des caractéristiques des vibrations. Les ingénieurs savent que les vibrations diminuent la durée de vie de l'outil, génèrent une mauvaise finition de surface et réduisent la productivité. De nos jours, les auteurs se réfèrent toujours aux vibrations comme un facteur restrictif et l'un des défis les plus importants en usinage : un aspect à améliorer, surtout à haute vitesse.

1.3.2 Broutage en usinage

Le broutage a été et reste un sujet incontournable dans la recherche manufacturière. Au fil des années, cet intérêt peut s'expliquer par deux facteurs principaux. Tout d'abord, la complexité du phénomène rend son étude et sa compréhension non triviales. Ensuite, les effets négatifs du broutage stimulent l'intérêt pour la résolution du problème. En ce qui concerne le premier facteur, le broutage est un phénomène très complexe engendré par la diversité des éléments qui composent le système dynamique et son comportement : l'outil de coupe, le porte-outil, la pièce, la structure de la machine-outil et les paramètres de coupe. Prédire sa présence est encore l'objet de beaucoup de recherches, même si l'effet régénératif, la principale cause du broutage a été identifiée et

étudiée très tôt par [39]. Par ailleurs, le broutage peut se produire dans différents processus d'enlèvement de matière : en fraisage [40, 41, 42, 43, 44, 45, 46], en tournage [47, 48, 49, 50, 51, 52], en perçage [53, 54, 55, 56], en alésage [57, 58, 59, 60], en brochage [61, 62] et en rectification (grinding) [63, 64].

En ce qui concerne le deuxième point, l'apparition du broutage a plusieurs effets négatifs :

- mauvaise qualité de surface ;
- imprécision inacceptable ;
- bruit excessif ;
- usure des outils ;
- dommage des machines-outils ;
- réduction du taux d'enlèvement de matière ;
- augmentation des coûts en termes de temps de production ;
- gaspillage d'énergie ;
- impact sur l'environnement en termes de matériaux et d'énergie.

Pour ces raisons, le broutage est un sujet de grand intérêt. Dans les ateliers d'usinage, les opérateurs de machines-outils choisissent souvent les paramètres de coupe pour éviter le broutage. Dans certains cas, des opérations manuelles supplémentaires sont requises pour nettoyer les marques du broutage imprimées sur la pièce. Cette opération conduit généralement à une diminution de la production. A titre d'exemple, dans l'industrie automobile, Renault S.A.S a estimé le coût de la conséquence du broutage sur un bloc cylindre d'un 2.0 l DCi Renault à environ 0.35 euro par pièce. Étant donné que la société produit environ 3 millions de moteur par an, supprimer le phénomène du broutage est donc stratégique [65, 66]. Cet intérêt a suscité un grand nombre de recherche ces dernières années.

1.3.3 Mécanisme des vibrations auto-excitées

Le broutage est généralement classé en deux catégories : primaire et secondaire. Le broutage primaire peut être provoqué par le processus de coupe lui-même (par friction entre l'outil et la pièce à usiner, par les effets thermomécaniques sur la formation des copeaux ou par couplage de mode). Le broutage

secondaire peut être causé par la régénération des ondulations de la surface de la pièce. Cet effet régénératif est la cause la plus importante du broutage. Un grand nombre de publications a ainsi fait correspondre le mot broutage au broutage régénératif. Toutefois, il convient de mentionner qu'il est possible de faire la distinction entre le broutage de friction, le broutage thermomécanique, le broutage de couplage de mode et le broutage régénératif, en fonction du mécanisme d'auto-excitation qui génère les vibrations [67, 68, 69].

- Le broutage de friction se produit lorsque les frottements sur la face en dépouille excitent des vibrations dans la direction de la force de coupe Fc et les limitent dans la direction de la force de poussée Ft [70]. Il peut être aussi engendré par le frottement, non linéaire, entre la face de coupe de l'outil et la pièce [71] ;

- Le broutage thermomécanique est du à la température et au taux de contraintes dans la zone de déformation plastique [72] ;

- Le broutage de couplage de mode apparait lorsque les vibrations dans la direction de la force de poussée génèrent des vibrations dans la direction de la force de coupe et vice-versa [73, 36]. Il en résulte des vibrations simultanées dans le sens de la force de coupe et la force de poussée. Physiquement, il est causé par un certain nombre de sources telles que le frottement sur la surface de coupe ; l'enlèvement, la variation de l'épaisseur du copeau, les oscillations d'angle de cisaillement et l'effet régénératif [72] ;

- Le broutage régénératif est la forme la plus courante des vibrations auto-excitées. Souvent, il peut naître de la plupart des opérations de coupe impliquant des chevauchements de coupes et pouvant être la source d'amplification de vibrations. Merritt [74] a montré que le broutage régénératif est causé par l'interaction entre la dynamique structurelle de la machine-outil et la dynamique du processus de coupe. luo et al. [75] ont résumé toutes les sortes d'instabilité en usinage et leurs caractéristiques dans le tableau ci-dessous 1.1.

Pour conclure, nous dirons que l'apparition du phénomène de broutage peut être due aux quatre mécanismes différents, classés par ordre d'importance :

- la régénération de la surface ;

- la friction entre l'outil et la pièce ;

- le couplage des modes ;
- les effets thermo-mécaniques liés à la formation du copeau.

Dans la suite de ce rapport, seule la régénération de la surface sera prise en compte.

1.3.3.1 Régénération de la surface

Dans le processus de fraisage, la matière est enlevée de la pièce à usiner par un outil rotatif, qui comporte plusieurs dents de coupe. Quand l'outil tourne, il se déplace dans la direction d'avance x. Une représentation schématique du fraisage est montrée dans la figure 1.1. Les paramètres présentés sont la vitesse de rotation de la broche n, l'avance par tour fz, la profondeur de passe axial b et la profondeur de passe radiale a_e. En raison de la rotation et de l'avance de l'outil, l'épaisseur du copeau n'est pas constante mais périodique. Dans la figure 1.1, l'outil est représenté par un système masse-ressort à deux degrés de libertés, avec les deux constantes de raideur k_x et k_y, et les deux coefficients d'amortissement c_x et c_y. Des modèles dynamiques d'ordre supérieur sont généralement nécessaires pour avoir une description plus précise. Les forces tangentielle et radiale sont désignées par Ft et Fr, respectivement. L'angle que la dent j fait avec la direction normale y est décrite par $\phi_j(t)$.

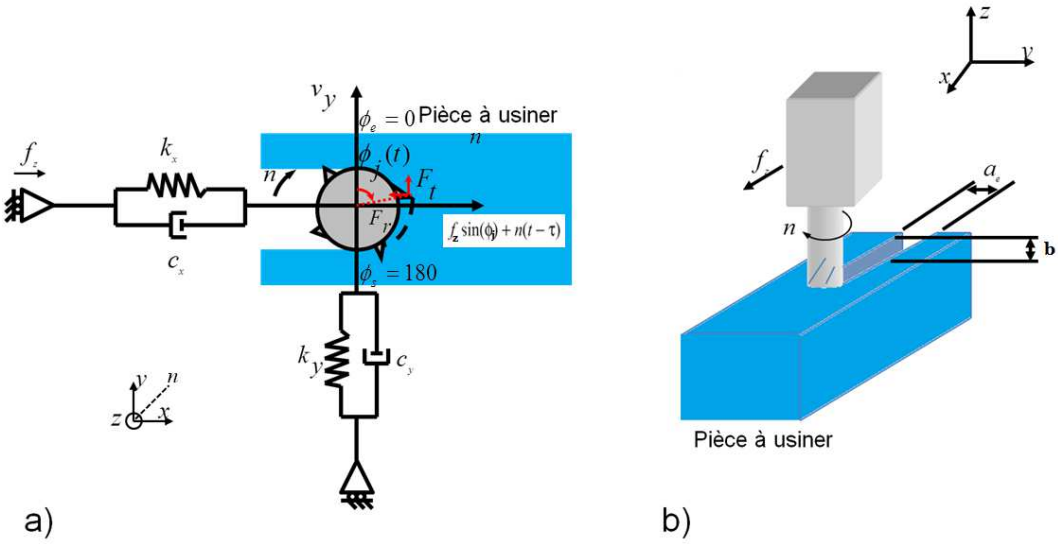


FIGURE 1.1 – Représentation schématique du processus d'usinage (fraisage en rainure). a) vue en dessus, b) vue en 3D.

Classification d'instabilité en usinage							
	Vibrations autoexcitées			vibrations libres et aléatoires			vibrations Forcées
	Régénérative (Dominante)	Frottement	Couplage des modes	L'outil	La pièce à usiner	L'environnement	Composants de la machine-outil
L'emplacement	Entre la tête de coupe et la pièce à usiner	Dépouille de l'outil et la pièce, copeaux et la face de coupe	Direction de coupe , direction de force de poussée	Dépouille de l'outil et la pièce, copeaux et la face de coupe	Zone de coupe	Processus de coupe	Processus de coupe
Causes	Chevauchement de coupe	Frottement dans la face de dépouille et la face de coupe	Frottement dans la face de coupe et la face de dépouille, variation de l'épaisseur de copeau, angle de cisaillement et oscillations	Usure de l'outil de coupe et fracture, BUE, etc	Assouplissement et adoucissement de matériau, grain dur et autres types de défauts	Perturbation enviromenntalle	Balancement des composants, comme la broche
Descripteurs	Vibrations auto excitées, les ondulations imprimées sur la surface de la pièce	Vibrations auto excitées, l'amplitude dépends de l'amortissement du système	Vibrations du couplage de mode, vibrations simultanées dans deux directions	Aléatoire et chaotique dépends des conditions de coupe	Aléatoire et chaotique dépends des propriétés de matériau et le traitement thermique	Aléatoire et chaotique dépends de l'environnement	Vibrations forcées
Suppression	Choisir profondeur de passe et vitesse de rotation à partir de diagramme de lobe de stabilité	Choisir l'angle d'inclinaison et l'angle de dépouille	Changer la trajectoire; choisir les conditions de coupe variables	Choisir une bonne qualité de matériau et bonne conditions de coupe	Choisir un bon outil, choisir les conditions de coupe	SI nécessaire isoler la machine outil	Déplacer les composants dans la machine outil

TABLE 1.1 – Classification d'instabilité en usinage.

Le processus d'usinage est une interaction entre la dynamique structurelle de la machine-outil (la machine d'usinage) et de la dynamique du processus de coupe (la pièce à usiner). Cette interaction est représentée par le schéma bloc dans la figure 1.2. Un certain déplacement de l'outil de coupe, dépendent de l'avance, est imposé à la broche de la machine. L'épaisseur du copeau statique h_{stat} à la dent j est le résultat de ce déplacement. Afin d'atteindre ce déplacement, la dent rencontre une résistance de la pièce à usiner, si la dent est en coupe. Cette résistance induit une force F sur la dent de coupe qui interagit avec le système broche et affecte le déplacement [76, 75]. La différence entre le déplacement actuel de l'outil de coupe et le déplacement imposé (à cause de la flexibilité de l'outil, du porte-outil et de la broche) provoque une épaisseur du copeau dynamique h_{dyn}. L'épaisseur totale du copeau est la somme des épaisseurs statique et dynamique :

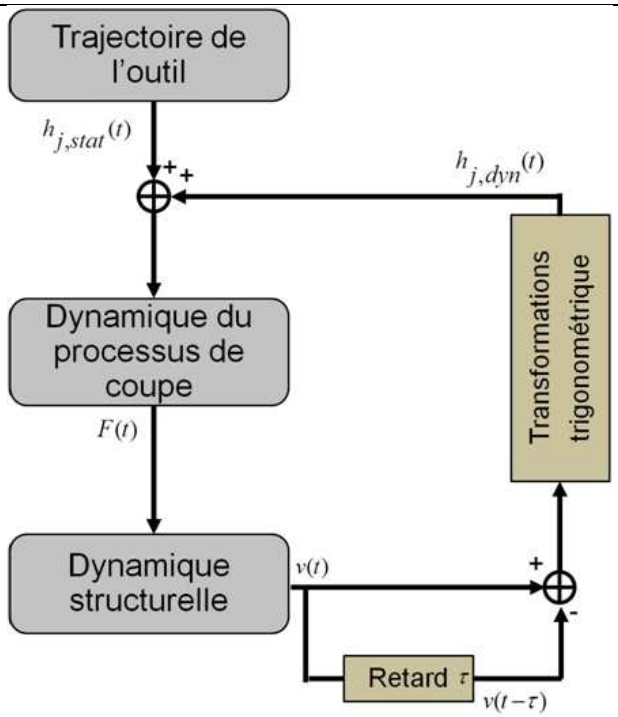


FIGURE 1.2 – Diagramme en bloc du processus d'usinage.

$$h_j(t) = h_{j,stat}(t) + h_{j,dyn}(t) \tag{1.1}$$

L'outil vibre en usinant la matière et laisse des ondulations imprimées sur la surface de la pièce. La surface ondulée laissée par la première dent est supprimée par la deuxième dent, et ainsi de suite [73, 36]. L'épaisseur du copeau

est constituée d'une partie constante (profondeur de passe) et d'une partie variable composée de la différence entre la vibration de la passe précédente et la vibration de la passe actuelle, c'est-à-dire l'effet régénératif. L'épaisseur du copeau statique est en fonction de l'avance fz et de l'angle de rotation $\phi_j(t)$ de la dent j. L'épaisseur du copeau dynamique est le résultat des vibrations de la présente coupe $v(t) = [v_x(t)v_y(t)]^T$ à l'instant t et les vibrations de la coupe précédente $v_0(t) = v(t-\tau)$ à l'instant $t-\tau$. $v_x(t)$ et $v_y(t)$ représentent le déplacement dans les directions x et y respectivement, comme le montre la figure 1.1. La variable τ présente la période de passage des dents. Dans la figure 1.3, les ondulations des deux passes successives de l'outil sont représentées. La principale différence entre le processus de tournage et de fraisage est le fait que l'épaisseur du copeau statique est constante dans le processus de tournage, tandis que dans le processus de fraisage, l'épaisseur du copeau est en fonction de l'angle de rotation. Dans le processus de tournage, fz est l'avance par tour de la pièce à usiner.

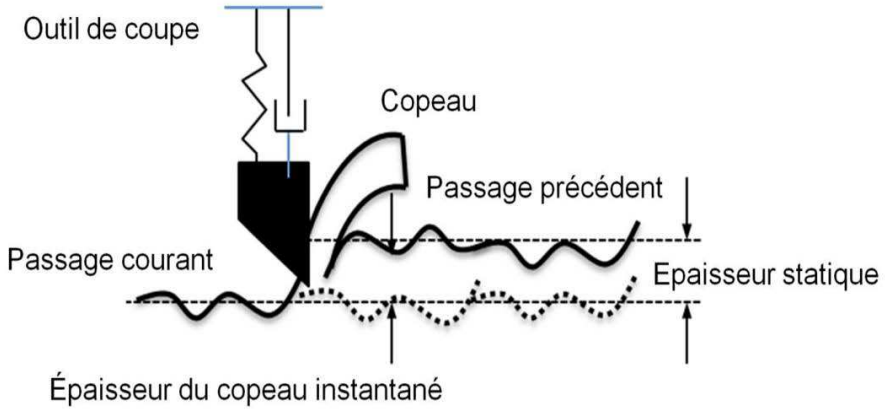


FIGURE 1.3 – Phénomène de régénération de la surface en opération de tournage.

Le déphasage entre le premier passage et le suivant détermine les variations de l'épaisseur du copeau et le niveau de variation de la force, par conséquent la stabilité ou non de l'opération de l'usinage [76, 72]. Dans le cas d'un déphasage nul (figure 1.4), l'outil vibrera à sa fréquence naturelle si celle-ci correspond à l'excitation (supposant que le système a un seul degré de liberté). Intuitivement, elle coïncide avec la fréquence de passage de dent. Dans ces conditions, le système va être en résonance en produisant des vibrations plus grandes, bien que beaucoup moins qu'au cours du broutement.

Un déphasage significatif (b et c dans la figure 1.4), si l'amortissement ou la rigidité de la structure sont insuffisantes, provoque une variation de

l'épaisseur du copeau. Cela conduit à l'apparition des vibrations-entretenues et entraîne de l'instabilité. Tout résulte de l'épaisseur du copeau et de la déflexion de l'outil [67]. Dès lors, la force exercée sur la dent provient, entre autres facteurs, du déplacement de la dent précédente. Le temps entre deux passages de dent est un paramètre important, étant à la source du phénomène du broutage. Il a un effet direct sur le déphasage entre les ondulations et est une clef pour modéliser ce phénomène.

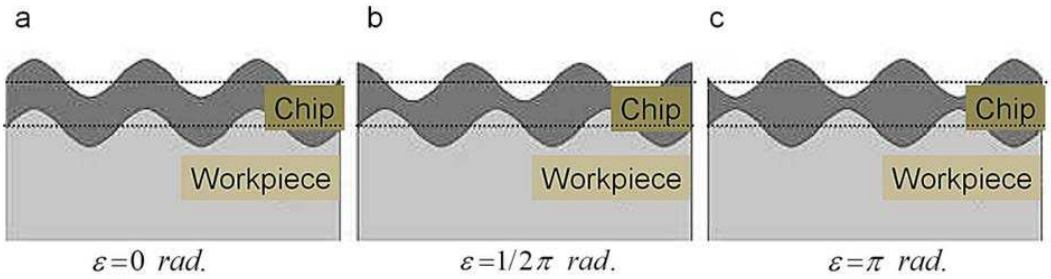


FIGURE 1.4 – L'effet de la différence de phase de deux passages consécutifs sur l'épaisseur du copeau [68].

1.3.3.2 Diagramme de lobes de stabilité

La limite entre une coupe stable (sans broutage) et une coupe instable (avec broutage) peut être visualisée en termes de profondeur axiale de coupe, en fonction de la vitesse de rotation de la broche. Il s'agit du diagramme des lobes de stabilité ou DLS (voir figure 1.5). Ce type de diagramme peut être utilisé pour trouver la combinaison spécifique des paramètres d'usinage, entrainant un taux maximum d'enlèvement de matière [67]. L'idée consiste à chercher dans le diagramme les zones stables, tirant parti de l'effet des lobes (lobbing effect), tel qu'indiqué dans la figure 1.5. Nous recherchons la meilleure option selon les critères sélectionnés, comme le temps, le coût, les avantages et la précision.

A des vitesses de rotation élevées, l'effet stabilisateur du processus d'amortissement diminue, rendant le système plus sujet au broutage, mais cela n'est pas évident car les lobes s'écartent en fournissant des zones stables plus larges. Le processus d'amortissement (process damping) a lieu généralement à de faibles vitesses de rotation. Il assure la stabilité en raison des courtes ondulations laissées sur la surface par les vibrations à haute fréquence. Ces ondulations interfèrent avec la face en dépouille de l'outil et amortissent les vibrations de l'outil.

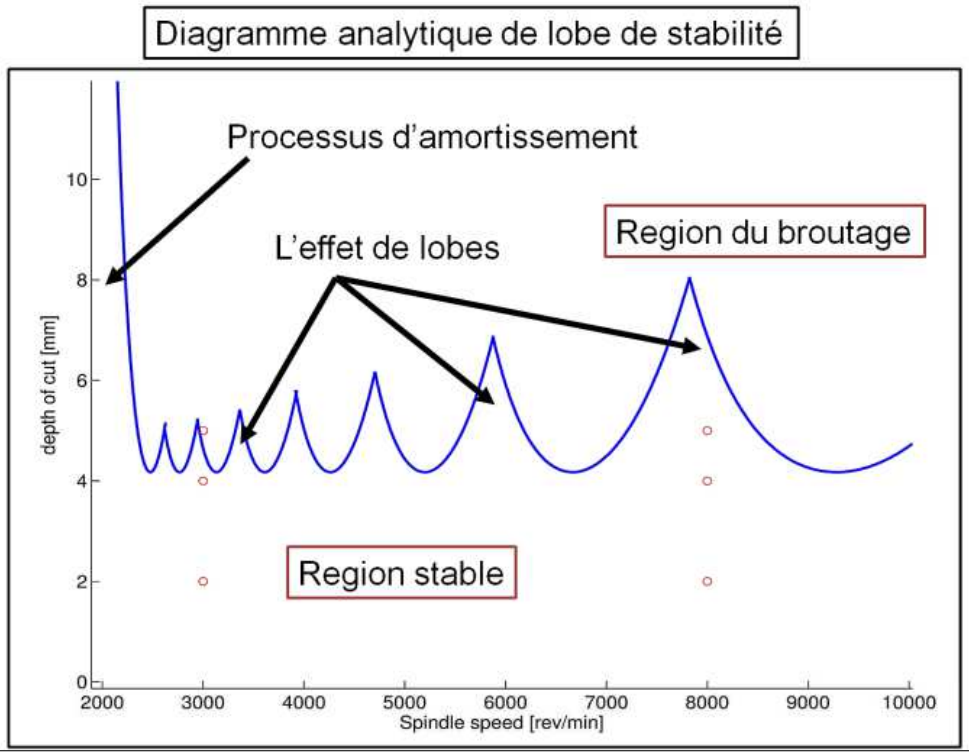


FIGURE 1.5 – Diagramme des lobes de stabilité.

La construction du diagramme des lobes de stabilité nécessite des informations préalables sur, par exemple,

la fonction de transfert du système "outil de coupe, porte-outil et machine-outil". Les coefficients de coupe dépendent du matériau utilisé. Cependant, la modélisation du processus d'identification du diagramme de lobes de stabilité n'est pas une tâche facile, à cause du nombre élevé de degrés de liberté de la structure, des multiples dents de coupe, de la force de coupe variable et de la direction du copeau. Ces paramètres compliquent l'analyse et les calculs. Une fois que la fonction de transfert de la machine-outil a été identifiée, le diagramme des lobes de stabilité peut être calculé pour des données spécifiques (outil de coupe, type de matériau, profondeur axiale et radiale). Par la suite, l'opérateur peut choisir des combinaisons de profondeur de coupe et de vitesse de rotation de la broche qui assurent un fonctionnement sans broutage.

1.3.4 Stratégies visant à assurer des procédés d'usinage stables

Les chercheurs ont généralement parlé de détecter, identifier, éviter, prévenir, réduire, contrôler ou supprimer le broutage. Un état de l'art concernant les grands travaux dédiés au problème du broutage conduit à une classification des méthodes existantes en deux groupes principaux.

Le premier groupe est composé de toutes les méthodes qui garantissent un usinage stable en sélectionnant les combinaisons de paramètres de coupe, dans la zone stable du diagramme des lobes de stabilité et tirer le meilleur parti de l'effet de lobe. Le deuxième groupe comprend les méthodes qui permettent d'éviter le broutage en changeant le comportement du système et modifiant la frontière de stabilité. La figure 1.6 présente les grandes lignes de la recherche sur le broutage.

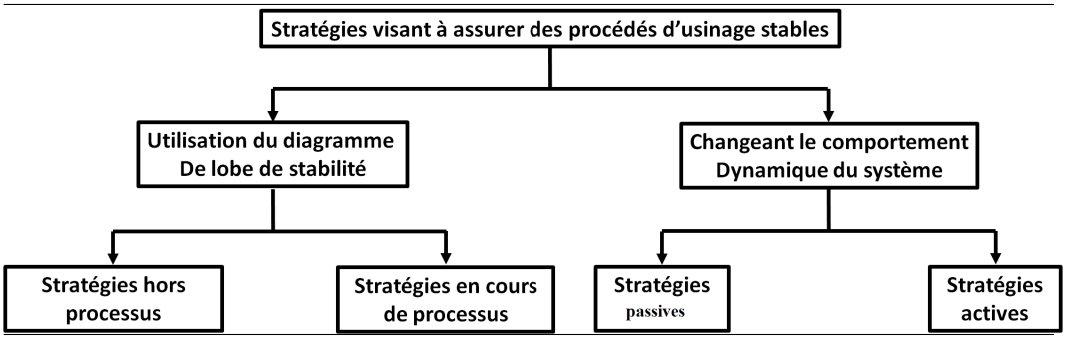


FIGURE 1.6 – Les stratégies visant à assurer des procédés d'usinage stables.

En ce qui concerne le premier groupe, il est possible de faire la distinction entre les méthodes hors processus et les méthodes en cours de processus. La sous-catégorie hors processus comprend les méthodes visant à prédire les limites de stabilité du processus de coupe, pour choisir les paramètres de coupe stable. L'identification des lobes de stabilité se fait avant le début du processus de fabrication. La sous-catégorie, en cours de processus, comporte les méthodes permettant de détecter le broutage pendant le processus de coupe. Ceci permet de corriger des paramètres de coupe de telle sorte que la coupe migre vers la zone stable. Dans le premier cas, les limites de stabilité doivent être déterminées avant le début du processus d'usinage. Dans le second cas, il est nécessaire d'identifier l'occurrence du broutage en cours d'usinage, dés qu'il se produit, pour modifier les paramètres de coupe jusqu'à ce que la coupe soit stable.

Dans le second groupe, il est possible de faire une distinction entre les

méthodes passives et actives. Les premières sont composées des stratégies fondées sur la modification de certains éléments de la machine. Cela a pour but de changer passivement le comportement du système composé de la machine-outil, de l'outil de coupe et du porte-outil. Les méthodes actives sont basées sur certains éléments susceptibles de moduler la quantité de travail fournie, absorber ou fournir l'énergie dans l'objectif de monter activement et changer les limites de stabilité.

Dans les sections suivantes, une recherche sur le broutage est présentée plus en détail. Toutefois, les chercheurs combinent différentes stratégies pour avoir une approche ou une contribution unique. Par conséquent, la classification des méthodes dans l'un des groupes décrits ci-dessus n'est pas une tâche facile parce que certaines méthodes ne sont pas strictement respectées mais plutôt combinées pour développer de nouvelles approches. Compte tenu de cela, les quatre catégories considérées sont expliquées dans les sections suivantes.

1.3.4.1 Stratégies hors processus

Cette ligne de recherche porte sur l'évitement du broutage sans modifier les caractéristiques du système constitué par la structure de la machine-outil, du porte-outil et l'outil de coupe. L'objectif est de sélectionner les paramètres de coupe optimales, en utilisant le diagramme de lobes de stabilité. A de faibles vitesses de rotation, l'effet stabilisateur de l'amortissement de processus est dominant et le broutage ne se manifeste pas. A des vitesses de rotations élevées, l'effet d'amortissement diminue et il est nécessaire d'analyser l'effet de lobe, avec comme objectif d'optimiser le processus d'enlèvement de matière.

Le diagramme des lobes de stabilité doit être réalisé dans la plage de vitesses de fonctionnement. Au cours des nombreuses années de recherche, les chercheurs ont proposé différents modèles de prédiction dans différents procédés de fabrication. Dans [77], Altintas et Weck examinent les modélisations fondamentales du broutage dans les processus de tournage, perçage, fraisage et rectification. Les premières approches ont été présentées par Tobia et Fishwick [39] ainsi que Tlusty et Polacek [72]. Ils ont identifié le mécanisme de régénération et élaboré des modèles mathématiques sous forme d'équations différentielles à retard (Delay Differential Equations DDE).

Merrit [74] présente un modèle de rétroaction du système, en l'expliquant comme une interaction en boucle fermée entre la dynamique structurelle et le processus de coupe. L'approximation à l'ordre zero (ZOA), la méthode de Altintas et Budack [78, 76], est une référence incontournable. Présenté en 1995 dans la revue CIPR, ce travail est devenu l'article le plus référencé (plus de

300 citations). Les auteurs ont suggéré de faire la prédiction de la stabilité en utilisant les termes d'ordre zéro de la transformée de Fourier pour avoir une approximation des variations de la force de coupe et atteindre une prédiction plus précise du diagramme de lobes de stabilité. Cette méthode analytique a été rehaussée par Altintas [79], pour un modèle en trois dimensions.

D'autres chercheurs ont tenté de prédire le DLS en utilisant des méthodes analytiques. Insperger et Stépàn [80] ont appliqué la semi-discrétisation (SD) en vue de convertir la DDE en une série d'équations différentielles ordinaires autonomes (ODEs), avec des solutions connues. Henninger et Eberhard [81] présentent des méthodes pour accroître l'efficacité de calcul des méthodes de semi-discrétisation, dans le cas des processus interrompus et non interrompus. Gradisek et al. [63] comparent les limites de stabilité prévues par ZOA et les SD méthodes. Ils arrivent à la conclusion selon laquelle les deux méthodes sont similaires pour des valeurs d'immersion radiale élevées.

Toutefois, pour de faibles immersions radiales, les prévisions présentent des différences considérables. Des investigations analytiques conduisent à la mise en œuvre des méthodes de bifurcation (Hopf et Flip bifurcations), pour la prédiction de stabilité [82].

Pour identifier le diagramme de lobes de stabilité, le comportement du système doit être prédit ou modélisé par la caractérisation ou la simulation de la réponse du système machine-outil, porte-outil et outil de coupe. La fonction de transfert d'un système à plusieurs degrés de liberté peut être identifiée par des tests dynamiques. La structure est excitée par un marteau d'impact instrumenté avec un capteur de force piézoélectrique. Les vibrations qui en résultent sont mesurées avec un capteur de déplacement, de vitesse ou d'accélération [76]. Habituellement, la force d'impact fournie par le marteau a une courte durée et peut être analysée comme une impulsion étroite avec un spectre large bande. Ainsi, une large gamme de fréquences qui contient les modes propres du système sera excitée. Cependant, un pot vibrant électromagnétique ou éléctrohydraulique est plus efficace qu'un marteau d'impact [76]. Une fois que la fonction de transfert est identifiée, il est nécessaire d'évaluer les coefficients de coupe pour des conditions de coupe spécifiques. Les coefficients de coupe peuvent être obtenus à partir des mesures de force dans les directions d'avance et normale de coupe. Comme l'épaisseur instantanée du copeau et les vibrations dépendent de la force de coupe et des paramètres modaux du système, cela conduit à une représentation en boucle fermée. L'identification des valeurs propres de l'équation du système dynamique permet d'obtenir le DLS défini en tant que profondeur maximale de coupe axiale stable, en fonction de la vitesse de la broche. Une fois que la fonction de transfert de la structure

au point de coupe et la constante de coupe sont identifiées ou mesurées, le DLS peut être calculé selon plusieurs étapes : (1) sélectionner une fréquence du broutage autour d'un mode dominant, (2) calculer l'angle de phase de la structure à la fréquence sélectionnée dans l'étape précédente, (3) calculer la profondeur critique de coupe, (4) calculer la vitesse de rotation pour chaque lobe de stabilité, et (5) répéter la procédure en balayant les fréquences du broutage autour des fréquences naturelles du système [76].

La technique de couplage des sous-structures permet l'étude de la dynamique de la broche et de l'outil séparément, puis de combiner les deux pour obtenir une réponse globale du système. Une fois que la dynamique de la broche est étudiée théoriquement ou expérimentalement, il est possible d'estimer la réponse à la pointe de l'outil pour des outils différents [83]. Compte tenu de l'importance à la fois du diamètre de l'outil et du comportement dynamique, cette technique est très utile pour les utilisateurs de machines-outils. Si les fabricants intègrent la dynamique de chacun de leurs produits dans un logiciel utilitaire, l'utilisateur final peut introduire la géométrie spécifique des outils pour obtenir la réponse fréquentielle. Cette fonction de transfert (FRF) est utilisée comme une entrée pour le calcul du diagramme de lobes de stabilité. À 0 rpm, la mesure de l'excitation et la réponse sont la méthode souvent utilisée pour obtenir la FRF et peuvent être facilement réalisées par un test d'impact avec un marteau d'impact et un accéléromètre. Cependant, en dynamique, quand la machine fonctionne, la mesure de la FRF est impossible via cette méthode. Par conséquent, les procédures alternatives ont été proposées pour l'excitation sans contact et la mesure de la réponse. Abele et al. [84] utilisent un palier magnétique actif (AMB), en vue d'identifier la fonction de transfert du système en dynamique, quand la broche tourne. Vu Viet Hung et al. utilise la méthode ARMA à partir des réponses seulement [85].

Certains aspects en fraisage sont encore difficiles à modéliser tels que la variation du comportement dynamique de la broche à des vitesses de rotation élevées, la force centrifuge sur les roulements, l'effet gyroscopique ou les effets thermiques modifiant les performances de la broche. Au fil des ans, les chercheurs ont ajouté d'autres facteurs aux modèles. Ils augmentent leur complexité, mais aussi les phénomènes et les spécificités qui permettraient d'améliorer leur exactitude. Movahhedy et Mosaddegh [86] incluent les effets gyroscopiques de la broche en rotation pour obtenir la FRF. À grandes vitesses de rotation, l'effet gyroscopique de la dynamique de la broche est plus pertinent, affectant les bords de stabilité du système [56]. Badri et al. [87] ont étudié l'interaction entre le comportement vibratoire dû aux défauts de roulements et celui de l'effet gyroscopique dans les machines d'usinage à haute

vitesse. Zatarain et al. [88] analysent l'influence de l'angle d'hélice sur la stabilité. Insperger et al. [89] ont pris en considération le rôle de l'excentricité de l'outil sur la stabilité du processus. Tang et Liu [90] étudient l'effet de l'angle d'hélice et l'angle de coupe à la normale sur la stabilité en fraisage en bout. Ils tracent les lobes de stabilité en trois dimensions, afin de montrer que la stabilité de fraisage augmente avec l'augmentation de l'angle d'hélice et de l'angle de coupe à la normale. Zatarain et al. [91] analysent le concept des facteurs directionnels pour la stabilité en fraisage, mettant l'accent sur l'importance des calculs multi-fréquentielles et notamment l'effet de l'angle d'hélice dans la sélection des meilleures conditions de coupe. Ahmadi et Ismail [40] présentent un modèle dynamique pour étudier le broutage dans le fraisage des surfaces courbes, sur une machine à cinq axes. Les auteurs ont calculé le taux d'avance en post-traitant la trajectoire de l'outil et effectuent la simulation du broutage dans le domaine temporel.

A côté des modèles analytiques, d'autres techniques ont été utilisées pour identifier le DLS du système. Habituellement, les approches de modélisation sont très sophistiquées. Les opérateurs ne sont pas assez bien formés pour les appliquer, les interpréter et prendre des décisions. La modélisation comporte elle-même des simplifications qui entraînent des erreurs ou des imprécisions. Cette opération rend les prédictions différentes de la réalité. Les lobes de stabilité sont très sensibles aux paramètres d'entrée du modèle, c'est-à-dire les paramètres modaux et les coefficients de coupe qui permettent de quantifier la résistance du matériau à la coupe. Une erreur dans l'estimation de la rigidité ou le coefficient d'amortissement augmente la profondeur de coupe. Une erreur dans les coefficients de coupe diminue les profondeurs de coupe. Par conséquent, le DLS obtenu n'est valable que pour une combinaison de ces éléments : la machine-outil, la broche porte-outil et un outil. Un changement dans la forme ou les propriétés mécaniques de l'outil ou le porte-outil a besoin de simuler un nouveau diagramme de lobes de stabilité. De la même manière, les mêmes outil et porte-outil n'ont pas les mêmes performances sur différentes broches.

Comme une alternative aux approches de modélisation, d'autres méthodes basées sur des approches expérimentales, probabilistes ou artificielles ont été proposées pour calculer des diagrammes de lobes de stabilité réels. Quintana et al. [92] proposent une méthode expérimentale pour identifier les DLS dans les opérations de fraisage, sur la base de tests empiriques. Dans ce cas, la pièce permet une augmentation progressive de la profondeur de coupe axiale dans la direction d'avance, grâce à sa forme plan incliné. Ceci représente la coordonnée y du DLS, tandis que la vitesse de la broche (la coordonnée x du

DLS) est augmentée entre les passes. Le processus de coupe est interrompu dès que le broutage est détecté et la frontière entre la coupe stable et instable, c'est-à-dire le schéma lobe de stabilité est physiquement usiné sur la pièce. Dans une autre approche expérimentale, Quintana et al. [93] recommandent la technique de cartographie sonore pour l'identification du DLS dans les processus de fraisage. Plus tard, Quintana et al. [94] suggèrent une méthode de prédiction expérimentale pour identifier de véritables diagrammes des lobes de stabilité en utilisant la procédure de plan incliné expérimental et en simplifiant le nombre d'expériences pour la prédiction complète du DLS. Totis [95] propose un algorithme probabiliste, méthode de prévision robuste du broutage (RCPM), pour la prédiction de broutage en fraisage.

Certains chercheurs ont utilisé la méthode des éléments finis (FEM) pour la simulation et la prédiction de la stabilité. Mahnama et Movahhed [96] présentent une approche pour la prédiction du broutage, basée sur la simulation FEM de la formation des copeaux dans des conditions dynamiques. Plus récemment, le micro-usinage a émergé tel un nouveau sujet d'intérêt. Dans ce processus, de miniatures outils de coupe à hautes vitesses de rotation modifient les phénomènes de coupe, la dynamique et les coefficients de coupe de l'opération, affectant les lobes de stabilité [97].

1.3.4.2 Stratégies en cours du processus

L'estimation des lobes expliquée ci-dessus est l'approche hors-ligne pour empêcher l'usinage instable, grâce à l'identification de la frontière de stabilité. Si les lobes sont soigneusement calculés, l'opérateur peut optimiser les conditions de coupe pour l'usinage stable en cherchant les régions entre les lobes. Ceci permet une grande profondeur de coupe axiale à usiner et augmente le taux d'enlèvement de matière. Cependant, cette approche implique une analyse complète de la dynamique de la machine. C'est une opération difficile à réaliser pour les utilisateurs industriels. Elle nécessite une connaissance approfondie du processus d'usinage et du matériau [98].

En outre, dans certains cas (par exemple, où il y a plus de trois axes ou pour des pièces à parois minces), le DLS du système de l'outil de coupe, de la machine-outil et de la pièce est en constante évolution. Il est complexe de faire des prédictions à l'avance et planifier le bon paramètre, qui va assurer un fonctionnement stable [99]. Les méthodes basées sur la reconnaissance du broutage n'ont pas besoin d'identification du DLS. Pour de tels cas, les chercheurs ont développé des méthodes de détection en ligne consistant au suivi de certains paramètres du signal tels que les vibrations, le bruit, la puissance,

etc.., avec différents types de capteurs ou d'instruments apportant des renseignements sur le processus. Hajikolaei et al. [100] ont développé deux stratégies de contrôle affin de supprimer les vibrations du broutage dans le processus du tournage, la première stratégie consiste à moduler sinusoïdalement les variations de la vitesse de la broche pour perturber l'effet régénératif. La deuxième stratégie est basée sur la régulation adaptative de la force.

Le signal de coupe dynamique est recueilli par la force d'un dynamomètre. La transformée de Fourier rapide est déterminée et une nouvelle vitesse de broche est calculée dans le but de perturber le mécanisme de régénération. Il a été démontré que le microphone est un excellent capteur pouvant être utilisé dans cet objectif, en comparaison avec d'autres capteurs, tels que les dynamomètres, les sondes de déplacement et d'accéléromètres. Ces derniers ont donné de bons résultats en matière d'identification du fraisage instable [101]. Schmitz et al. [102] conseillent une méthode pour la reconnaissance du broutage grâce à des évaluations statistiques de la variance du son de broyage, avec un échantillonnage synchrone (un échantillon par tour de broche) du signal.

Tsai et al. [103] présentent une prévention du broutage en temps réel effectuée par les rétroactions d'un signal acoustique de coupe. Ils recommandent une stratégie de compensation de la vitesse de broche. Récemment, Okuma [104] a présenté une solution commerciale pour la détection et l'évitement du broutage, appelée usinage Navi. Cette application peut être mise en œuvre dans les machines-outils, grâce à l'utilisation d'un microphone relié à un port USB ou un accéléromètre piézoélectrique intégré dans la broche de la machine. L'utilisation de microphones, pour capturer et analyser le son de coupe, a été démontrée en tant que solution efficace et pas chère. L'inconvénient majeur est que le son provenant d'autres machines de l'usine peut introduire du bruit au signal.

Cependant, il existe plusieurs techniques de traitement du signal pour filtrer le bruit et extraire les informations correctes. D'autre part, les accéléromètres, pris en exemple, sont plus chers que les micros. Ils peuvent également être affectés par des vibrations provenant d'autres machines-outils à travers le sol de l'atelier. Van et al. [105] proposent la détection en ligne du broutage à son apparition, avant qu'il ne soit complètement développé. La détection précoce du broutage permet aux opérateurs d'intervenir dans le processus et d'éviter l'apparition du broutage. Faassen et al. [68] prétendent que la méthode présentée peut être appliquée à l'aide de divers capteurs, mais pour des raisons pratiques, ils préfèrent les accéléromètres. Tangjitsitcharoen et Moriwaki [106] exposent une méthode de suivi, en cours de formation du copeau et du

broutage pour les processus tournant, en utilisant la densité spectrale de puissance (PSD). Kuljanic et al. [107] ont développé un système multi-capteurs de détection du broutage pour l'application dans des conditions industrielles. Tout d'abord, ils ont comparé plusieurs capteurs, tels que les dynamomètres rotatifs, des accéléromètres, des capteurs d'émission acoustique et électrique. Ils désiraient déterminer quels signaux sont les plus sensibles à l'apparition du broutage.

Plus tard, Vela et al. [108] ont considéré les signaux des accéléromètres pour détecter les instabilités sous différentes vitesses de rotation et de conditions de coupe, en utilisant l'analyse de fluctuation redressée (DFAE), adaptée pour le domaine temps-fréquence. Ceci avait pour objectif de suivre l'évolution de la dynamique de l'outil de coupe. Yao et al. [109] proposent une détection du broutage en ligne et une méthode d'identification basée sur les ondelettes ainsi que les méthodes d'intelligence artificielle. La méthode permet l'identification du broutage avant qu'il ne soit complètement développé, en évitant les effets néfastes de la vibration auto-excitée avec une précision de 95%. Zhang et al. [110] conseillent une approche hybride pour la surveillance du broutage basé sur le modèle de Markov caché (HMM) et les réseaux de neurones artificiels (RNA). Le modèle caché de Markov permet la modélisation temporelle des caractéristiques extraites à partir des signaux variants dans le temps.

Le principal inconvénient des techniques en ligne provient du fait qu'elles attendent que le problème apparaisse, puis prennent des mesures alors que la détérioration de la pièce et des composants des machines-outils sont déjà faits. Les opérations d'ébauche ne sont pas un problème, mais ce n'est pas une bonne solution pour le fraisage de finition. En outre, du matériel supplémentaire est très souvent nécessaire pour détecter et prendre des mesures. Il peut être coûteux. Ces facteurs rendent les solutions analytiques prédictives plus intéressantes par comparaison, bien qu'ils aient aussi à faire face à des problèmes particuliers. L'un des objectifs principaux de cette recherche en ligne est l'identification du broutage dès que possible, dès que le broutage commence à se manifester et n'est pas complètement développé, dans le but de réduire l'ensemble de ses effets négatifs. Il est important tout d'abord d'obtenir des signaux pertinents et utiles, avant de trouver des algorithmes efficaces de traitement du signal. L'aide du capteur est indispensable à cette technique. Néanmoins, les capteurs externes (dynamomètres, accéléromètres, capteurs de courant, etc) utilisés pour la surveillance de processus et d'identification du broutage doivent être placés dans la structure de la machine, à un endroit fixe à proximité du processus. Ils permettent de recueillir des signaux fiables, tout en diminuant les dissipations des informations. De plus,

les algorithmes de traitement des signaux et de reconnaissance du broutage travaillent en parallèle dans un autre ordinateur, pas sur l'écran CN.

1.3.4.3 Evitement passif du broutage

Ces méthodes sont basées sur l'amélioration de la conception de la machine-outil, pour changer sa performance par rapport à des vibrations ou à l'utilisation de dispositifs supplémentaires. Ces derniers peuvent absorber l'énergie supplémentaire ou perturber l'effet régénératif. Comme exemple de dispositifs passifs d'amortissement des éléments installés dans la machine-outil avec une rigidité plus faible, nous pouvons citer les amortisseurs de friction, les amortisseurs de masse et les amortisseurs accordés. Cette ligne de recherche vise à assurer un fonctionnement sans broutage à l'aide de stratégies passives avec pour objectif principal d'amortir, de réduire et de maîtriser les phénomènes.

Wang et Lee [111] suggèrent des changements dans le comportement dynamique de la machine-outil, en redéfinissant le composant le plus faible de la structure. Ils ont effectué plusieurs essais de coupe. L'analyse de la vibration du processus a révélé que la broche a été le composant le plus faible. Marui et al. [112] ont augmenté la capacité d'amortissement d'un système d'outil de coupe avec des plaques de friction intérieure.

L'utilisation de techniques ou de méthodes passives pour éviter le broutage, la réduction ou la suppression est en grande partie liée à la conception des machines-outils. C'est la raison pour laquelle les fabricants de machines-outils ne produisent pas beaucoup de publications au sujet de leurs activités de base.

1.3.4.4 Evitement actif du broutage

Les systèmes actifs, pour l'élimination du broutage, se distinguent des méthodes passives principalement par leur capacité à surveiller l'état dynamique du système machine-outil, de diagnostiquer un événement certain et d'exécuter activement les décisions qui changent, si nécessaire, le système à une situation plus satisfaisante. Les systèmes actifs de réduction de vibration sont couramment composées d'éléments de surveillance, de diagnostic et d'exécution. Cette stratégie est de plus en plus prépondérante grâce aux progrès de ces dernières années, dans des domaines tels que les ordinateurs, les capteurs et les actionneurs. Avec ces stratégies, le DLS est activement développé, ou au moins modifié. Leur mise en œuvre nécessite l'utilisation de certains éléments capables de moduler la quantité de travail fourni, en absorbant ou fournissant de l'énergie.

Dohner et al. [113] ont adopté une approche de contrôle actif pour atténuer le broutage activement, en élargissant le diagramme de lobes de stabilité. Chiou et al. [114] exposent un algorithme pour contrôler le broutage, en changeant la fonction de réponse de la structure et ses propriétés modales et en utilisant un palier de roulement de la broche électrostatique actif. Pour la suppression du broutage active, une autre méthode est de faire varier la vitesse de rotation pour perturber les effets régénérateurs [100, 115]. Le concept est similaire à l'utilisation des fraises à pas variable [45], mais la variation de vitesse de broche (SSV) est plus flexible. Il s'agit d'une technique bien connue pour supprimer les vibrations régénératives des machines-outils, mais nous la considérons d'ordinaire comme plus efficace que pour de faibles vitesses de rotation. Ganguli et al. [116] conseillent l'utilisation d'un système d'amortissement actif, basé sur un accéléromètre avec pour but de mesurer les vibrations des machines-outils et un dispositif électromagnétique d'amortissement aussi appelé amortisseur de masse active (AMD), pour améliorer les limites de stabilité du système.

1.3.5 Conclusions

Les vibrations en usinage proviennent du manque de rigidité dynamique de certains composants de la machine-outil, du porte-outil, de l'outil de coupe et de la pièce du système. Elles peuvent être divisées en vibrations libres, forcées et auto-excitées. Si le système est bien équilibré, le deuxième type de vibrations est dû à l'épaisseur variable des copeaux et la nature du processus interrompu. Cela signifie qu'ils sont toujours présents. Par conséquent, pour éviter les dommages, le niveau de vibration doit être contrôlé. La vibration auto-excitée la plus commune est le broutage régénératif.

Un grand nombre de recherches a été menée sur le problème du broutage, depuis les années 1950, lorsque Tobias et Fishwick [36], Tlusty et Polacek [73] ont présenté les premiers résultats de recherche qui portent sur ce phénomène. Beaucoup de progrès significatifs ont été réalisés au cours de ces dernières années. Les progrès de l'informatique, les capteurs et les actionneurs ont amélioré la compréhension des phénomènes. Des stratégies furent développées et optimisées pour résoudre le problème. Cette partie passe en revue un état de l'art sur le problème du broutage et classe les méthodes visant à assurer une coupe stable.

- les stratégies hors processus sont axées sur la prévision, l'estimation ou l'identification du DLS à travers la modélisation des processus d'usinage et d'analyse des méthodes expérimentales ;

- en cours de fabrication, les stratégies sont axées sur l'identification ou la reconnaissance du broutage par l'utilisation de plusieurs méthodologies de détection et de surveillance des processus basées sur le traitement du signal ;
- les stratégies passives sont axées sur l'utilisation d'éléments passifs, des dispositifs, des méthodes ou des techniques qui changent ou modifient le comportement du système et améliorent sa performance contre le broutage ;
- les stratégies actives sont axées sur l'utilisation des éléments, des stratégies, des dispositifs ou des actionneurs qui modifient activement le comportement du système pour supprimer le broutage dès qu'il se produit.

De nombreuses études ont été menées pour simuler l'apparition des vibrations auto-excitées. Quatre grandes familles de méthodes existent :

Les méthodes analytiques

Le principe de ces méthodes consiste à linéariser le système et à rechercher les conditions de stabilité. Plusieurs simplifications sont introduites impliquant une diminution de la complexité des équations et par conséquent une diminution du temps de calcul nécessaire à la résolution du problème. Le principe de la modélisation analytique, développée par Tlusty en tournage, a été étendu au cas du fraisage par lui-même [69]. Dans [76], Altintas et Budak utilisent une autre technique pour transformer l'équation dynamique d'usinage à un système invariant dans le temps qui dépend de l'immersion radiale.

L'étude des équations différentielles

La méthode de semi-discrétisation est introduite par Davies au début des années 2000 [117] et détaillée par Insperger [80]. La résolution consiste à discrétiser les termes de l'équation dynamique décrivant le système. L'analyse de la stabilité des équations différentielles à terme de retard (théorie de Floquet) est un domaine de recherche très actif, mais un peu décalé de la fabrication mécanique.

L'analyse temporelle

Le principe de cette méthode est de calculer pour chaque pas temporel le comportement réel de l'outil et donc la résolution des équations modélisant le système mécanique. Les auteurs Tlusty et Ismail en ont fait la résolution dans le domaine temporel [118]. La stabilité du système est caractérisée par la réponse en fonction du temps, quand il est écarté de son régime stationnaire. L'analyse de la convergence ou de la divergence des vibrations permet de déterminer la stabilité du système. Smith [46] s'est intéressé aux vibrations maximales de l'outil ("crête à crête"), en balayant plusieurs conditions de coupe et en calculant dans le domaine temporel ces vibrations. Le diagramme de lobes de stabilité ainsi obtenu contient, en plus, des limites d'instabilité.

les méthodes d'éléments finis

La méthode de simulation par éléments finis (FEM) consiste à modéliser par éléments finis la pièce, la machine ou les deux, dans le but de calculer le comportement de l'ensemble à chaque pas temporel. L'application de cette méthode en tournage est développée par Mahdavinejad [119]. Mehdi l'a utilisée dans le cadre du tournage d'une pièce mince cylindrique [120]. De nombreux phénomènes difficiles à modéliser viennent renforcer la complexité du problème (couplage thermomécanique, friction entre le copeau et l'outil). Le couplage de ces phénomènes avec les vibrations de l'outil va encore alourdir le modèle.

Dans l'environnement de la production, le broutage peut être souvent détecté par un opérateur expérimenté des machines-outils, à cause du bruit généré lors de l'opération de coupe et de l'état de finition de surface. Toutefois, un certain nombre de facteurs ont motivé la recherche des techniques avancées de détection du broutage, parmi lesquels :
a) la nécessité de l'automatisation de la procédure de détection,
b) l'évidence de l'erreur humaine.

C'est pourquoi un large éventail d'approches ont été développées. Sims [121] fait une tentative pour les classer (voir figure 1.7). Nous rappelons ici les principales méthodes présentées dans la littérature.

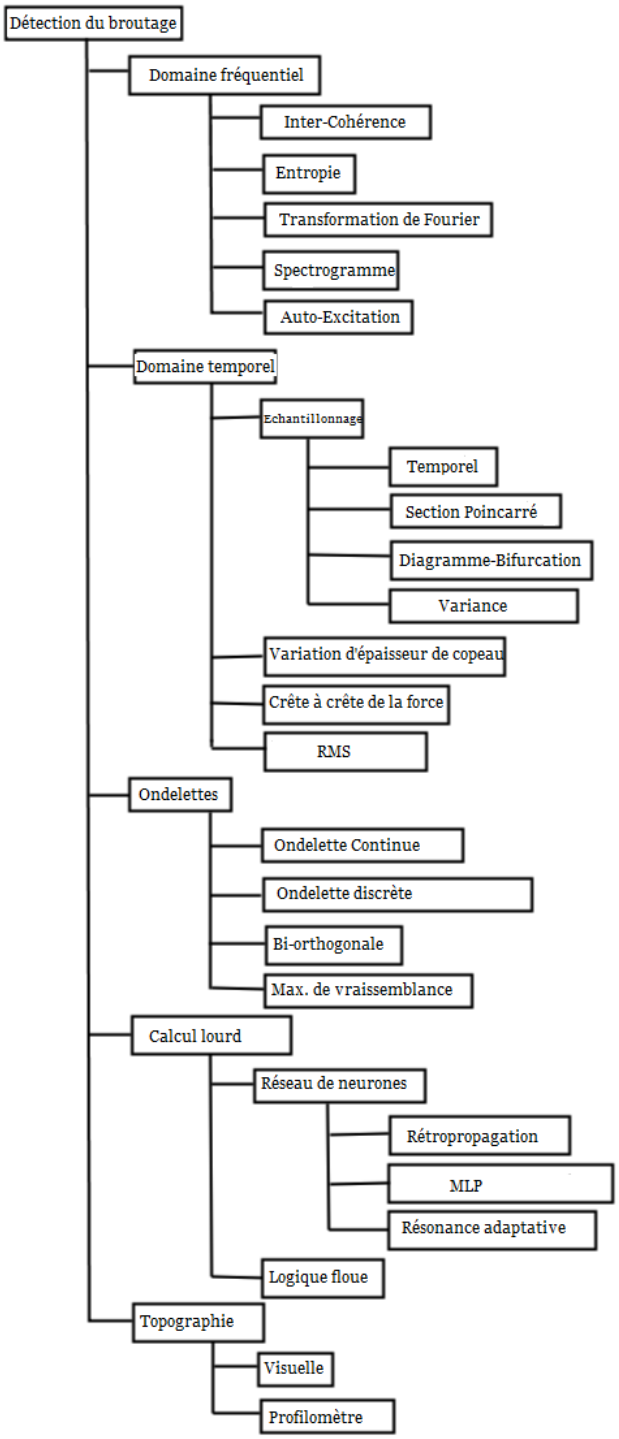


FIGURE 1.7 – Classification des techniques de détection du broutage [121].

1.4 Simulation analytique du diagramme des lobes de stabilité

1.4.1 Caractérisation des paramètres modaux de la machine

Cette étude repose sur l'estimation de la fonction de transfert entre l'outil et le capteur de vibration.

La détermination de la réponse impulsionnelle (R.I) est un paramètre important pour identifier les lobes de stabilité [76]. Cette R.I représente le comportement dynamique du système outil-broche-machine. Le test d'impact, une méthode largement utilisée pour réaliser une analyse modale [76], consiste à émettre une impulsion couvrant une large gamme de fréquence sur une structure au repos. Cette force est appliquée au bord de l'outil (à l'arrêt) et mesurée en même temps à l'aide d'un capteur de force intégré au marteau d'impact. Une mesure de la réponse vibratoire se fait en parallèle avec la mesure de la force. La fonction de transfert entre la réponse et la force permet d'identifier la réponse impulsionnelle.

Cette méthode présente l'inconvénient que la mesure se fait sur la structure de manière statique. Ceci ne représente pas la dynamique réelle de la réponse impulsionnelle lorsque la machine est en fonctionnement à très haute vitesse et ne tient pas compte des non-linéarités (figure 1.8). Les résultats de l'analyse modale sur la machine Huron seront présentés dans la section d'analyse des résultats.

1.4.2 Simulation du diagramme des lobes de stabilité

Pour simuler le diagramme des lobes de stabilité, nous nous sommes basés sur les travaux de Altintas et Budak [76]. Ils y utilisent une technique pour transformer l'équation dynamique d'usinage à un système invariant dans le temps, qui résulte de l'immersion radiale. Similaire à Tlusty, ils approximent la force de coupe dépendant du temps à une valeur moyenne, mais ils emploient une autre approche pour identifier cette moyenne.

L'analyse cinématique conduit à l'obtention d'une relation matricielle entre les effort et les déplacements :

$$\begin{pmatrix} F_x(t) \\ F_y(t) \end{pmatrix} = \frac{1}{2} K_t b \begin{bmatrix} a_{xx}(t) & a_{yx}(t) \\ a_{xy}(t) & a_{yy}(t) \end{bmatrix} . \begin{pmatrix} \Delta x(t) \\ \Delta y(t) \end{pmatrix} \tag{1.2}$$

b représente la profondeur de passe, K_t la pression spécifique de coupe. Les

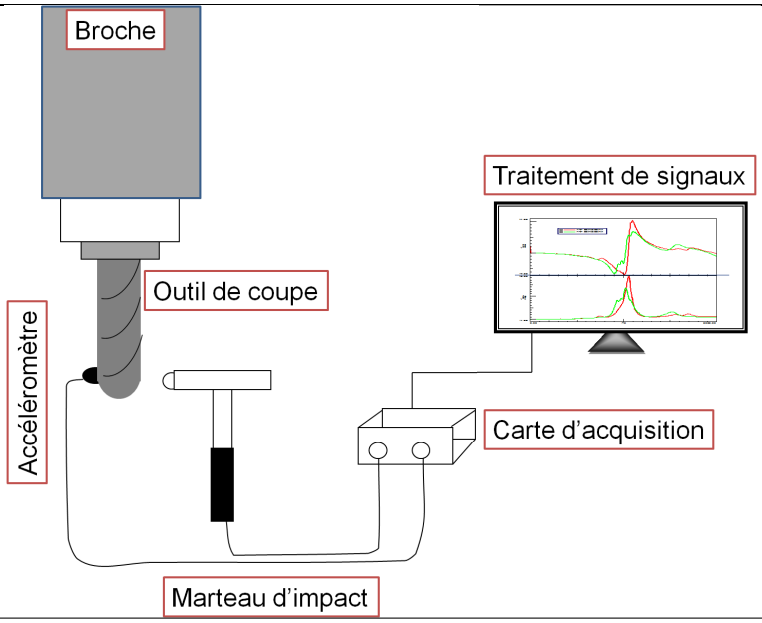


FIGURE 1.8 – Schéma de principe de test d'impact.

coefficients a_{xx},... dépendent de la géométrie et varient de manière périodique pour réfleter la rotation de la fraise autour de son axe.

Cette méthode permet d'obtenir les lobes de stabilité dans un plan (vitesse de rotation, profondeur de passe). Les auteurs ont montré (voir en annexe B la démonstration complète de la méthode) qu'on pouvait obtenir une solution analytique permettant de retrouver les lobes de stabilités.

L'analyse se base sur la décomposition de la matrice des coefficients en série de Fourier :

$$[A(t)] = \sum_{r=\infty}^{r=-\infty} [A_r] e^{irwt} \tag{1.3}$$

$w = 2\pi f_{tooth}$ $(\frac{rad}{s})$ et les coefficients de Fourier sont :

$$[A_r] = \frac{1}{N_t \tau} \oint_{N_t \tau}^{0} [A(t)] e^{-irwt} dt \tag{1.4}$$

En limitant l'analyse à la seule prise en compte de la matrice $[A_0]$ formée des termes d'ordre zéro de leur transformée de Fourier (c'est à dire leur composante continue), on ontient la relation suivante :

$$\begin{pmatrix} F_x(t) \\ F_y(t) \end{pmatrix} = \frac{1}{2} K_t b [A_0] \Delta \tag{1.5}$$

Par la méthode de résolution analytique (voir en annexe B), on obtient donc la profondeur de passe limite pour chaque vitesse de rotation.

1.4.3 Exemple de validation

Pour valider cette section, nous l'avons appliquée à un système à un seul degré de liberté. Les paramètres de ce système sont tirés de [76] :

La méthode est appliquée à une opération d'usinage. La flexibilité de la pièce dans la direction x est représentée par un système à un seul degré de liberté avec les paramètres suivants :

TABLE 1.2 – Système à 1 ddl.

***	**Mode**	W_n **(Hz)**	K_x **(N / m)**	ξ
X	1	355	7.125 10^6	0.0417

Le nombre de dents est de 10. Les angles d'entrée et de sortie sont respectivement : 67 et 139 degrés et le coefficient de la force de coupe est tel que K_n=0.577 MPa. Les lobes de stabilité sont représentés dans la figure 1.9 :

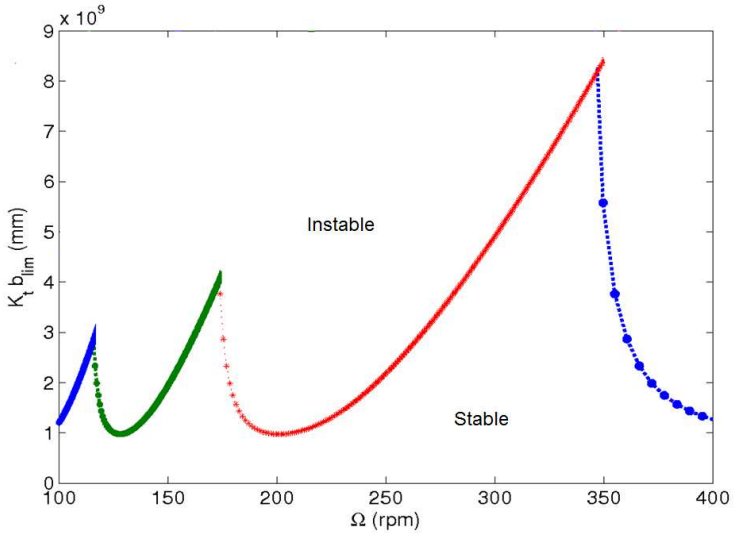


FIGURE 1.9 – Lobes de stabilité par la méthode analytique d'un système à 1 ddl./ données prises des articles d'Altintas et Budak [76].

La représentation classique de la stabilité est effectuée dans le plan de la profondeur de passe axiale, en fonction de la vitesse de rotation. Ce tracé nous permet de choisir les conditions de coupe stable, sans apparition de vibrations

régénératives. À l'opposé, les conditions de coupe correspondant à une zone instable vont générer un usinage avec vibrations régénératives.

1.4.4 Conclusion

De nombreuses méthodes analytiques ont été développées pour prédire les zones favorable à un usinage stable. Une procédure de simulation analytique du diagramme de lobes de stabilité est présentée avec un exemple de validation. Nous avons appliqué cette méthode sur les données issues de la machine Huron pour simuler le diagramme. Les résultats obtenus seront présentés dans la section des résultats.

1.5 Synthèse

La surveillance du procédé d'usinage (détection du broutage et d'usure des outils) est cruciale dans le processus de fabrication. Leur suivi est un enjeu majeur pour : (1) assurer une meilleure qualité de surface, (2) augmenter la productivité et (3) protéger à la fois les machines et les pièces en toute sécurité. Le broutage est engendré à partir des vibrations de type auto-entretenues, qui peuvent survenir en cours d'usinage, pour des combinaisons spécifiques de paramètres de coupe, la profondeur de coupe et la vitesse de broche. L'usure de l'outil peut se produire progressivement sur la face de l'outil due au contact avec le copeau ou sur la face en dépouille, à cause de la friction entre l'outil et le matériau de la pièce.

Certains facteurs, à l'exemple de la nécessité de l'automatisation de la détection des dommages et l'évitement des erreurs humaines, ont motivé la recherche des méthodes de détection plus avancées. Ces méthodes peuvent être appliquées à une variété de signaux de mesure tels que les signaux d'accélération, de vitesse, de déplacement, de force... etc.

Cependant, ces méthodes souffrent de la largeur de la bande disponible des capteurs et de la nature stationnaire du processus supposé, surtout dans le domaine du traitement du signal. Étant donné la nature variée des phénomènes physiques, l'invariance temporelle et la notion de stationnarité sont souvent violées dans la pratique. Ainsi, l'étude des systèmes variant dans le temps et la non-stationnarité des processus sont bien motivées. La prise en charge des processus cyclostationnaires, qui sont caractérisés par la périodicité qu'ils présentent dans leurs propriétés statistiques, est plus appropriée. La reconnaissance de la cyclostationnarité des signaux des machines tournantes permet de tenir compte du comportement non stationnaire, conduisant à la

fois au développement d'algorithmes adaptatifs à plusieurs outils, y compris la transformée de Fourier à Court Terme (TFCT), et aux représentations temps-fréquence comme Wigner Ville ainsi que d'autres outils sophistiqués qui sont plus efficaces et plus précis que ceux utilisés traditionnellement.

1.6 Objectifs de l'étude

L'objectif de la première voie de recherche est d'étendre le champ d'application de la cyclostationnarité à des signaux obtenus à partir du centre d'usinage à grande vitesse, dans différentes conditions de coupe (conditions stables, broutage, usure de l'outil). A la connaissance des auteurs, ce genre d'analyse n'a pas été appliqué à ce type de signaux [122, 123].

Les approches angulaires permettent de caractériser les excitations périodiques des machines tournantes, même pour des systèmes fonctionnant à des vitesses variables. Le développement de nouveaux formalismes basés sur la description angulaire constitue également une réelle opportunité pour les outils de modélisation, dans l'intention de décrire et contrôler le comportement vibratoire des machines tournantes. La surveillance d'usinage, en utilisant les signaux de vitesse angulaire instantanée de la broche, est peu exploitée en usinage. Cette piste qui semble être prometteuse, constitue la deuxième voie de notre recherche. Au cours de cette partie, nous allons présenter une investigation des signaux de vitesse angulaire instantanée pour la détection du broutage. Nous montrerons la corrélation de ces signaux avec les signaux de force de coupe et comment nous exploitons ces deux types de signaux pour développer des indicateurs, en tirant parti de leurs propriétés de cyclostationnarité.

Vu les non-linéarités et la non-stationnarité du processus d'usinage (complexité de processus, les effet gyroscopiques...), les réseaux de neurone semblent l'approche de classification la plus adéquate à appliquer, en ce qui concerne les signaux de vibration, avec pour objectif de séparer la stabilité lors des cas instables. Dans la troisième voie de notre recherche, nous nous focalisons sur le développement d'une nouvelle méthodologie pour la détection du broutage, dans les centres d'usinage à grande vitesse. Cette méthodologie combine les techniques issues du traitement de signal et celles provenant de l'intelligence artificielle.

Nous résumons les voies de ce projet de recherche en trois points :

- l'application de la cyclostationnarité sur les signaux d'accélération, pour développer des outils servant à détecter le broutage et l'usure d'outil ;

- l'exploitation de la vitesse angulaire instantanée et la comparaison avec les signaux de force de coupe, pour la détection du broutage ;
- le développement d'une méthodologie qui fusionne les outils du traitement de signal et les techniques issues de l'intelligence artificielle pour la détection du broutage.

Le chapitre suivant introduit les notions de base de la cyclostationnarité et explique la méthode d'échantillonnage angulaire utilisée pour échantillonner les signaux d'accélération.

Chapitre 2

Cyclostationnarité

Sommaire

2.1 Introduction **52**
2.2 Historique de la cyclostationnarité **52**
2.3 Définitions, Propriétés, Représentations **53**
2.3.1 Processus aléatoires 53
2.3.2 Les ordres de cyclostationnarité 54
2.3.3 Descripteurs fréquentiels de deuxième ordre 56
2.3.4 Exemple de processus cyclostationnaire 59
2.3.5 Ergodicité et Cycloergodicité 62
2.4 Principe d'acquisition des signaux **66**
2.4.1 Motivations 66
2.4.2 Échantillonnage angulaire direct 67
2.4.3 Échantillonnage angulaire a posteriori 68
2.5 Estimation des outils cyclostationnaires **70**
2.6 Analyse d'enveloppe et Corrélation spectrale **72**
2.7 Conclusion **75**

2.1 Introduction

Les outils de maintenance d'aujourd'hui résultent de la convergence entre le traitement de signal et la mécanique, en devenant de plus en plus inévitables. Deux types d'outils sont proposés : ceux qui fonctionnent en temps réel et fournissent des résultats instantanés et ceux qui ne fonctionnent pas en temps réel. Nous nous sommes intéressés ici à l'étude des outils de cette seconde catégorie pour les centres d'usinage à grande vitesse. Ces centres sont classés parmi les machines tournantes, dans le cadre de la surveillance par analyse vibratoire.

Les méthodes classiques de traitement de signal abordent le signal d'un point de vue stationnaire. Les outils traditionnels tels que les indicateurs globaux de type scalaires ou vectoriels sont alors inadaptés ou insuffisants pour traiter les processus cyclostationnaires issus des machines tournantes. En effet, la plupart des machines tournantes et alternatives produisent des signaux cyclostationnaires. L'extension des outils issus du cas stationnaire vers ceux du cas cyclostationnaire permet d'appréhender les caractéristiques de ces signaux en intégrant une dimension supplémentaire.

Il apparait en réalité que la majorité des signaux mécaniques sont intrinsèquement non-stationnaires, à cause des phénomènes évolutifs qui les génèrent. Il s'avère qu'une partie de l'information qu'ils véhiculent se situe justement dans cette non-stationnarité. Même si elle simplifie quelque peu les traitements, l'hypothèse de la stationnarité est incapable de révéler certaines informations. La cyclostationnarité permet quant à elle de montrer ces informations pour les phénomènes aléatoires ou déterministes, cas particuliers de non stationnarité. Il sera alors possible dans ce cadre, d'adjoindre aux indicateurs classiques, une dimension supplémentaire traduisant son évolution cyclique. L'existence de cette évolution cyclique conduit naturellement à exploiter la cyclostationnarité de ces signaux, c'est à dire la périodicité de leurs paramètres statistiques.

2.2 Historique de la cyclostationnarité

Les signaux cyclostationnaires se trouvent dans plusieurs phénomènes physiques de nature périodique. La cyclostationnarité est une propriété qui caractérise les processus stochastiques dont les propriétés statistiques varient périodiquement par rapport à certaines variables génériques.

La cyclostationnarité a permis d'améliorer la précision et la fiabilité d'algorithmes existant en milieu bruité. Elle a également permis d'obtenir des

résultats intéressants en séparation aveugle de sources [124, 125] et en identification en analyse modale expérimentale [126]. Des études ont déjà mis en évidence la cyclostationnarité des signaux des moteurs thermiques [127], des roulements [128], des engrenages [129] et récemment des machines d'usinage [123, 130].

Dans des travaux récents, la classe des processus presque cyclostationnaires est étendue à des processus généralisés presque cyclostationnaires (GACS). Le processus GACS expose des fonctions statistiques multi-variées qui sont des fonctions presque-périodiques dans le temps, dont l'estimation des séries de Fourier des processus GACS ont des coefficients et des fréquences qui peuvent dépendre du retard τ [131, 132].

La reconnaissance de la cyclostationnarité des signaux de machines tournantes permet de prendre en compte leur non-stationnarité naturelle et par là-même occasion de concevoir de nouveaux outils de traitement plus efficaces et plus précis (mieux adaptés) que ceux traditionnellement basés sur l'hypothèse de stationnarité. L'idée (L'innovation) réside en l'ajout d'une dimension supplémentaire liée à la variable angulaire qui décrit l'évolution de la machine. De cette manière, on définit des indicateurs énergétiques et spectraux instantanés ou cycliques. Nous allons discuter brièvement d'un processus physiques dont on peut s'attendre à ce qu'ils soient cyclostationnaires, car il résulte de systèmes soumis à des phénomènes autant aléatoires que périodique.

Les signaux acoustiques et vibrations :

Les signaux acoustiques et vibratoires générés par les machines tournantes tel que les moteurs, les pompes, les hélicoptères présentent un caractère périodique. Le caractère aléatoire peut provenir du caractère aléatoire de la charge sur la machine ou de la vitesse.

2.3 Définitions, Propriétés, Représentations

2.3.1 Processus aléatoires

L'approche stochastique est commode pour modéliser les signaux issus de processus physiques. Un processus stochastique réel $X(t)$ est un ensemble de signaux aléatoires $X_k(t) \in R^R$, $k \in Z$ qui sont appelés "réalisations" de $X(t)$.

Les processus stationnaires sont les premiers processus stochastiques étudiés. Ils sont les plus faciles à mesurer et à caractériser puisque leur propriétés statistiques sont constantes. Ces processus ont souvent été abusivement exploités pour traiter des processus non stationnaires jusqu'à l'introduction d'une nouvelle catégorie de processus : les processus cyclostationnaires[133, 134]. ces

derniers incluent les processus stationnaires comme des cas particuliers.

Les processus stochastiques sont caractérisés par leurs densités de probabilité. Cette information est inconnue d'où l'intérêt d'estimer les descripteurs statistiques. Les statistiques d'ordre supérieur, autrement dit les moments et cumulants d'ordre supérieur, sont utilisées essentiellement en complément des statistiques d'ordre deux. Elles donnent une description plus complète des données et de leurs propriétés [135].

Considérons un signal échantillonné, avec T_s le pas d'échantillonnage, n l'indice temporel : $X_k(nT_s) = X_k[n]$; $k, n \in Z$ et $X_k[n]$ est la discrétisation réelle du processus stochastique.

Définition 1 Un processus aléatoire est dit cyclostationnaire d'ordre p fortement (resp. faiblement) si ses statistiques jusqu'à l'ordre p sont périodiques (resp. presque périodiques)[135].

Si un signal est cyclostationnaire à tout ordre, il sera cyclostationnaire au sens strict. Mais bien entendu, il pourra l'être faiblement ou fortement. La périodicité (ou presque-périodicité) s'entend ici sur le temps. Nous voyons donc apparaître la notion fondamentale de temps de référence, qui est absente de toutes les théories stationnaires. En effet, pour un signal stationnaire, les corrélations entre p instants du signal ne dépendent que des écarts entre les instants. Par contre, cette propriété disparaît en non-stationnaire où le rôle de l'instant de référence devient primordial.

2.3.2 Les ordres de cyclostationnarité

A. Cyclostationnarité du premier ordre

Définition 2 Le moment du premier ordre du processus $X_k[n]$ correspond à la moyenne, $\mu_x[n]$ de ses réalisations $\mu_x[n] = E\{X_k[n]\}$. Un processus est dit cyclostationnaire du premier ordre si son moment d'ordre (1) est périodique avec une période N [136] :

$$\mu_X[n] = \mu_X[n+N] \quad \forall n \in Z \tag{2.1}$$

Le moment d'ordre (1) est périodique et accepte donc une décomposition en séries de Fourier :

$$\mu_X[n] = \sum_{k \in Z} \mu_X^k e^{j2\pi f_k n} \tag{2.2}$$

μ_X^k sont les coefficients de Fourier de $\mu_X[n]$ aux fréquences discrètes $f_k = \frac{k}{N}$

B. Cyclostationnarité du deuxième ordre

Le moment d'ordre deux de processus aléatoire $X_k[n]$ est :

$$R_X[n,\tau] = E\left\{X[n+\beta\tau]X[n-\bar{\beta}\tau]\right\}, \quad \beta + \bar{\beta} = 1 \tag{2.3}$$

Le paramètre β permet d'avoir une formulation générale des différentes définitions équivalentes dans la littérature. $\beta = \frac{1}{2}$ correspond à la version symétrique de la fonction d'autocorrélation. $\beta = 1$ ou , $\beta = 0$, correspond à la version asymétrique de la fonction d'autocorrélation. τ est un nombre entier appartient à Z.

Généralement, le processus aléatoire $X_k[n]$ est centré pour pouvoir analyser uniquement les contributions d'ordres supérieurs à (1). On obtient alors le moment centré d'ordre deux :

$$\begin{aligned} C_X[n,\tau] =& E\left\{(X[n+\beta\tau] - \mu_X[n+\beta\tau])(X[n-\bar{\beta}\tau] - \mu_X[n-\bar{\beta}\tau])\right\} \\ & \beta + \bar{\beta} = 1 \end{aligned} \tag{2.4}$$

Remarquons que si $\tau = 0$, nous retrouvons la définition de la variance.

Par la suite, nous considérons systématiquement les définitions centrées des moments d'ordre deux.

Définition 3 Le processus aléatoire $X_k[n]$ est cyclostationnaire de période N à l'ordre (2) si son moment d'ordre (2) (fonction autocorrélation) est périodique de période N :

$$C_X[n,\tau] = C_X[n+N,\tau] \quad \forall n \in Z \tag{2.5}$$

La fonction d'autocorrélation instantanée est périodique, par conséquent elle admet un développement en séries de Fourier :

$$C_X[n,\tau] = \sum_{\alpha_k \in A} C_X[\alpha_k,\tau] e^{j2\pi\alpha_k n} \tag{2.6}$$

La somme est effectuée sur les multiples entiers de la fréquence fondamentale réduite $\alpha = \frac{1}{N}$. Dans cette décomposition, α est appelé la fréquence cyclique, $A : \{\alpha_k = \frac{k}{N},\ k \in Z\}$ est l'ensemble des fréquences cycliques. $C_X[\alpha_k,\tau]$ est appelé la fonction d'autocorrélation cyclique (FAC) donnée par :

$$C_X[\alpha_k,\tau] = \lim_{N \longrightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} C_X[n,\tau] e^{-j2\pi\alpha_k n} \tag{2.7}$$

Il s'agit d'une fonction continue de la variable τ et discrète de la variable α. La limite est supposée exister dans le sens des moindres carrés. Elle est non nulle pour quelques $\alpha \neq 0$ et elle présente par rapport à α et τ les propriétés de symétries suivantes :

$$\begin{aligned} C_X[\alpha_k,-\tau] &= C_X[\alpha_k,\tau] \\ C_X[-\alpha_k,\tau] &= C_X^*[\alpha_k,\tau] \end{aligned} \tag{2.8}$$

Dans le cas strictement stationnaire, la fonction d'autocorrélation cyclique est nulle pour toutes les fréquences $\alpha \neq 0$. En effet, pour $\alpha = 0$, la fonction d'autocorrélation cyclique devient exactement la fonction d'autocorrélation classique. Cette propriètès du modèle cyclostationnaire fait de lui un modèle attractif dans beaucoup d'application notamment en télécommunications.

Un processus qui vérifie (2.1) et (2.5) est dit cyclostationnaire au sens large (CSSL). Dans cette étude, nous nous intéressons aux processus cyclostationnaire au sens large qui représente le cas le plus probable en mécanique vibratoire.

2.3.3 Descripteurs fréquentiels de deuxième ordre

Dans le cas stationnaire, le théorème de*Wiener-Khintchine* permet de définir la densité spectrale de puissance (DSP) d'un processus comme étant

la transformée de Fourier de sa fonction d'autocorrélation. Ce théorème est vrai [137] dans le cas cyclostationnaire et permet d'écrire :

$$W_X[n,f] = F_\tau\{C_X[n,\tau]\} = \sum_{-\infty}^{+\infty} C_X[n,\tau]e^{-j2\pi f\tau} \tag{2.9}$$

$F_\tau\{\}$ désigne la transformée de Fourier par rapport à la variable τ et $W_X[n,f]$ présente le spectre de Wigner-Ville (version stochastique de la distribution de Wigner-Ville DWV). Cette quantité est aussi périodique par rapport à la variable n. Par la suite, elle admet selon la variable n, le développement en séries de Fourier :

$$W_X[n,f] = \sum_{\alpha_k \in A} S_X[\alpha_k, f]e^{j2\pi\alpha_k n} \tag{2.10}$$

Comme dans le cas de développement en Séries de Fourier de la fonction d'autocorrélation cyclique, donnée par l'équation (2.6), la somme ici est effectuée sur l'ensemble des fréquences cycliques. Le coefficient de Fourier $S_X[\alpha_k, f]$ est appelé la fonction de corrélation spectrale ou la densité spectrale de puissance cyclique et elle est donnée par :

$$S_X[\alpha_k, f] = \lim_{N\longrightarrow\infty} \frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} W_X[n,f]e^{-j2\pi\alpha_k n} \tag{2.11}$$

En remplaçant la fonction d'autoccorrélation $W_X[n,f]$ dans l'équation (2.9) par son développement en séries de Fourier donnée par l'équation (2.6) et en identifiant le résultat obtenu au développement de l'équation (2.10), on obtient une relation semblable à celle de *Wiener-Khintchine* dans le domaine des fréquences cycliques :

$$S_X\left[\alpha_k, f\right] = F_\tau\{C_X[\alpha_k,\tau]\} \tag{2.12}$$

La fonction de corrélation spectrale est bien la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation cyclique. Elle présente les mêmes propriétés que cette dernière.

Lorsque $\alpha = 0$, on retrouve la définition de la densité spectrale de puissance classique. Idéalement, dans le cas cyclostationnaire, la corrélation spectrale est discrète suivant les fréquences α.

$$S_X\left[\alpha_k, f\right] \begin{cases} \neq 0 & si \quad \alpha_k = \frac{k}{N}, \quad \forall k \in Z \\ 0 \; sinon. \end{cases} \tag{2.13}$$

Les signaux stationnaires sont analysés avec la fonction de corrélation invariante dans le temps (domaine d'analyse lié au retard) ou avec la densité spectrale de puissance (domaine fréquentielle). Cependant, les signaux cyclostationnaires et les signaux non-stationnaires comprennent généralement quatre variables : (n,τ,α,f) $\Leftrightarrow$ (temps, retard, fréquence cyclique, fréquence). Quatre domaines d'analyse sont donc disponibles et leur relation est résumée dans la figure 2.1 [138].

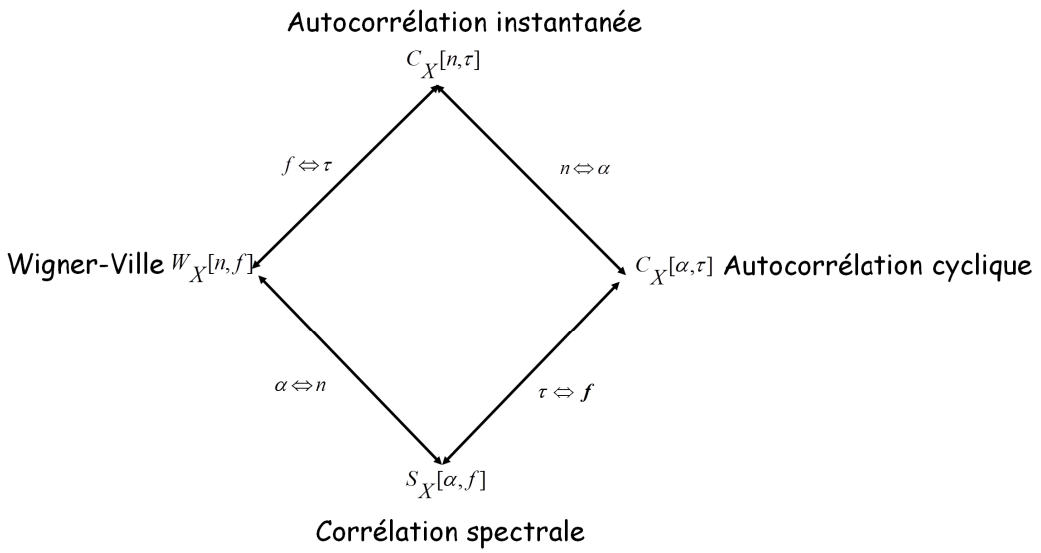


FIGURE 2.1 – Espace de représentation d'un processus cyclostationnaire à l'ordre (2).

La cyclostationnarité peut se présenter comme une généralisation de la stationnarité. Si les densités spectrales cycliques sont toutes nulles sauf à la fréquence $\alpha = 0$, le processus est stationnaire et sa densité spectrale de puissance s'identifie par $S_X\left[0, f\right]$ et la fonction d'autocorrélation classique par $C_X[0, \tau]$. La stationnarisation des processus s'accompagne d'une perte d'information en limitant l'étude sur le support $\alpha = 0$. Cependant, La cyclostationnarité exploite au mieux le signal en extrayant des informations autrement inaccessibles.

Le cadre de la cyclostationnarité propose donc quatre espaces d'analyse, la transition de l'un à l'autre se fait par dualité (figure 2.34). Le choix d'un

espace d'analyse dépend de l'application étudiée. Par exemple, pour les machines tournantes, l'espace (fréquence cyclique, fréquence) est plus adapté à la recherche des fréquences cycliques cachées représentatives des défauts.

L'autocorrélation cyclique peut être interprétée comme une mesure de la corrélation temporelle entre les composantes spectrales du signal distantes de la fréquence cyclique α, ou en d'autre terme l'intercorrélation des signaux $u(t)$ et $v(t)$, versions décalées du signal en fréquentielle respectivement de $+\alpha/2$ et $-\alpha/2$.

2.3.4 Exemple de processus cyclostationnaire

La plupart des signaux issus des systèmes de télécommunications sont cyclostationnaires. Cette propriété est induite par le codage du message et (ou) par la fréquence de la porteuse. Pour illustrer la notion de la cyclostationnarité, deux exemples pratiques liés aux modulations numériques sont étudiés [139].

A. Modulation d'amplitude d'un train d'impulsions

La modulation d'amplitude d'un train d'impulsions caractérise les propriétés cyclostationnaires d'un signal M-aire (i.e le message peut prendre M états distincts). Ce genre de signal est à la base de toute modulation numérique.

Soit b_k une suite aléatoire blanche, stationnaire et indépendante de symboles numériques de durée T_{sym}. Le message est mis en forme par un filtre d'émission. Le signal temporel $x[n]$ s'écrit :

$$x[n] = \sum_{-\infty}^{+\infty} b_k h[n - kT_{sym}] \tag{2.14}$$

avec $h[n]$ la réponse impulsionnelle du filtre d'émission et T_{sym} la durée de l'impulsion.

$x[n]$ est cyclostationnaire de période cyclique $T_d = T_{sym}$, c'est à dire que la période cyclique est égale à la durée d'un symbole. En effet, en reprenant les formules (2.7) et (2.12), la fonction d'autocorrélation cyclique et le spectre cyclique de $x[n]$ sont [139] :

$$C_x[\alpha,\tau] = \frac{\alpha_a^2}{T_{sym}} \sum_{-\infty}^{+\infty} C_h[\alpha,\tau]\delta[\alpha - \frac{k}{T_{sym}}] \tag{2.15}$$

avec α_a^2 la variance de a_n et $C_h[\alpha,\tau]$ la fonction d'autocorrélation cyclique de *h[n]*.

$$S_x[\alpha,f] = \frac{\alpha_a^2}{T_{sym}} \sum_{-\infty}^{+\infty} H[f + \frac{k}{2T_{sym}}]H[f - \frac{k}{2T_{sym}}]^* \delta[\alpha - \frac{k}{T_{sym}}] \tag{2.16}$$

avec *H[f]* la transformée de Fourier de *h[n]*.

Dans le cas particulier d'un filtre dont la mis en forme rectangulaire définie par :

$$h[n] = \begin{cases} 1 & \text{si } |n| \leq T_{sym} \\ 0 & \text{si } ailleurs \end{cases} \tag{2.17}$$

La figure 2.2 et la figure 2.3 montrent les deux fonctions d'autocorrélation instantanée en échelle linéaire et logarithmique. On peut remarquer aisément que la fonction d'autocorrélation cyclique est périodique de période cyclique T_{sym}.

La figure 2.4 représente la fonction de corrélation spectrale du signal et met en évidence sa cyclostationnarité.

B. Modulation d'amplitude

Le simple fait de moduler un signal aléatoire stationnaire par une fréquence porteuse rend le signal final cyclostationnaire. Sa période cyclique est directement liée à la fréquence de l'onde porteuse [139].

Soit *a(t)* un signal réel stationnaire (un bruit blanc), et f_0 la fréquence de porteuse, le signal modulé *x(t)* s'écrit :

$$x(t) = a(t) \cdot cos(2\pi f_0 t + \phi_0) \tag{2.18}$$

avec ϕ_0 le déphasage initiale.

La fonction d'autocorrélation cyclique et le spectre cyclique de *x(t)* sont :

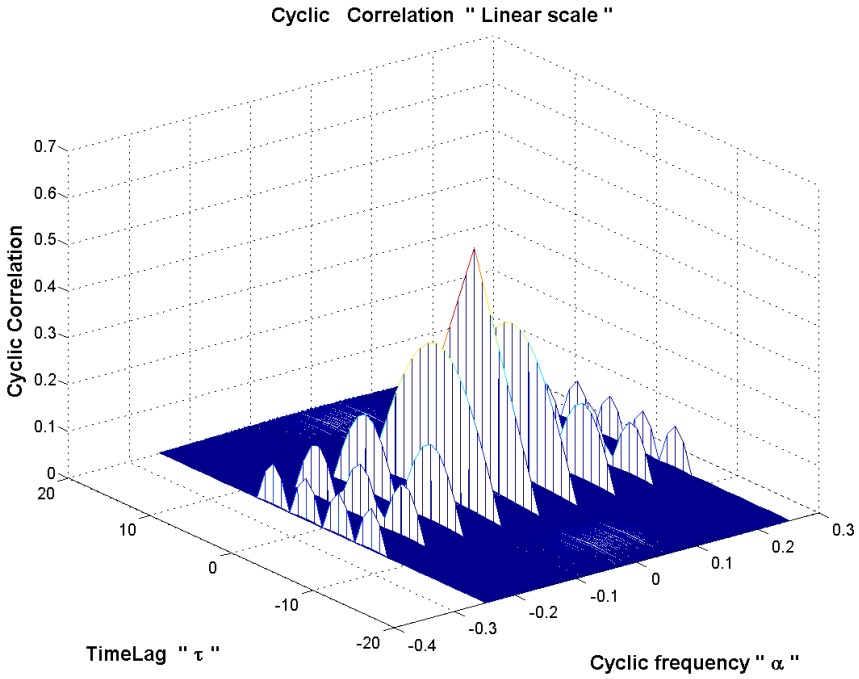


FIGURE 2.2 – Fonction d'autocorrélation cyclique en échelle linéaire d'un train d'impulsions modulé en amplitude. $C_x[\alpha, \tau]$ est non nulle pour certaines valeurs de α. Celles-ci sont les multiple de $\frac{1}{T_{sym}}$.

$$C_x[\alpha_k, \tau] = \frac{1}{2} C_a[\tau] \cos[2\pi f_0 \tau] \delta[\alpha] + \frac{1}{4} C_a[\tau] \\ e^{j2\phi_0} \delta[\alpha - 2f_0] + e^{-j2\phi_0} \delta[\alpha + 2f_0] \tag{2.19}$$

$$S_x[\alpha_k, f] = \frac{1}{4} S_a[f + f_0] \delta[\alpha] + \frac{1}{4} S_a[f - f_0] \delta[\alpha] \\ + \frac{1}{4} S_a[f] e^{j2\phi_0} \delta[\alpha - 2f_0] + e^{-j2\phi_0} \delta[\alpha + 2f_0] \tag{2.20}$$

$C_a[\tau]$ et $S_a[f]$ sont respectivement la fonction d'autocorrélation et le spectre de puisssance de *a(t)*. $C_x[\alpha_k, \tau]$ et $S_x[\alpha_k, f]$ sont non nuls pour $\{\alpha = \pm 2f_0 \; et \; \alpha = 0\}$. *x(t)* est cyclostationnaire de période cyclique $\frac{1}{2f_0}$ (voir figure 2.5 et 2.6).

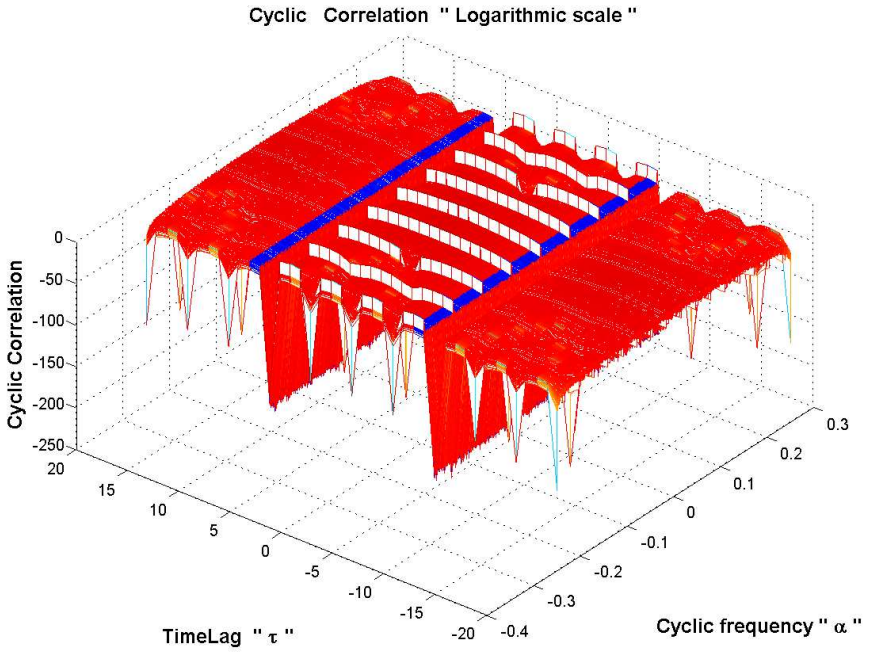


FIGURE 2.3 – Fonction d'autocorrélation cyclique en échelle logarithmique d'un train d'impulsions modulé en amplitude.

2.3.5 Ergodicité et Cycloergodicité

A. Ergodisme

L'estimation des moyennes d'ensembles est réalisée, en général, en utilisant des moyennes empiriques. Dans l'étude d'un système déterminé, les moyennes empiriques sont obtenues en utilisant un grand nombre de systèmes identiques ou réalisations (d'où la dénomination de moyenne d'ensembles).

La disposition d'un nombre suffisant de réalisations (système identiques), pour permettre l'estimation avec précision de la moyenne d'ensembles, n'est pas toujours facile. Par contre, il est possible d'observer le système pendant un temps suffisamment long. Les moyennes d'ensembles peuvent être remplacées par les moyennes temporelles. L'ergodisme régit les relations existant entre les moyennes d'ensembles et les moyennes temporelles. Pour un système stationnaire et ergodique, les moyennes d'ensembles sont égales aux moyennes temporelles correspondantes. Donc, il existe un moyen de mesure des moyennes à partir de l'observation d'un seul système, pendant un temps suffisamment long.

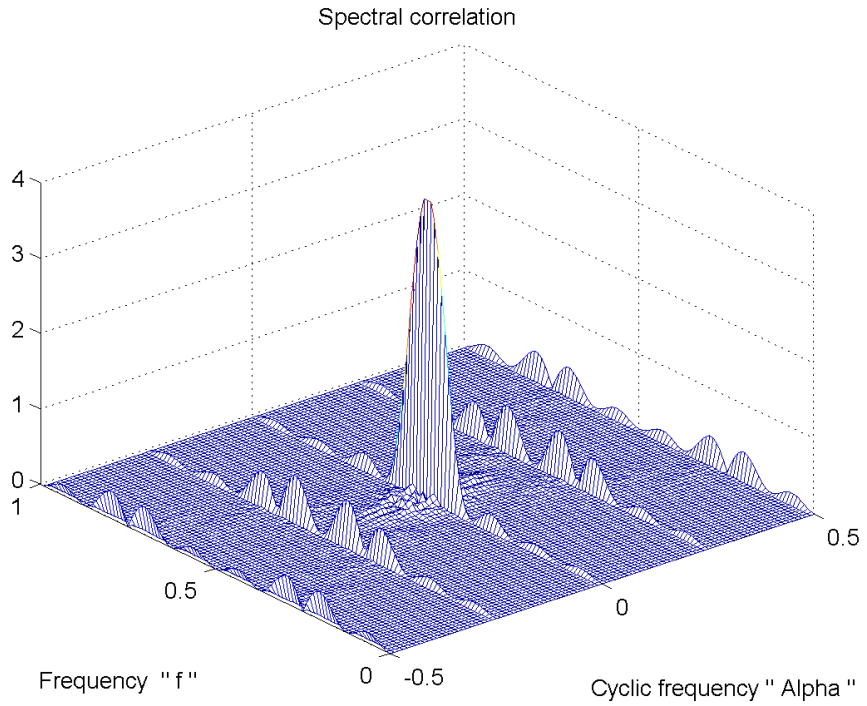


FIGURE 2.4 – Fonction de corrélation spectrale d'un train d'impulsions. $S_x[\alpha, f]$ est nulle pour les fréquences cycliques $\alpha = \frac{k}{T_{sym}}$.

La figure 2.7 représente trois réalisations d'un processus stationnaire (un bruit blanc centré). Le processus est ergodique (d'ordre (1)) si toutes les moyennes d'ensembles aux différents instants sont égales aux moyennes temporelles. Le processus est ergodique (d'ordre (2)) si les autocorrélations temporelles de ses réalisations sont égales à l'autocorrélation statistique du processus. Un processus qui vérifie les deux propriétés s'appelle un processus stationnaire et ergodique au sens large.

B. Cycloergodisme

Nous avons vu que l'estimation des propriétés statistiques d'un processus aléatoire, par exemple à l'ordre (1) (la moyenne) ou à l'ordre (2) (l'autocorrélation), suppose qu'on ait accès à l'ensemble des réalisations possibles de ce processus. En pratique, on ne dispose que de quelques observations ou une seule, dans le temps, de ce processus. Dans le cas stationnaire, si le processus est ergodique alors on peut admettre que son évolution au cours du temps apporte la même information qu'un ensemble de réalisations [140].

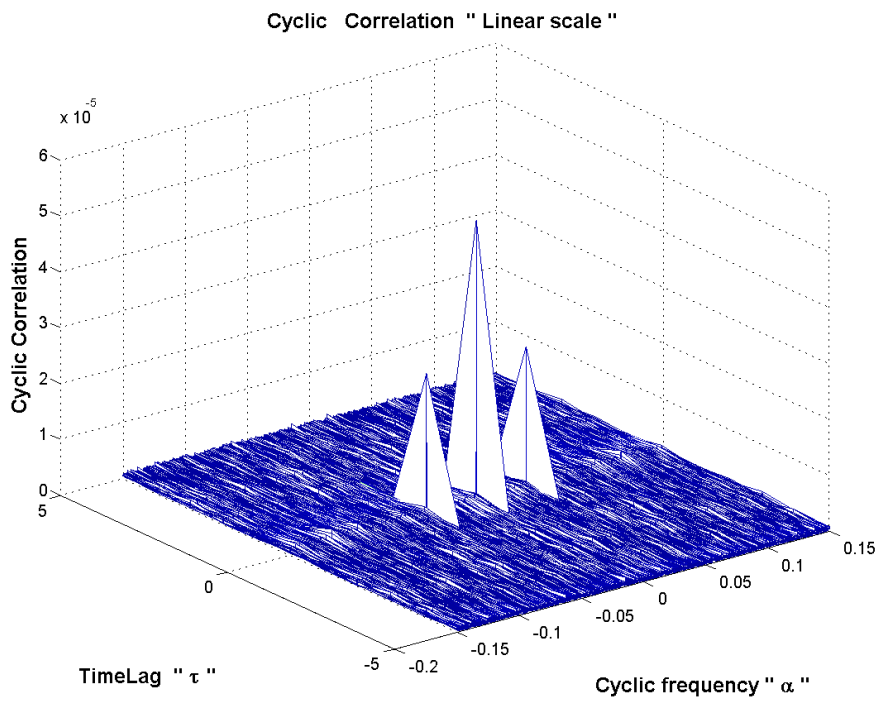


FIGURE 2.5 – Fonction d'autocorrélation cyclique en échelle linéaire d'un signal modulé en amplitude. Cette fonction n'est pas nulle pour les fréquences cycliques $\alpha = 0$ et $\alpha = \pm 2f_0$.

Ce concept d'ergodicité peut s'étendre au cas des processus cyclostationnaires donnant lieu au concept de cycloergodicité [140]. Il implique qu'asymptotiquement, les moyennes temporelles du processus multiplié par une sinusoïde complexe sont égales aux moyennes temporelles des paramètres statistiques du même processus multipliés par une sinusoïde complexe, soit :

$$\left\langle E\{x[n]e^{j2\pi\alpha n}\}\right\rangle_n = \left\langle x[n]e^{j2\pi\alpha n}\right\rangle_n \tag{2.21}$$

$\langle . \rangle_n$ est l'opérateur de moyenne.

L'application de cette relation dans le cas d'un processus $x(t)$ cycloergodique et cyclostationnaire permet d'établir une nouvelle expression de la fonction d'autocorrélation cyclique définie en (2.7), soit :

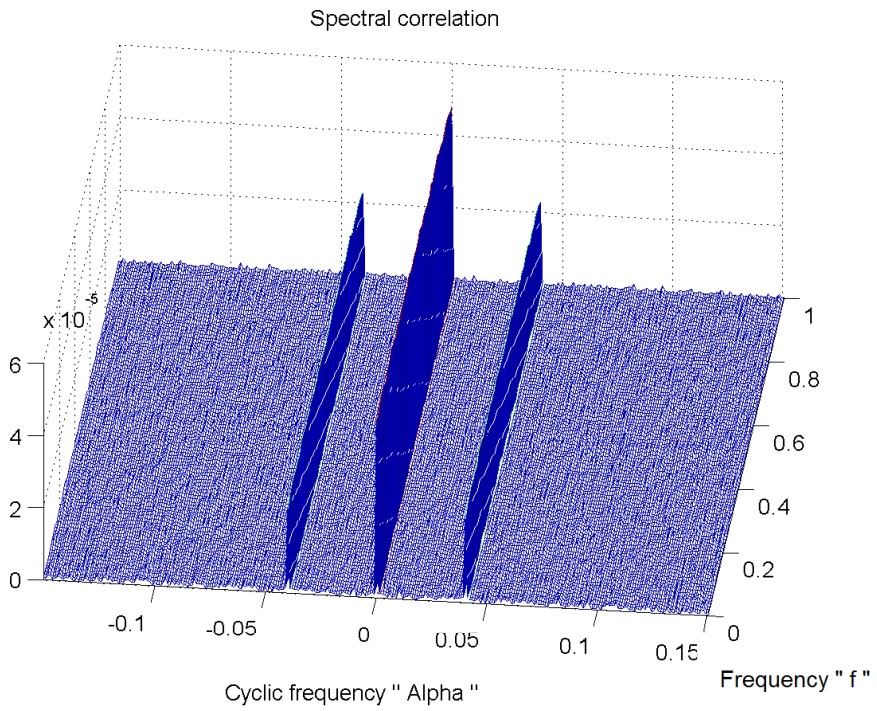


FIGURE 2.6 – Fonction de corrélation cyclique d'un signal modulé en amplitude. Cette fonction n'est pas nulle pour les fréquences cycliques $\alpha = 0$ et $\alpha = \pm 2f_0$.

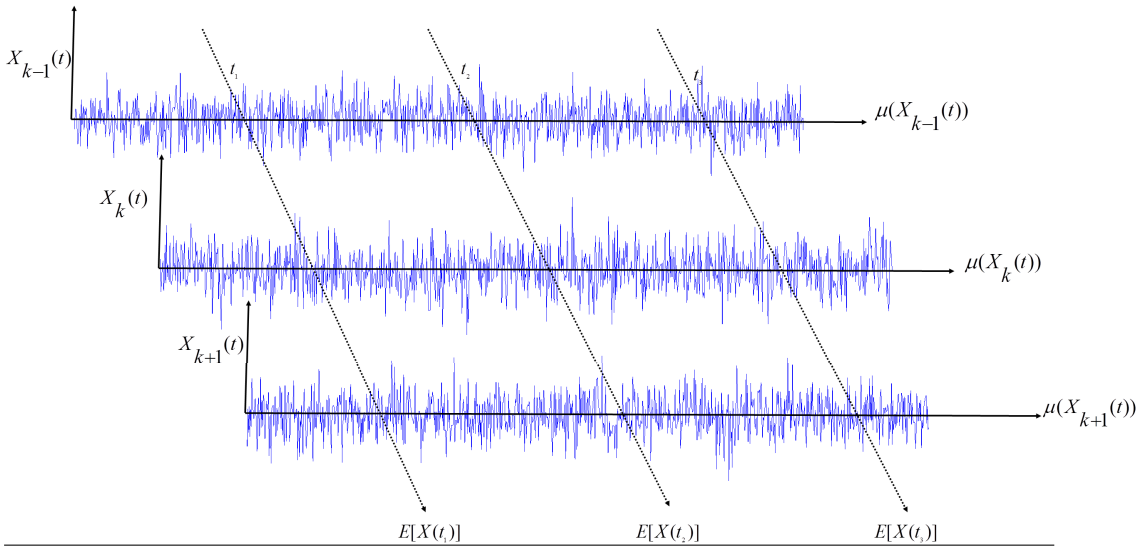


FIGURE 2.7 – Processus stationnaire.

$$C_x[\alpha_k, \tau] = \left\langle x[n - \frac{\tau}{2}]x^*[n + \frac{\tau}{2}]e^{j2\pi\alpha n} \right\rangle_n \tag{2.22}$$

Cette expression est très pratique dans l'estimation des propriétés statistiques à l'ordre 2 des processus cyclostationnaires. L'hypothèse d'ergodicité permet l'estimation des descripteurs statistiques d'un processus stationnaire à partir de moyennes temporelles d'une réalisation. L'hypothèse de cycloergodicité permet l'estimation des descripteurs statistiques d'un processus cyclostationnaire à partir de moyennes temporelles synchrones (ou moyennages synchrones) d'une réalisation.

2.4 Principe d'acquisition des signaux

2.4.1 Motivations

Les signaux issus de machines tournantes et alternatives sont généralement cyclostationnaires par rapport à la variable angulaire θ [141]. Le moteur de centres d'usinage qui entraîne la broche, le porte outil et l'outil en rotation fait partie de ces machines tournantes. L'analyse des signaux issus de cette machine dans le domaine angulaire paraît justifiée et naturelle.

En réalité, les signaux vibratoires issus des centres d'usinage sont acquis dans le domaine temporel. Comme le moteur entraînant la broche à tourner fonctionne dans un régime constant Ω=constant, cela implique que les signaux échantillonnés temporellement respectent la relation 2.23, donc le pas temporel constant correspond à un pas angulaire constant (figure 2.8).

$$\theta(t) = \Omega t \tag{2.23}$$

Ω est la vitesse de rotation de la broche.

En réalité, La vitesse n'est pas tout à fait constante mais elle fluctue autour d'une vitesse moyenne et la relation entre le domaine temporel et le domaine angulaire est donnée par $\theta(t) = \Omega t + \varepsilon(t)$. Par conséquent, les signaux sont échantillonnés à pas angulaire irrégulier (voir figure 2.8). De plus, le nombre d'échantillons par cycle peut varier d'un cycle à l'autre, si la fréquence d'échantillonnage n'est pas à un multiple entier de la fréquence de rotation alors ce nombre d'échantillons n'est pas un entier.

Pour pallier ces difficultés, il est souhaitable d'aboutir à une discrétisation angulaire plutôt que temporelle pour avoir un nombre constant d'échantillons

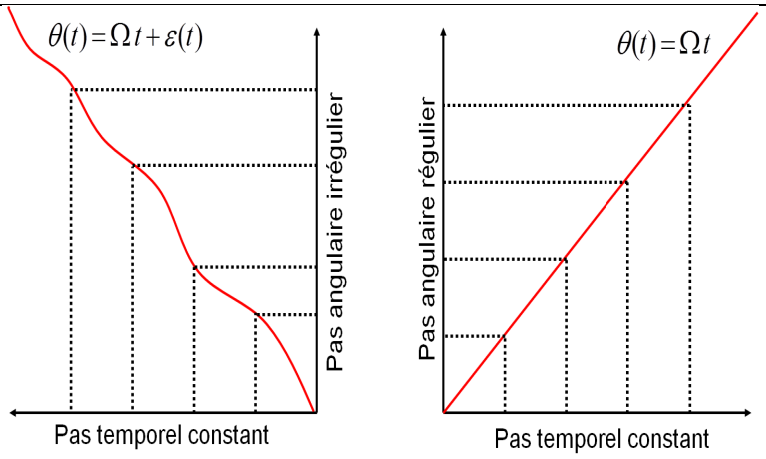


FIGURE 2.8 – Échantillonnage temporel vs angulaire.

par cycle. Pour ce faire, deux méthodes sont envisageables : l'échantillonnage angulaire direct et le re-échantillonnage angulaire a posteriori.

2.4.2 Échantillonnage angulaire direct

Le signal est directement acquis sous échantillonnage angulaire. Le schéma sur la figure 2.9 montre le principe de la chaine d'acquisition. Cette méthode directe nécessite un codeur optique, un multiplicateur de fréquence, un filtre anti-repliement et un système d'acquisition disposant d'une entrée complémentaire permettant l'utilisation d'une horloge externe.

Le codeur optique est fixé sur l'arbre de la machine, en délivrant un signal carré dont la fréquence dépend de la vitesse de rotation de l'arbre. Si cette fréquence est élevée, un diviseur de fréquence peut être utilisé pour la réduire. Ensuite, le signal du codeur est utilisé comme une horloge externe par la carte d'acquisition afin de déclencher l'acquisition des échantillons du signal *x(t)* chaque fois qu'un front montant est détecté. Pour un nombre N fixé d'impulsions par tour, le signal est donc échantillonné par un pas angulaire de $2\pi/N$ (radian).

Avant de pouvoir être échantillonné, le signal *x(t)* doit passer par un filtre anti-repliement dont la fréquence de coupure f_c est asservie pour s'adapter à la fréquence d'échantillonnage angulaire f_e qui est liée à la vitesse de rotation instantanée de l'arbre $\dot{\theta}(t)$ par la relation :

$$f_e^{\Delta\theta}(t) = \frac{\dot{\theta}}{2\pi} N \tag{2.24}$$

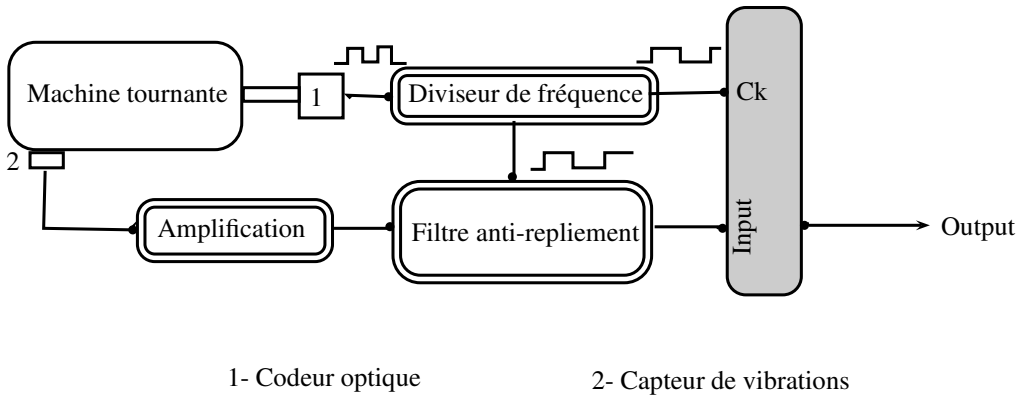


FIGURE 2.9 – Chaîne d'acquisition angulaire " échantillonnage direct".

La fréquence de coupure f_c doit respecter la condition 2.25, pour satisfaire le théorème de Nyquist :

$$f_c(t) \prec \frac{f_e^{\Delta\theta}(t)}{2} = \frac{\dot{\theta}}{4\pi} N \tag{2.25}$$

Une telle chaîne d'acquisition permet l'acquisition angulaire du signal. Néanmoins, elle est moins intéressante commercialement car elle est beaucoup plus coûteuse en terme d'instrumentation. De plus, la majorité des chaines d'acquisition utilisent une horloge interne et ne disposent pas toujours d'entrée jouant le rôle d'une horloge externe.

2.4.3 Échantillonnage angulaire a posteriori

La méthode d'échantillonnage a posteriori présente une alternative de la méthode d'échantillonnage directe. Elle n'est pas coûteuse et peut fournir l'information à la fois dans le domaine temporel et angulaire. La méthode nécessite un codeur optique et un système d'acquisition classique. Dans le cas de réducteurs à trains d'engrenage, Bonnardot et al. [142] montre la possibilité de substituer le codeur optique à un accéléromètre. Dans cette situation, la position angulaire de l'arbre est estimée par les chocs dus à l'engrènement des roues dentées.

Le signal $x(t)$ est acquis sous échantillonnage temporel conjointement avec le signal du codeur optique $c(t)$. Le signal $x(t)$ est re-échantillonné angulairement en post-traitement à l'aide du signal de vitesse.

La figure 2.10 illustre une schématisation de cette méthode. La méthode

appelée aussi "computed order tracking" est détaillée dans [143]. Cette méthode comporte trois étapes principales : 1) l'estimation de la position angulaire de l'arbre, 2) Filtrage anti-repliement et 3) l'interpolation.

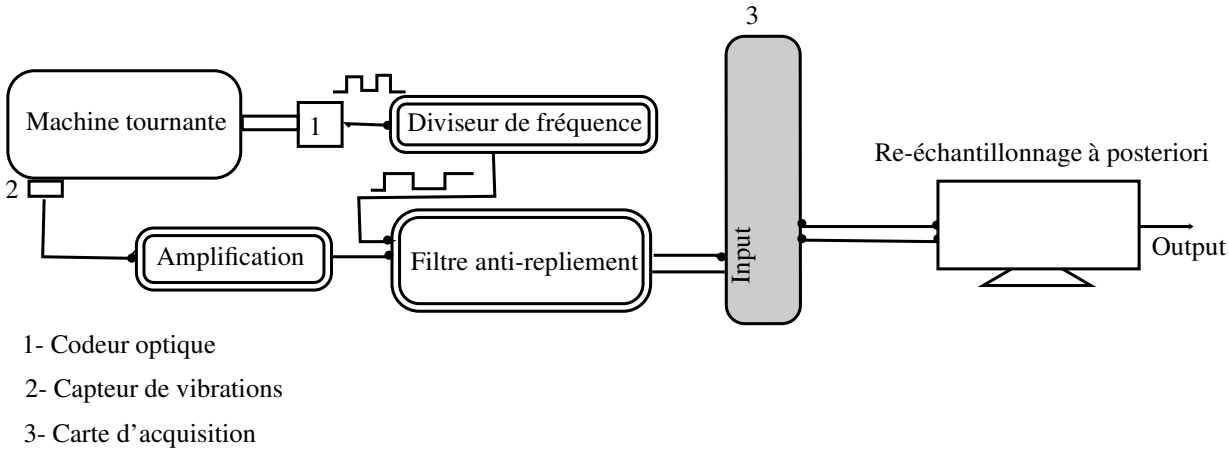


FIGURE 2.10 – Re-échantillonnage a posteriori.

Estimation de la position angulaire de l'arbre

Le signal du codeur optique est filtré avec un filtre passe bande autour de la fondamentale ou d'une harmonique. Le signal analytique résultant porte l'information de position dans sa phase $\phi_s(n)$. La dérivée temporelle de la phase du signal analytique donne une estimation de la fréquence instantanée de rotation de l'arbre par la relation :

$$f_i(n) = \frac{1}{2\pi} \cdot \frac{d\phi_s(t)}{dt} \tag{2.26}$$

Les calculs sont évalués en $t = nT_s$, où T_s le pas d'échantillonnage.

Le choix délicat de la largeur du filtre passe-bande est le principal inconvénient. Le choix dépend des taux de dispersions de la vitesse.

Filtrage anti-repliement

Le signal *x(t)* doit passer par un filtre anti-repliement pour respecter les conditions de Nyquist, avant d'être re-échantillonné en angulaire. Le filtre anti-repliement est donc configuré selon la vitesse de rotation minimale $min(\dot{\theta}(t))$

[143].

Interpolation

La dernière étape consiste à interpoler le signal temporel $x(n)$ à l'aide du signal $\phi_s(n)$, afin d'estimer le signal $x(n_\theta)$ à des positions d'arbre correspondant à un incrément angulaire constant $\phi_a(n)$. La figure 2.11 illustre le procédé d'interpolation pour un échantillon donné.

La précision de cette estimation dépend du pas angulaire et de la méthode d'interpolation utilisée. Bonnardot [143] présente trois méthodes : l'utilisation de Fourier, la méthode de Lagrange et les splines.

L'auteur préconise l'utilisation des splines, qui se rapproche de l'interpolation par Fourier mais qui impose des contraintes de continuité.

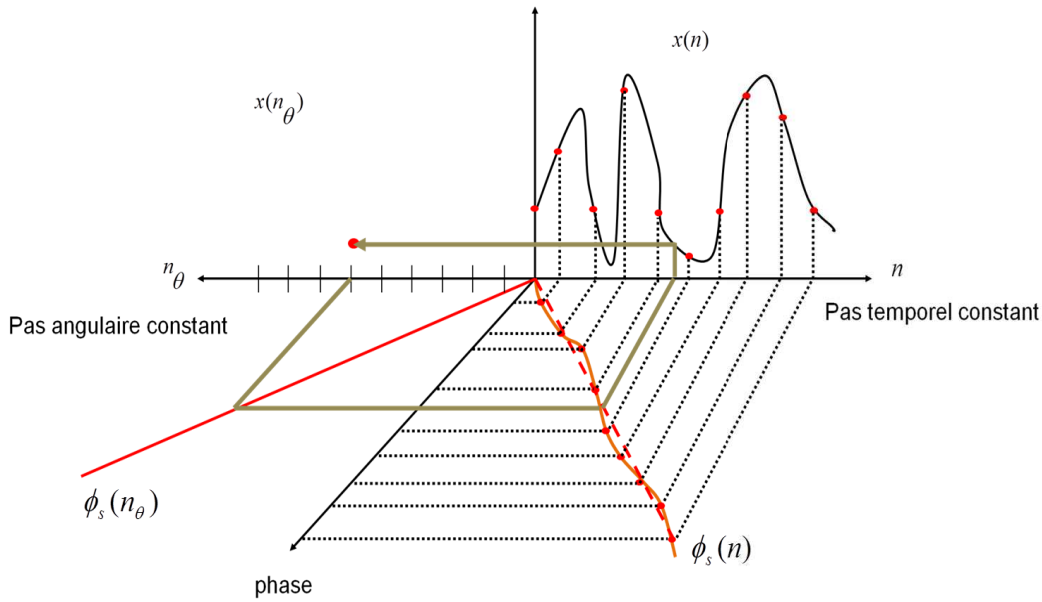


FIGURE 2.11 – Interpolation.

2.5 Estimation des outils cyclostationnaires

Le re-échantillonnage angulaire ou le mode d'acquisition en angulaire offre des avantages particuliers pour le traitement numérique du signal. Le mode d'acquisition en échantillonnage angulaire et l'hypothèse de la cycloergodicité sont particulièrement appropriés pour pouvoir calculer des descripteurs

statistiques sur les cycles des signaux vibratoires, en considérant une seule réalisation $x[\theta]$ [144].

Nous supposons ici que le signal vibratoire $x[\theta]$ a été échantillonné sur N_Φ points par cycle de base angulaire Φ. θ correspondant à l'angle de rotation, est la variable générique considérée.

Nous allons présenter dans cette section, l'estimation des descripteurs ou les outils utilisés par la suite pour le diagnostic des centres d'usinage.

On découpe le signal en K blocs consécutifs de longueur Φ, l'estimation des moments de différents ordres correspond à ces équations :

$$m_x[\theta] \approx \hat{\mu}_X[\theta] = \frac{1}{K}\sum_{k=0}^{K-1} x[\theta + k\Phi] \tag{2.27}$$

$$V_x[\theta] \approx \hat{V}_X[\theta] = \frac{1}{K}\sum_{k=0}^{K-1} (x[\theta + k\Phi] - m_x[\theta])^2 \tag{2.28}$$

$$Kur_x[\theta] \approx \hat{K}ur_X[\theta] = \frac{1}{K}\sum_{k=0}^{K-1} (x[\theta + k\Phi] - m_x[\theta])^4/(V_x[\theta]^2) \tag{2.29}$$

$$C_x[\theta,\tau] \approx \hat{C}_X[\theta,\tau] = \frac{1}{K}\sum_{k=0}^{K-1} (x[\theta + k\Phi] - m_x[\theta])(x[\theta + k\Phi - \tau] - m_x[\theta - \tau]) \tag{2.30}$$

Le moment d'ordre (1) (2.27), le moment d'ordre (2) (2.28) et le moment d'ordre (4) (2.29), à un retard nul sont nommés respectivement par la moyenne angulaire synchrone, la variance angulaire synchrone et le kurtosis angulaire synchrone.

Le spectre de Wigner-Ville de $x[\theta]$ est estimé par la transformation de Fourier selon la variable τ de la fonction d'autocorrélation (2.30). Pour estimer la corrélation spectrale, le périodogramme moyenné est utilisé. En effet, le

signal est divisé en K blocs chevauchés, chacun d'eux est apodisé par la fenêtre de Hanning avec un chevauchement de 3/4 de la taille de la fenêtre.

Pour une fréquence cyclique α, on effectue deux décalages fréquentiels du signal (premier bloc) apodisé en le multipliant par $e^{j\pi\frac{\alpha}{2}\theta}$ et $e^{-j\pi\frac{\alpha}{2}\theta}$. On obtient alors deux signaux (blocs). Ensuite, on calcule l'interspectre de ces deux blocs.

L'interspectre obtenu correspond à une coupe de la corrélation spectrale à la fréquence cyclique α. De la même manière, on calcule les interspectres de tous les blocs. La corrélation spectrale est obtenue par moyennage de tous les interspectres (2.31). La figure (2.12) illustre cette technique.

Le calcul de la corrélation spectrale par le périodogramme moyenné est avantageux à partir de 4 moyennes et nécessite moins de mémoire [145].

$$\hat{S}_x[\alpha, f] = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} FFT_{x,k}[f + \frac{\alpha}{2}]FFT^*_{x,k}[f - \frac{\alpha}{2}] \tag{2.31}$$

FFT est la transformation de Fourier.

2.6 Analyse d'enveloppe et Corrélation spectrale

La recherche des fréquences cycliques α_k peut être intéressant pour l'identification des défauts dans les machines tournantes [128]. En pratique, la carte de corrélation spectrale en deux dimensions peut nous informer sur ces fréquences, mais l'inconvénient réside dans le temps de calcul et la difficulté de l'interprétation. Pour cette raison, l'idée est d'intégrer la corrélation spectrale suivant l'axe des fréquences f pour fournir un spectre discret sur les fréquences cycliques α.

Pour démonter ce qui précède, nous définissons $M_x[\alpha]$ comme le spectre obtenu après l'intégration de la corrélation spectrale selon l'axe f (2.32) :

$$M_x[\alpha] = \sum_{f \in R} S_x[\alpha, f] \tag{2.32}$$

Nous substituons l'équation 2.11 et 2.10 dans 2.32 :

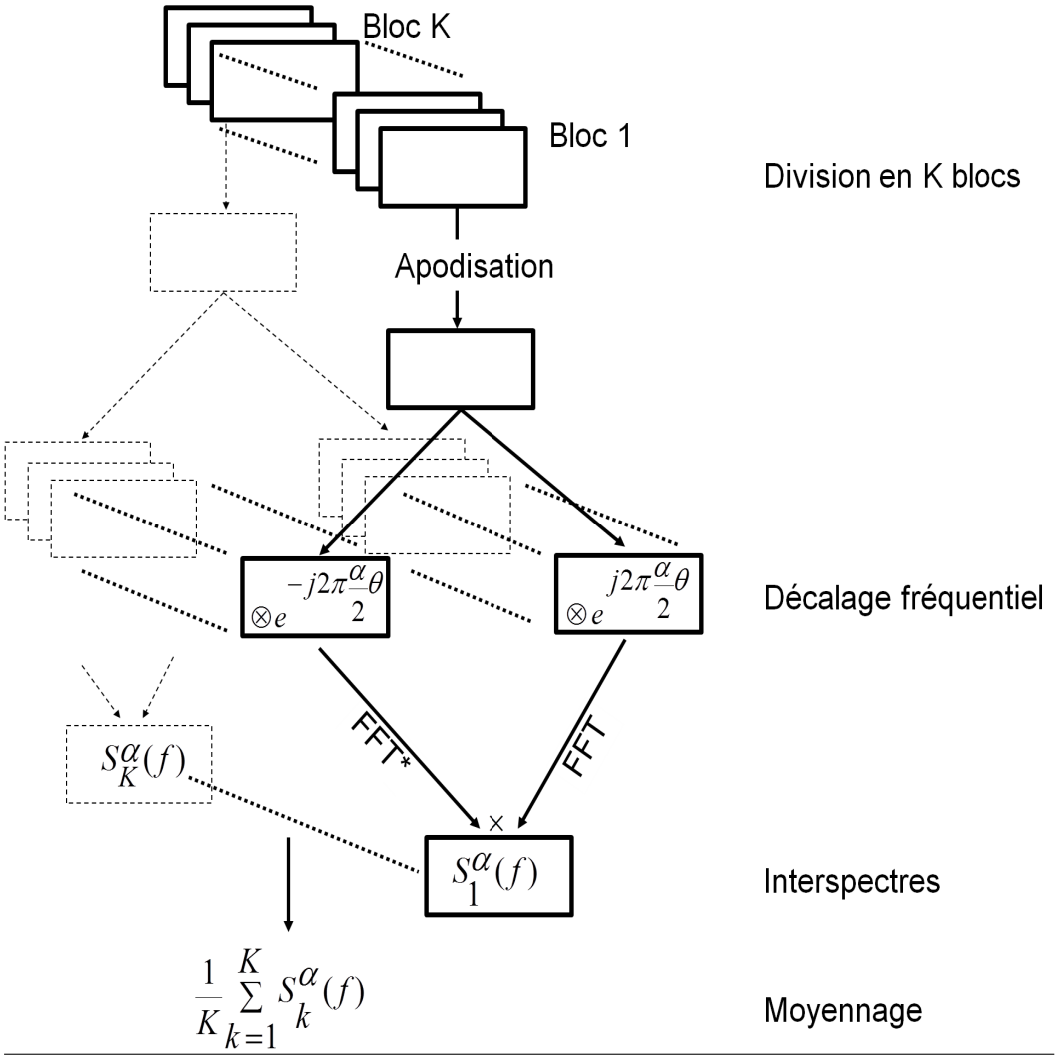


FIGURE 2.12 – Estimation de la corrélation spectrale.

$$
\begin{aligned}
M_x[\alpha] &= \sum_{f=-\infty}^{+\infty} \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} W_X[n,f] e^{-j2\pi\alpha n} \\
&= \sum_{f=-\infty}^{+\infty} \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N} \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=0}^{N-1} C_x[n,\tau] e^{-j2\pi f\tau} e^{-j2\pi\alpha n}
\end{aligned}
\tag{2.33}
$$

Après le changement de l'ordre d'intégration, l'expression devient :

$$
\begin{aligned}
&= \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N} \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=0}^{N-1} C_x[n,\tau] e^{-j2\pi\alpha n} \sum_{f=-\infty}^{+\infty} e^{-j2\pi f\tau} \\
&= \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N} \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=0}^{N-1} C_x[n,\tau] e^{-j2\pi\alpha n} \delta(\tau) \\
&= \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} C_x[n,0] e^{-j2\pi\alpha n}
\end{aligned}
\tag{2.34}
$$

Si le signal est dominé par la partie aléatoire, alors :

$$
C_x[n,0] = E\{|x[n]|^2\} \tag{2.35}
$$

ce qui veut dire que $M_x[\alpha]$ peut être aussi définie par (2.35). $M_x[\alpha]$ est une fonction quasi-périodique, son spectre est discret, nul sauf aux fréquences cycliques α [128].

L'analyse d'enveloppe apparait comme un cas particulier dans l'analyse des processus cyclostationnaire. La figure 2.13 monte que l'amplitude du signal au carré, qui est plus simple à calculer, peut parfois remplacer la corrélation spectrale intégrée.

Ce résultat va être exploité dans le chapitre 5 pour développer un outil de détection du broutage en exploitant la cyclostationnarité des signaux d'accélération.

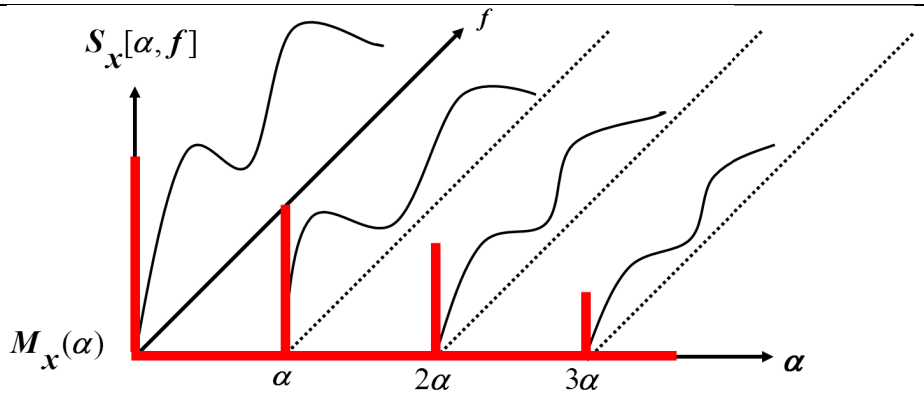


FIGURE 2.13 – Relation entre la corrélation spectrale et l'analyse d'enveloppe.

2.7 Conclusion

Nous avons présenté dans cette partie les définitions et les propriétés liées au concept de la cyclostationnarité. Nous souhaitons exploiter ce concept dans le cadre de l'analyse vibratoires des centre d'usinage à grande vitesse.

Nous avons présenté le principe d'acquisition des signaux. L'échantillonnage angulaire des signaux vibratoires offre un certain nombre d'avantages et permet une bonne estimation des outils cyclostationnaires.

Le calcul de la corrélation spectrale peut être prohibitif et son interprétation parfois complexe. Cependant, nous avons présenté son lien avec l'analyse d'enveloppe. Ce lien sera exploité dans le chapitre 5 pour le développement d'un système de diagnostic.

Le chapitre 3 présente l'analyse des signaux d'accélération par approche cyclostationnaire, avec un objectif de détecter le phénomène du broutage et de l'usure.

Chapitre 3

Analyse cyclostationnaire des signaux d'accélération

Sommaire

3.1 Introduction **78**
3.2 Méthodologie **78**
3.2.1 Dispositif expérimental 78
3.2.2 Acquisition de données 80
3.2.3 Configuration des tests 83
3.3 Résultats et discussion **87**
3.3.1 Première application : analyse du broutage 88
3.3.2 Deuxième application : analyse de l'usure 101
3.4 Conclusions **105**

3.1 Introduction

Dans le cadre de l'étude des centres d'usinage, le dispositif utilisé sera décrit dans ce chapitre. Ce dispositif est employé pour étudier plusieurs aspects du procédé de fraisage, qui seront détaillés dans par la suite.

Comme mentionné précédemment, La cyclostationnarité des signaux des machines tournantes permet de prendre en compte leur comportement non stationnaire. Ce comportement conduit à la fois au développement de différents algorithmes, y compris la transformation de Fourier à court terme (STFT), les représentations temps fréquence comme Wigner-Ville et d'autres outils plus sophistiqués. Ces outils sont précis que ceux utilisés traditionnellement.

L'objectif de ce chapitre est d'étendre le champ d'application de la cyclostationnarité à des signaux d'accélération issus du centre d'usinage à grande vitesse, dans différentes conditions de coupe, pour la détection du phénomène du broutage et de l'usure des outils.

Ce chapitre se décompose en deux parties :

La première partie présente la méthodologie suivie pour réaliser les tests d'usinage et acquérir les signaux vibratoires. Dans cette partie, nous exposons le dispositif expérimental nous permettant d'atteindre nos objectifs. Ensuite, nous présentons l'acquisition de données et concluons par la présentation des différentes configurations de tests.

Après avoir présenté la méthodologie expérimentale, la deuxième partie expose les différents résultats issus de l'analyse des signaux d'accélération par les outils stationnaires et cyclostationnaires.

Les signaux d'accélération sont acquis en parallèle avec les signaux du codeur interne intégré dans la broche de la machine. Ces derniers permettent le ré-échantillonnage des signaux d'accélération en angulaire, dans le but de pouvoir réaliser l'analyse cyclostationnaire.

3.2 Méthodologie

3.2.1 Dispositif expérimental

Nous nous servons de la machine de fraisage Huron K2X10, capable de fonctionner à grande vitesse (28000 rpm), pour effectuer des tests expérimentaux. Les caractéristiques de la machine sont illustrées en annexe A dans le tableau A.1.

La figure 3.1 présente un schéma du dispositif expérimental sur lequel se réalise les tests d'usinage. Ce dispositif comprend deux ensembles de tests.

Le premier ensemble contient les tests d'analyse du broutage et le second les tests d'analyse de l'usure des outils. Des pièces d'aluminium (7075-T6) de dimension [194mm, 133mm, 50mm] sont fixées sur la structure. Des opérations de fraisage en rainures ont été réalisées avec des outils à deux et trois dents. Les outils à deux dents ont été utilisés pour l'analyse du broutage tandis que les outils à trois dents servirent aux essais d'usure. Le tableau 3.1 présente les caractéristiques des outils, tout essai d'usinage confondu.

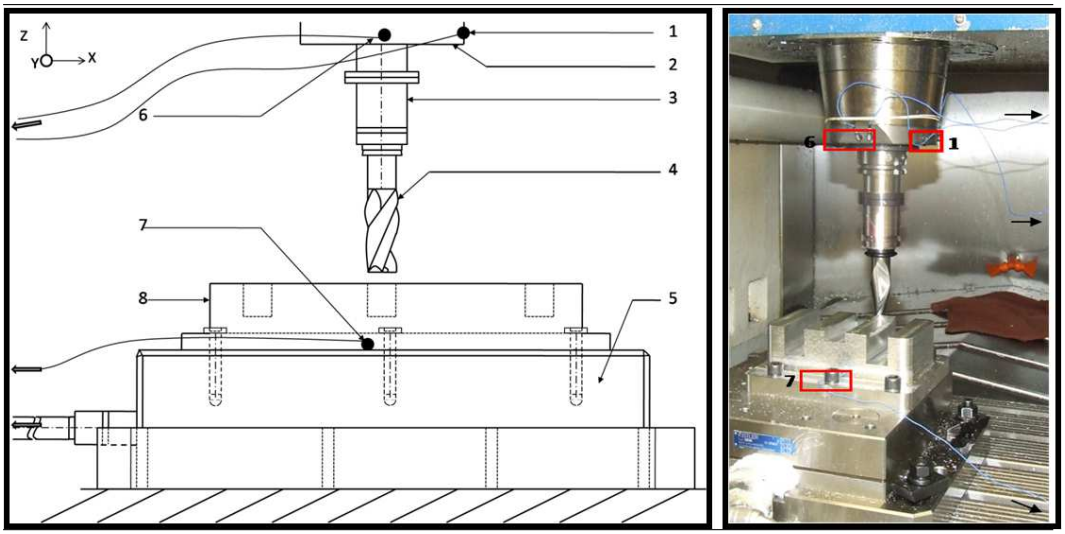


FIGURE 3.1 – Schématisation du dispositif expérimental (1) accéléromètre 1 (PCB352C22) (2) partie non rotative de la broche (3) porte outil (4) outil à deux ou trois dents (5) table dynamométrique [9255-B] (6) accéléromètre 2 (PCB352C22) (7) accéléromètre 3 (PCB352C22) (8) pièce d'aluminium AA7075-T6. Les flèches indiquent le transfert des données vers le système d'acquisition.

TABLE 3.1 – Les caractéristiques des outils de coupe [ISO3002-1].

Symboles	Terminologie	Géométrie
B(Degré)	Angle d'hélice	30
$A_p(mm)$	Profondeur de coupe maximale	38.1
D(mm)	Diamètre de l'outil	25.4
L (mm)	Longueur de l'outil	101.6
Z	nombre de dents	2 et 3

Trois accéléromètres uni-axiaux (PCB352C22) servent de capteurs de vibrations. Deux d'entre eux sont fixés à l'extrémité libre de la partie non tour-

nante de la broche (support de la broche) et orientés suivant les directions X et Y, en parallèle aux axes de la machine. Le troisième accéléromètre est fixé sur la pièce à usiner et orienté selon la direction de coupe et parallèle à l'axe Y du centre de la machine. Les signaux d'accélération sont acquis avec le système d'acquisition. Ce système contient des cartes d'acquisition (DT9837) ainsi qu'un ordinateur portable fourni avec un logiciel développé par la compagnie québécoise BETAVIB. La carte DT9837 utilise des convertisseurs Delta-Sigma AN (analog to digital) qui fournissent un filtre anti-repliement basé sur la fréquence d'horloge. Le système permet aussi le conditionnement, l'amplification des signaux provenant du capteur d'accélération. La fréquence d'échantillonnage est 48 kHz et l'analyse peut être menée entre 0.5 Hz et 20 Khz (limite de l'accéléromètre).

Le moteur triphasé, entraînant la broche, est équipé d'un codeur intégré du type gel 244 074 KM Y (fabriqué par Lenord et Bauer). Les signaux issus du codeur sont captés directement depuis la machine par l'intermédiaire d'un convertisseur TTL (plus d'informations seront fournies dans le chapitre quatre).

Une table dynamométrique multi-composante (Kistler 9255-B), couplée avec des amplificateurs de charge, mesure les forces de coupe selon trois directions orthogonales (Fx, Fy, Fz).

Tous les signaux sont acquis simultanément grâce à un tachymètre laser de poche PLT200. Les signaux de codeur ré-échantillonnent les signaux temporels d'accélération.

Ce chapitre s'intéresse à l'analyse des signaux d'accélération. L'analyse des signaux de vitesse et de force de coupe sera présentée dans le chapitre 4.

3.2.2 Acquisition de données

Les différentes étapes d'acquisition de données sont détaillées dans cette partie.

A. Sonnage de la broche

La caractérisation fréquentielle de la broche (sonnage) a été réalisée selon la technique d'analyse modale par marteau d'impact. La situation de test est visible sur la figure 3.2. L'outil implanté dans la broche (2 dents / 3 dents) est celui ayant servi aux différents essais d'usinage. Le marteau impacte directement la tête de l'outil. Les caractéristiques du système étudié sont détaillées dans le tableau 3.2.

FIGURE 3.2 – Montage utilisé pour le sonnage de la broche.

TABLE 3.2 – Matériel utilisé pour le sonnage de la broche.

Marteau de choc	Accéléromètre	Conditionneur	Carte d'acquisition	Porte outil	Outil
PCB 086C04	PCB 352C22	LMS system	LMS system	HSK-A63/ PG32-12H	minicut22430 minicut23975

La broche est testée dans deux directions, correspondant aux axes de déplacement (x, y). Pour chaque direction de sollicitation, la réponse en fréquence de la broche est calculée pour un seul impact.Les différentes fonctions de réponse en fréquence sont visibles sur les figures 3.3. On peut remarquer que les réponses ne sont pas identiques, suivant les axes de sollicitation (x, y). Les différentes fréquences de résonance identifiées sont résumées dans les tableaux 3.3 et 3.4, ainsi que les paramètres modaux utilisés (masses, amortissements et les rigidités), pour la simulation du diagramme des lobes de stabilité. Nous avons utilisé l'approche d'amplification maximale (Annexe C) pour estimer les paramètres modaux en statique (la machine est au repos). En effet, il est connu que les effets d'usinage et les effets gyroscopiques peuvent influer sur les paramètres modaux lors de rotation de la broche à des vitesses très élevées [87, 146]. Si la machine fonctionne dans des vitesses de rotation élevées, il est préférable de mesurer les paramètres modaux par des méthode d'analyse modale opérationnelle comme ARMA [147]. Cependant, la méthode de test d'impact utilisée pour estimer les paramètres modaux (amplification maximale) [77] est réalisée en statique puisque nos vitesses ne sont pas assez élevées.

Le premier pic principal de résonance est à environ 860 Hz, avec d'autres

résonances supérieures proches de (1600Hz, 2400Hz, 3200Hz et 3400hz), qui proviennent des modes de flexion du système porte-outil, outil et de la broche.

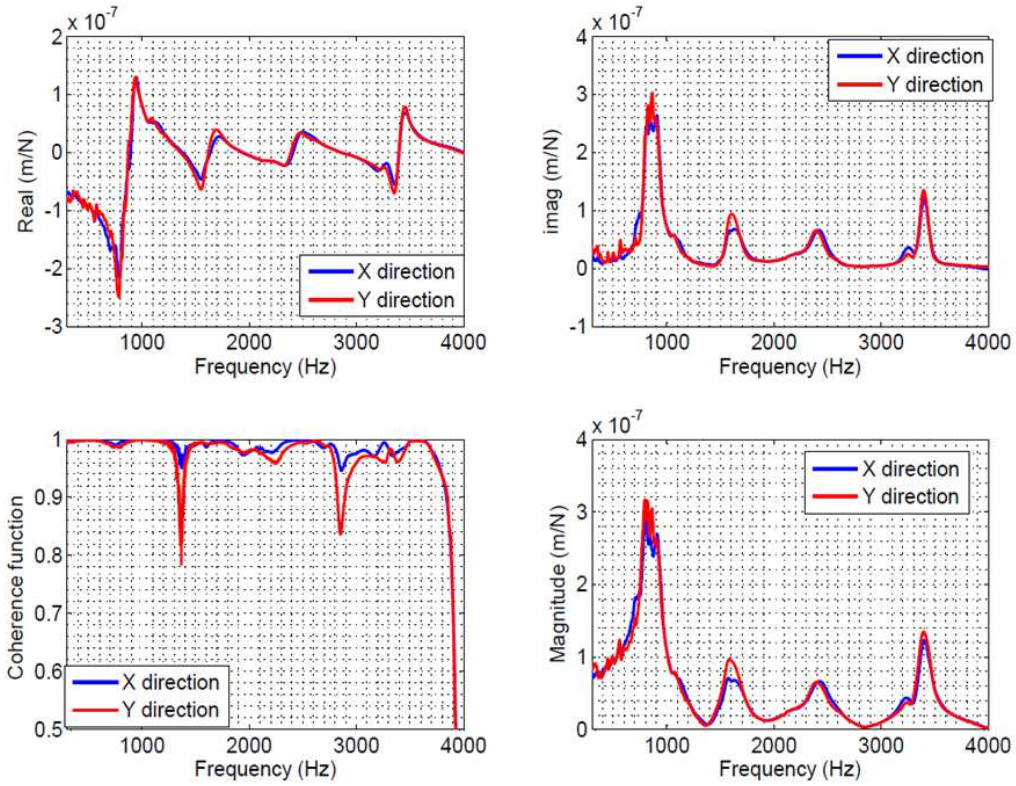


FIGURE 3.3 – Les fonctions de transfert suivant les axes x et y.

TABLE 3.3 – Les paramètres modaux du système dans la direction x.

Modes X	Fréquence propre (Hz)	Masse (Kg)	Amortissement Z	Rigidité K (MN/m)
1	862	0.8	0.086	23.61
2	1634	1.33	0.05	140.7
3	2424	1.03	0.03	240.7
4	3236	6.5	0.005	2719.3
5	3401	0.6	0.015	279.3

A. Simulation du diagramme des lobes de stabilité

Pour déterminer le diagramme des lobes de stabilité (SLD) analytiquement, il faut connaître les coefficients de coupe et les fonctions de transfert qui ont été mesurées à la première étape. L'algorithme utilisé pour déterminer le SLD est bien détaillé dans l'annexe B, avec un exemple d'illustration 1.4.2.

TABLE 3.4 – Les paramètres modaux du système dans la direction y.

Modes X	Fréquence propre (Hz)	Masse (Kg)	Amortissement Z	Rigidité K (MN/m)
1	862	0.6	0.09	17.74
2	1608	1.2	0.04	123.99
3	2396	1.1	0.03	254.2
4	3249	7.4	0.006	3119.2
5	3401	0.5	0.01	258.9

Le tableau 3.5 contient les données permettant de réaliser le SLD. La figure 3.5 regroupe les résultats.

TABLE 3.5 – Les données pour simuler le SLD.

Matériau	Coefficients de coupe	Outil	Opération
AA7075-T6	$K_t = 796.07N/mm^2$ $K_r = 168.83N/mm^2$	Outil 2 dents Outil 3 dents	rainurage

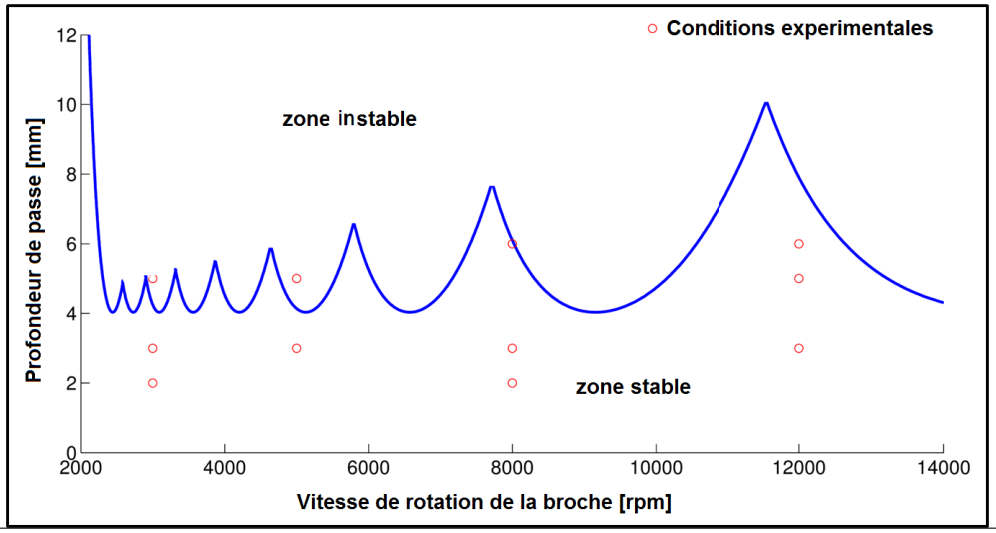


FIGURE 3.4 – Les conditions de coupe choisies à partir des lobes de stabilité. Diagramme des lobes de stabilité simulé pour : Un outil de 2 dents/ Opération de rainurage/ Aluminium A7075-T6/ Centre d'usinage Horon/ Système outil-porte outil-broche flexible.

3.2.3 Configuration des tests

Une fois le diagramme des lobes de stabilité établi, les conditions de coupes (la profondeur de coupe et la vitesse de rotation) peuvent être choisies. Nous

avons réalisé deux ensembles de tests. Le premier est destiné à étudier le broutage et le second pour réaliser l'analyse de l'usure.

A. Les tests du broutage

Afin de générer le broutage, la profondeur de coupe est augmentée par un incrément de 1 mm ou 2 mm, à différentes vitesses de rotation de la broche. Le nombre total de tests expérimentaux est égal à 12, dont 9 effectués à des conditions de coupe stables (à l'intérieur de région stable du diagramme des lobes de stabilité). Trois tests sont effectués à des conditions de coupe instables (soit à la limite ou à l'intérieur de la région instable). Les paramètres utilisés pour l'usinage sont résumés dans le tableau 3.6.

Cas	Test	a_d	r_d	S	f_d	R	N	nominal théorique
I	1	2	25.4	239.4	0.03	3000	2	pas de broutage
	2	3	25.4	239.4	0.03	3000	2	pas de broutage
	3	5	25.4	239.4	0.03	3000	2	broutage
II	4	3	25.4	398.9	0.03	5000	2	pas de broutage
	5	5	25.4	398.9	0.03	5000	2	broutage
III	6	2	25.4	638.3	0.03	8000	2	pas de broutage
	7	3	25.4	638.3	0.03	8000	2	pas de broutage
	8	6	25.4	638.3	0.03	8000	2	broutage
IV	9	2	25.4	957.5	0.03	12000	2	pas de broutage
	10	3	25.4	957.5	0.03	12000	2	pas de broutage
	11	5	25.4	957.5	0.03	12000	2	pas de broutage
	12	6	25.4	957.5	0.03	12000	2	pas de broutage

a_d : La profondeur axiale (mm) ;
r_d : La profondeur radiale (mm) ;
S : La vitesse de coupe (m/min) ;
f_d : L'avance (mm/dent) ;
R : La vitesse de rotation (Rpm) ;
N : Le nombre de dents.

TABLE 3.6 – Les conditions de coupe choisies pour réaliser les tests du broutage.

La figure 3.5 montre le diagramme des lobes de stabilité et les conditions de coupe choisies. Les formes de copeaux indiquent la nature de l'usinage et la stabilité de coupe. Les copeaux courts et tubulaires sont produits dans un état stable. Ceci est acceptable dans l'opération d'usinage (voir les photographies microscopiques de la figure 3.6).

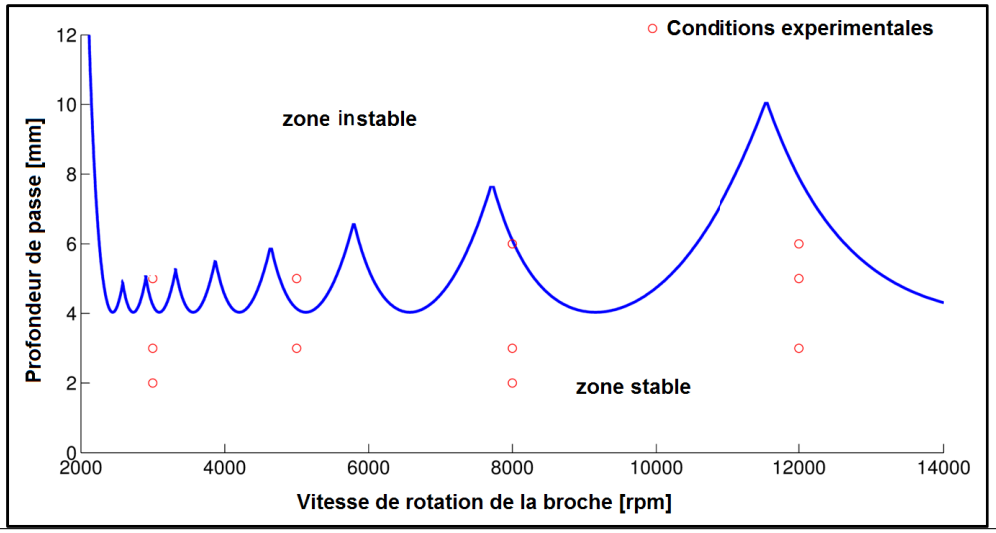


FIGURE 3.5 – Les conditions de coupe choisies à partir des lobes de stabilité. Diagramme des lobes de stabilité simulé pour : Un outil de 2 dents/ Opération de rainurage/ Aluminium A7075-T6/ Centre d'usinage Horon/ Système outil-porte outil-broche flexible.

Les copeaux rubans sont produits dans les conditions de coupe, correspondant à la vitesse de rotation de 3000 rpm et 5 mm de profondeur ainsi que la vitesse de rotation de 5000 rpm et 5mm de profondeur. Les deux cas caractérisent de mauvaises conditions de coupe.

B. Les tests d'usure

Le deuxième ensemble de tests concerne l'étude de l'usure de l'outil. L'outil qui a été utilisé a trois dents. Quatre scénarios d'essais ont été réalisés avec différents outils. Pour éviter la combinaison des phénomènes du broutage et d'usure, nous avons réalisé les tests d'usure dans des conditions de coupe stables.

Le premier scénario (I) a été mené avec un outil de coupe sain. Nous avons enregistré les signaux à différentes vitesses de rotation et différentes profondeurs de passe.

Pour le deuxième scénario (II), nous avons utilisé l'outil dans plusieurs opérations d'usinage, afin de créer un défaut de denture. Une fois la dent usée (usure en dépouille), nous avons acquis les signaux à différentes vitesses de rotation et à différentes profondeurs de passe.

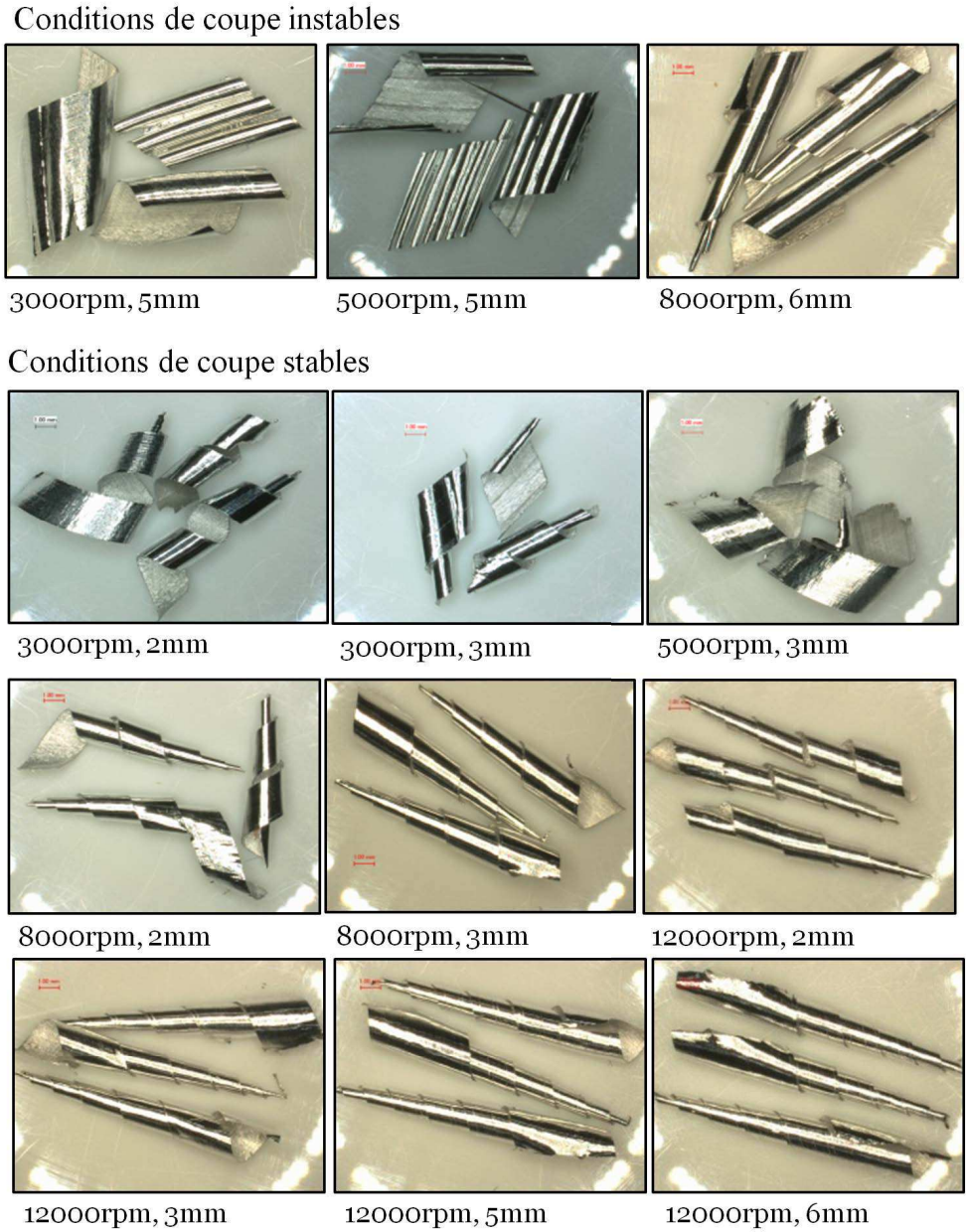


FIGURE 3.6 – Les formes de copeaux correspondant aux différentes conditions de coupe.

Dans le troisième scénario (III), nous avons utilisé l'outil précédent présentant une usure en dépouille, et avons brisé l'une des deux dents restées saines. Ensuite, différents tests ont été réalisés avec cet outil.

L'outil, ayant servi à la réalisation des trois scénarios, est réutilisé dans le dernier scénario (IV), en cassant cette fois-ci la dernière dent.

Le tableau 3.7 résume tous les scénarios achevés (I,II,III,IV) , dans l'étude de défauts d'outils. La figure 3.7 représente des photographies microscopiques des outils de coupe des quatre scénarios.

Test	a_d	r_d	S	f_d	R	N	Observations
I	2	25.4	239.4	0.03	3000	3	Outil neuf
II	2	25.4	239.4	0.03	3000	3	usure en dépouille
III	2	25.4	239.4	0.03	3000	3	usure en dépouille avec une dent cassée
IV	2	25.4	239.4	0.03	3000	3	usure en dépouille avec deux dents cassées

a_d : La profondeur axiale (mm) ;
r_d : La profondeur radiale (mm) ;
S : La vitesse de coupe (m/min) ;
f_d : L'avance (mm/dent) ;
R : La vitesse de rotation (Rpm) ;
N : Le nombre de dents.

TABLE 3.7 – Les conditions de coupes choisies pour réaliser les tests d'usure (I,II,III,IV).

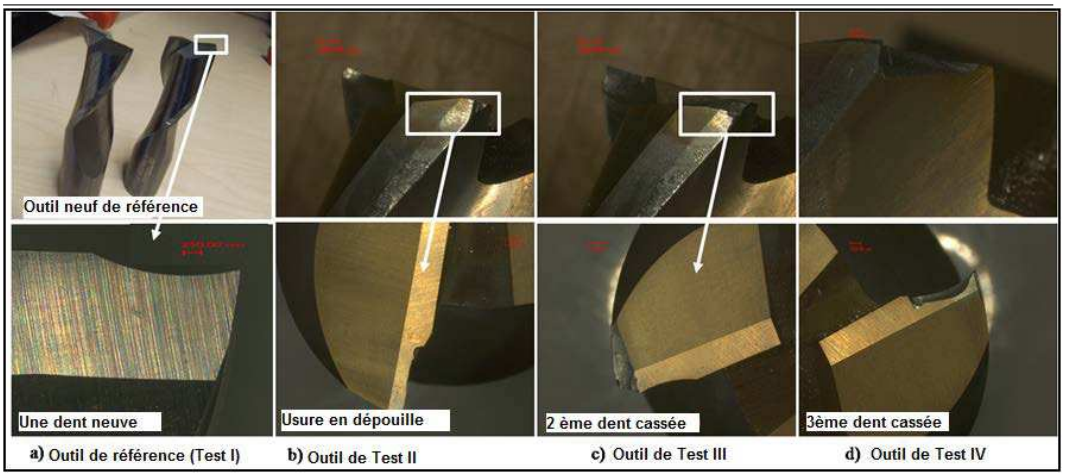


FIGURE 3.7 – Les photographies microscopiques des outils utilisés pour réaliser les quatre scénarios (I,II,III,IV).

3.3 Résultats et discussion

Les signaux accélérométriques issus des tests de broutage et des tests de défauts d'outils sont analysés dans cette section. Dans une étape préliminaire,

l'analyse stationnaire classique dans les domaines temporel et fréquentiel est appliquée sur les signaux. En seconde étape, les outils cyclostationnaires sont employés pour traiter les signaux.

Pour l'analyse cyclostationnaire, les signaux d'accélération sont re-échantillonnés à l'aide des signaux du codeur, à travers l'algorithme de ré-échantillonnage angulaire a postériori. Cette algorithme est présenté dans la section 2.4.3 de chapitre 2.

3.3.1 Première application : analyse du broutage

3.3.1.1 Analyse stationnaire

La représentation temporelle et la densité spectrale de puissance (PSD) des signaux d'accélération, issues de trois accéléromètres attachés à la pièce et à la partie non rotative de la broche (Ax, Ay et Ayw), sont montrées dans les figures 3.8, 3.9 et 3.10. Les signaux sont acquis dans des conditions stables (3000rpm et 2mm de profondeur, 8000rpm et 2mm, 12000rpm et 2mm, 12000rpm et 6mm) et instables (3000rpm et 5mm de profondeur, 8000rpm et 6mm).
Ax : l'accéléromètre est fixé à l'extrémité libre de la partie non tournante de la broche et orienté suivant la direction X (désigné par le numéro 1 sur la figure 3.1),
Ay : l'accéléromètre est fixé à l'extrémité libre de la partie non tournante de la broche et orienté suivant la direction Y (désigné par le numéro 6 sur la figure 3.1),
Ayw : l'accéléromètre est fixé sur la pièce à usiner et orienté suivant la direction Y (désigné par le numéro 7 sur la figure 3.1),

L'analyse dans le domaine temporel est utile dans le but d'observer le comportement du signal d'accélération, au cours de chaque rotation de la broche. L'analyse des signaux temporels, dans différentes directions et différentes positions, fournie des informations avantageuses pour la stabilité du système (voir a et c dans les figures 3.8, 3.9 et 3.10).

Le comportement des signaux d'accélération est similaire à celui des signaux de force (voir chapitre 4). Le signal a un comportement stable et périodique dans les conditions de coupe stables.

Des anomalies apparaissent dans les conditions instables.

Nous notons une augmentation brutale de l'amplitude des signaux d'accélérations dans les directions Ax et Ay, quand l'outil usine dans des conditions instables (c dans la figure 3.8).

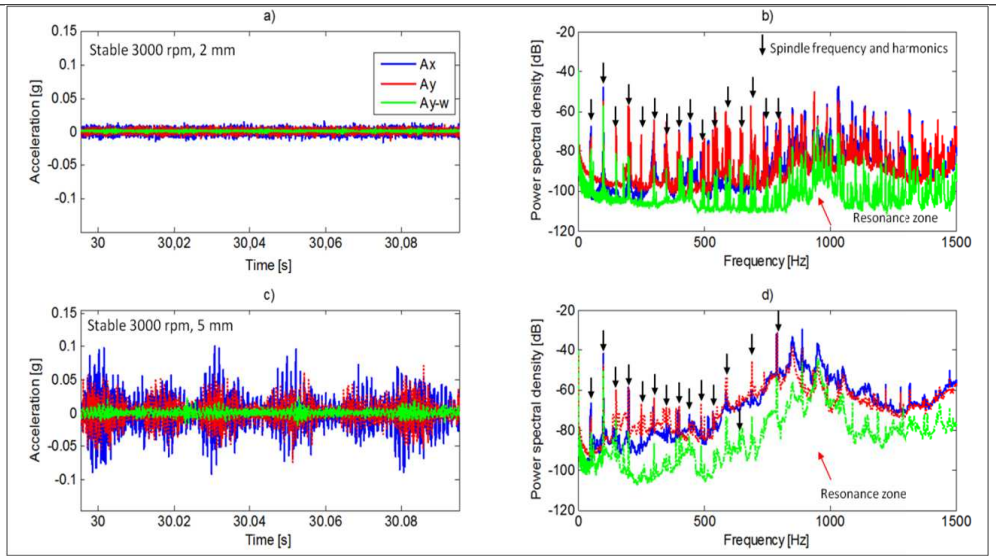


FIGURE 3.8 – Présentations temporelles et densité spectrale de puissance des signaux d'accélération. Ax : le signal issu du capteur placé dans la partie non rotative de la broche dans la direction X. Ay : le signal issu du capteur placé dans la partie non rotative de la broche dans la direction Y. Ayw : le signal issu du capteur placé sur la pièce dans la direction Y. (a) et (b) présentent les conditions stables (3000rpm, 2mm), (c) et (d) les conditions instables (3000rpm, 5mm). Les paramètres de la PSD sont : la résolution fréquentielle est égale à 1.3 Hz, le nombre de moyennes est 60, la fenêtre utilisée est hamming et la méthode d'estimation utilisée est le périodogramme de Welch. Les flèches noires indiquent la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques. D'autres composants correspondent aux fréquences du broutage.

La densité spectrale de puissance est dominée par des composantes fréquentielles additionnelles, qui sont dues à la non linéarité produite par le broutage (d dans la Figure 3.8).

L'analyse des signaux d'accélération, dans le domaine fréquentiel, lorsque les conditions de coupe sont stables, confirme que les pics du spectre sont localisés à la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques (b dans les figures 3.8 et 3.9, b et d dans la figure 3.10).

La densité spectrale de puissance, dans les conditions d'instabilité légères ou proche de la zone d'instabilité (d dans la figure 3.9), est similaire à celle obtenue dans des conditions stables. Cependant, les fréquences de résonance sont plus dominantes. L'analyse des spectres des signaux d'accélération, dans les conditions instables, met en évidence des pics dominants qui correspondent

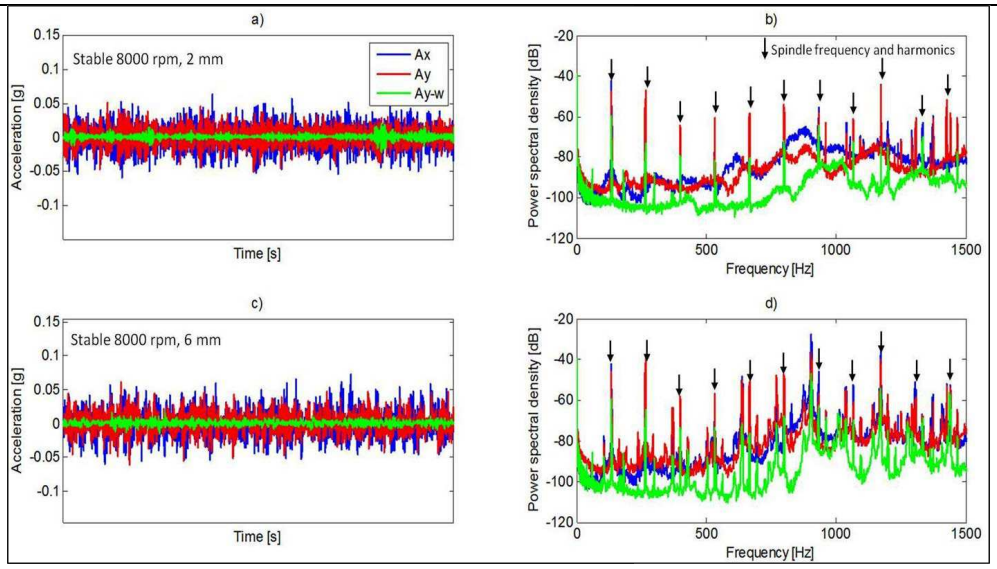


FIGURE 3.9 – Présentations temporelles et densité spectrale de puissance des signaux d'accélération. Ax : le signal issu du capteur placé dans la partie non rotative de la broche dans la direction X. Ay : le signal issu du capteur placé dans la partie non rotative de la broche dans la direction Y. Ayw : le signal issu du capteur placé sur la pièce dans la direction Y. (a) et (b) présentent les conditions stables (8000rpm, 2mm), (c) et (d) présentent les conditions instables (8000rpm, 6mm). Les paramètres de la PSD sont : la résolution fréquentielle est égale à 1.3 Hz, le nombre de moyennes utilisé est 60, la fenêtre utilisée est hamming et la méthode d'estimation utilisée est le périodogramme de Welch. Les flèches noires indiquent la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques. D'autres composants correspondent aux fréquences du broutage.

aux fréquences de vibrations auto-excitées ou aux fréquences du broutage.

La densité spectrale de puissance calculée, dans les conditions de coupe instables (d dans la 3.8), est similaire à la fonction de transfert (figure 3.3). Les fréquences de résonance sont bien distinguées. En fait, il y a une augmentation du niveau du bruit en haute fréquence. Le broutage se comporte comme un bruit blanc qui excite les fréquences de résonance.

L'inconvénient majeur avec la plupart des techniques fréquentielles vient du fait qu'elles ne fournissent aucune information temporelle.

Par exemple, si le broutage se produit irrégulièrement, pendant l'acquisition du signal, le domaine fréquentiel n'indique alors pas l'instant au cours duquel a eu lieu le broutage. L'amplitude des vibrations de broutage peut être négligée dans la région stable.

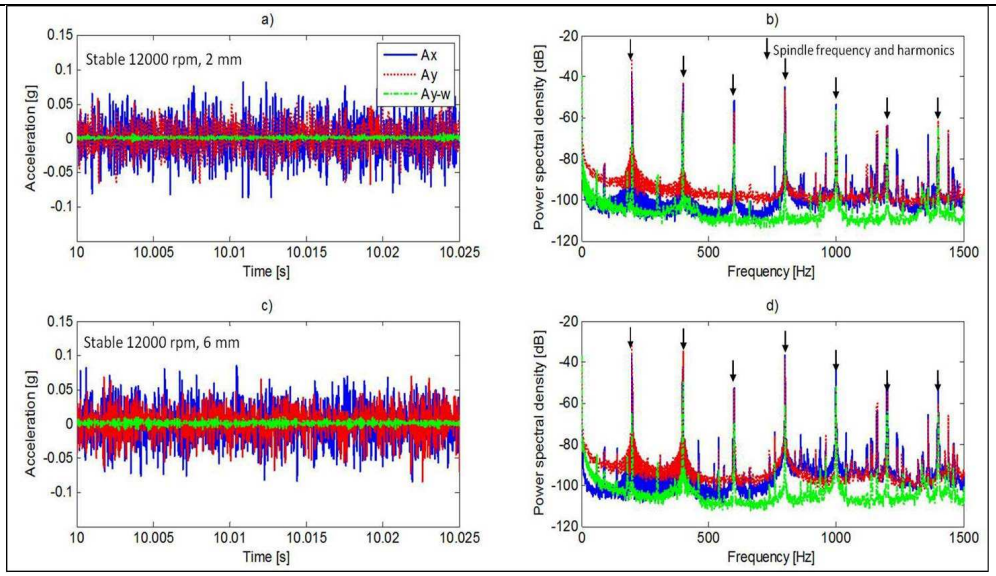


FIGURE 3.10 – Présentations temporelles et densité spectrale de puissance des signaux d'accélération. Ax : le signal issu du capteur placé dans la partie non rotative de la broche dans la direction X. Ay : le signal issu du capteur placé dans la partie non rotative de la broche dans la direction Y. Ayw : le signal issu du capteur placé sur la pièce dans la direction Y. (a), (b), (c) et (d) présentent des conditions stables (12000rpm, 2mm et 12000rpm, 6mm). Les paramètres de la PSD sont : la résolution fréquentielle est égale à 1.3 Hz, le nombre de moyennes est 60, la fenêtre utilisée est hamming et la méthode d'estimation utilisée est le périodogramme de Welch. Les flèches noires indiquent la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques. D'autres composants correspondent aux fréquences du broutage.

Une autre approche consiste à utiliser la STFT (Short Time Fourier Transform). La méthode de STFT permet d'analyser des changements fréquentiels ou temporels corrélés avec le comportement du système (stabilité et instabilité).

La figure 3.11 présente la STFT des signaux d'accélération, dans les deux directions X et Y, dans les conditions d'usinage stables et instables. Ces présentations produisent des informations sur la progression des composantes fréquentielles, au cours de temps.

Dans les conditions de coupe stables (a, b et c dans la figure 3.11), les représentations temps-fréquences sont dominées par des composants spectrales périodiques. Les zones, correspondant à l'entrée et la sortie de l'outil dans la pièce à usiner, peuvent être identifiées facilement sur les représentations. Elles

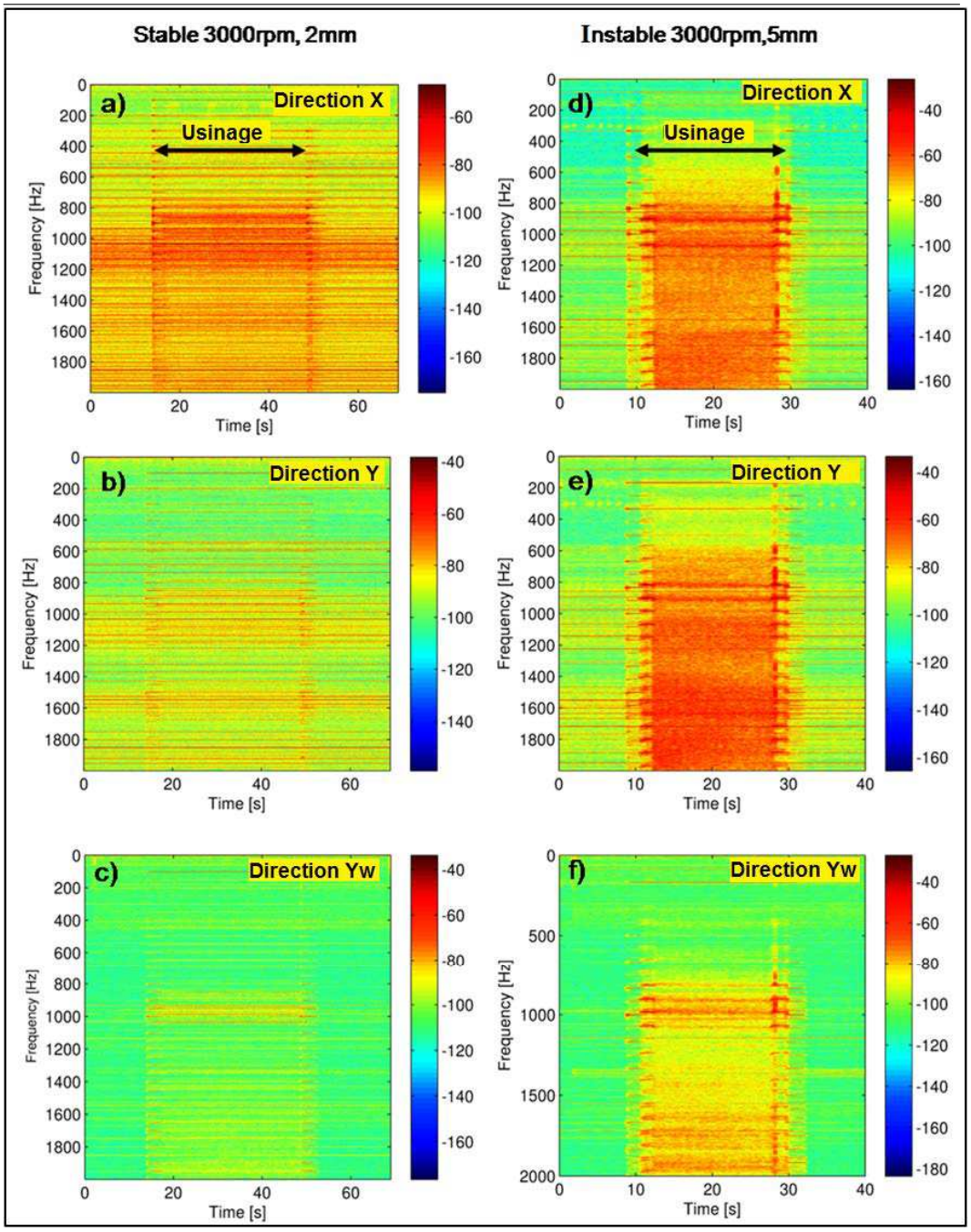


FIGURE 3.11 – Représentation temps-fréquence des signaux d'accélération, dans les directions X (Ax) et Y (Ay, Ayw). (a,b,c) Les conditions de coupe stables sont : 3000rpm et 2mm de profondeur. (d,e,f) Les conditions de coupe instable sont : 3000rpm et 5mm de profondeur.

sont caractérisées par une forte dissipation d'énergie.

Les représentations temps-fréquence réalisées, pendant les conditions d'usinage stables, présentent une énergie homogène, sauf aux zones présentant des fréquences de résonance.

Dans les conditions instables, les cartes temps-fréquence peuvent être distinguées du cas stable, et particulièrement dans la direction d'avance de coupe (Ay). Cela est dû aux composantes fréquentielles supplémentaires autour des fréquences de résonance et à la forte dissipation d'énergie.

L'énergie est répartie de façon différente le long de l'axe des fréquences, à cause de l'excitation des fréquences de résonance.

L'application des méthodes temps-fréquence aux signaux d'accélération, dans l'opération d'usinage, révèle qu'elle est utile pour détecter le comportement non stationnaire et repérer les composantes supplémentaires générées par le processus dynamique. Cependant, on peut difficilement dire si c'est du broutage ou autre chose. De plus, cette présentation affiche une résolution temporelle et fréquentielle limitée, liée au principe de Heisenberg.

3.3.1.2 Analyse cyclostationnaire

Cette section illustre l'intérêt de l'analyse cyclostationnaire des signaux d'accélération acquis à différentes conditions de coupe (conditions stables et instables). Les signaux accélérométriques sont acquis temporellement et ré-échantillonnés dans le domaine angulaire.

En effet, au cours d'un cycle d'usinage, différents évènements peuvent avoir lieu. Ces événements sont parfaitement liés à la position angulaire de la broche. Cela justifie l'utilisation du ré-échantillonnage angulaire et de la modélisation cyclostationnaire.

La loi de phase peut être estimée à partir du signal d'accélération, pour lequel la position angulaire se trouve dans les chocs dus aux passages des dents, ou à partir du signal de codeur optique. Dans cette thèse, nous avons re-échantillonné les signaux à l'aide de signaux de codeur. La procédure de re-échantillonnage est justifiée du fait qu'on soit dans le cas des centres d'usinage (système à régime contrôlé) où les variations de vitesse sont très petites.

Les signaux d'accélération générés à partir de l'opération de fraisage peuvent être décomposés en une partie périodique de période égale à $\Theta = 2\pi$ (une rotation de la broche) et en une partie résiduelle de même période. Parce que la période cyclique est parfaitement définie dans les signaux de fraisage par les chocs dus aux passages des dents, le traitement des signaux est simplifié.

La figure 3.12 illustre l'estimation de la moyenne en utilisant le moyennage

angulaire synchrone $\hat{\mu}_X$ (2.27). Le moyennage angulaire synchrone est obtenu sur les données collectées à partir du rainurage de la pièce d'aluminium à un état de coupe stable (vitesse de la broche = 3000rpm, profondeur de la coupe = 3mm). La moyenne angulaire qui en résulte est présentée dans la première ligne de la figure 3.12.

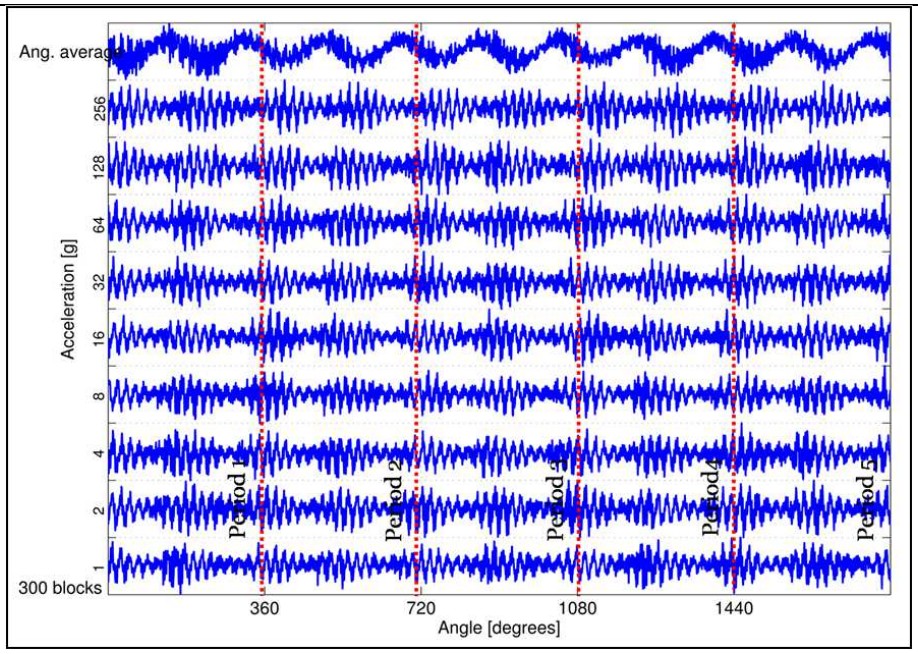


FIGURE 3.12 – Principe de la moyenne angulaire synchrone estimée sur 300 blocs de 5 cycles.

La variance angulaire synchrone est calculée exactement de la même manière (2.28) et illustrée dans la figure 3.13. Les statistiques angulaires montrent clairement l'évolution de l'énergie dégagée au passage de l'outil dans la pièce au cours de 5 cycles. Elles révèlent l'aspect cyclostationnaire du signal. La contribution de la partie résiduelle est supérieure à celle de la partie périodique et cela est également vérifiée pour les signaux acquis à avec tous les autres accéléromètres, quels que soient leurs emplacements (dans les directions Y et Yw).

La moyenne angulaire donne la contribution périodique du signal vibratoire. Dans ce cas, nous pouvons dire que le signal est cyclostationnaire d'ordre un. Ce type de cyclostationnarité résulte d'un phénomène répétitif de nature déterministe (passage des dents sur la pièce, excentricité de la broche.).

La variance angulaire, quant à elle, indique les fluctuations périodiques de l'énergie, si le signal est cyclostationnaire d'ordre deux.

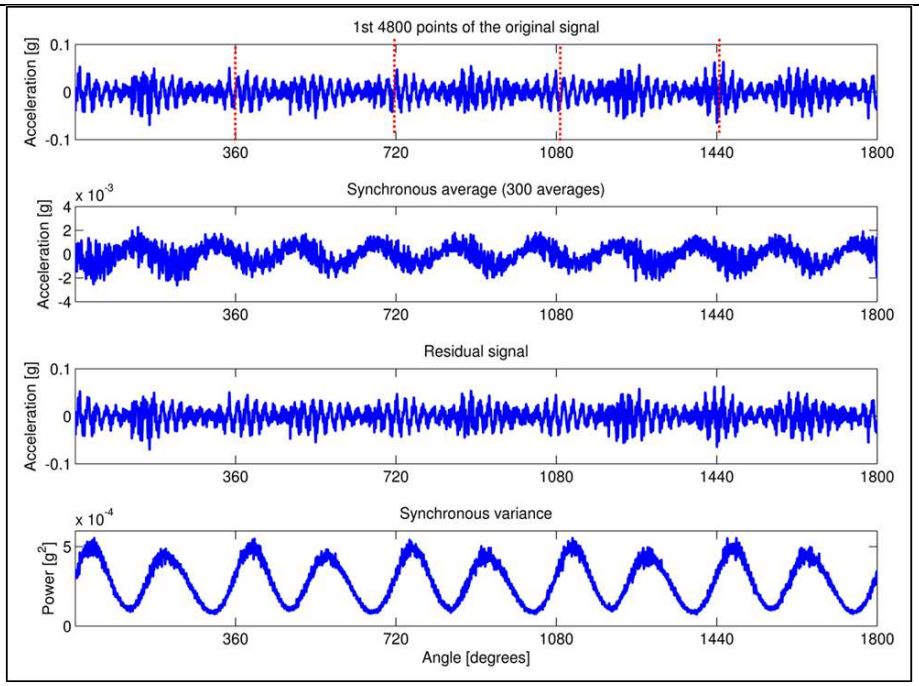


FIGURE 3.13 – Statistiques synchrones du premier et second ordres, estimées sur 300 cycles.

La figure 3.14 (a) montre la corrélation spectrale cyclique du signal acquis dans des conditions d'usinage stables (3000rpm, 3mm), calculée après extraction de la moyenne synchrone.

La résolution du spectre est de 0.5 Hz selon l'axe des fréquences cycliques α et de 12.5 Hz selon l'axe des fréquences f. La corrélation spectrale a une structure discrète fonction de l'axe de fréquence cyclique α, aux fréquences de la rotation multiples de celle de la broche (50 Hz).

La corrélation spectrale a une structure continue conforme à l'axe des fréquences f. Une valeur non nulle de la corrélation spectrale cyclique confirme l'existence d'un ensemble d'ondes portées par la fréquence f, dont l'énergie varie périodiquement au rythme de $\alpha = 50Hz$. Cette énergie provient d'un phénomène lié au processus d'usinage de nature aléatoire. Lors de l'opération d'usinage, les phénomènes aléatoires présents peuvent être liés principalement aux mécanismes de coupe et la formation du copeau.

Les irrégularités de l'outil de coupe, au niveau des dents, dues aux erreurs de fabrication produisent une certaine fluctuation (jitter).

Le frottement du copeau sur la face de coupe et celui de la pièce sur la face en dépouille provoquent une élévation importante de la température. Cette élévation peut entrainer une fusion locale du copeau et peut conduire à

l'adhérence du copeau sur la face de coupe.

Cette combinaison des processus représente l'aspect aléatoire observé et justifie la présence de cyclostationnarité des signaux d'accélération.

Il est donc possible d'affirmer que le signal contient une forte contribution de la partie cyclostationnaire d'ordre deux liée à l'opération cyclique de fraisage.

L'amplitude du signal est grandement amplifiée autour de 800-900 Hz ; cette amplification est due à la résonance de la structure.

La figure 3.14 (b) affiche la densité spectrale cyclique intégrée, selon l'axe de fréquence f. Les coefficients cycliques indiquent une fréquence fondamentale de la vitesse de la broche de 50 Hz et ses harmoniques (100, 150, 200 Hz). La seconde harmonique (100 Hz) est plus élevée que les autres car elle correspond à la fréquence de passage des dents (outil avec 2 dents). Ce résultat traduit le fait qu'il y a plus de différence de coupe entre les deux dents. En d'autre terme, les deux dents n'usinent pas de la même manière.

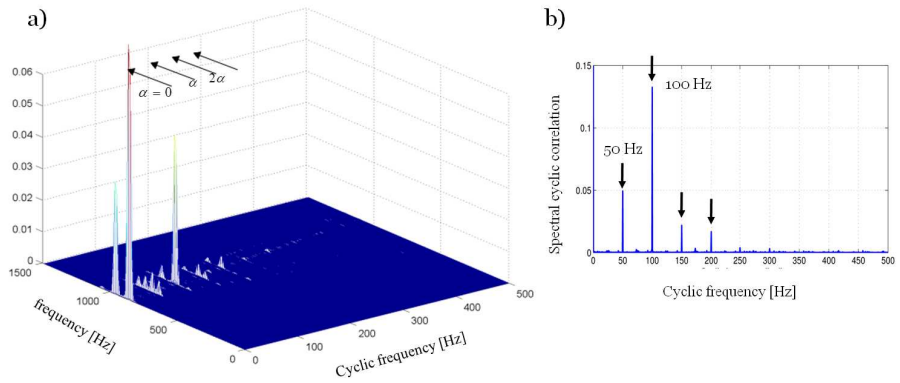


FIGURE 3.14 – (a) Corrélation spectrale cyclique. (b) Corrélation spectrale cyclique intégrée du signal acquis à l'état stable (3000rpm, 3mm). Les flèches montrent les fréquences cycliques.

Les outils cyclostationnaires (statistiques angulaires, corrélation spectrale et spectre de Wigner Ville) sont utilisés pour l'analyse du phénomène du broutage.

La figure 3.15 (a,b) représente la puissance et le Kurtosis angulaires calculés à partir des équations (2.28,2.29) sur des blocs de 10 cycles pour un cas d'usinage stable (3000rpm, 3mm) et un cas d'usinage instable (3000rpm, 5mm).

Dans les conditions stables, la puissance et le Kurtosis angulaires permettent l'identification du passage des dents dans la pièce à usiner ; la même

observation est obtenue lorsque l'outil à trois dents est utilisé.

Dans les conditions instables, la puissance et le Kurtosis angulaires présentent un aspect pseudo-aléatoire en raison du comportement chaotique de l'outil. Ces statistiques angulaires sont des fonctions périodiques, de sorte qu'elles admettent une décomposition de Fourier. La figure 3.15 (c, d) montre les spectres de puissance et du Kurtosis angulaires pour les deux conditions de stabilité. Quelques remarques peuvent être apportées :

- le spectre de la puissance angulaire montre uniquement une ligne spectrale dans les conditions stables, qui correspond à la rotation de la broche ;
- le spectre du Kurtosis angulaire indique des composantes spectrales qui correspondent à la fréquence fondamentale (50 Hz) et ses harmoniques, dans les conditions stables ;
- dans les conditions d'instabilité, dans les deux cas un spectre plat, reflétant l'aspect aléatoire large bande (blanc) des signaux, est observé.

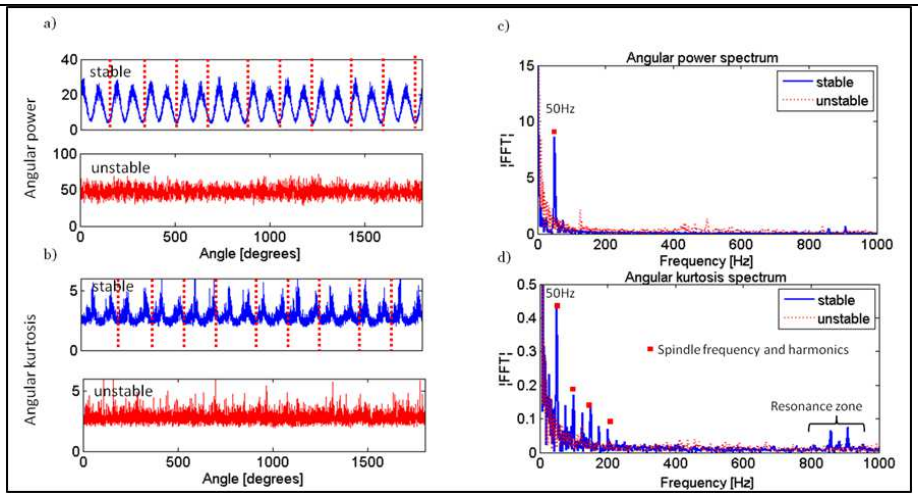


FIGURE 3.15 – (a,b) Puissance et Kurtosis angulaires dans les conditions stables (3000rpm, 3mm) et instables (3000rpm, 5mm) calculés sur 10 cycles et 300 blocs. (c,d) Spectre de puissance et du Kurtosis angulaires dans les deux conditions. Les points rouges dénotent la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques.

La figure 3.16 (a) montre la corrélation spectrale cyclique du signal acquis dans des conditions instables (3000rpm, 5mm), calculée après l'extraction de

la moyenne synchrone. La résolution du spectre est de 0.5 Hz selon l'axe de fréquences cycliques α, et de 12.5 Hz selon l'axe de fréquences f. La corrélation spectrale conserve la même forme que celle obtenue dans les conditions stables avec des fréquences cycliques supplémentaires caractérisant l'instabilité du système.

Dans les conditions stables du fraisage, les fréquences les plus significatives de la densité spectrale cyclique intégrée apparaissent à la fréquence cyclique ($\alpha = 50Hz$) et ses harmoniques (2α, 3α et 4α) (figure 3.16 (b)).

Dans les conditions instables, les amplitudes aux fréquences cycliques ne varient pas, à l'exception de la première fréquence où celle-ci augmente légèrement. D'autres fréquences à 11 Hz et $\alpha \pm 11$Hz, qui modulent la première fréquence cyclique, sont observées ; ces fréquences ont été associées à un défaut de roulement de la broche.

En effet, la fréquence de 11 Hz que l'on observe dans le spectre représente la moitié de la fréquence fondamentale du train (FTF) de la cage pour une vitesse de la broche à 3000rpm. Des travaux antérieurs ont indiqué que la machine avait eu des défauts de roulement [87].

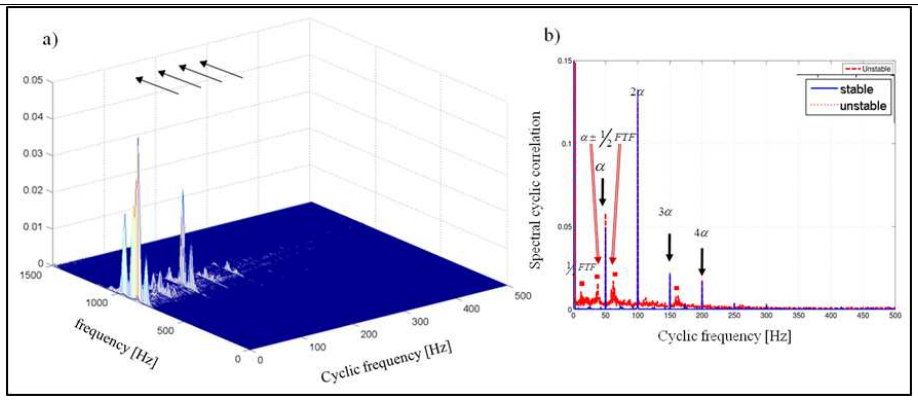


FIGURE 3.16 – (a) Corrélation spectrale cyclique aux conditions instables de fraisage (3000rpm, 5mm). (b) Densité spectrale cyclique intégrée pour les signaux acquis dans les conditions stables (courbe en bleu) et dans les conditions instables (courbe en rouge). Les flèches noires montrent les fréquences cycliques et les points rouges dénotent les fréquences de défaut de la cage (FTF=22 Hz) d'un roulement de la broche.

Les figures 3.17 et 3.18 montrent la densité spectrale cyclique intégrée des signaux acquis dans différentes conditions de coupe. Sous les conditions normales de stabilité (8000rpm, 3mm), (12000rpm, 3mm ou 12000rpm, 6mm), les fréquences les plus significatives dans les spectres intégrés apparaissent aux

fréquences cycliques α et leurs harmoniques. Il existe aussi des pics, on suppose qu'il sont liés à la fréquence du défaut de la cage (FTF=89.5 Hz, 1/2 FTF), à $\alpha \pm FTF$ (110.5, 289.5) Hz et à $2\alpha \pm FTF$ (310.5, 489.5)Hz qui apparaissent dans le spectre intégré pour les conditions : (12000rpm, 3mm) et (12000rpm, 6mm) (voir figure 3.18).

Dans la figure 3.17, les amplitudes des différentes composantes fréquentielles sont légèrement élevées lorsque la profondeur de coupe passe de 3 à 6mm. Cela est dû à l'augmentation de l'amplitude du phénomène aléatoire produit à chaque cycle d'usinage.

Les changements fondamentaux sont observés dans la figure 3.17 lorsque les conditions de coupe sont instables (8000rpm, 6mm). Il y a une augmentation très significatives de l'amplitude des composantes fréquentielles ($\alpha = 133.5Hz$, 2α, 3α, $\alpha \pm 1/2FTF$, $2\alpha \pm 1/2FTF$, et $3\alpha \pm 1/2FTF$ avec $FTF = 59Hz$). On suppose que les composantes fréquentielles qui modulent les fréquences cyclique sont plutôt liées au roulement défectueux.

Les outils cyclostationnaires tels que la densité spectrale cyclique intégrée permettent de mettre en évidence deux phénomènes : le premier est le phénomène du broutage et le second est lié au défaut de roulement. Ainsi, l'usinage, dans des conditions instables, peut dégrader l'état de santé des roulements de la broche et favoriser l'apparition des signatures de défauts.

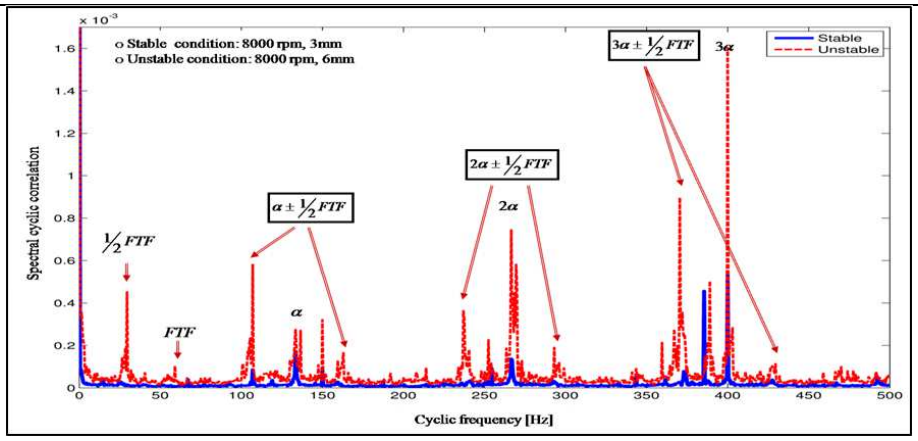


FIGURE 3.17 – Densité spectrale cyclique intégrée dans les conditions stables (courbe en bleu et rouge). FTF=59 Hz

Les signaux cyclostationnaires peuvent aussi être analysés par le spectre de Wigner-Ville. La transformation de Wigner-Ville est un outil convenable pour la caractérisation des motifs, dans le plan angle-fréquence. La figure 3.19 (a) et (b) montre pour les signaux acquis dans les conditions stables (3000rpm,

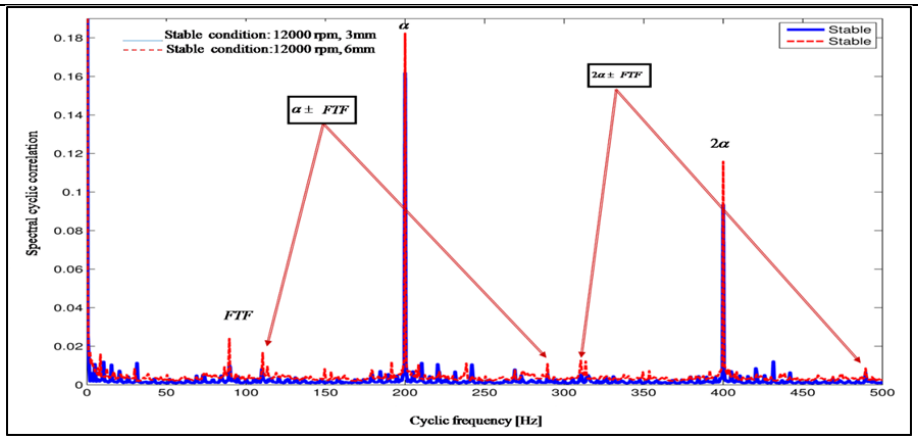


FIGURE 3.18 – Densité spectrale cyclique intégrée dans les conditions stables (courbe en bleu) et instables (courbe en rouge). FTF=89.5 Hz

3mm) et instables (3000rpm, 6mm). Le spectre de Wigner-Ville est calculé par moyennage sur 300 blocs, après extraction de la moyenne synchrone $\hat{\mu}_X[\theta]$.

La transformation de Wigner-Ville intégrée selon l'axe angulaire présente la puissance moyenne instantanée dissipée dans l'opération de fraisage pour différentes conditions de coupe (Figures 3.19 (c et d)).

L'analyse de ces figures révèle les points suivant :

- à chaque cycle de rotation qui correspond à 0.02s ($\theta = 360°$), le passage de deux dents, qui est marqué par une forte dissipation d'énergie lorsque les conditions d'usinage sont stables, peut être facilement identifié (figure 3.19 (a)). Cette identification disparait dans les conditions d'instabilité (Figure 3.19 (b)) ;

- l'analyse de la transformation de Wigner-Ville montre l'influence des résonances de la structure ;

- la représentation de Wigner-Ville semble facile à analyser pour le phénomène du broutage. Cependant, cet outil présente quelques problèmes provenant de l'interprétation et du calcul temporel ;

- l'analyse de la transformation de Wigner-Ville intégrée paraît intéressante. Cette approche n'est pas innovante puisqu'elle a déjà été évoquée dans les travaux de J. Antoni [127], pour le diagnostic des moteurs thermiques. Mais elle est introduite ici pour la première fois, dans le but de surveiller les centres d'usinage.

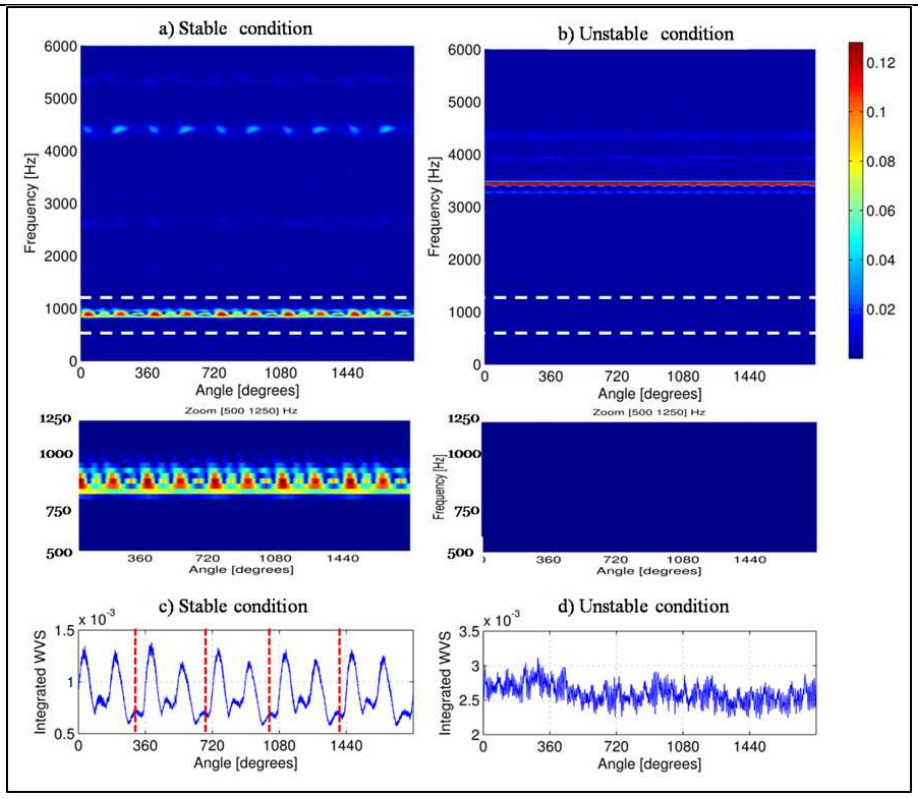


FIGURE 3.19 – (a,b) Spectres de Wigner-Ville dans les conditions stables et instables, avec zoom. (c,d) Spectres de Wigner-Ville intégrés.

3.3.2 Deuxième application : analyse de l'usure

L'objectif de cette partie est d'étudier le phénomène d'usure (fracture) en utilisant des outils issus de la cyclostationnarité. Le tableau 3.7 et la figure 3.7 résument les tests effectués et les conditions de coupe. Pour l'analyse cyclostationnaire, les signaux sont ré-échantillonnés au moyen de l'information du signal de codeur, à travers l'algorithme de ré-échantillonnage angulaire à postériori (voir section 2.4.3 dans le chapitre 2).

3.3.2.1 Analyse stationnaire

Le tableau 3.7 comprend quatre scénarios. Le premier sert de référence (Test I) et les autres présentent les tests d'usure. La figure 3.20 montre la densité spectrale de puissance pour les quatre scénarios (référence : sans usure (Test I), défaut d'usure 1 : usure en dépouille (Test II), défaut d'usure 2 : usure en dépouille avec une dent cassée (Test III), défaut d'usure 3 : usure en dépouille avec deux dents cassées (Test IV)). Dans tous les scénarios, la

vitesse de la broche est de 3000rpm et la profondeur de coupe de 2mm. La méthode du périodogramme moyenné estime la densité spectrale de puissance avec une résolution fréquentielle de 1.46 Hz.

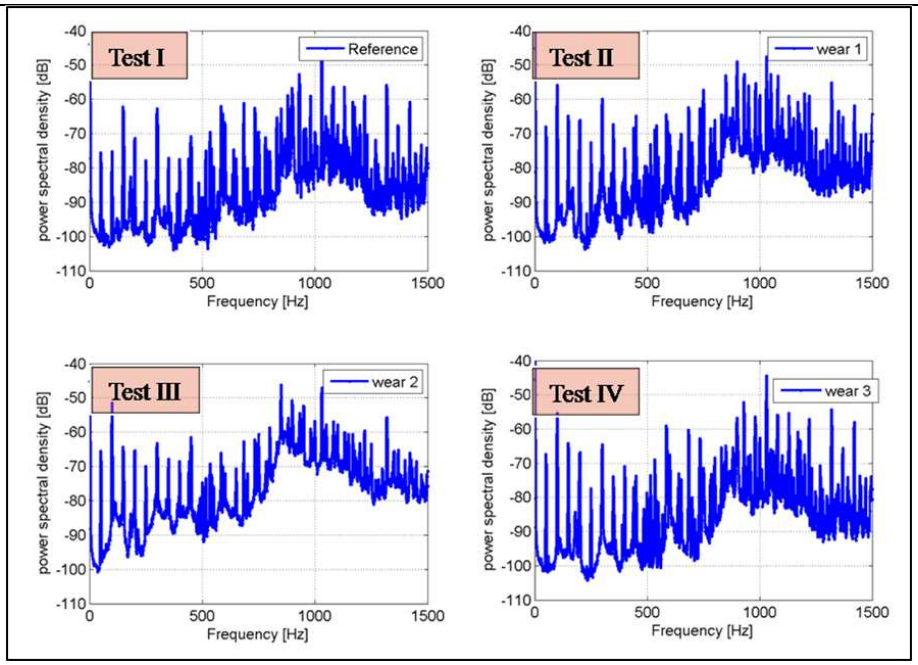


FIGURE 3.20 – Densité spectrale de puissance de l'usure de l'outil de coupe pour les quatre scénarios.

Dans le premier cas (Test I), les pics fréquentiels dominants apparaissent à 50 Hz et ses harmoniques. On note que l'amplitude du troisième pic et ses multiples (150 Hz, 300 Hz, 450 Hz), qui correspondent à la fréquence de passage des dents et ses harmoniques, est plus élevée.

L'amplitude des composantes fréquentielles est fortement amplifiée autour de 1000 Hz ; cette amplification est due au phénomène de résonance.

De même, en second cas (Test II), les pics dominants correspondent également à la fréquence de la broche et ses harmoniques. Les composantes fréquentielles dans ce cas sont générées aux amplitudes plus élevées comparées au premier scénario, à l'exception de la composante fréquentielle de passage des dents (150 Hz). Elle diminue légèrement. Cela est dû à la dent usée (en dépouille). En fait, la périodicité d'ordre trois est effacée par la présence du défaut qui apparait une fois pas tour. On observe aussi une zone de résonance autour de 1000 Hz.

Pour les troisième et quatrième scénarios, on obtient les mêmes résultats, avec une amplification plus grande des composantes fréquentielles. Une aug-

mentation au niveau énergétique des composantes fréquentielles est détectée lorsque l'usure apparaît. Une telle augmentation provient de l'énergie supplémentaire due au frottement de l'outil usé pendant la coupe.

L'analyse de la densité spectrale de puissance met en évidence l'existence de défaut de l'outil, en se référant au scénario sans défaut. Néanmoins, l'inconvénient de cette procédure vient de son incapacité à fournir des informations sur la dent usée et de faire une distinction entre les différents scénarios.

En fonctionnement sain, on peut noter que la signature de l'outil est principalement marquée par l'aspect périodique à la fréquence de passage des dents (f, 3f, 6f,...). Lorsqu'il y a un défaut (ou des défauts), la fréquence du défaut (1f, 2f, 3f,...) efface la périodicité de passage des dents. On peut donc détecter les différents cas (défaut, sans défaut), par contre nous ne pouvons pas détecter s'il y a 1 défaut, 2 défauts ou 3 défauts.

3.3.2.2 Analyse cyclostationnaire

L'analyse angulaire montre la différence entre les divers scénarios. La figure 3.21 présente la moyenne et la puissance angulaires estimées pour 5 rotations à travers 300 cycles. La puissance et la moyenne angulaires révèlent des chocs correspondant aux passages de trois dents. Ces chocs commencent à disparaitre une fois que l'usure des dents débute.

L'identification des impacts des dents, par la moyenne angulaire, n'est pas une tâche facile, à cause des effets de masque qui noient ces chocs. Ces chocs sont davantage discernables par l'analyse de la puissance angulaire. Dans celle-ci, le passage de dents est noté par les lettres a, b et c pour une rotation limitée par deux lignes pointillées.

Dans le test II, la lettre a correspond à une dent usée en dépouille. Cela justifie la forme plate du choc (voir figure 3.21). Les lettres b et c présentent les autres dents. Dans le test III, la lettre b correspond à une dent cassée et son impact dans la matière est négligeable. Dans le test IV, un motif correspondant au passage de toutes les dents est observé. L'apparence impulsionnelle des chocs est cependant perdue.

Nous étudions également la partie résiduelle calculée par extraction de la moyenne synchrone, en utilisant le spectre de Wigner-Ville. La figure 3.22 représente le spectre de Wigner-Ville de quatre scénarios.

Pour le test II, il est à noter qu'un des chocs est dû au passage d'une dent usée. Cela produit une énergie faible en comparaison à celle des deux autres dents. Cette observation est confirmée par le signal de Wigner-Ville intégré (figure 3.23 test II). L'analyse de la transformation de Wigner-Ville de test

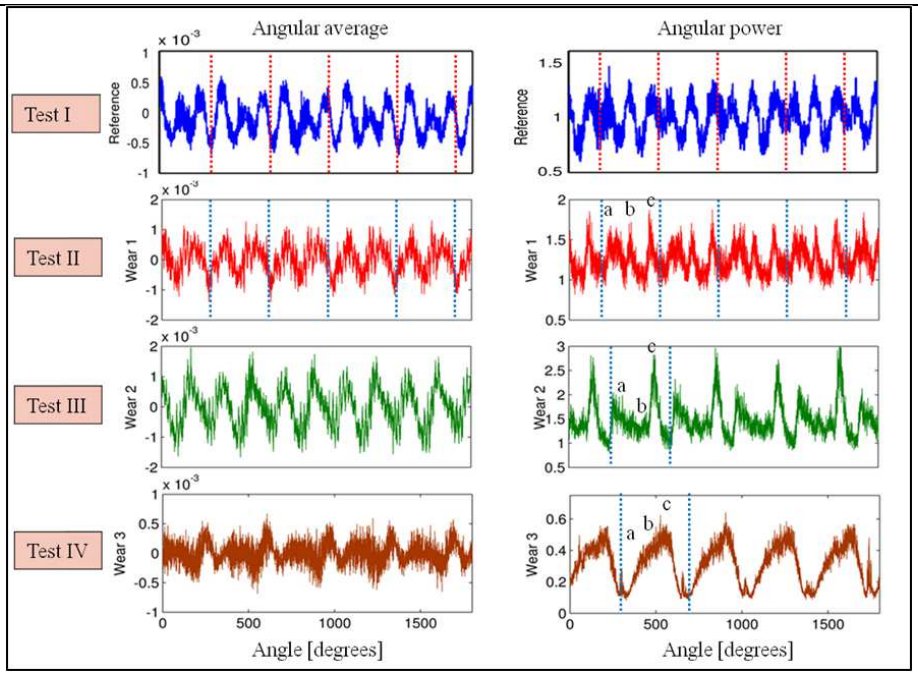


FIGURE 3.21 – Moyenne et puissance angulaires estimées sur 300 cycles pour les quatre scénarios. a, b et c indiquent le passage de chaque dent de l'outil.

III (figure 3.22 test III) révèle trois résonances. Dans le dernier cas (test IV), les fréquences de résonance apparaissent aux hautes fréquences.

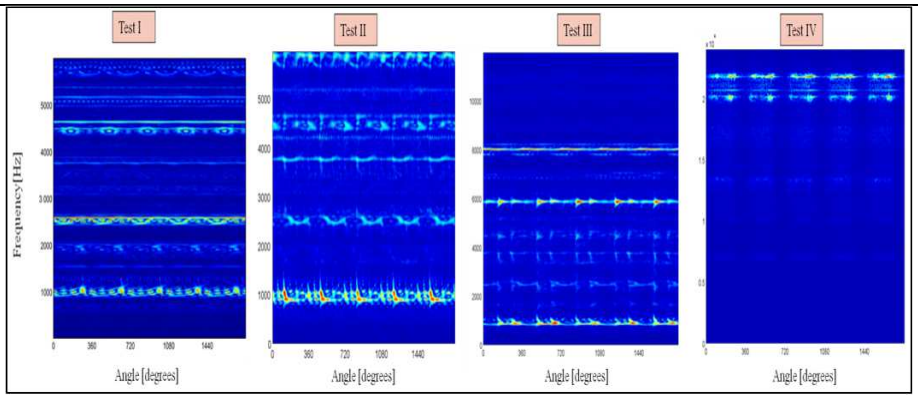


FIGURE 3.22 – Spectres de Wigner-Ville pour les quatre scénarios.

La figure 3.23 représente le spectre de Wigner-Ville intégré des quatre scénarios (Tests I, II, III, IV). Dans le test II, le passage des trois dents peut facilement identifier la dent usée ; l'usure en dépouille est présenté sur la dent 2. Dans le test III, le passage de deux dents peut être identifié par deux chocs (1, 2) ; la dent 1 est en bon état ; la dent 2 porte de l'usure en dépouille

et la dent 3 est cassée. L'énergie est donc plus faible. Dans le dernier cas (test IV) le motif de chaque impact de dent est perdu. Un large motif, qui correspond l'usinage de la pièce par les trois dents dans la pièce à usiner, peut être remarqué en raison d'un arrachement de matière.

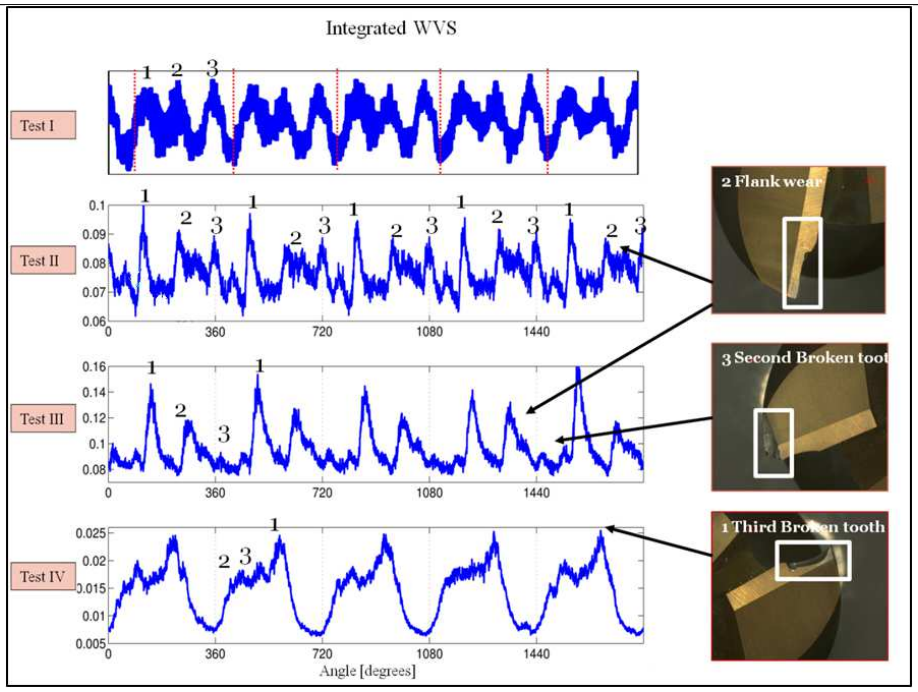


FIGURE 3.23 – Transformation de Wigner-Ville intégrée estimée sur 5 rotations et 300 cycles pour les quatre scénarios.

3.4 Conclusions

Ce chapitre met en évidence le caractère cyclostationnaire des signaux accélérométriques à l'ordre un et deux (CS1, CS2), provenant du fraisage à haute vitesse. Une étude du broutage et de l'usure de l'outil de coupe basée sur les outils stationnaires et cyclostationnaire est présentée. Les signaux accélérométriques sont acquis simultanément avec les informations d'un codeur. Les signaux sont ré-échantillonnées dans le domaine angulaire.

Il est démontré que les méthodes statistiques angulaires synchrones (variance, Kurtosis et spectre de Wigner-Ville intégré) sont l'expression de la cyclostationnarité au premier et second ordre. Ces paramètres (puissance, fonction de corrélation spectrale et spectre de Wigner-Ville provenant de la cyclostationarité de second ordre) sont efficaces pour un diagnostic précoce

des défauts d'usinage à haute vitesse (broutage, usure d'outil, roulement), en comparaison avec les méthodes stationnaires traditionnelles. Cette étude montre qu'il est possible de discriminer la sévérité des dommages liés au broutage et à l'usure des outils. En outre, l'analyse fréquentielle permet d'identifier les fréquences naturelles excitées. Elle permet également de diagnostiquer les défauts de roulement de la broche.

La présence d'un défaut ou de l'usinage dans des conditions instables fait augmenter la cyclostationnarité d'ordre deux.

L'utilisation de la cyclostationnarité offre alors un avantage indispensable dans les opérations industrielles des machines tournantes. Cette étude ouvre des perspectives vers l'utilisation du caractère cyclostationnaire des paramètres angulaires pour la surveillance d'usinage.

Dans le chapitre suivant (chapitre 4), nous exploiterons le caractère cyclostationnaire appliqué aux signaux de vitesse instantanée angulaire.

Chapitre 4

Analyse des signaux de vitesse angulaire instantanée

Sommaire

4.1 Introduction **108**
4.2 Méthodologie **109**
4.2.1 Principe de récupération des signaux du codeur 109
4.2.2 Dispositif expérimental 111
4.2.3 Mesure de la vitesse angulaire instantanée 112
4.2.4 Tests de broutage 114
4.2.5 Indicateurs du broutage 114
4.3 Résultats et discussion **116**
4.3.1 Analyse des données 116
4.3.2 Cyclostationnarité des signaux de vitesse et de force de coupe 123
4.3.3 Indicateurs du broutage 126
4.4 Conclusion **129**

4.1 Introduction

La surveillance des centres d'usinage peut utiliser l'information provenant de plusieurs capteurs, afin de faciliter la détection d'instabilités dans le processus d'usinage. Pour éviter une complexité supplémentaire dans les centres d'usinage, l'utilisation de capteurs internes est étudiée. L'objectif de ce chapitre est d'étudier si les informations relatives à la stabilité du processus d'usinage peuvent être extraites directement de codeurs internes de la machine. Des travaux de recherche majeurs ont été effectués à ce sujet, concernant l'exploitation des signaux de vitesse pour la surveillance [148, 149, 150], ainsi que la cyclostationnarité des signaux de vitesse [130].

L'utilisation de capteurs externes n'est pas toujours pratique car elle accroît la complexité de l'ensemble du dispositif d'usinage. Un nombre important de capteurs de différents types doit être monté à proximité de l'opération d'usinage. Ces capteurs sont soumis à la chaleur, aux copeaux et au liquide de refroidissement. Cela peut affecter leur durée de vie autant que la qualité des mesures. Les capteurs externes nécessitent également une maintenance et de l'étalonnage en vue de garantir un bon état de fonctionnement.

Signaux de codeur

Les fabricants de machines-outils ont plusieurs options pour déterminer avec précision les informations sur la position des éléments en rotation. Le moyen le plus répondu consiste à utiliser des codeurs de position de par leur grande fiabilité et sensibilité. Les codeurs de position linéaires et angulaires font partie intégrante de la machine-outil et mesurent la position le long de l'axe d'avancement et de rotation respectivement (la broche et la table). Les codeurs ont été utilisés par des chercheurs dans le passé. Kaye et al. [30] ont utilisé les variations de vitesse de rotation de la broche (mesurée avec un codeur optique) dans le but de détecter l'usure des outils en cas de tournage. Jang et al. [151] se sont attelés à étudier le cas du signal d'impulsion d'un codeur rotatif pour effectuer l'échantillonnage d'un point par tour du signal vibratoire. Quant à Plapper et Wech [152], ils ont montré que le jeu dans la chaine d'entraînement se traduit par une différence accrûe entre la position d'un codeur placé sur un moteur et celle d'un codeur placé directement sur un axe dont le mouvement est inversé. Verl et al. [153] se sont servis des signaux issus du codeur de position pour quantifier l'usure de la vis à billes. Ils ont conclu que la précision du positionnement est un facteur clé pour une maintenance initiale. Les travaux de Takata [29] et de Prickett [26], et plus

récemment ceux de Girardin et al. [32], recensent les cas d'usage de la vitesse angulaire (estimée à partir du signal de codeur) en surveillance d'usinage.

Position des codeurs dans la machine-outil CNC

Différents types de capteurs de position sont disponibles, tels que les codeurs linéaire ou rotatif. Il en existe deux familles : le codeur incrémental et le codeur absolu. Les codeurs sont aussi basés sur des principes physiques distincts, comme la lumière, le magnétisme ou l'induction. Les codeurs rotatifs sont montés directement sur l'arbre du moteur avec pour objectif de mesurer la position angulaire. Le codeur linéaire, quant à lui, est monté le long de l'axe d'avancement, donnant directement la position. La position linéaire peut être mesurée indirectement, à l'aide du codeur rotatif monté sur l'arbre du moteur.

La machine-outil à 3 axes K2X10, dont l'emploi a été fait dans la partie expérimentale, est équipée d'une part d'un codeur rotatif qui mesure la position angulaire de la broche et d'autre part de codeurs de déplacement mesurant la position selon les différents axes. Dans cette thèse, nous nous intéressons au codeur rotatif. Le positionnement de ce codeur dans la broche est illustré dans la figure 4.1.

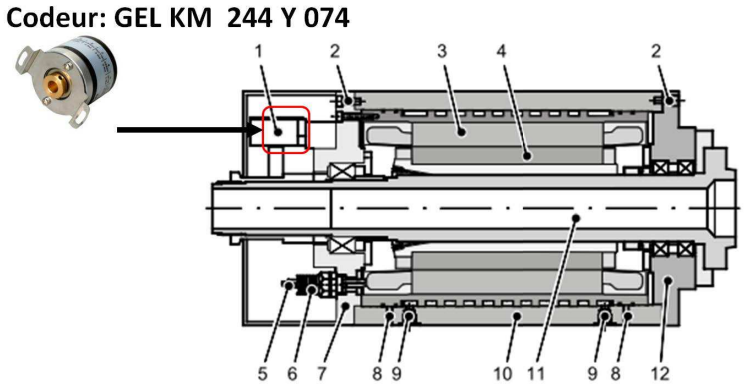
La précision de la position est fortement dépendante du type de codeurs de position mis en place. Les machines-outils modernes sont équipées de ce qu'on appelle Sin/Cos codeur, ce qui donne des sorties sinusoïdales continues. L'estimation de la position, en se basant sur ce type de signaux, est fondée sur l'interpolation. En raison de la continuité des signaux de sortie, ces signaux peuvent être interpolés à n'importe quelle résolution pour atteindre la précision souhaitée.

4.2 Méthodologie

4.2.1 Principe de récupération des signaux du codeur

4.2.1.1 Modules du variateur

Les capteurs de position sont initialement connectés aux modules du variateur de la machine-outil. Les modules du variateur ont spécialement des circuits d'interpolation permettant de calculer la position le long de l'axe de la machine, via les signaux de sortie du codeur. Pour la connexion des signaux de sortie du codeur à un système de mesure externe, la mesure directe du si-



1 Encoder (see sep. assembly instructions)
2 Housing screws
3 Laminated stator with cooling jacket
4 Laminated rotor core with sleeve
5 Free cable ends
6 Protective tube
7 BS end plate
8 Leakage bore holes
9 Coolant connection
10 Spindle housing
11 Spindle shaft with bearings
12 AS end plate

FIGURE 4.1 – Positionnement du codeur dans la broche de Huron K2X10 (site du constructeur).

gnal continu de sortie est envisagée avec comme finalité l'obtention d'un signal le moins perturbé possible.

Deux options sont à considérer pour mesurer des signaux de sortie du codeur. La première est celle que nous avons mise en place dans la suite de notre manuscrit. Elle consiste à utiliser une carte de comptage externe. La deuxième option se base sur l'utilisation d'un système d'acquisition de données (DAQ). La figure 4.2 présente les modules du variateur et le montage réalisé dans l'armoire électrique.

4.2.1.2 Codeur rotatif

Les conditions d'essais présentés dans la suite de ce chapitre sont identiques à celles des chapitres précédents. Les pièces d'aluminium à usiner sont montées sur la table dynamométrique et on se sert du centre d'usinage Huron K2X10. Le moteur AC pilotant la broche (Kessler) est équipé d'un codeur rotatif intégré et monté sur l'arbre. Le codeur est de type GEL 244 KM Y 074, fabriqué par Lenord & Bauer [154].

Il est composé d'une roue dentée en acier ferromagnétique et de capteurs

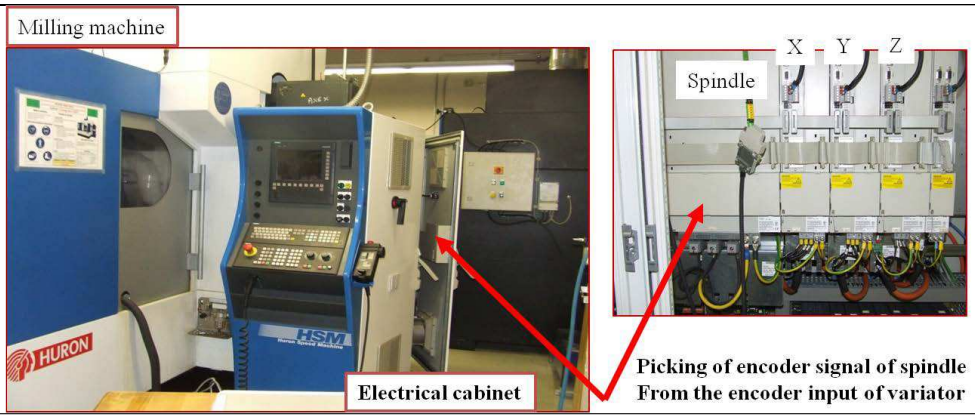


FIGURE 4.2 – Dérivation du signal du codeur angulaire de la broche.

magnéto-résistifs intégrés pour réaliser l'échantillonnage des événements survenant sur la roue sans aucun contact. Il émet en sortie trois types de signaux en phase avec le passage des dents : deux signaux en quadrature (A+, B+) de fréquence f_s, leurs inverses (A-, B-) de fréquence f_s et les impulsions de référence (N+, N-). Tous les signaux sont centrés sur 2.5 V, avec une amplitude de 250 mV.

Les signaux de sortie sont donnés par ces équations :

$$U_{A+}(t) = U_B/2 + \hat{u}.\sin(2\pi.f_s.t) \tag{4.1}$$
$$U_{A-}(t) = U_B/2 - \hat{u}.\sin(2\pi.f_s.t) \tag{4.2}$$
$$U_{B+}(t) = U_B/2 \mp \uparrow \quad \hat{u}.\sin(2\pi.f_s.t) \tag{4.3}$$
$$U_{B-}(t) = U_B/2 \pm \downarrow \quad \hat{u}.\sin(2\pi.f_s.t) \tag{4.4}$$
$$U_{N+} = \ impulsion\ de\ référence \tag{4.5}$$
$$U_{N-} = \ impulsion\ de\ référence \tag{4.6}$$

$\updownarrow$ dépend du sens de rotation et $\hat{u}$=250 mV.

4.2.2 Dispositif expérimental

Les signaux sinusoïdaux issus du codeur rotatif de la broche sont convertis en un signal carré, à l'aide d'un convertisseur TTL HIEDENHAIN [155] dont la fréquence d'entrée du signal est limitée à 500kHz. A 256 points par tour, on est limité à $500.000/256 = 1953$ tours par secondes, soit 117180 rpm.

Nous utilisons une table dynamométrique Kistler 9255 B, couplée à des amplificateurs, pour mesurer les efforts de coupe dans les trois directions orthogonales (Fx, Fy, Fz). Le système d'acquisition de données avec le dispositif

d'échantillonnage angulaire a été utilisé. Le processus d'acquisition du signal est décrit dans la figure 4.3. Le système d'acquisition angulaire est constitué d'un convertisseur TTL (HIEDENHAIN IBV 606) alimenté à 5V et d'une carte d'acquisition DT9836-6-0-BNC. Cette dernière a une fréquence d'échantillonnage maximale de 225kHz pour chaque canal. Se servant de l'horloge externe et étant donné que l'interpolateur multiplie par deux la résolution de codeur, on doit avoir au maximum $112500/(256 * 2)$ tours par seconde, soit 13184 rpm.

Les signaux sinusoïdaux de codeur sont convertis et interpolés par deux. Ceci donne une résolution de 512 points par tour. Les acquisitions du signal de force de coupe sont déclenchées par les positions successives des fronts montants du signal du codeur. Le système d'acquisition angulaire compte le nombre d'impulsions d'une horloge à haute fréquence entre deux fronts montants ; la fréquence de cette horloge est 36 MHz.

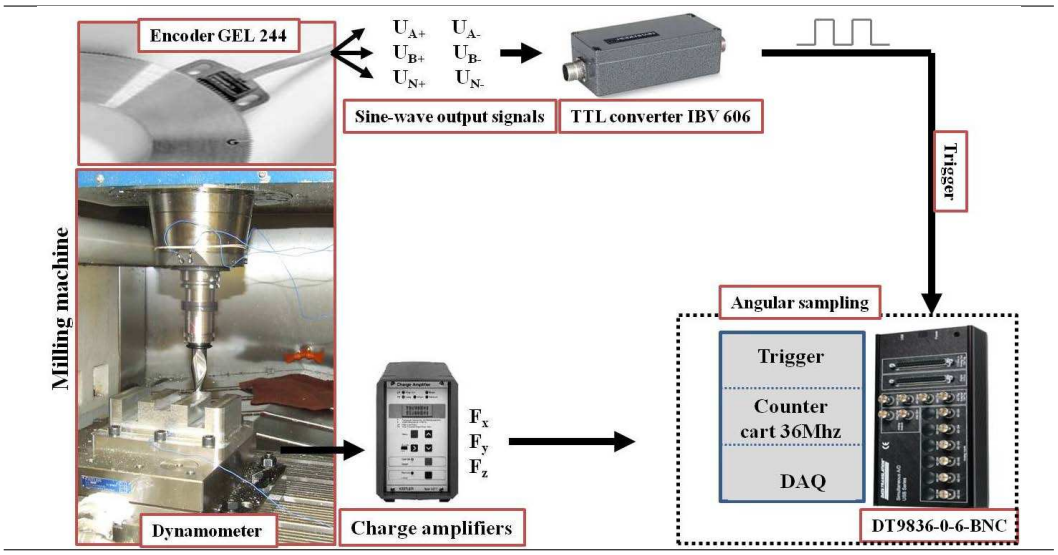


FIGURE 4.3 – Dispositif expérimental angulaire.

4.2.3 Mesure de la vitesse angulaire instantanée

Il est bien connu que les vibrations de broutage conduisent à des variations dans les efforts de coupe, conformément aux fluctuations de la profondeur de coupe. En se basant sur les travaux de Girardin et al. [32], on remarque que la vitesse angulaire instantanée peut fournir une bonne image des forces de coupe angulaire. En effet, l'équation du mouvement pour une broche de la machine-outil est donnée selon [24, 156] par l'équation 4.7.

$$T_{cut} + T_{fric} = T_m - J_n d_w/d_t \tag{4.7}$$

où T_{cut} [N.m] est le couple de coupe ; T_{fric} [N.m] est le couple de frottement qui est maintenu pendant l'opération d'usinage liée au fait que la machine-outil tourne à une vitesse constante ; T_m [N.m] est le couple moteur ; J_n $[Kg/m^2]$ est l'inertie de la broche et w $[rad/s]$ est la vitesse angulaire.

Il est donc suggéré que les variations du couple de coupe produites par le broutage peuvent être détectées à travers la surveillance de la vitesse angulaire instantanée. La méthode basée sur la vitesse angulaire instantanée (IAS) est très pratique dans la production industrielle. Elle n'a pas besoin de capteurs additionnels et peut être obtenue sans augmenter le coût du système de fabrication. L'IAS est obtenue par le biais du codeur rotatif intégré dans la broche.

Le système d'acquisition angulaire compte le nombre d'impulsions N_i entre deux fronts montants du signal TTL, par l'intermédiaire d'une horloge à haute fréquence. Le laps de temps Δt_i nécessaire pour couvrir l'intervalle $\Delta\theta_i$ entre deux fronts est défini par l'équation 4.8 :

$$\Delta t_i = \frac{N_i}{F_{cl}}(s) \tag{4.8}$$

La vitesse angulaire est estimée par :

$$w_{i,j} = \frac{\Delta\theta_{i,j}}{\Delta t_{i,j}} = \frac{2\pi}{P}.\frac{F_{cl}}{N_{i,j}}(rad/s) \tag{4.9}$$

où F_{cl} est la fréquence de l'horloge de la carte de comptage ; $N_{i,j}$ est le nombre d'impulsions pour chaque intervalle i et chaque rotation de la broche j ; P=512 est la résolution du codeur (256 *points/tour* avec une interpolation de 2).

La figure 4.4 résume la procédure d'estimation de la vitesse angulaire. Le signal de vitesse instantanée doit être filtré avec un filtre passe bas pour éliminer les bruits de mesure et les caractéristiques du codeur [32]. Les caractéristiques du codeur peuvent être estimées par une opération d'usinage à vide, puis ôtées du signal original. Cette opération n'est pas impérative si le signal est suffisamment filtré [32].

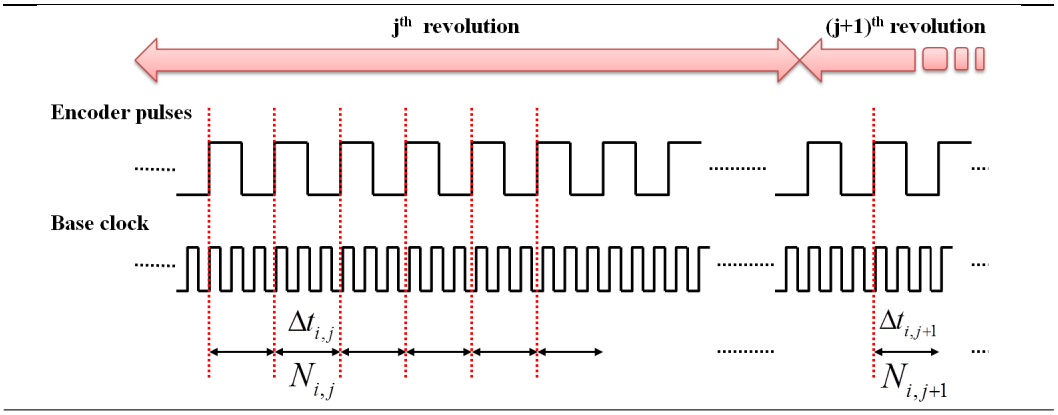


FIGURE 4.4 – Estimation de la vitesse angulaire.

4.2.4 Tests de broutage

Les conditions d'essais présentés dans la suite de ce chapitre sont identiques à celles des chapitres précédents. Le tableau 4.1 présente les conditions de coupe prises en compte dans les tests analysés dans cette partie. Les conditions de coupe (vitesse de rotation et profondeur de passe) sont choisies à partir du diagramme des lobes de stabilité (voir chapitre précédent).

Tests	a_d	r_d	S	f_d	R	États
1	2	25.4	239.4	0.03	3000	pas de broutage
2	4	25.4	239.4	0.03	3000	limite du broutage
3	5	25.4	239.4	0.03	3000	broutage
4	2	25.4	638.3	0.03	8000	pas de broutage
5	4	25.4	638.3	0.03	8000	pas de broutage
6	5	25.4	638.3	0.03	8000	pas de broutage

a_d : La profondeur axiale (mm) ;
r_d : La profondeur radiale (mm) ;
S : La vitesse de coupe (m/min) ;
f_d : L'avance (mm/dent) ;
R : La vitesse de rotation (Rpm) ;

TABLE 4.1 – Conditions de coupe choisies pour analyser la vitesse instantanée.

4.2.5 Indicateurs du broutage

Le phénomène du broutage a pour signature son caractère aléatoire et chaotique, alors que le processus de coupe est périodique et déterministe. La théorie cyclostationnaire peut ainsi être utilisée pour définir des indicateurs de stabilité ou d'instabilité d'usinage.

Chaque signal issu de l'opération d'usinage est composé de trois éléments : $S_p(\theta)$ est la partie périodique comprenant les harmoniques de la rotation de la broche ; $S_c(\theta)$ est la partie cyclostationnaire d'ordre deux produite et inhérente à l'opération de broutage ; $S_b(\theta)$ est une partie résiduelle due au bruit de mesure et à l'environnement (équation 4.10).

Ce modèle est similaire au modèle cyclostationnaire rencontré dans [129], dans le cadre des machines tournantes :

$$S(\theta) = S_p(\theta) + S_c(\theta) + S_b(\theta) \tag{4.10}$$

$S_p(\theta)$ et $S_c(\theta) + S_b(\theta)$ sont supposés non corrélés. L'énergie du signal E_S dépend des conditions d'usinage et de la stabilité des vibrations du système. L'énergie E_{Sc} est négligeable quand le système est stable et augmente avec le degré d'instabilité de la machine. Une résolution plus élevée et des données longues peuvent réduire les bruits de mesure dans les signaux de vitesse instantanée. Cela permettrait une meilleure discrimination des petits changements [157].

Le signal peut être décomposé en deux parties : la partie déterministe $S_p(\theta)$ et la partie résiduelle $S_r(\theta) = S_c(\theta) + S_b(\theta)$. La partie résiduelle est calculée en soustrayant la partie périodique du signal, obtenue par moyennage synchrone angulaire (ASA) du signal brut. La partie déterministe est la moyenne du signal durant un cycle que l'on définit comme suit :

$$S_p(\theta) = E[S(\theta + k\Phi)], \quad k \in \ Z \tag{4.11}$$

où Θ représente la taille d'un cycle.

Cette moyenne est estimée par $\frac{1}{NB}\sum_{k\in Z} S(\theta + k\Phi)$, NB étant le nombre de blocs.

Nous avons déterminé ci-dessous deux indicateurs pour la détection du broutage. Ces indicateurs sont calculés à partir de la partie résiduelle et périodique du signal de vitesse. Ils sont nommés indicateurs de premier et deuxième ordres de cyclostationnarité. Ils sont introduits et utilisés pour la surveillance des défauts d'engrenage par Raad et al [158]. Le choix de ces indicateurs semble tout à fait approprié. L'indicateur de broutage du premier ordre ICS1 mesure la contribution de la partie périodique dans le signal. Cette partie est prédominante dans le signal, lorsque les conditions de coupe sont stables. Elle diminue quand la machine fonctionne dans des conditions instables.

Le deuxième indicateur du broutage ICS2 est lié à la contribution de la partie résiduelle ou aléatoire provenant du broutage et d'autres sources de

bruit.

Il a été démontré que l'analyse de l'enveloppe du signal est liée à la densité spectrale cyclique. Cette analyse est considérée comme un outil précieux pour l'analyse des signaux cyclostationnaires [128]. L'ICS2 peut être considéré comme la somme normalisée des spectres d'énergie cyclique de la partie résiduelle.

Les deux indicateurs sont sans dimension et sont normalisés par rapport à l'énergie du signal centré (ν et ν^2). Ils sont calculés à partir du signal discret $S[k]$ de taille N et une période d'échantillonnage $\Delta\theta$. Les deux indicateurs sont définis par 4.12 et 4.13.

$$ICS1 = \sum_{f=k\alpha, f\neq 0} ([\frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1} S_p[k]e^{-j2\pi k f \Delta\theta}]^2)/\nu \tag{4.12}$$

$$ICS2 = \sum_{f=k\alpha, f\neq 0} ([\frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1} S_r[k]^2 e^{-j2\pi k f \Delta\theta}]^2)/\nu^2 \tag{4.13}$$

où, $\nu = \frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1}(S[\theta_k]-m)^2$ et $m = \frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1} S[\theta_k]$. La fréquence cyclique correspond à la fréquence de rotation de la broche et $k \in Z$

4.3 Résultats et discussion

L'analyse de données a été réalisée en deux étapes. Tout d'abord, nous analysons la force de coupe et la vitesse instantanée dans le domaine angulaire, fréquentiel et dans le domaine angle-fréquence (Short Angular Fourier Transform).Ensuite, nous étudions la cyclostationnarité des signaux de force et des signaux de vitesse.En fin, nous présentons l'application des indicateurs du broutage aux différentes configurations d'usinage.

4.3.1 Analyse des données

Les signaux de force de coupe et de vitesse sont acquis dans le domaine angulaire. Tous les spectres sont calculés en considérant une fréquence d'échantillonnage moyenne. Cette fréquence est estimée à partir de la vitesse moyenne de rotation, parce que les tests ont été réalisés dans un régime stable.

4.3.1.1 Force angulaire de coupe

La représentation angulaire et la densité spectrale de puissance (PSD) de la force de coupe acquise dans des conditions stables et instables sont présentées dans les figures 4.5, 4.6 et 4.7 pour chaque direction de coupe.

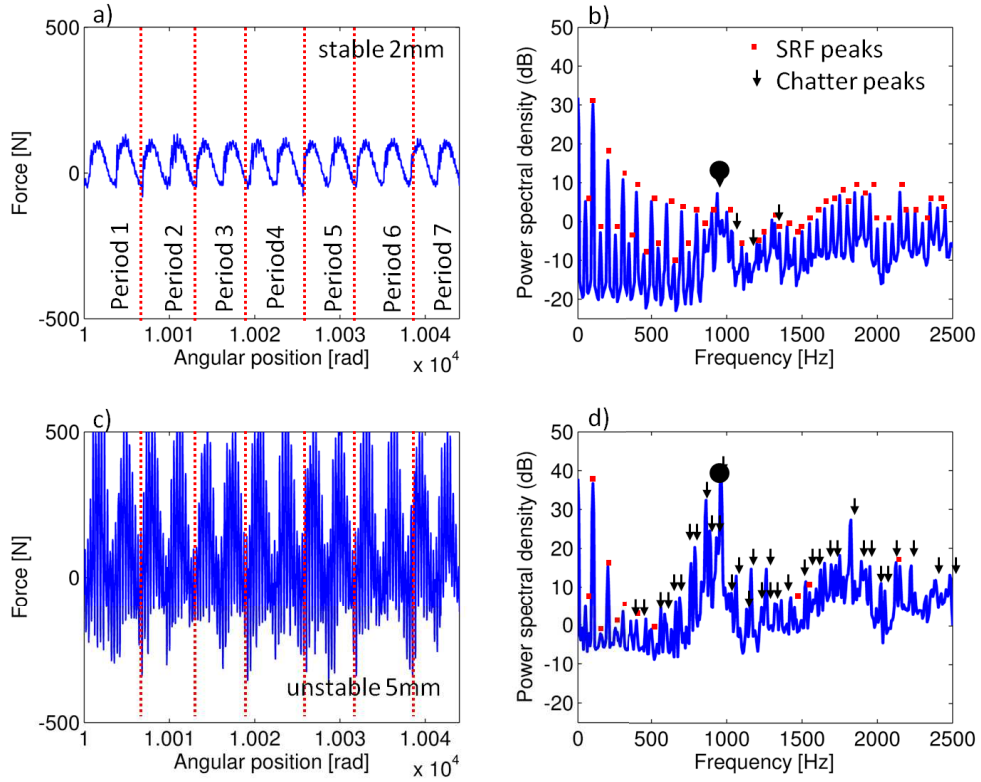


FIGURE 4.5 – Représentation angulaire et spectrale (PSD) des signaux de force dans la direction d'avance F_f. (a,b) Conditions stables (3000rpm, 2mm, N=2 dents). (c,d) Conditions instables (3000rpm, 5mm, N=2 dents). Les points rouges caractérisent la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques. Les flèches noires dénotent les fréquences excitées liées au broutage. Les disques noirs montrent les résonances.

L'analyse dans le domaine angulaire est utile pour observer le comportement des efforts de coupe lors de chaque révolution. L'analyse des forces de coupe dans la direction d'avance et la direction perpendiculaire fournit des informations sur la stabilité du système (Figure 4.5 et 4.6). La moyenne et la moyenne quadratique des forces de coupe sont des éléments efficaces, testés dans le passé à la fois pour la détection du broutage que pour la surveillance.

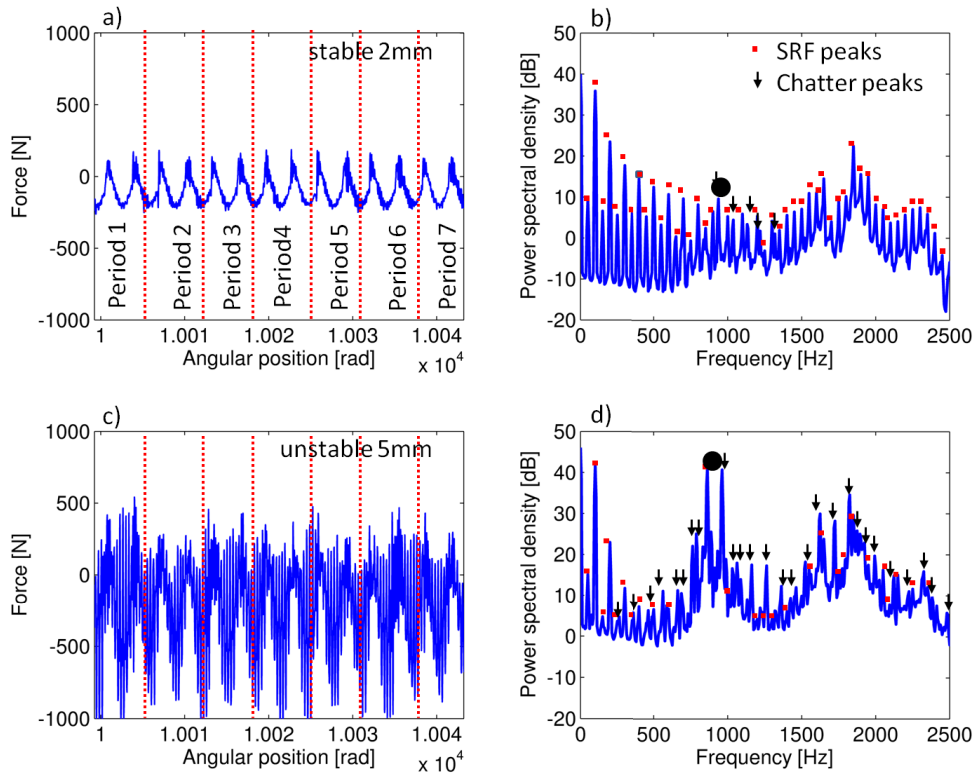


FIGURE 4.6 – Représentation angulaire et spectrale (PSD) des signaux de force dans la direction perpendiculaire à la direction d'avance F_{Nf}. (a,b) Conditions stables (3000rpm, 2mm, N=2 dents). (c,d) Conditions instables (3000rpm, 5mm, N=2 dents). Les points rouges caractérisent la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques. Les flèches noires dénotent les fréquences excitées liées au broutage. Les disques noirs montrent les résonances.

Le système est très rigide dans la direction axiale et par conséquent la force de coupe dans cette direction est bruyante (a dans la figure 4.7). La densité spectrale de puissance est dominée par les fréquences de résonance produites par l'instabilité du système (d dans la figure 4.7). Cette analyse dans le cas stable montre que le signal est stationnaire et périodique. Le passage des dents peut être facilement remarqué. Cependant, certaines anomalies sont détectées quand les conditions de coupe deviennent instables. Ces anomalies sont dues aux composantes ajoutées et à la non-linéarité résultant du phénomène du broutage.

L'amplitude des fluctuations n'est pas constante au cours de chaque rotation de la broche, mais elle se répète de la même manière (c dans les figure 4.5, 4.6 et 4.7). On remarque que chaque passage de dents nécessite 0.01s

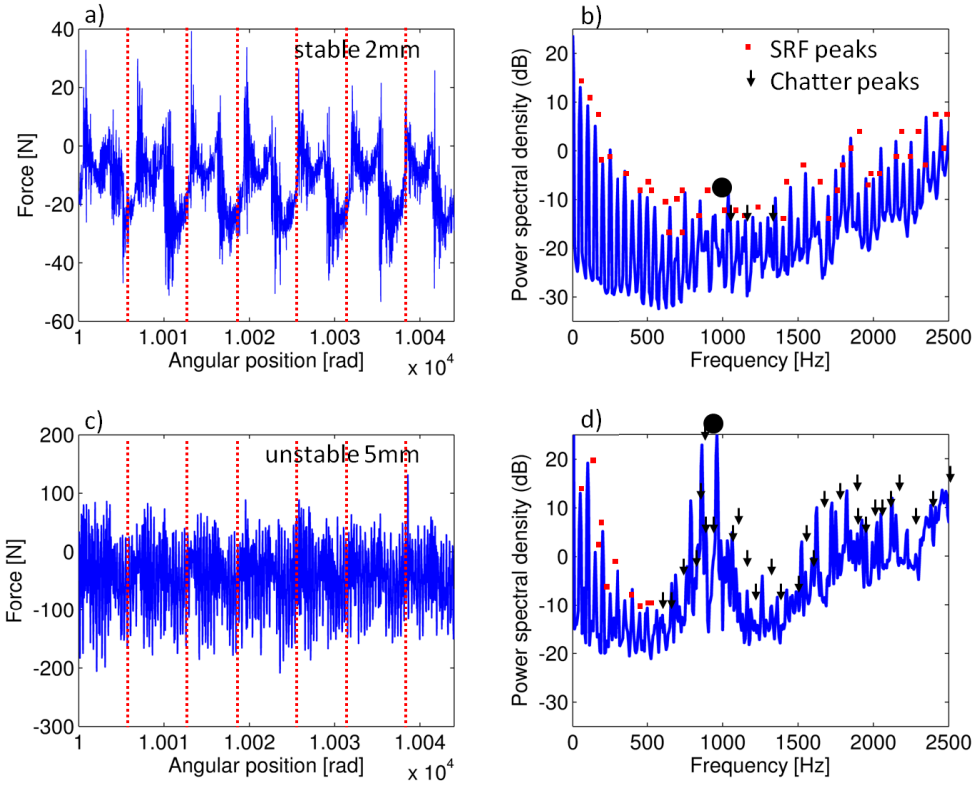


FIGURE 4.7 – Représentation angulaire et spectrale (PSD) des signaux de force dans la direction axiale F_z. (a,b) Conditions stables (3000rpm, 2mm, N=2 dents). (c,d) Conditions instables (3000rpm, 5mm, N=2 dents). Les points rouges caractérisent la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques. Les flèches noires dénotent les fréquences excitées liées au broutage. Les disques noirs montrent les résonances.

(intervalle angulaire=π). Ceci correspond à 100 Hz, c'est-à-dire à la deuxième harmonique de rotation de la broche. Dans les figures 4.5, 4.6 et 4.7 (a,c), les lignes en pointillés indiquent les rotations de la broche. Les figures 4.5, 4.6 et 4.7 (b,d) montrent la densité spectrale de puissance pour les conditions stables et instables dans les trois directions. L'analyse des signaux angulaires de force de coupe dans les conditions de coupe stables (b dans les figures 4.5, 4.6 et 4.7) dans le domaine fréquentiel confirme que les pics spectraux sont situés à la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques. Dans ces figures, les fréquences sont facilement identifiées et désignées par des points rouges. Les pics restants anormaux sont notés par des flèches

L'analyse des signaux angulaires de force de coupe, dans des conditions de coupe instables (d dans les figures 4.5, 4.6 et 4.7) dans le domaine fréquen-

tiel, met en évidence des pics dominants qui correspondent aux fréquences auto-excitées ou fréquences dues au broutage. La plupart de ces fréquences sont situées à proximité de la fréquence de résonance (862.5 Hz) du système outil-porte outil-broche. Cette observation est en accord avec les travaux de Dombovari et al. [159].

La représentation angle-fréquence ou la transformation de Fourier à court terme (short angular Fourier transform) sont des outils utiles pour la caractérisation de la dynamique de processus de coupe, telle que l'opération de fraisage. Cette représentation est appliquée sur les signaux de force de coupe résultant F (calculer à partir des signaux de forces de coupe sur les trois directions F_x, F_y et F_z). Le signal de force résultante F a la capacité d'être indépendant de la trajectoire de l'outil ou de l'orientation de l'outil de coupe par rapport à la pièce à usiner, contrairement au signal de force de l'une des directions [160].

La représentation angle-fréquence est utilisée pour illustrer l'efficacité des signaux de force pour la détection du broutage, dans l'opération d'usinage en rainurage. L'échantillonnage angulaire permet d'avoir une description précise des signaux et aussi de suivre l'évolution des composantes fréquentielles dans l'espace angle-fréquence.

La figure 4.8 affiche la représentation angle-fréquence du signal de force de coupe résultant, dans les deux conditions de coupe stable (a) et instable (b et c).

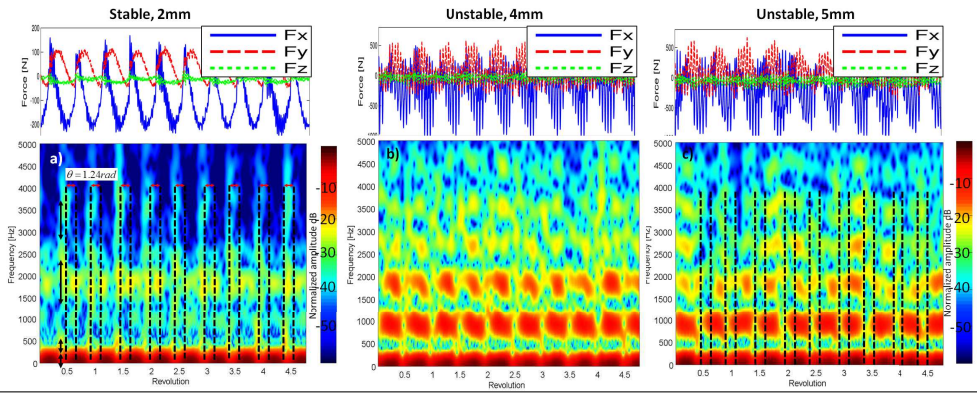


FIGURE 4.8 – Représentation angle-fréquence de signaux de force résultante. (a) Conditions stables -3000rpm et 2mm-. (b) conditions instables -3000rpm et 4mm-. (c) Conditions instables -3000rpm et 5mm-.

Dans les conditions stables (a dans la figure 4.8), deux zones principales sont observées sur l'échelle angulaire. La première zone correspond à l'entrée

d'une dent, tandis que la seconde à sa sortie. La zone d'entrée est décrite par deux lignes en pointillés sur la figure 4.8 (a) et couvre un intervalle angulaire de $\theta = 1.24rad$. L'énergie est répartie différemment le long de l'axe des fréquences, à cause de l'excitation par les chocs de toutes les fréquences propres. Ces chocs sont produits par le passage des dents dans la pièce à usiner. Les fréquences correspondant à l'entrée et à la sortie de dents dans la pièce à usiner peuvent être observées dans deux régions principales :

1- une région spectrale rouge qui se manifeste dans les basses fréquences [0 :250] Hz. Elle correspond à la courbe moyenne de la force de coupe.

2- une région spectrale jaune qui est centrée autour de 1600 Hz. Elle correspond à une fréquence propre du système.

Dans les conditions d'instabilité (b,c dans la figure 4.8), les composantes fréquentielles sont différentes de celles du cas stable. Des pics supplémentaires apparaissent en raison du phénomène de broutage. Ces composantes sont situées près des résonances du système, caractérisées par une zone rouge sombre et vert-jaune.

La grosse différence entre les représentations, c'est l'excitation des hautes fréquences,ce qui nous permet à confirmer le comportement du broutage comme un bruit blanc qui excite le système dynamique.

La représentation angle-fréquence sur les signaux de force semble être nécessaire à l'étude des signaux non stationnaires, générés par un processus dans différentes conditions de coupe. Cela permet d'analyser l'évolution du spectre en fonction de l'angle de la machine. Toutes les anomalies apparaissent dans les changements de motifs qui coïncident avec les différentes composantes fréquentielles. Cependant, l'analyse temps-fréquence de l'usinage n'est pas simple en industrie.

Dans la section suivante, nous présentons l'analyse des signaux de vitesse angulaire instantanée.

4.3.1.2 Vitesse angulaire instantanée

La vitesse angulaire instantanée (IAS) est mesurée à partir d'un codeur rotatif intégré. elle est calculée à partir de l'équation 4.9. La figure 4.9 est un exemple de la vitesse instantanée, cette représentation fournie une image de la force de coupe.

Lorsque la dent s'engage pour couper la matière, la force de coupe résultante augmente proportionnellement avec l'épaisseur du copeau et la vitesse instantanée diminue et vice-versa. Cette observation est en accord avec Girardin et al. [32].

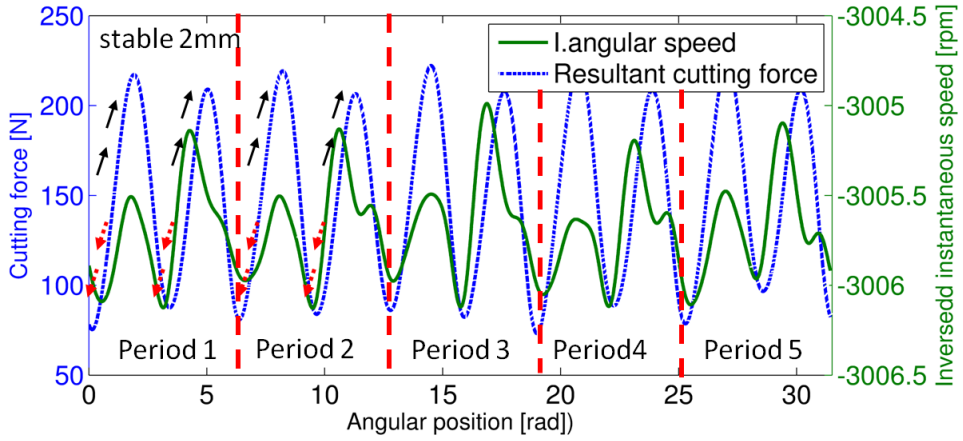


FIGURE 4.9 – Corrélation entre la force de coupe et la vitesse instantanée (inversée). La figure montre 5 rotations de la broche. Les deux signaux sont filtrés LPF (low pass filter) avec une fréquence de coupure de 230 Hz. La flèche noire montre l'augmentation de la force résultante quand la dent entre dans la matière. La flèche rouge montre le comportement du signal de vitesse.

Les flèches noires et rouges en pointillés dans la figure 4.9 représentent l'augmentation de la force de coupe et la diminution de la vitesse instantanée lorsqu'une dent pénètre dans la matière.

La figure 4.10 présente la densité spectrale de puissance des signaux de vitesse, dans les cas stable (a) et instable (b).

Pour le cas stable, comme le montre la figure 4.10(a), les pics les plus dominants dans le spectre se manifestent à la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques. Les fréquences propres apparaissent dans les cas stable et instable. Les disques noirs sont les fréquences propres.

Pour le cas instable, comme indiqué dans la figure 4.10(b,c), les pics d'anomalies correspondant aux fréquences auto-excitées dues au broutage sont identifiées. Ces fréquences sont situées à proximité des fréquences de résonances (860 Hz, 1600 Hz et 2400 Hz) du système outil/porte outil/ broche. Les résultats constatés sont en concordance avec Dombovari et al. [159].

La figure 4.11(a) montre la fonction de réponse en fréquence du système (outil/ porte outil/ broche) mesurée par la méthode d'impact. La figure 4.11(b) montre la densité spectrale de puissance (courbe verte filtrée) dans les cas stables et instables (courbe bleue et courbe rouge filtrée). Dans les conditions instables, les fréquences de résonances apparaissent dans le spectre de puissance de la vitesse instantanée.

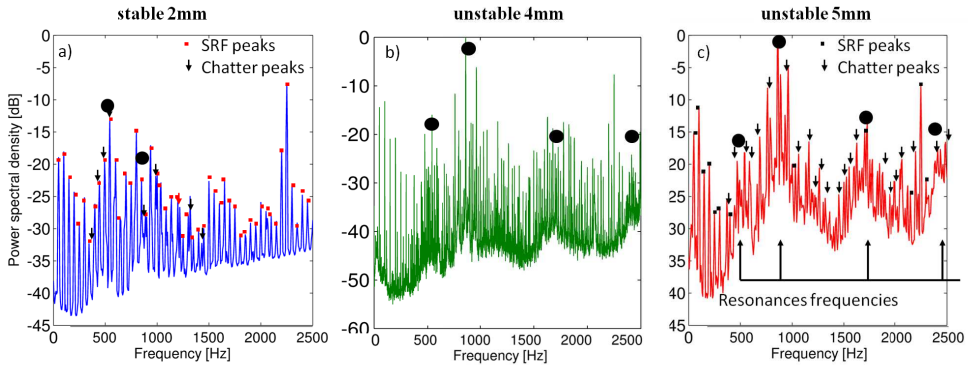


FIGURE 4.10 – Densité spectrale de puissance des signaux de vitesse dans différentes conditions. (a) 3000rpm et 2mm. (b) 3000rpm et 4mm. (c) 3000rpm et 5mm. Les points rouges dénotent la fréquence de rotation de la broche et ses harmoniques. Les flèches noires représentent les fréquences liées au broutage. Les disques noirs montrent les résonances.

Le filtre médian utilisé pour filtrer les signaux de vitesse et avoir les courbes ajustées, permet d'estimer la fonction de transfert.

Les fréquences dominantes sont proches des fréquences naturelles et le spectre est riche en composantes fréquentielles produites par l'interaction entre les fréquences auto-excitées. Dans ces conditions d'usinage, les modes du système sont bien remarqués. Toutefois, les résonances n'ont pas été identifiées à partir de la densité spectrale de puissance de la vitesse en usinant dans des conditions stables, sauf pour le premier mode dominant et à un faible degré, car les autres modes ne sont pas excités.

4.3.2 Cyclostationnarité des signaux de vitesse et de force de coupe

Le but de cette section est d'étudier la cyclostationnarité des signaux de vitesse de force de coupe et justifier l'utilisation des indicateurs (de cyclostationnarité) ICS1 et ICS2 utilisés par la suite.

La cyclostationnarité apparaît lorsqu'il existe une périodicité des propriétés de la moyennes (d'ordre (1)) et dans les propriétés énergétiques (d'ordre (2)). Nous allons montrer que les signaux sont cyclostationnaires.

Corrélation spectrale

Les figures 4.12 et 4.13 montrent le spectre de puissance cyclique des parties

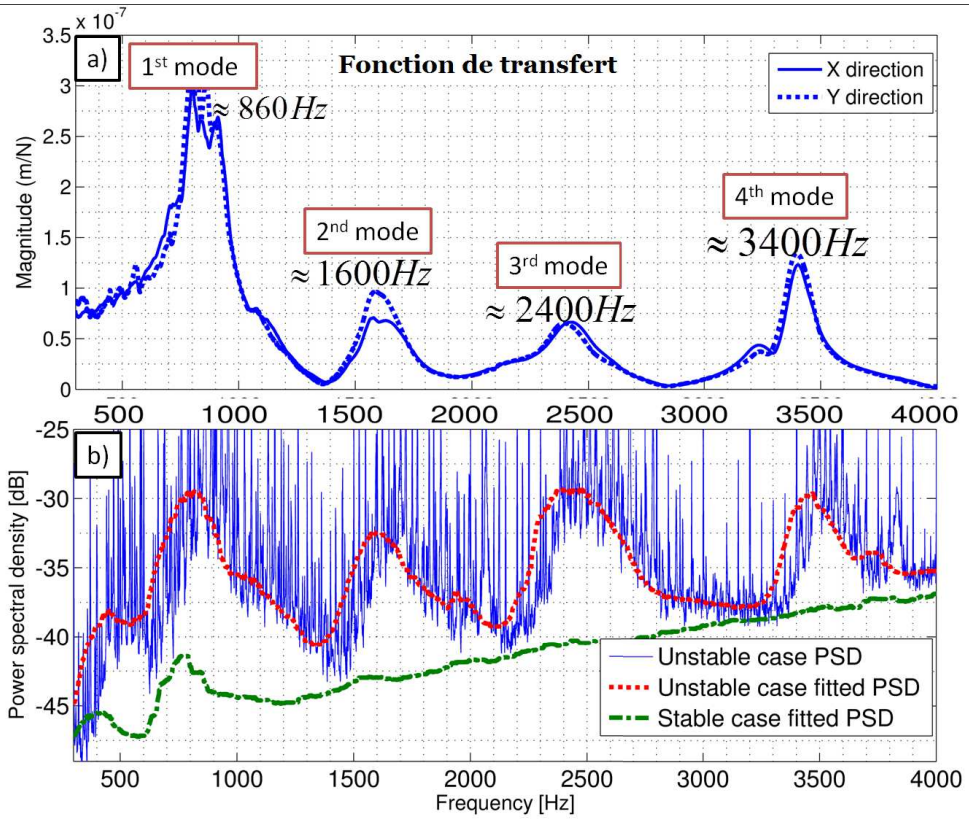


FIGURE 4.11 – Comparaison entre la densité spectrale de puissance de la vitesse instantanée et la fonction de réponse en fréquence du système outil/ porte outil/ broche. (a) La fonction de réponse en fréquence mesurée dans les directions X (courbe continue) et Y (courbe en pointillés). (b) La courbe bleue montre la densité spectrale de puissance dans les conditions instables. La courbe rouge montre la densité spectrale de puissance dans les conditions stables.

résiduelles des signaux de vitesse angulaire instantanée et de force de coupe. La résolution du spectre est de 1.66 Hz selon l'axe des fréquences cycliques α et 12.25 Hz selon l'axe des fréquences f.

La corrélation spectrale a une structure discrète selon l'axe α à des fréquence multiples de la fréquence de rotation de la broche et une structure continue suivant l'axe f.

Les raies spectrales générées par une transformation quadratique dans le temps sont liées à la cyclostationnarité d'ordre deux (2) et sont décrites par la fonction d'autocorrélation cyclique (2.3) définie dans le chapitre (2). En d'autres termes, le signal est corrélé avec une version de lui-même décalée

pour certaines fréquences. D'après les figures 4.12 et 4.13, il est possible d'affirmer que les signaux de vitesse et de force de coupe contiennent une petite contribution d'ordre deux (2), dans le cas stable, liée au fonctionnement cyclique du fraisage. Cette contribution devient plus forte dans le cas instable. Dans ce cas, on voit bien que c'est dû à l'outil car l'harmonique 2 ressort au niveau de la corrélation spectrale.

Le caractère cyclostationnaire se caractérise par un couplage entre un phénomène périodique et un autre aléatoire. Le caractère aléatoire provient probablement de plusieurs choses : la variation aléatoire de la vitesse due à l'opération de l'usinage, variation aléatoire de la vitesse due à la cinématique...

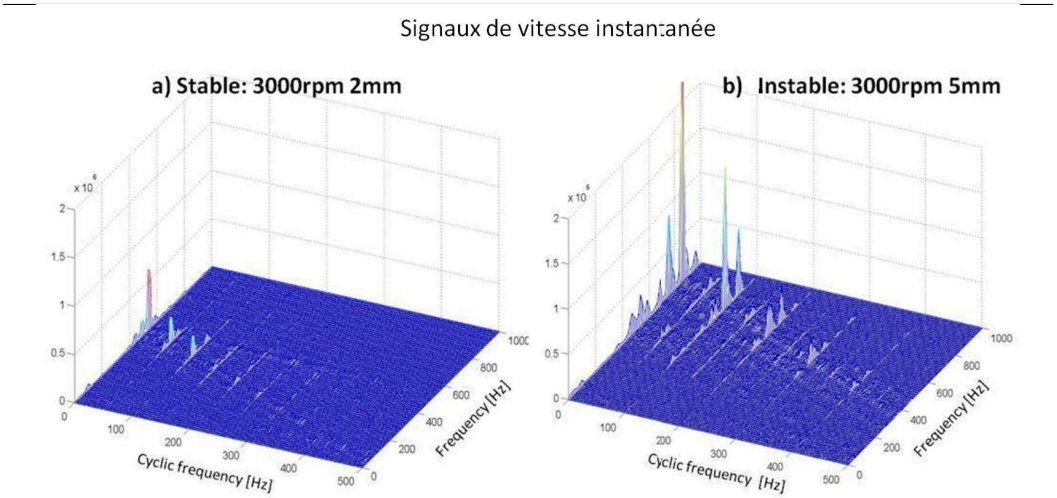


FIGURE 4.12 – Corrélation spectrale des signaux de vitesse dans les cas stable (a) et instable (b).

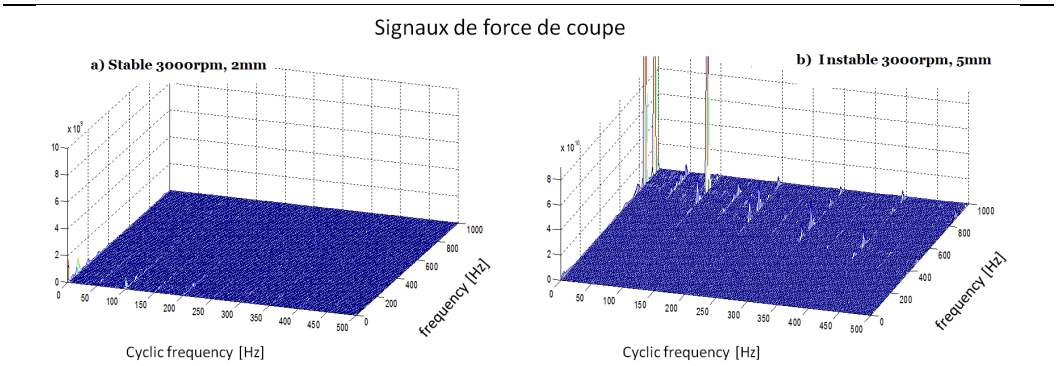


FIGURE 4.13 – Corrélation spectrale des signaux de force de coupe dans les cas stable (a) et instable (b).

Les figures 4.14 et 4.15 montrent la variance angulaire des signaux de vitesse et de force de coupe pour les deux conditions de coupe (stables et instables). Le caractère cyclique de la variance renforce le caractère cyclostationnaire à l'ordre 2 (deux) de signal de vitesse instantanée et de force de coupe. Le passage des dents est identifié dans les deux cas, sauf qu'il est accentué dans le cas instable quand il y a une forte dispersion d'énergie. Un phénomène anormal est apparu dans la variance du signal de vitesse dans le cas instable, peut-être lié à la formation de copeaux ou au défaut de roulement. Le broutage fait augmenter fortement le caractère cyclostationnaire d'ordre deux.

Les résultats présentés dans cette section mettent en évidence la corrélation entre les signaux de force de coupe et les signaux de vitesse instantanée.

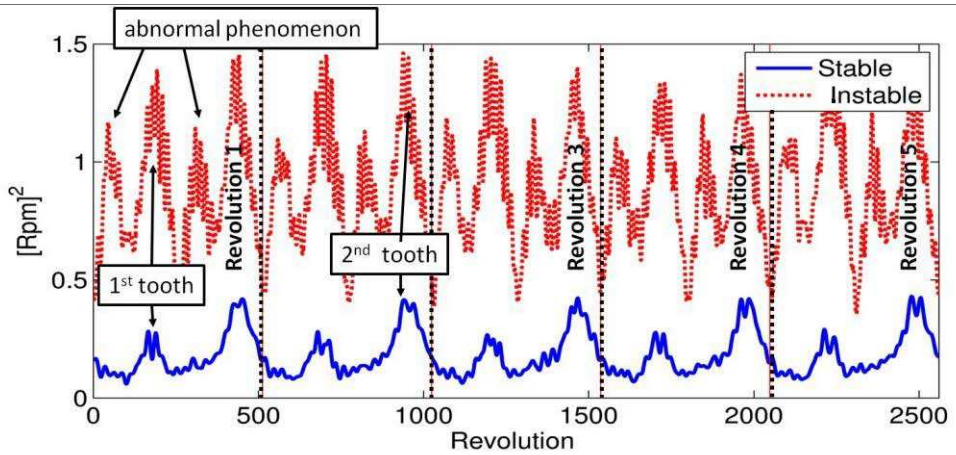


FIGURE 4.14 – Variance angulaire synchrone des signaux de vitesse pour les cas stable (bleu continue) et instable (rouge pointillée).

4.3.3 Indicateurs du broutage

Afin d'étudier l'efficacité des indicateurs du broutage présentés dans la section 4.2.5 par les équations 4.12 et 4.13, nous les avons appliqués dans différentes conditions d'usinage (stables et instables). Les conditions choisies sont montrées dans le tableau 4.1. Les indicateurs sont appliqués à la fois sur les signaux de force de coupe et les signaux de vitesse instantanée. Tous les signaux sont filtrés passe bas avec une fréquence de coupure de 3.5 kHz. La figure 4.16 montre les différentes parties du signal de force de coupe, après décomposition en une partie déterministe périodique et une partie aléatoire CS2, dans les conditions de coupe stable (4.16(a)) et instable (4.16(b)).

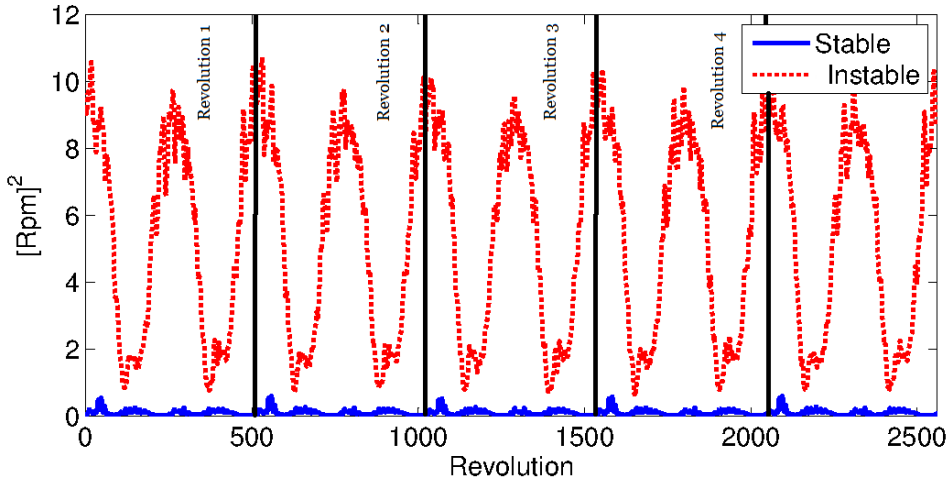


FIGURE 4.15 – Variance angulaire synchrone des signaux de force pour les cas stable (bleu continue) et instable (rouge pointillée).

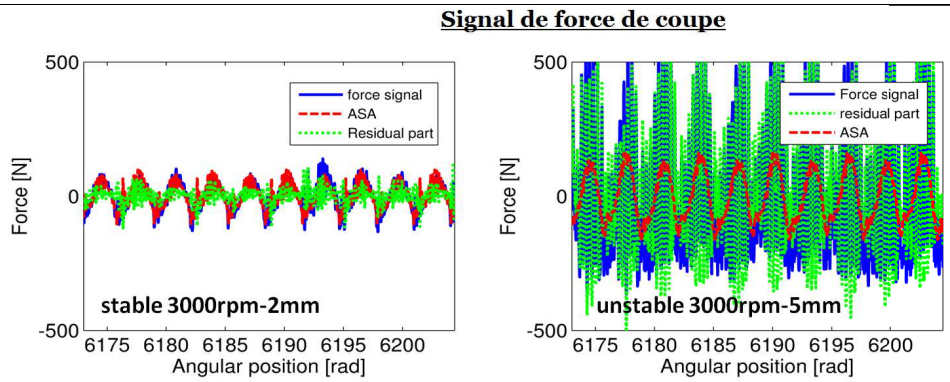


FIGURE 4.16 – Décomposition du signal de force de coupe.

Comme prévu, l'amplitude est plus élevée dans le cas instable par rapport au cas stable. Cela est vrai pour les trois parties du signal (original, partie périodique et partie résiduelle).

Cependant, on remarque que la partie résiduelle est prédominante dans le cas instable à cause du mouvement chaotique de l'outil et des fortes fluctuations dans le signal de force, par rapport à la partie périodique. La partie résiduelle augmente avec l'instabilité du système.

La figure 4.17 montre les différentes parties de la décomposition du signal de vitesse instantanée, pour les conditions de coupe stable (a) et instable (b).

Les observations décrites dans la figure 4.16 sont également visibles sur la figure 4.17. Ces résultats confirment la bonne corrélation entre le signal de force de coupe et le signal de vitesse instantanée. Ils ouvrent la voie sur la possibilité d'utiliser ce type de signal pour détecter le broutage, sans utiliser un capteur additionnel.

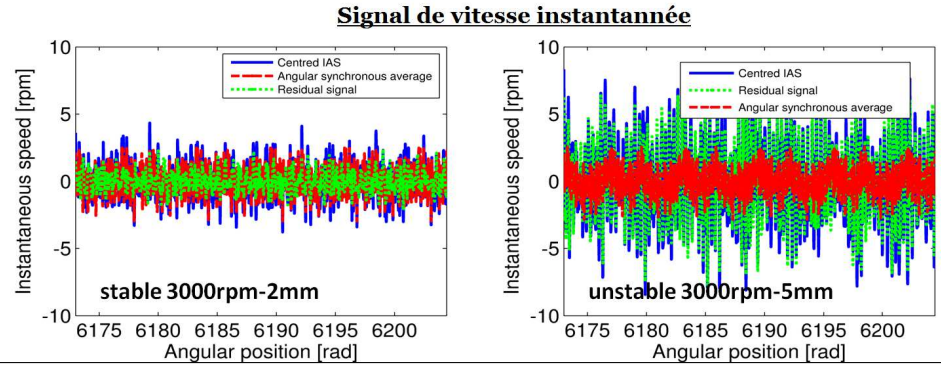


FIGURE 4.17 – Décomposition du signal de vitesse instantanée.

Les indicateurs du broutage sont calculés à partir des équations 4.12 et 4.13 et présentés dans la figure 4.18.

Ils sont normalisés (4.14). Les résultats sont présentés en pourcentage sur des histogrammes cylindriques dans la figure 4.19.

$$NICSi = ICSi / \sum ICSi, \ i = 1, 2 \tag{4.14}$$

La contribution de la partie périodique représentée par l'indicateur NICS1 est élevée et la contribution de l'indicateur NICS2 est faible quand la machine à usiner dans des conditions stables. La même observation est faite avec les deux indicateurs non normalisés ICS1 et ICS2.

NICS1 prend les valeurs de 87% et 93% pour la vitesse de rotation de la broche de 3000 rpm et 8000 rpm, respectivement, en utilisant les signaux de force de coupe. Les valeurs s'élèvent à 98% en utilisant les signaux de vitesse instantanée. Ces résultats sont attendus puisque la partie déterministe est prédominante dans les deux types de signaux. On peut noter que les valeurs de NICS1 et NICS2 augmentent en se rapprochant de la région instable (4mm et plus à 3000 rpm). Cela est dû à l'augmentation de la contribution de l'énergie cyclique résiduelle du signal au carré, qui reflète le mouvement chaotique de l'outil et les fortes fluctuations de la force de coupe ou de la vitesse instantanée de la broche quand les conditions de coupe sont instables.

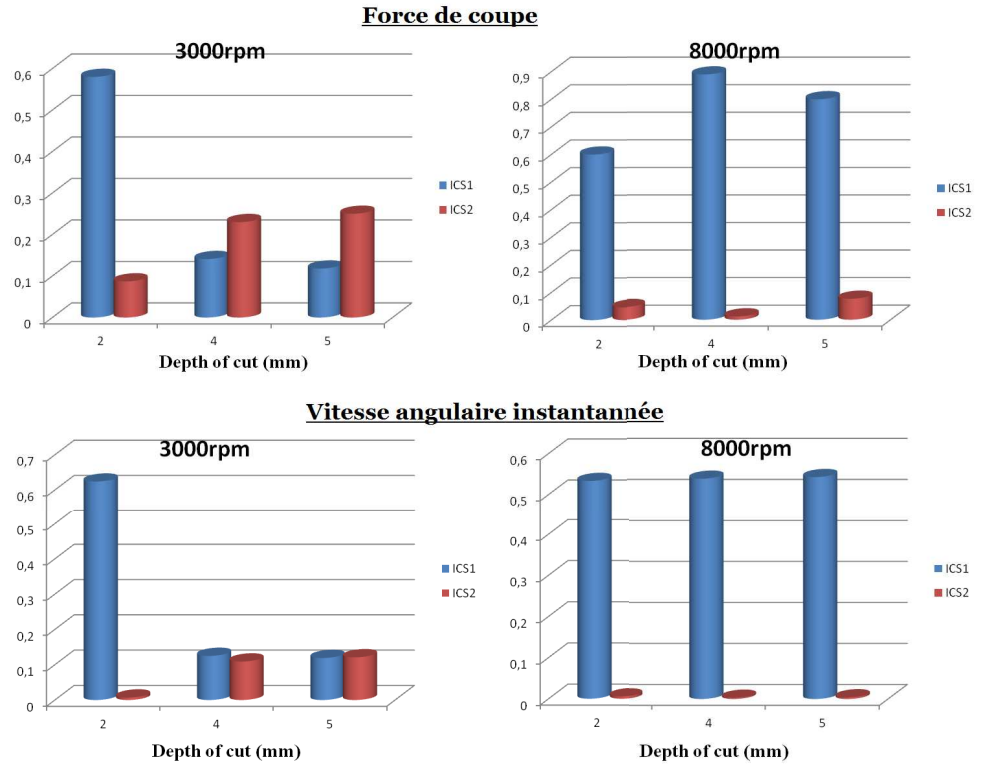


FIGURE 4.18 – Histogramme des indicateurs du broutage pour les signaux de force (a,b) et les signaux de vitesse (c,d) dans les conditions stables et instables (voir le tableau 4.1).

Les résultats montrent que les deux indicateurs du broutage NICS1 et NICS2 ou les indicateurs ICS1 et ICS2 peuvent être utilisés en se basant sur les signaux de vitesse au lieu des signaux de force de coupe, pour détecter le broutage. La méthode semble prometteuse pour développer un système de surveillance sans l'utilisation des capteurs additionnels.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'analyse des signaux de vitesse instantanée et de force de coupe pour détecter le broutage. L'analyse cyclostationnaire et le re-échantillonnage angulaire sont très appropriés pour développer un système de surveillance.

Un dispositif expérimental a conduit à l'acquisition des signaux du codeur dans différentes conditions de coupe. L'analyse des données confirme l'importance des signaux de force de coupe pour la surveillance du broutage.

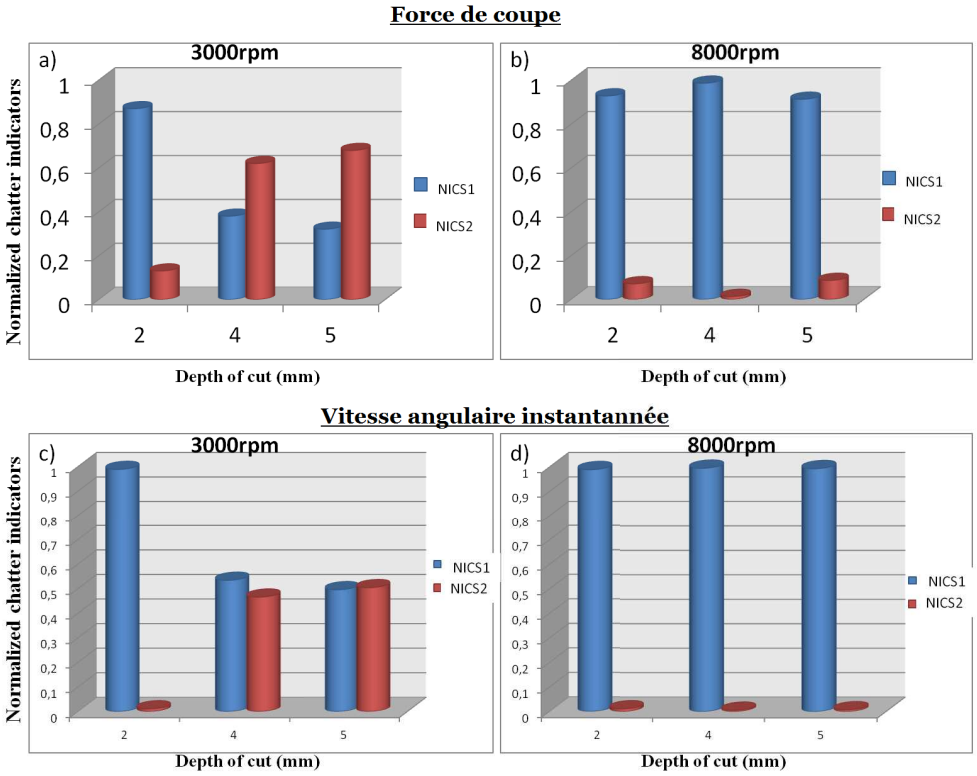


FIGURE 4.19 – Histogramme des indicateurs du broutage normalisés pour les signaux de force (a,b) et les signaux de vitesse (c,d) dans les conditions stables et instables (voir le tableau 4.1).

La table dynamométrique et la mesure de la force de coupe sont uniquement adaptées aux tests en laboratoire. Ainsi, le dynamomètre est efficace pour l'identification du broutage en laboratoire, mais pas applicable dans les cas pratiques en production. Cela est dû à la limitation de la taille de pièce, à la grande sensibilité à la surcharge et au coût élevé.

L'analyse des signaux angulaires, plus précisément leurs représentations fréquentielle et angulaire ont montré la bonne corrélation entre les signaux de force et de vitesse instantanée. La méthode basée sur la vitesse angulaire est très pratique car elle ne nécessite pas de capteurs additionnels et peut être réalisée sans augmenter le coût de la manufacture. Il est donc proposé d'utiliser les signaux de vitesse estimés à partir du signal du codeur rotatif intégré dans la broche, au lieu d'une table dynamométrique pour la détection du broutage.

L'exploitation des signaux de vitesse instantanée fait appel au caractère cy-

clostationnaire. Ce caractère est le résultat d'un couplage entre un phénomène aléatoire stationnaire et un second périodique. Le moyennage synchrone angulaire est utilisé pour estimer la contribution périodique et estimer par suite la partie résiduelle. La partie résiduelle est prédominante dans le cas instable en raison du mouvement chaotique de l'outil et de la forte fluctuation de la force de coupe. La partie résiduelle augmente avec l'augmentation de l'instabilité. L'intérêt de la décomposition du signal en partie périodique et résiduelle est de réduire la contribution de la partie périodique, tout en mettant en évidence les composantes liées au broutage. Le spectre de la corrélation spectrale est un outil adéquat pour les signaux cyclostationnaires ; l'analyse des signaux de vitesse instantanée par cet outil fait apparaitre des lignes spectrales. Ces lignes générées sont liées à la cyclostationnarité d'ordre deux (2) et sont décrites par la fonction d'autocorrélation. Le signal de vitesse contient une faible contribution du second ordre, dans les conditions stables. Cette faible contribution dépend du fonctionnement cyclique de la machine. Elle devient forte dans les conditions instables à cause de l'effet aléatoire produit par le broutage.

Nous avons utilisé les indicateurs cyclostationnaires pour quantifier ces contributions. Ces indicateurs sont basés sur la répartition de l'énergie entre la partie périodique et la partie résiduelle du signal. Il est à noter deux choses : une diminution significative de la valeur de l'indicateur ICS1 qui représente la contribution de la partie périodique et une augmentation significative de la valeur de l'indicateur ICS2 qui représente la contribution de la partie aléatoire, observations faites quand la machine fonctionne dans des conditions instables. Ces indicateurs sont appliqués avec succès sur les signaux de force de coupe et sur les signaux de vitesse instantanée.

Chapitre 5

Détection du broutage par réseaux de neurone et sélection de paramètres

Sommaire

5.1 Introduction **134**
5.2 Méthodologie et taxonomie **136**
5.2.1 Acquisition des données 137
5.2.2 Étapes de traitement 138
5.2.3 Génération des paramètres 139
5.2.4 Sélection des paramètres 140
5.2.5 Classification par réseaux de neurones 141
5.3 Application pour la détection du broutage **147**
5.3.1 Les approches de classification 147
5.3.2 Discussion 150
5.4 Conclusions **151**

5.1 Introduction

Il est généralement connu que la surveillance fiable d'un processus d'usinage n'est pas fondée sur une seule caractéristique du signal. Par conséquent, le calcul d'un nombre suffisant de caractéristiques liées à l'état de l'outil ou les conditions d'usinage (stabilité ou instabilité) [161, 162] est un élément clé dans les systèmes de surveillance d'usinage. Ceci est obtenu grâce à différentes méthodes, comme les méthode statistiques, la modélisation auto-régressive, reconnaissance de forme, système expert et d'autres.

La détection d'un défaut est effectuée typiquement suivant ces phases : acquisition des données, traitement du signal, extraction de paramètres, sélection et classification [1].

Dans la phase d'extraction des paramètres, un nouvel ensemble de paramètres est extrait à partir des données d'origine. A un stade trop avancé, le signal vibratoire dans le domaine temporel peut être utile pour fournir des indicateurs scalaires simples. Sinon, le domaine temporel est insuffisant pour un diagnostic précoce de l'état de fonctionnement des machines [163]. Dans ce cas, le domaine spectral obtenu par l'analyse de Fourier peut être utilisé pour extraire des paramètres fréquentiels à partir des signaux vibratoires mesurés [164]. Certaines approches proposent de combiner les paramètres extraits du domaine temporel et ceux extraits du domaine fréquentiel [165], afin d'avoir des signatures sensibles aux défauts.

En général, un grand nombre de paramètres est préféré pour une meilleure surveillance [166]. Toutefois, cela aurait une incidence sur le coût en termes de temps de calcul ainsi que sur la précision de la classification, en raison de la présence de paramètres non pertinents ou redondants [167]. En outre, la sensibilité des paramètres peut varier considérablement selon les différentes conditions de fonctionnement [167]. Aussi, dans le but d'améliorer la précision de la classification et de réduire le temps de calcul, quelques paramètres pertinents doivent être choisis parmi l'ensemble des paramètres d'origine. Actuellement, il existe quelques méthodes de sélection de paramètres telles que, l'entropie conditionnelle [168], les algorithmes génétiques [168], la technique d'évaluation de la distance [169], l'analyse en composantes principales [170], etc.

A la phase de classification, les paramètres sélectionnés sont classés à l'aide des outils adéquats de classification.

Les réseaux de neurones (RNs) présentent de nombreux avantages [171] pour être considérés comme un outil de classification : (a) les RNs ont la capacité d'apprendre à partir des données historiques, (b) ils utilisent le calcul en

parallèle qui diminue le temps de calcul ; ils peuvent donc servir pour une surveillance en temps réel, (c) les RNs peuvent extraire et détecter les tendances complexes ; ils peuvent surmonter la difficulté de non linéarité et ont pour avantage de réduire les effets du bruit tout en augmentant la reconnaissance de paramètres.

Dans la dernière décennie, les RNs ont été appliqués pour contrôler les processus d'usinage, y compris le tournage, le fraisage et le moulage. Ils ont été testés pour identifier la défaillance de l'outil et le broutage [109]. Abellan-Nebot et Subiron [1] ont présenté un état de l'art sur la surveillance des processus d'usinage en se basant sur les techniques d'intelligence artificielle.

En ce qui concerne les non-linéarités et le caractère non stationnaire des signaux de fraisage, les réseaux de neurones semblent l'approche de classification adéquate pour les signaux vibratoires afin de séparer les cas stables des cas instables. Dans ce chapitre, nous proposons une procédure basée sur l'analyse des signaux d'accélération, dans le but de détecter le broutage. L'approche est mise œuvre pour classer les signaux d'accélération issus de différentes conditions d'usinage. La phase de traitement du signal est primordiale après la phase d'acquisition des données et avant celle de génération de paramètres, à cause des bruits d'impacts mécaniques et électriques qui viennent polluer les signaux. En fait, le phénomène du broutage est lié au comportement dynamique du système machine/ outil/ pièce. Les composantes liées au broutage se produisent autour des fréquences de résonances du système, par conséquent, un filtrage multibande est proposé à l'étape de traitement. Le processus est suivi d'une analyse d'enveloppe. Ceci permet d'augmenter le rapport signal/ bruit et d'augmenter la sensibilité des paramètres générés.

Puis, les paramètres temporels sont extraits de l'enveloppe du signal. Ils sont classés en fonction de leur entropie où seuls les meilleurs sont retenus et présentés au système de classification. A l'étape de classification, deux approches de réseaux de neurones sont testées : la fonction à base radiale (RBF) et le perceptron multicouches (MLP). Les deux réseaux de neurones classent les paramètres retenus dans la phase antérieure en classe stable et instable.

L'approche développée est appliquée pour la détection du broutage dans le centre d'usinage Huron. L'originalité de cette application est d'étudier et de détecter le phénomène du broutage quel que soit l'état de fonctionnement de la machine (profondeur de coupe, vitesse de la broche...). Dans cette situation, le problème de classification devient plus compliqué, mais d'autre part, il facilite l'automatisation tout en réduisant le coût et le temps de calcul.

Cette partie est organisée comme suit. Dans la section 5.2, présentation des données utilisées et la taxonomie sont présentées. Elle couvre les principales

étapes de développement de l'outil de diagnostic. Dans la section suivante, une brève analyse de deux classifieurs (RBF et MLP) est présentée. Les résultats de classification et la partie de discussion sont exposés dans la section 5.3. La conclusion et les perspectives sont présentées dans la dernière section.

5.2 Méthodologie et taxonomie

La technique proposée dans cette partie classifie les paramètres sensibles qui sont extraits de signaux d'accélération acquis dans différentes conditions. La méthodologie se compose de cinq partie principales : (1) l'acquisition de données, (2) le traitement des signaux, (3) la génération des paramètres, (4) la sélection des paramètres et (5) la classification. Chaque étape est décrite dans le paragraphe suivant. La figure 5.1 résume la méthodologie développée pour la détection du broutage dans le processus de fraisage.

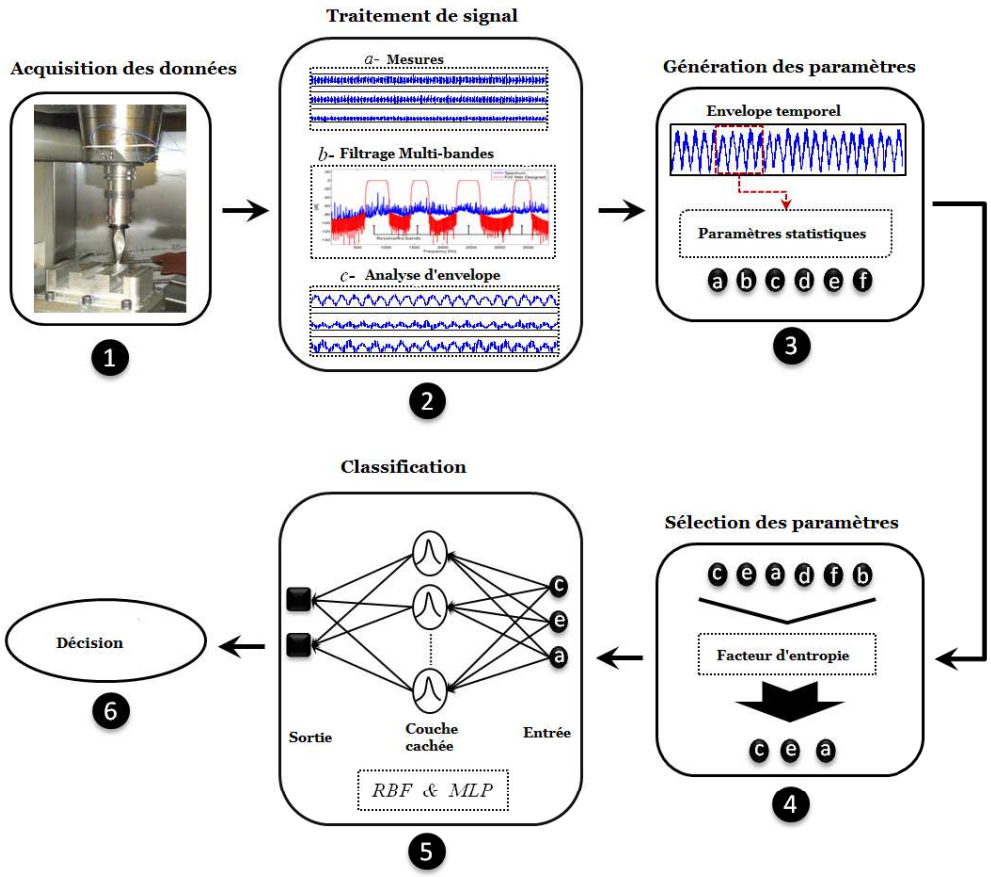


FIGURE 5.1 – Méthodologie pour la détection du broutage.

Le processus développé débute par l'acquisition de données. Les accéléromètres sont placés à des endroits distincts et dans différentes directions pour collecter le maximum d'information (voir chapitre 3). A la phase de traitement de données, les signaux résiduels sont filtrés grâce à un filtre multibande autour des résonances du système. Différents paramètres statistiques sont ensuite extraits à partir de l'enveloppe du signal filtré. Ces paramètres sont classés selon leur facteur d'entropie et une partie de ces paramètres est utilisée pour la classification.

A l'étape de classification, les paramètres sélectionnés sont classifiés en deux catégories, stable et instable, en utilisant les réseaux de neurones. Enfin, une décision est prise pour chaque échantillon testé.

5.2.1 Acquisition des données

Le dispositif expérimental et l'acquisition de données sont détaillés dans la partie 3.2 du chapitre 3. Les conditions de coupe, utilisées pour le développement du système, sont illustrées dans le tableau 5.1. L'outil utilisé a 2 dents.

Test	a_d	S	R	États
1	2	239.4	3000	pas de broutage
2	3	239.4	3000	pas de broutage
3	5	239.4	3000	broutage
4	3	398.9	5000	pas de broutage
5	5	398.9	5000	broutage
6	2	638.3	8000	pas de broutage
7	3	638.3	8000	pas de broutage
8	6	638.3	8000	broutage
9	3	797.9	10000	pas de broutage
10	6	797.9	10000	broutage
11	2	957.5	12000	pas de broutage
12	3	957.5	12000	pas de broutage
13	5	957.5	12000	pas de broutage
14	6	957.5	12000	pas de broutage

TABLE 5.1 – Conditions de coupe utilisées pour le système de détection.
a_d : La profondeur axiale (mm) ;
S : La vitesse de coupe (m/min) ;
R : La vitesse de rotation (Rpm) ;

5.2.2 Étapes de traitement

5.2.2.1 Filtrage multibande

L'étape de filtrage, qui précède l'extraction et la sélection de paramètres, est obligatoire pour deux raisons : (1) diminuer le niveau de bruit de mesure et de l'environnement, (2) maintenir les informations corrélées avec le phénomène du broutage. Ci-après, les différentes étapes de mise en œuvre du filtre multibande :

- les fréquences naturelles sont calculées à partir des parties réelle et imaginaire de la fonction de réponse en fréquence ;
- les premières fréquences naturelles (quatre modes) sont sélectionnées. Leurs valeurs sont approximativement : 860 Hz, 1600 Hz, 2400 Hz et 3400 Hz ;
- le filtre numérique à réponse impulsionnelle finie (FIR) est implémenté sous Matlab. La fonction FIR2 de Matlab est utilisée en raison de certains avantages : (a) le filtre peut avoir une phase linéaire, (b) il est toujours stable et peut être réalisé dans le matériel. Toutefois, l'inconvénient majeur est l'ordre élevé du filtre. La fonction FIR2 synthétise un filtre RIF par échantillonnage de la réponse en fréquence du filtre analogique idéal et fenêtrage de la réponse impulsionnelle du filtre ainsi construit.

Les caractéristiques du filtre multibande sont illustrées sur la figure 5.2. Le filtre inclut quatre bandes et son ordre est élevé vaut 5000 (bonne précision).

5.2.2.2 Analyse d'enveloppe

Après l'étape de filtrage, l'enveloppe des signaux est calculée à l'aide de la transformation de Hilbert. La transformation de Hilbert compose un signal analytique. C'est un signal complexe dont la partie réelle est le signal d'origine, et la partie imaginaire est sa transformée de Hilbert. Le signal analytique est défini tel que :

$$a_x(t) = x(t) + j.\hat{x}(t) \tag{5.1}$$

où $\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi t} * x(t)$

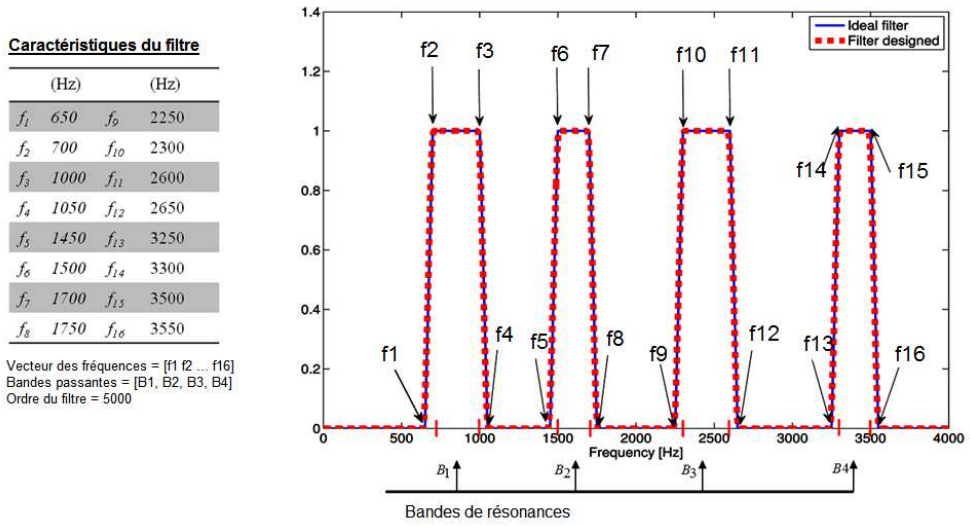


FIGURE 5.2 – Caractéristiques du filtre multibande.

L'amplitude instantanée $A_x(t)$ du signal analytique présente l'enveloppe du signal :

$$A_x(t) = \sqrt{x(t)^2 + \hat{x}(t)^2} \tag{5.2}$$

L'enveloppe du signal est utilisée à la place du signal d'origine pour divers avantages :

- augmenter le rapport signal / bruit ;
- améliorer la sensibilité des paramètres générés ;
- lien avec la densité spectrale cyclique (2.6). Comme les signaux d'accélération sont cyclostationnaires à l'ordre deux, la densité spectrale cyclique et l'enveloppe du signal s'avèrent être les outils de prédilection d'analyse des phénomènes du broutage, d'autant plus avec l'effet de l'instabilité sur le spectre de l'enveloppe.

5.2.3 Génération des paramètres

La troisième phase est l'extraction des paramètres statistiques des signaux d'enveloppe $A_s(t)$. Ces paramètres sont corrélés avec l'état de fraisage et influencés par l'instabilité de la machine-outil. Différentes méthodes sont appliquées pour la génération des paramètres, dans le domaine temporel, fréquentiel et temps-fréquence. Dans ce travail, neuf paramètres scalaires calculés sont

utilisés ([7]). Ils sont générés dans le domaine temporel et présentés dans le tableau 5.2.

Descripteurs	Formule	Descripteurs	Formule
Variance (Var)	$\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x[n]-\bar{x})^2$	**Skewness**	$\frac{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x[n]-\bar{x})^3}{Var^{3/2}}$
Kurtosis	$\frac{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x[n]-\bar{x})^4}{Var^2}$	**Peak value (P_v)**	$max(\|x[n]\|)$
RMS	$\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x[n])^2}$	**Clearance factor (CL_f)**	$\frac{P_v}{(\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\|x[n]\|)^2}$
Crest factor (C_f)	$\frac{P_v}{RMS}$	**Shape factor**	$\frac{RMS}{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\|x[n]\|}$
Impulse factor (I_f)	$\frac{P_v}{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\|x[n]\|}$		

TABLE 5.2 – Les paramètres générés.

N est la longueur du signal discret $x[n]$ et n est le point échantillonné. Les paramètres présentés dans ce tableau sont extraits de l'enveloppe du signal et utilisés pour représenter les signaux.

5.2.4 Sélection des paramètres

Après la phase de génération de paramètres, de nombreux paramètres sont obtenus. En outre, la phase de sélection des paramètres est cruciale car elle permet de trouver les paramètres les plus pertinents et fiables pour la détection du broutage.

En fait, si les paramètres sont sélectionnés avec un faible taux de discrimination, cela influence négativement les performances du classifieur. D'autre part, si les bons paramètres sont sélectionnés, la précision du classifieur augmente et le temps du calcul se réduit. C'est pourquoi un algorithme de sélection, basé sur le classement des paramètres, est utilisé. Cet algorithme est une approche de classement parmi les techniques de sélection, car il emploie une métrique pour classer les paramètres et exclut tous ceux qui n'atteignent pas la précision appropriée. Dans notre travail, la mesure d'entropie relative est proposée pour classer les paramètres du meilleur aux mauvais paramètres.

Puis, un ensemble des meilleurs paramètres est présenté pour la classification. L'entropie relative mesure la distance entre deux fonctions de probabilité

$P(x/w1)$et $P(x/w2)$. $w1$ et $w2$ sont deux classes et x un vecteur de paramètres. Cette distance est aussi connue sous le nom de Kullback-Leibler symétrisé (d) et définie par [172] :

$$\begin{aligned} d &= D_{12} + D_{21} \\ D_{12} &= \sum p(x/w_1) log_2(\frac{p(x/w_1)}{p(x/w_2)}) \\ D_{21} &= \sum p(x/w_2) log_2(\frac{p(x/w_2)}{p(x/w_1)}) \end{aligned} \tag{5.3}$$

Supposons que les densités de probabilité soient gaussiennes respectivement $N(\nu_1, \sigma_1^2)$, $N(\nu_2, \sigma_2^2)$. La distance d devient [172] :

$$d = \frac{1}{2}(\frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2} + \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} - 2) + \frac{1}{2}(\nu_1 - \nu_2)^2(\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2}) \tag{5.4}$$

Dans le cas où les deux classes se recouvrent complètement, $d = 0$. La valeur de d augmente dès que les deux distributions s'éloignent, l'une de l'autre. En d'autres termes, les meilleurs paramètres correspondent à une valeur élevée de d.

5.2.5 Classification par réseaux de neurones

A la phase de classification, les techniques analytiques classiques sont souvent incapables de fournir des solutions acceptables pour les tâches de diagnostic difficile. Cela explique pourquoi les techniques comme les réseaux de neurones deviennent de plus en plus populaires dans les applications industrielles. Dans notre travail, deux approches différentes de réseaux de neurones sont testées : la fonction à base radiale (RBF) et le perceptron multicouche (MLP). Nous avons choisi de travailler avec des réseaux de neurones (MLP et RBF) pour de nombreuses raisons. Premièrement, les paramètres des réseaux comme les biais et les poids peuvent être mis à jour, ce qui offre une flexibilité pour les réseaux d'apprendre, de se déplacer et généraliser à partir des données d'apprentissage. Deuxièmement, les RBFs ne sont pas linéaires, ils incluent une fonction noyau (kernel fonction) et ils ont la capacité de traiter les données en parallèle (calculs rapides et précis). Troisièmement, les réseaux MLP et RBF n'ont pas besoin d'une connaissance physique, géométrique ou une connaissance approfondie sur le système industriel à étudier. Par consé-

quent, MLP et RBF semblent être un bon choix pour des applications réelles et industrielles [173].

Les deux réseaux de neurones classent les paramètres sélectionnés en deux classes (stable ou instable). Dans la section suivante, un bref examen théorique est présenté pour les deux approches.

5.2.5.1 Perceptron multicouche

Le perceptron multicouche est un classifieur linéaire de type réseau neuronal formel organisé en plusieurs couches, au sein duquel une information circule uniquement de la couche d'entrée vers la couche de sortie. Il s'agit donc d'un réseau de type feedforward (en) [172]. Chaque connexion a un poids associé à une couche. Chaque signal se propageant le long de la liaison est multiplié par le poids de connexion. La première couche est la couche d'entrée et les unités d'entrée distribuent les entrées aux unités de couches suivantes. Dans les couches successives, chaque unité somme ses entrées et ajoute un biais ou un seuil à la somme. Finalement, une transformation somme la totalité pour produire la sortie. Cette transformation est appelée la fonction d'activation de l'unité. Elle peut être linéaire ou non linéaire, en fonction de la fonction d'activation choisie.

La couche de sortie est liée directement au nombre de classes. Dans notre cas par exemple, il correspond à deux classes : stable et instable. La figure 5.3 montre l'architecture du MLP avec une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie.

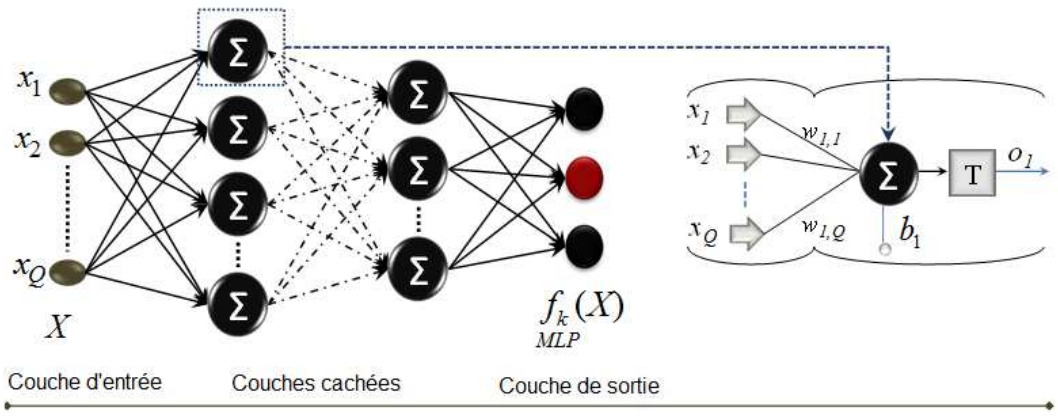


FIGURE 5.3 – Architecture du perceptron multicouche (MLP).

La couche d'entrée comprend les paramètres d'entrées, suivie par la couche cachée, qui est constituée d'un certain nombre de neurones (unités cachées)

en parallèle. Chaque neurone effectue une sommation pondérée des entrées, qui passe ensuite par une fonction d'activation non linéaire T, appelée aussi fonction de transfert. La fonction de transfert modifie les entrées pour avoir les sorties désirées. Le nombre de nœuds dans les couches d'entrée et de sortie dépend du problème à résoudre et du nombre de variables d'entrées et de sortie nécessaires à la définition du problème. Le choix du nombre de couches cachées, le nombre de nœuds cachés et la fonction d'activation jouent une rôle très important dans la construction du modèle [174].

Soient x_i, $i = 1, ..., Q$, les paramètres d'entrée, w_{ij} le poids des réseaux de neurones où $j = 1, ..., \hat{N}$ et $\hat{N}$ est le nombre de nœuds. Le vecteur de sortie du MLP est noté par f^P_{MLP} où P est le nombre de classes. La somme des entrées pondérées x_i et les biais de chaque neurone $\hat{b}_i$ sont passés par la fonction d'activation T, dans le but de produire la sortie à la fin .

Chaque nœud de chacune des couches (à l'exception de ceux de la couche d'entrée) fournit une seule valeur en sommant ses valeurs d'entrée x_i pondérées par leurs poids w_{ij}. La valeur de la sortie est obtenue en additionnant les sommes dans les valeurs pondérées précédentes avec le biais b_i. Le biais est ajouté pour décaler la somme relative à l'origine. Le résultat passe par la fonction transfert T et abouti à la sortie du neurone o_j.

$$o_j = T\left(\sum_i^Q w_{ij}x_i + b_j\right) \tag{5.5}$$

La fonction de transfert T est généralement non linéaire. La fonction sigmoïde ou fonction logistique est souvent préférée pour sa propriété de dérivabilité. Elle restreint la sortie des nœuds entre 0 et 1 [174].

$$Sigmoide(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{5.6}$$

La règle d'apprentissage sert à entraîner le réseau à effectuer une tâche particulière. L'apprentissage supervisé est utilisé et stipule que pour chaque entrée x_i, il existe une cible (sortie désirée) t_k. La règle d'apprentissage est munie d'un ensemble d'exemple (ensemble d'apprentissage) :

$$\left\{f^1_{MLP}, t_1\right\},\ \left\{f^2_{MLP}, t_2\right\}, ..., \left\{f^P_{MLP}, t_P\right\}.[174] \tag{5.7}$$

Comme les paramètres d'entrée sont appliqués au réseau de neurones, les sorties sont comparées aux cibles. La règle d'apprentissage est alors utilisée

pour ajuster les poids et les biais en vue de déplacer les sorties du réseau au plus près des cibles. Les règles d'apprentissage du MLP entrent dans la catégorie d'apprentissage supervisée. L'objectif est de minimiser la fonction d'erreur e, qui est la différence quadratique moyenne entre les sorties du réseau et les cibles désirées.

$$e = \frac{1}{P}\sum_{k=1}^{P}\left(t_k - f_{MLP}^{k}\right)^2 \tag{5.8}$$

Les poids et les biais ajustés de la i^{me} couche à l'itération u sont minimisés par la méthode de descente du gradient. Cette méthode de minimisation est la plus simple et la plus répandue. Elle consiste à ajuster itérativement les paramètres du réseau dans la direction opposée de la forte pente de la fonction coût :

$$\begin{aligned} w_{j,i}^{m}(u+1) &= w_{j,i}^{m}(u) - \alpha\frac{\partial e}{\partial w_{j,i}} \\ \hat{b}_{j}^{m}(u+1) &= \hat{b}_{j}^{m}(u) - \alpha\frac{\partial e}{\partial \hat{b}_{j}} \end{aligned} \tag{5.9}$$

α est le pas de la descente, w_{ji} le poids et b_j le biais. Le pas de la descente doit être suffisamment faible pour éviter l'instabilité de la descente.

La méthode de descente de gradient adaptative (pas variable), méthode d'optimisation de Newton, la méthode de la propagation résiliente (resilient propagation) et l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LMA) peuvent être également utilisés pour mettre à jour les biais et les poids des nœuds de réseau. LMA est un algorithme très populaire implémenté par [175]. Cependant, La méthode de LMA trouve un minimum local et non un minimum global. En outre, le paramètre d'amortissement doit être initié et l'algorithme ne converge que si l'estimation initiale est déjà assez proche de la solution finale. Cependant, nous avons choisi la méthode de descente de gradient, parce que chaque nœud du réseau doit être mis à jour rapidement. En fait, lorsque les classes sont bien séparées, il n'y aura pas besoin de compliquer les calculs et aller à des ordres plus élevés comme dans la méthode de Newton.

5.2.5.2 Fonction à base radiale

Les réseaux de neurones à fonctions de base radiales (RBF) sont des modèles connexionnistes. Ils font partie des réseaux de neurones supervisés. L'ar-

chitecture des réseaux (5.4) s'est avérée utile [174]. Ils sont généralement configurés avec une seule couche cachée dont la fonction d'activation est choisie à partir d'une classe de fonctions à base radiale.

La différence entre les réseaux RBF et MLP est le comportement de la couche cachée. Plutôt que d'utiliser la fonction d'activation sigmoïde ou autres, les neurones de la couche cachée de réseau RBF sont basées sur une fonction gaussienne ou d'autres fonctions noyaux.

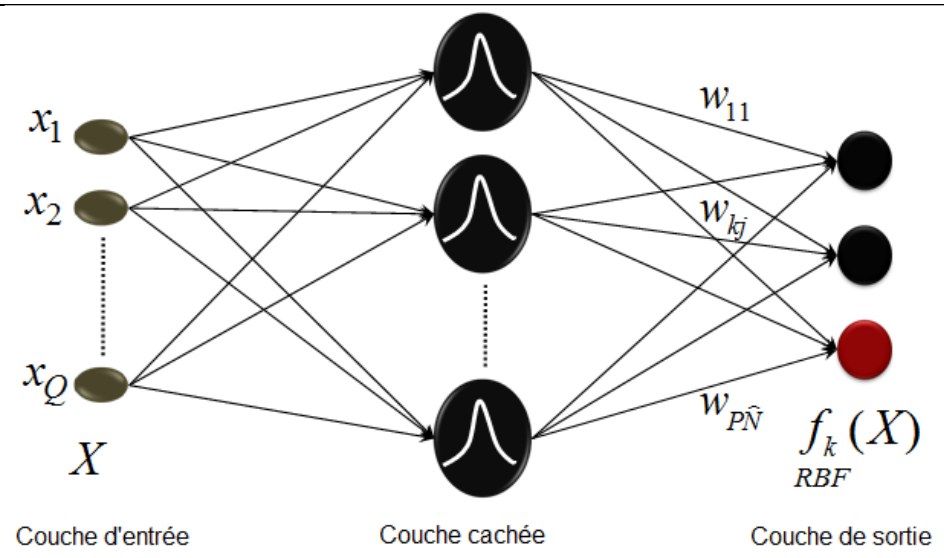


FIGURE 5.4 – Architecture de réseaux RBF.

Le réseau de neurones RBF est constitué de trois couches (5.4) :

- une couche d'entrée de dimension égale au nombre de paramètres d'apprentissage ;
- une seule couche cachée qui contient les neurones RBF ;
- une couche de sortie dont les neurones sont animés par une fonction d'activation linéaire. Sa dimension est égale au nombre de classes.

Chaque couche est entièrement liée à la suivante et il n'y a pas de connexions à l'intérieur d'une même couche.

Le réseau présenté dans la figure 5.4 est constitué de Q neurones d'entrée, $\hat{N}$ neurones cachés et P neurones de sortie.

La fonction d'activation du j^{ime} neurone de la couche cachée est supposée gaussienne.

$$\Phi_j(X) = exp\left\{-\frac{\|X-\mu_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right\} \tag{5.10}$$

où μ_j et σ_j sont respectivement le vecteur des moyennes et le vecteur des écarts types, de la j^{ime} unité avec la norme euclidienne.

Le réseau RBF est une application linéaire des sorties des neurones de la couche interne. Pour un vecteur d'entrée X, la sortie de réseau est un vecteur $F_{RBF} = f_{RBF}^k$ de dimension P. La k^{ime} composante est donnée par :

$$f_k(X) = \sum_{j=1}^{\hat{N}} w_{kj}\Phi_j(X) \tag{5.11}$$

où les poids sont donnés par w_{kj}.

Le calcul des poids w_{kj} se fait par l'apprentissage du réseau. Dans le mode supervisé, le réseau est en apprentissage par coupe (entré, sortie). Les paramètres sont donc optimisés pour déplacer les sorties de la couche cachée aux sorties désirées. Les P doublons à optimiser (f_{RBF}^k, t_k) représentent l'association des sorties de la couche cachée avec leurs cibles correspondantes. Le réseau minimise l'erreur quadratique totale E calculée entre les sorties f_{RBF}^k obtenues et celles désirées t_k.

A cause de la différentiabilité de la fonction gaussienne, la méthode de descente du gradient est utilisée pour optimiser les paramètres du réseau que sont : les centres, les largeurs des gaussiennes de la couche cachée et les poids.

$$\begin{aligned} \Delta\mu_j &= -\rho_\mu \nabla_{\mu_j} E \\ \Delta\sigma_j &= -\rho_\sigma \nabla_{\sigma_j} E \\ \Delta wkj &= -\rho_w \nabla_{w_{kj}} E \end{aligned} \tag{5.12}$$

ρ_μ, ρ_σ et ρ_w sont des petites constantes positives.

Ces paramètres sont fixés dans la méthode de descente de gradient et sont égaux à 0.1. Ces paramètres ajustent la vitesse de convergence de l'algorithme et il sont déterminés empiriquement. S'il sont trop grands, l'algorithme n'est pas stable et oscille autour d'une solution. S'il sont trop petits, un très grand nombre d'itération sera nécessaire pour converger vers la solution, et la probabilité de convergence vers une solution locale est plus grande. Plusieurs critères peuvent être définis pour arrêter l'algorithme : on peut limiter à un

certain nombre d'itérations, ou arrêter lorsque l'erreur quadratique (MSE : mean squared error) atteint un certain seuil. Nous avons choisi d'arrêter l'algorithme pour un seuil fixé à 0.02.

5.3 Application pour la détection du broutage

L'approche proposée est appliquée sur les signaux issus de la machine à grande vitesse Huron. Nous cherchons à atteindre plusieurs objectifs de la présente application. Le principal objectif est de détecter le broutage quelques soient la vitesse de rotation et la profondeur de coupe. Le problème est généralisé et sa solution devient alors plus difficile à obtenir. Le deuxième objectif est de déterminer la meilleure position du capteur piézoélectrique. Après cela, les paramètres, qui peuvent séparer les situations stable et instable (broutage), seront étudiés. Pour finir, la discussion et les comparaisons entre les différentes approches seront menées pour confirmer l'efficacité de la méthode proposée.

Au cours des manipulations, un nombre total de 23590 échantillons (un échantillon correspond à une rotation de la broche) est enregistré à partir de trois capteurs d'accélération à des diverses vitesses de rotation et différentes profondeurs de coupe (voir tableau 5.1). 17219 échantillons correspondent au cas stable et 6371 échantillons au cas instable.

5.3.1 Les approches de classification

La figure 5.5 présente le processus de classification. Les signaux acquis sont filtrés à l'aide d'un filtre multibande. Les paramètres statistiques sont ensuite générés à partir de l'enveloppe des signaux filtrés. Les paramètres générés sont alors sélectionnés en fonction de l'entropie relative. Les paramètres choisis sont classés à l'aide des réseaux de neurones MLP et RBF, en deux classes stable et instable.

L'apprentissage des données est nécessaire, étant donné que les réseaux de neurones supervisés sont utilisés à l'étape de classification. 40% des données entraînent les réseaux et les 60% restants servent à la classification. Pendant la phase d'apprentissage, tous les paramètres extraits $Q = 9$ sont classés du meilleur au pire, en fonction de leur capacité à séparer les deux classes (stable et instable). Puis, les meilleurs paramètres classés sont retenus pour la suite. Ce vecteur de paramètres retenus présente le vecteur de réseaux de neurones. Les vecteurs de paramètres retenus pour la phase d'apprentissage sont étiquetés selon la classe désirée (stable ou instable).

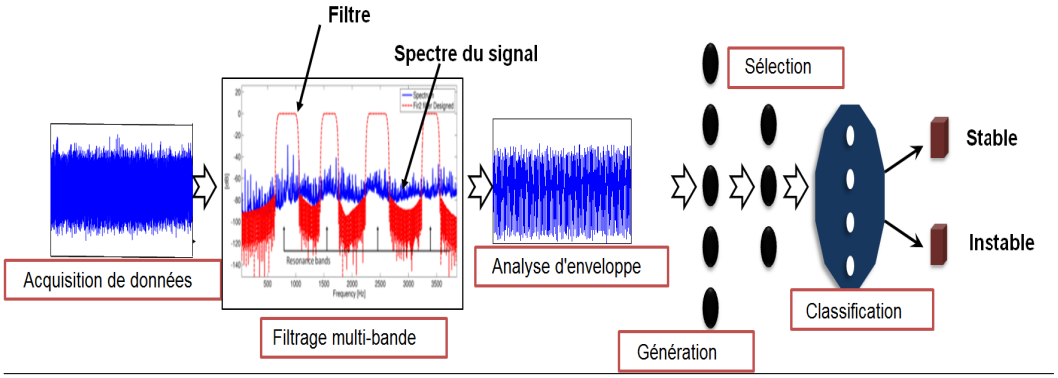


FIGURE 5.5 – Architecture de la méthodologie proposée.

Le processus d'apprentissage est mis en route par des mises à jour des poids w_{ij} et les centres de réseaux de neurones visant à minimiser l'erreur quadratique entre les sorties de réseaux et les sorties désirées.

Les deux classificateurs MLP et RBF ont la même couche d'entrée et de sortie. Ils ne diffèrent que par leur couche cachée. Le MLP mis en œuvre est constitué de deux couches cachées et 12 neurones pour chacune. En effet, il a été montré que 2 couches cachées de MLP permettent d'assurer une bonne classification avec un minimum de calculs. Le nombre de nœuds cachés dépend de combien les deux classes d'apprentissage sont séparables (plus les deux classes sont difficilement séparables, plus le nombre de nœuds cachés augmente) et aussi sur le nombre de paramètres d'entrée (plus le nombre de paramètres d'entrés est grand, plus le nombre de nœuds cachés sera grand). De l'autre côté, le classificateur RBF consiste en une couche cachée avec un nombre croissant de neurones en fonction des paramètres d'apprentissage.

A la fin du processus de classement, les paramètres sont triés par ordre décroissant en fonction de leur facteur d'entropie. En effet, pour sélectionner les paramètres d'entrée, on a fait un algorithme qui réalise de manière itérative la première classification pour un paramètre, puis pour deux paramètres, puis pour trois paramètres,..., puis jusqu'à ce que tous les paramètres soient pris en compte. Nous avons constaté que la solution optimale (meilleure classification) est obtenue après avoir sélectionné les quatre premiers paramètres. Le tableau 5.3 présente les meilleurs paramètres retenus (Variance, RMS, Clearance et Peak) avec les valeurs d'entropies, auprès de trois capteurs piézoélectriques situés dans différentes positions X, Y et Y^*. On peut constater que les quatre premiers paramètres retenus se caractérisent par une grande valeur d'entropie, ce sont les paramètres énergétiques les plus sensibles au broutage. On remarque aussi que l'ordre d'importance dépend de positionnement de l'accé-

léromètre et de sa direction.

Ordre	X	Entropie	Y	Entropie	Y*	Entropie
1	Variance	17.18	Clearance	10.44	Clearance	12.53
2	Peak	9.87	Peak	7.42	RMS	9.7
3	Clearance	7.78	RMS	6.7	Variance	9.64
4	RMS	7.12	Variance	5.05	Peak	9.19
5	Shape f.	0.52	Shape f.	1.04	Kurtosis	0.96
6	Impulse f.	0.46	Kurtosis	0.19	Skewness	0.23
7	Crest f.	0.42	Clearance	0.16	Impulse f.	0.15
8	Skewness	0.29	Crest f.	0.10	Shape f.	0.13
9	Kurtosis	0.05	Skewness	0.06	Crest f.	0.11

TABLE 5.3 – Paramètres sélectionnés.

Les taux d'erreur de classification dans la phase de test, à différentes positions (X, Y et Y^*) en utilisant le RBF et le MLP, sont présentés ci-après.
Ax : l'accéléromètre est fixé à l'extrémité libre de la partie non tournante de la broche et orienté suivant la direction X (désigné par le numéro 1 sur la figure 3.1),
Ay : l'accéléromètre est fixé à l'extrémité libre de la partie non tournante de la broche et orienté suivant la direction Y (désigné par le numéro 6 sur la figure 3.1),
Y* : l'accéléromètre est fixé sur la pièce à usiner et orienté suivant la direction Y (désigné par le numéro 7 sur la figure 3.1),

Nous désignons respectivement l'erreur dans le cas stable, l'erreur dans le cas instable et l'erreur des cas (stables ou instables) difficile à classifier, respectivement par SE, UE et UN.

- SE : pourcentage de cas instables classés comme des cas stables avec une probabilité supérieur à 55% ;
- UE : pourcentage de cas stables classés comme des cas instables avec une probabilité supérieur à 55% ;
- UN : pourcentage de cas stables et instables qui sont difficile à classifier avec une probabilité entre 45% et 55%.

La figure 5.6 montre que le pourcentage d'erreur des échantillons stables et instables ne dépasse pas les 10% pour les deux classificateurs (RBF et MLP).

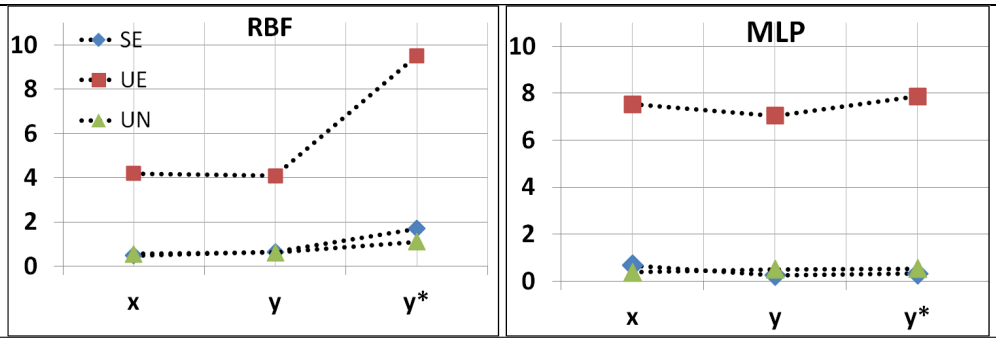


FIGURE 5.6 – Taux d'erreur de classification en utilisant les réseaux de neurones MLP et RBF selon trois positions.

Le RBF offre de meilleurs résultats par rapport au MLP, dans les directions X et Y. Dans la direction Y^*, RBF fournit de mauvais résultats. Il est clair que la plus grande erreur dans les deux réseaux (MLP et RBF) est liée aux échantillons stables classés comme des échantillons instables avec une probabilité supérieur à 55% (UE), puisque même dans la situation stable, des vibrations fortes se produisent lorsque l'outil de coupe entre ou sort de la pièce à usiner. Ces vibrations sont classées comme instables alors que le système fonctionne dans les conditions stables. En général, les résultats obtenus dans les directions X et Y sont satisfaisants : plus de 97% d'échantillons sont bien classés avec les réseaux RBF ou MLP. Afin de confirmer que chaque étape dans notre méthodologie proposée est primordiale et cruciale pour fournir dans résultats précis, les classifications ont été refaites en l'absence de certaines étapes.

5.3.2 Discussion

Dans cette partie, des discussions permettent d'évaluer la méthodologie proposée. Trois scénarios sont étudiés dans ce qui suit :

- l'approche proposée présentée dans la figure 5.5 ;
- l'approche proposée en l'absence de la phase de classement/sélection des paramètres ;
- l'approche proposée en l'absence des phases de traitement et de classement / sélection des paramètres.

Dans le deuxième scénario, tous les paramètres extraits de l'enveloppe du signal sont passés directement aux classificateurs (RBF et MLP) sans être classés et sélectionnés, tandis que dans le troisième scénario, les paramètres

sont générés à partir des signaux brutes en l'absence de la phase de traitement (filtrage et analyse d'enveloppe) et l'absence de la phase de classement / sélection. Les trois scénarios sont appliqués pour la détection du broutage. La figure 5.7 présente les taux d'erreur des différents scénarios suivant les différents positions.

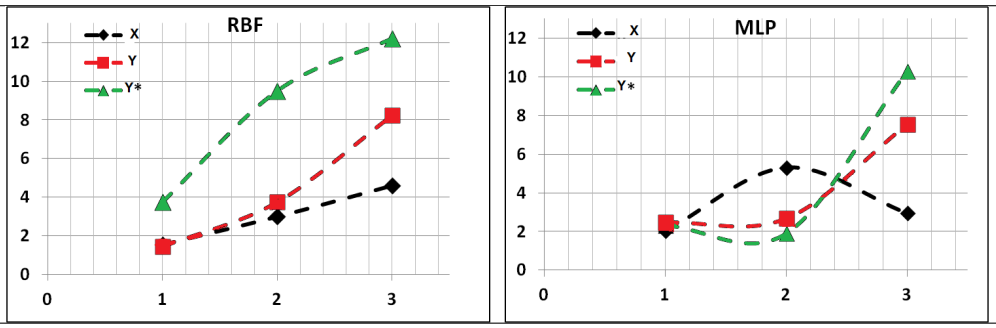


FIGURE 5.7 – Taux d'erreur de classification des trois scénarios.

Les résultats confirment que le premier scénario (l'approche proposée) fournit une meilleure détection du broutage, soient avec MLP ou RBF, et cela indépendamment de la vitesse de rotation de la broche et de la profondeur de coupe. Les résultats de classification au moyen de la RBF montrent que le second scénario est meilleur que le troisième. Ce résultat est logique car dans le troisième scénario, en plus de l'absence de la phase de classement / sélection, la phase de traitement n'est pas considérée.

Dans les trois scénarios (1,2 et 3), les données enregistrées dans les directions X et Y sont meilleures par rapport à celles enregistrées à partir de la direction Y^*. Dans le premier scénario, la RBF est préférable par rapport au MLP dans les deux directions X et Y, tandis que dans le deuxième et le troisième scénario, c'est le contraire.

Les résultats démontrent que l'approche proposée permet d'avoir plus de 98% d'échantillons de test (stable et instable) bien classés, avec une précision supérieure à 55%. Cela reflète l'importance des phases de traitement et de classement / sélection dans l'approche proposée.

5.4 Conclusions

Cette partie présente une nouvelle méthode pour la détection du broutage dans les centres de fraisage, en se basant sur le traitement de signal et l'utilisation des réseaux de neurones.

L'approche de détection est mise en œuvre au cours de l'opération de fraisage en rainurage des pièces d'aluminium, dans différentes conditions de coupe.

Dans ce travail, nous avons constaté que le broutage est lié au comportement dynamique du système machine/ outil/ pièce. Ce phénomène se produit autour des fréquences de résonances. Par conséquent, une opération de filtrage est proposée dans l'étape de traitement. Ensuite, le processus de détection est suivi de l'extraction des paramètres statistiques à partir de l'enveloppe de signal. Cela permet d'augmenter le rapport signal sur bruit et améliorer la sensibilité de ses paramètres. Le lien entre l'analyse d'enveloppe et la cyclostationnarité est introduit dans le chapitre 3, justifiant ainsi l'utilisation de l'enveloppe du signal.

Dans la phase suivante, les paramètres sont classés en fonction de leur capacité à séparer les échantillons stables et instables. Les meilleurs paramètres sont retenus et classés par deux classificateurs que sont les réseaux de neurones à perceptron multicouche (MLP) et à fonction à base radiale (RBF).

Les données sont acquises dans diverses conditions de coupe et à partir de différentes positions des capteurs. La classification est effectuée indépendamment de la profondeur de passe et de la vitesse de rotation. Plusieurs techniques sont étudiées et les résultats montrent que la technique proposée offre une meilleure détection. Bien que les signaux générés soient non linéaires et non stationnaires, les résultats confirment la précision de la méthodologie suivie pour la détection.

Conclusion générale

La surveillance des centres d'usinage à grande vitesse, est un facteur clé pour accroître la disponibilité des machines. Cette mesure permet d'atteindre un niveau de robustesse des processus d'usinage plus élevé. Les défaillances dans le processus d'usinage et les composants des machines-outils peuvent générer des effets négatifs sur la finition du produit et l'instabilité du processus d'usinage réduit la durée de vie des outils de coupe et des machines-outils. C'est le contexte dans lequel s'inscrit ce travail de recherche.

A l'issue de cette thèse de doctorat, trois contributions majeures ont été apportées :

1- L'exploitation des propriétés de cyclostationnarité dans le but de détecter le broutage et l'usure des outils de coupe.

Au cours d'un cycle d'usinage, différents évènements peuvent avoir lieu. Ces évènements sont parfaitement liés à la position angulaire de la broche. Les irrégularités de l'outil de coupe, au niveau des dents, dues aux erreurs de fabrication produisent une certaine fluctuation (jitter). Le frottement du copeau sur la face de coupe et celui de la pièce sur la face en dépouille provoquent une élévation importante de la température. Cette élévation peut entrainer une fusion locale du copeau et peut conduire à l'adhérence du copeau sur la face de coupe. Cette combinaison des processus représente l'aspect aléatoire observé et lorsqu'elle est combinée à la rotation cyclique de la broche, elle justifie la présence de cyclostationnarité des signaux d'accélération.

Dans le cadre de la propriété de cyclostationnarité, les signaux d'accélération générés à partir de l'opération de fraisage peuvent être décomposés en une partie périodique et en une partie résiduelle aléatoire de même période. Parce que la période cyclique est parfaitement définie dans les signaux de fraisage par les chocs dus aux passages des dents, le traitement des signaux est simplifié. La moyenne angulaire donne la contribution périodique du signal vibratoire. Dans ce cas, nous pouvons dire que le signal est cyclostationnaire d'ordre un. Ce type de cyclostationnarité résulte d'un phénomène répétitif de nature déterministe (passage des dents sur la pièce, excentricité de la broche.). La variance angulaire, quant à elle, indique les fluctuations aléatoires périodiques de l'énergie, si le signal est cyclostationnaire d'ordre deux. Il est démontré que les méthodes statistiques angulaires synchrones (moyenne, variance, Kurtosis, etc...) sont l'expression de la cyclostationnarité à des statistiques d'ordre différents. Ces moments sont efficaces pour un diagnostic précoce des défauts

d'usinage à haute vitesse (broutage, usure d'outil, roulement), en comparaison avec les méthodes stationnaires traditionnelles.

Afin de pouvoir exploiter les signaux d'accélération enregistrés dans le domaine temporel, les signaux ont été re-échantillonnés dans le domaine angulaire a posteriori. La méthode de re-échantillonnage exploite l'information fournie par le codeur rotatif interne qui est monté sur la broche. La loi de phase peut être estimée à partir du signal car la position angulaire se retrouve dans les chocs dus aux passages des dents, ou à partir du signal du codeur optique. Dans cette thèse, les signaux ont été re-échantillonnés à l'aide des signaux du codeur. La procédure de re-échantillonnage est justifiée du fait que les variations de vitesse sont très petites dans les centres d'usinage à régime contrôlé.

L'analyse des signaux d'accélération, dans le domaine fréquentiel, lorsque les conditions de coupe sont stables, confirme que les pics du spectre sont localisés à la fréquence de rotation de la broche et à ses harmoniques (chocs périodiques). Cependant, la densité spectrale de puissance est similaire à la fonction de transfert quand l'usinage se fait dans des conditions instables. Le broutage se comporte alors comme un bruit blanc qui excite les fréquences de résonance. L'inconvénient majeur avec la plupart des techniques fréquentielles vient du fait qu'elles ne fournissent aucune information temporelle. Par exemple, si le broutage se produit irrégulièrement, pendant l'acquisition du signal, le domaine fréquentiel n'indique alors pas l'instant au cours duquel a eu lieu le broutage. L'amplitude des vibrations de broutage peut être négligée dans la région stable. Une autre approche consiste à utiliser la STFT (Short Time Fourier Transform). La méthode de STFT permet d'analyser des changements fréquentiels ou temporels corrélés avec le comportement du système (stabilité et instabilité). L'application des méthodes temps-fréquence aux signaux d'accélération, dans l'opération d'usinage, révèle qu'elle est utile pour détecter le comportement non stationnaire et repérer les composantes supplémentaires générées par le processus dynamique. Cependant, on peut difficilement dire si c'est du broutage ou autre chose. De plus, cette présentation affiche une résolution temporelle et fréquentielle limitée, liée au principe de Heisenberg.

La corrélation spectrale a une structure continue conforme à l'axe des fréquences f. Une valeur non nulle de la corrélation spectrale cyclique confirme l'existence d'un ensemble d'ondes portées par la fréquence f, dont l'énergie varie périodiquement au rythme de $\alpha = 50Hz$. Cette énergie provient d'un phénomène lié au processus d'usinage de nature aléatoire. Lors de l'opération d'usinage, les phénomènes aléatoires présents peuvent être liés principalement

aux mécanismes de coupe et la formation du copeau.

L'analyse de la densité spectrale de puissance met en évidence l'existence de défaut de l'outil de coupe, pour les différents types de scénarios. Néanmoins, l'inconvénient de cette procédure vient de son incapacité à fournir des informations sur la dent usée et de faire une distinction entre les différents scénarios. L'analyse cyclostationnaire nous permet de distinguer entre les différents scénarios.

L'utilisation de la cyclostationnarité offre donc un avantage indispensable dans les opérations industrielles des machines tournantes. Cette étude ouvre des perspectives vers l'utilisation du caractère cyclostationnaire des paramètres angulaires pour la surveillance d'usinage en temps réel.

2- L'exploitation de l'information du codeur interne monté sur la broche et l'utilisation de la vitesse angulaire instantanée pour la détection du broutage constituent la deuxième contribution.

Un dispositif expérimental a conduit à l'acquisition des signaux du codeur dans différentes conditions de coupe. L'analyse des données confirme l'importance des signaux de force de coupe pour la surveillance du broutage. La table dynamométrique et la mesure de la force de coupe sont uniquement adaptées aux tests en laboratoire. Ainsi, le dynamomètre est efficace pour l'identification du broutage en laboratoire, mais pas applicable dans les cas pratiques en production. Cela est dû à la limitation de la taille de pièce, à la grande sensibilité à la surcharge et au coût élevé. L'analyse des signaux angulaires, plus précisément leurs représentations fréquentielle et angulaire ont montré la bonne corrélation entre les signaux de force et de vitesse instantanée. La méthode basée sur la vitesse angulaire est très pratique car elle ne nécessite pas de capteurs additionnels et peut être réalisée sans augmenter le coût de la manufacture.

Les signaux de force de coupe et de vitesse instantanée sont cyclostationnaires. Le moyennage synchrone angulaire est utilisé pour estimer la contribution périodique et estimer par suite la partie résiduelle. Le signal de vitesse contient une faible contribution du second ordre, dans les conditions stables. Cette faible contribution dépend du fonctionnement cyclique de la machine. Elle devient forte dans les conditions instables à cause de l'effet aléatoire produit par le broutage. Les indicateurs cyclostationnaires sont appliqués avec succès sur les signaux de force de coupe et sur les signaux de vitesse instantanée.

3- La proposition d'une nouvelle méthodologie de détection du broutage dans les centres d'usinage. Cette méthodologie est basée sur l'analyse du signal vibratoire et les réseaux de neurones.

Les signaux d'accélération issus de différentes conditions d'usinage doivent être classifiés. La phase de traitement du signal, qui suit la phase d'acquisition des données et précède celle de la génération de paramètres, est primordiale. Elle permet de nettoyer les signaux des pollutions dues aux bruits d'impacts mécaniques et électriques. Dans la phase suivante, les paramètres sont classés en fonction de leur capacité à séparer les échantillons stables et instables. Les meilleurs paramètres sont retenus et classés par deux classificateurs qui sont : les réseaux de neurones à perceptron multicouche (MLP) et la fonction à base radiale (RBF). La contribution est assez innovante car cette approche étudie et détecte le broutage indépendamment de l'état de fonctionnement de la machine (profondeur de passe, vitesse de rotation de la broche). Bien que les signaux générés soient non-linéaires et non-stationnaires, les résultats confirment la précision de la méthodologie suivie pour la détection. Cette approche peut être utilisée en industrie pour la détection du broutage ; elle peut être aussi utilisée pour ajuster le diagramme des lobes de stabilité.

En conclusion, nous proposons la méthodologie suivante afin d'assurer un point de bon fonctionnement. Premièrement, le diagramme des lobes de stabilité devrait être déterminé avec précision. Ensuite, lorsqu'un point de fonctionnement initial est choisi, le processus d'usinage doit être surveillé en ligne pour l'apparition du broutage. Notamment, en raison par exemple de changements dans la température de la broche, les limites des lobes de stabilité peuvent changer pendant la coupe. Dans le cas où le broutage est sur le point de se produire, l'ingérence dans la procédé d'usinage est nécessaire pour assurer une coupe sans broutage.

Les méthodes proposées vont permettre de faire la surveillance du broutage et de l'usure des outils. Elles peuvent être utilisées pour faire la surveillance en ligne, sauf que la première et la deuxième approches demandent un temps de calcul non négligeable et les résultats dépendent de la position de l'accéléromètre. Cependant, la méthode basée sur la vitesse instantanée est plus simple à mettre en œuvre.

Recommandations et travaux futurs

Ce travail constitue une contribution qui s'intègre dans l'objectif global qui est de concevoir un système de surveillance des centres d'usinage à grande vitesse. Pour mieux valider la méthode proposée dans des conditions générales, il est recommandé de compléter les essais expérimentaux complémentaires dans différentes conditions de coupe, avec diverses géométries d'outil de coupe et pour des trajectoires complexes, afin de confirmer et d'approfondir les résul-

tats obtenus.

Nous envisageons pour la suite de poursuivre quatre actions déjà entreprises au cours de la thèse, car elles semblent ouvrir la porte à des perspectives prometteuses :

- La première repose sur l' estimation en dynamique de la réponse impulsionnelle de la structure, pour pouvoir ajuster les lobes de stabilité et ainsi choisir de façon optimale des paramètres d'usinage en évitant le broutement ;

- La seconde consiste à exploiter les courants et tensions d'alimentation de la machine pour détecter un défaut. Nous bénéficions pour cela d'une base de données riche et adaptée, enregistrée sur un centre d'usinage, aux laboratoires Dynamo et LIPPS pendant la thèse ;

- La troisième concerne l'intérêt de généraliser la cyclostationnarité (Napolitano) aux signaux non stationnaires présentant un aspect cyclique. En fait, pendant la phase d'enlèvement de la matière, le déplacement de l'outil par rapport à la pièce à usiner engendre en réalité un signal aléatoire non stationnaire. Ce signal aléatoire est couplé à la rotation de la broche et des dents, on pourrait probablement parler de signaux « cyclo-non-stationnaires ». Nous pensons qu'il y a là, une classe nouvelle de signaux à formaliser mathématiquement afin de proposer de nouvelles méthodologies. Il y aura certainement des liens à établir avec les travaux de Napolitano [131, 132] ;

- La quatrième consiste à remplacer les signaux d'accélération par les signaux de vitesse instantanée. Les résultats ont montré que les signaux de vitesse instantanée pouvaient être utilisés à la place des signaux d'accélération ; les résultats sont prometteurs et nous encourage à penser à les utiliser pour développer un système de surveillance moins dispendieux. Les résultats ne sont pas publiés dans cette thèse. La fonction de transfert peut être estimée à partir du signal de vitesse. Un simple filtre médian sur le signal acquis dans des conditions instable permet de ressortir les modes propres du système (broche, porte outil, outil, pièce). Si l'usinage se fait dans des conditions stables à la présence d'un défaut du roulement, on pourrait le détecter à partir du signal de vitesse, mais cela reste une observation à vérifier.

Bibliographie

[1] Jose Abellan Nebot and Fernando Romero Subirón. A review of machining monitoring systems based on artificial intelligence process models. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 47(1) :237–257, 2010. (Cited on pages 12, 134 and 135.)

[2] S.Y. Liang, R. L. Hecker, and R. G. Landers. Machining process monitoring and control : the state-of-the-art. *ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 126(2) :297–310, 2004. (Cited on pages 12 and 193.)

[3] G. Byrne, D. Dornfeld, I. Inasaki, G. Ketteler, W. König, and R. Teti. Tool condition monitoring (tcm) — the status of research and industrial application. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 44(2) :541–567, 1995. (Cited on pages 15 and 16.)

[4] J. Vallejo Antonio, Rubén Morales-Menéndez, and J.R. Alique. On-line cutting tool condition monitoring in machining processes using artificial intelligence, 2008. (Cited on page 15.)

[5] DF. Micheletti, W. Konig, and HR. Victor. In process tool wear sensor for nig. *Cutting Operations.CIRP Annals*, 25(2) :483–496, 1976. (Cited on page 16.)

[6] J. Tlusty and G. C. Andrews. A critical review of sensors for unmanned machining. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 32(2) :563–572, 1983. (Cited on page 16.)

[7] R. Teti, K. Jemielniak, G. O'Donnell, and D. Dornfeld. Advanced monitoring of machining operations. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 59(2) :717–739, 2010. (Cited on pages 16 and 140.)

[8] A. Sampath and S. Vajpayee. Tool health monitoring using acoustic emission. *International Journal of Production Research*, 25(5) :703–719, 1987. (Cited on page 16.)

[9] Man Liu and Steven Y. Liang. Analytical modeling of acoustic emission for monitoring of peripheral milling process. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 31(4) :589–606, 1991. (Cited on page 17.)

[10] E.N. Diei and D.A. Dornfeld. A model of tool fracture generated acoustic emission during machining, 1987. (Cited on page 17.)

[11] D. Choi, W. T. Kwon, and C. N. Chu. Realtime monitoring of tool fracture in turning using sensor fusion. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 15(5) :305–310, 1999. (Cited on page 17.)

[12] K. Jemielniak and O. Otman. Tool failure detection based on analysis of acoustic emission signals. *Journal of Materials Processing Technology*, 76(1–3) :192–197, 1998. (Cited on page 17.)

[13] Xiaoli Li. A brief review : acoustic emission method for tool wear monitoring during turning. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 42(2) :157–165, 2002. (Cited on page 17.)

[14] K Jemielniak, J Kossakowska, and T Urbański. Application of wavelet transform of acoustic emission and cutting force signals for tool condition monitoring in rough turning of inconel 625. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, 225(1) :123–129, 2011. (Cited on page 17.)

[15] V. Leemans, M. Destain, B. Kilundu, and P. Dehombreux. Evaluation of the performance of infrared thermography for on-line condition monitoring of rotating machines,. *Engineering*, 3(10) :1030–1039, 2011. (Cited on page 18.)

[16] Josef Mayr, Jerzy Jedrzejewski, Eckart Uhlmann, M. Alkan Donmez, Wolfgang Knapp, Frank Härtig, Klaus Wendt, Toshimichi Moriwaki, Paul Shore, Robert Schmitt, Christian Brecher, Timo Würz, and Konrad Wegener. Thermal issues in machine tools. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 61(2) :771–791, 2012. (Cited on page 18.)

[17] Tae Jo Ko and Dong Woo Cho. Cutting state monitoring in milling by a neural network. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 34(5) :659–676, 1994. (Cited on page 18.)

[18] D. E. Dimla Sr and P. M. Lister. On-line metal cutting tool condition monitoring. : I : force and vibration analyses. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 40(5) :739–768, 2000. (Cited on page 18.)

[19] P.M. Lister. *On-line measurement of tool wear*. PhD thesis, 1993. (Cited on page 18.)

[20] D.E. Dimla Snr. *Multivariate tool condition monitoring in a metal cutting operation using neural networks*. PhD thesis, 1998. (Cited on pages 18 and 19.)

[21] Andreas Albrecht, Simon S. Park, Yusuf Altintas, and Günter Pritschow. High frequency bandwidth cutting force measurement in milling using capacitance displacement sensors. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 45(9) :993–1008, 2005. (Cited on pages 19 and 20.)

[22] T. I. El-Wardany, D. Gao, and M. A. Elbestawi. Tool condition monitoring in drilling using vibration signature analysis. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 36(6) :687–711, 1996. (Cited on page 19.)

[23] JF. Oliveira, F. Ferraz Junior, RT. Coelho, and EJ. Silva. Architecture for machining process and production based in open cnc. *Proceedings of IMechE Journal of Engineering Manufacture*, 222(12) :1605–1612, 2008. (Cited on page 20.)

[24] J. L. Stein and H. W. Churn. *Analysis of power monitoring on AC induction drive systems*, volume 112. American Society of Mechanical Engineers, New York, NY, ETATS-UNIS, 1990. (Cited on pages 20 and 112.)

[25] Young Jun Choi, Min Soo Park, and Chong Nam Chu. Prediction of drill failure using features extraction in time and frequency domains of feed motor current. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 48(1) :29–39, 2008. (Cited on page 20.)

[26] P. W. Prickett and C. Johns. An overview of approaches to end milling tool monitoring. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 39(1) :105–122, 1999. (Cited on pages 20, 21 and 108.)

[27] D. Axinte and N. Gindy. Assessment of the effectiveness of a spindle power signal for tool condition monitoring in machining processes, 2004. (Cited on page 20.)

[28] V. Moreau. *Etude dynamique de l'usinage et de l'intéraction pièce-outil par mesure des déplacements : application au fraisage et au tournage.* PhD thesis, 2010. (Cited on page 20.)

[29] S. Takata, T. Nakajima, J. H. Ahn, and T. Sata. Tool breakage monitoring by means of fluctuations in spindle rotational speed. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 36(1) :49–52, 1987. (Cited on pages 21 and 108.)

[30] J. E. Kaye, D. H. Yan, N. Popplewell, and S. Balakrishnan. Predicting tool flank wear using spindle speed change. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 35(9) :1309–1320, 1995. (Cited on pages 21 and 108.)

[31] Ali Ibrahim. *Contribution au diagnostic de machines électromécaniques : Exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée.* PhD thesis, 2009. (Cited on page 21.)

[32] François Girardin, Didier Rémond, and Jean-François Rigal. Tool wear detection in milling—an original approach with a non-dedicated sensor. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24(6) :1907–1920, 2010. (Cited on pages 21, 109, 112, 113 and 121.)

[33] D. Rémond and J. Mahfoudh. From transmission error measurements to angular sampling in rotating machines with discrete geometry. *Shock and Vibration*, 12(2) :149–161, 2005. (Cited on page 21.)

[34] M. Desbazeille, R. B. Randall, F. Guillet, M. El Badaoui, and C. Hoisnard. Model-based diagnosis of large diesel engines based on angular speed variations of the crankshaft. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24(5) :1529–1541, 2010. (Cited on page 21.)

[35] C. J. Stander and P. S. Heyns. Instantaneous angular speed monitoring of gearboxes under non-cyclic stationary load conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19(4) :817–835, 2005. (Cited on page 21.)

[36] S.A. Tobias. *Machine Tools Vibrations (Vibraciones en Máquinas-Herramientas).* URMO, Spain, 1961. (Cited on pages 22, 25, 28 and 41.)

[37] P. Aldabaldetrecu. Machine tool technical evolution (evolución técnica de la máquina-herramienta). *Ed. Metalunivers*, 2002. (Cited on page 23.)

[38] Bhave Srikant. *Mechanical vibration : Theory and practice*. Pearson Education India. 2010. (Cited on page 23.)

[39] N.H. Hanna and S.A. Tobias. Theory of nonlinear regenerative chatter. *Journal of Engineering for Industry, Transactions of the ASME*, 96 Ser(1) :247–255, 1974. (Cited on pages 24 and 33.)

[40] K. Ahmadi and F. Ismail. Machining chatter in flank milling. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 50(1) :75–85, 2010. (Cited on pages 24 and 36.)

[41] K. Ahmadi and F. Ismail. Modeling chatter in peripheral milling using the semi discretization method. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 5(2) :77–86, 2012. (Cited on page 24.)

[42] E. Budak and Y. Altintas. Analytical prediction of chatter stability in milling—part i : general formulation. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME*, 120(1) :22–30, 1998. (Cited on page 24.)

[43] E. Budak and Y. Altintas. Analytical prediction of chatter stability in milling—part ii : application of the general formulation to common milling systems. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME*, 120(1) :31–36, 1998. (Cited on page 24.)

[44] Ioannis Minis, Rafael Yanushevsky, Abel Tembo, and Robert Hocken. Analysis of linear and nonlinear chatter in milling. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 39(1) :459–462, 1990. (Cited on page 24.)

[45] Nejat Olgac and Rifat Sipahi. Dynamics and stability of variable-pitch milling. *Journal of Vibration and Control*, 13(7) :1031–1043, 2007. (Cited on pages 24 and 41.)

[46] S. Smith and J. Tlusty. Efficient simulation programs for chatter in milling. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 42(1) :463–466, 1993. (Cited on pages 24 and 43.)

[47] Emad Al-Regib, Jun Ni, and Soo-Hun Lee. Programming spindle speed variation for machine tool chatter suppression. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43(12) :1229–1240, 2003. (Cited on page 24.)

[48] A. J. Cartwright. The effect of friction on the static compliance of a centre lathe-workpiece system. *International Journal of Production Research*, 22(2) :323–334, 1984. (Cited on page 24.)

[49] Richard Y. Chiou and Steven Y. Liang. Chatter stability of a slender cutting tool in turning with tool wear effect. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 38(4) :315–327, 1998. (Cited on page 24.)

[50] Richard Y. Chiou and Steven Y. Liang. Analysis of acoustic emission in chatter vibration with tool wear effect in turning. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 40(7) :927–941, 2000. (Cited on page 24.)

[51] Bason E. Clancy and Yung C. Shin. A comprehensive chatter prediction model for face turning operation including tool wear effect. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 42(9) :1035–1044, 2002. (Cited on page 24.)

[52] M. Siddhpura and R. Paurobally. A review of chatter vibration research in turning. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 61(0) :27–47, 2012. (Cited on page 24.)

[53] Tooraj Arvajeh and Fathy Ismail. Machining stability in high-speed drilling—part 1 : Modeling vibration stability in bending. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 46(12–13) :1563–1572, 2006. (Cited on page 24.)

[54] Tooraj Arvajeh and Fathy Ismail. Machining stability in high speed drilling—part 2 : Time domain simulation of a bending–torsional model and experimental validations. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 46(12–13) :1573–1581, 2006. (Cited on page 24.)

[55] S. Ema and E. Marui. Theoretical analysis on chatter vibration in drilling and its suppression. *Journal of Materials Processing Technology*, 138(1–3) :572–578, 2003. (Cited on page 24.)

[56] Iman Maleki Mehrabadi, Mohammad Nouri, and Reza Madoliat. Investigating chatter vibration in deep drilling, including process damping and the gyroscopic effect. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 49(12–13) :939–946, 2009. (Cited on pages 24 and 35.)

[57] F. Atabey, I. Lazoglu, and Y. Altintas. Mechanics of boring processes—part i. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43(5) :463–476, 2003. (Cited on page 24.)

[58] F. Atabey, I. Lazoglu, and Y. Altintas. Mechanics of boring processes—part ii—multi-insert boring heads. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43(5) :477–484, 2003. (Cited on page 24.)

[59] E. Budak and E. Ozlu. Analytical modeling of chatter stability in turning and boring operations : A multi-dimensional approach. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 56(1) :401–404, 2007. (Cited on page 24.)

[60] B. Moetakef-Imani and N. Z. Yussefian. Dynamic simulation of boring process. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 49(14) :1096–1103, 2009. (Cited on page 24.)

[61] D. A. Axinte. An experimental analysis of damped coupled vibrations in broaching. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 47(14) :2182–2188, 2007. (Cited on page 24.)

[62] D. Shi, D. Axinte, and N. Gindy. Development of an online machining process monitoring system : a case study of the broaching process. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 34(1) :34–46, 2007. (Cited on page 24.)

[63] Janez Gradišek, Andreas Baus, Edvard Govekar, Fritz Klocke, and Igor Grabec. Automatic chatter detection in grinding. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43(14) :1397–1403, 2003. (Cited on pages 24 and 34.)

[64] I. Inasaki, B. Karpuschewski, and H. S. Lee. Grinding chatter – origin and suppression. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 50(2) :515–534, 2001. (Cited on page 24.)

[65] J.V. Le Lan, A Marty, and J.F. Debongnie. stability diagram computation method for milling adapted to automotive industry. In *Proceedings of the CIRP Second International Conference on High Performance Cutting*. CIRP,2006. (Cited on page 24.)

[66] ARNAUD Lionel. Vibrations d'usinage - comment les identifier et les limiter. *Techniques de l'ingénieur*, 2012. (Cited on page 24.)

[67] R. P. H. Faassen, N. van de Wouw, J. A. J. Oosterling, and H. Nijmeijer. Prediction of regenerative chatter by modelling and analysis of high-speed milling. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43(14) :1437–1446, 2003. (Cited on pages 25 and 30.)

[68] R.P.H. Faassen. *Chatter prediction and control for high-speed milling : modelling and experiments*. PhD thesis, 2007. (Cited on pages 25, 30 and 38.)

[69] Tlusty Jiri. *Manufacturing Processes and Equipment, first ed.* Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 2000. (Cited on pages 25 and 42.)

[70] Marian Wiercigroch and Anton M. Krivtsov. Frictional chatter in orthogonal metal cutting. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 359(1781) :713–738, 2001. (Cited on page 25.)

[71] J. A. Bailey. Friction in metal machining—mechanical aspects. *Wear*, 31(2) :243–275, 1975. (Cited on page 25.)

[72] Marian Wiercigroch and Erhan Budak. Sources of nonlinearities, chatter generation and suppression in metal cutting. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 359(1781) :663–693, 2001. (Cited on pages 25 and 29.)

[73] J. Tlusty and M. Polacek. The stability of machine tools against self-excited vibrations in machining, 1963. (Cited on pages 25, 28 and 41.)

[74] H. E. Merritt. Theory of self-excited machine-tool chatter : Contribution to machine-tool chatter research—1. *Journal of Engineering for Industry*, 87(4) :447–454, 1965. (Cited on pages 25 and 33.)

[75] X. K. Luo, K. Cheng, X. C. Luo, and X. W. Liu. A simulated investigation on the machining instability and dynamic surface generation. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 26(7-8) :718–725, 2005. (Cited on pages 25 and 28.)

[76] Y. Altintas. *Manufacturing automation : metal cutting mechanics, machine tool vibrations, and CNC design*. Cambridge university press, 2012. (Cited on pages 28, 29, 33, 34, 35, 42, 45 and 47.)

[77] Y. Altintas and M. Weck. Chatter stability of metal cutting and grinding. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 53(2) :619–642, 2004. (Cited on pages 33 and 81.)

[78] Y. Altintaş and E. Budak. Analytical prediction of stability lobes in milling. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 44(1) :357–362, 1995. (Cited on page 33.)

[79] Yusuf Altintas. Analytical prediction of three dimensional chatter stability in milling. *JSME International Journal Series C Mechanical Systems, Machine Elements and Manufacturing*, 44(3) :717–723, 2001. (Cited on page 34.)

[80] T. Insperger. Stability analysis of periodic delay differential equation modeling machine tool chatter. Technical report, 2002. (Cited on pages 34 and 42.)

[81] Christoph Henninger and Peter Eberhard. Improving the computational efficiency and accuracy of the semi-discretization method for periodic delay-differential equations. *European Journal of Mechanics - A/Solids*, 27(6) :975–985, 2008. (Cited on page 34.)

[82] M. S. Fofana. Sufficient conditions for the stability of single and multiple regenerative chatter. *Chaos, Solitons amp; Fractals*, 14(2) :335–347, 2002. (Cited on page 34.)

[83] Mohammad R. Movahhedy and Javad M. Gerami. Prediction of spindle dynamics in milling by sub-structure coupling. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 46(3–4) :243–251, 2006. (Cited on page 35.)

[84] Eberhard Abele, Michael Kreis, and M. Roth. Electromagnetic actuator for in process non-contact identification of spindle-tool frequency response functions, 2006. (Cited on page 35.)

[85] V. H. Vu, M. Thomas, A. A. Lakis, and L. Marcouiller. Operational modal analysis by updating autoregressive model. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(3) :1028–1044, 2011. (Cited on page 35.)

[86] Mohammad R. Movahhedy and Peiman Mosaddegh. Prediction of chatter in high speed milling including gyroscopic effects. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 46(9) :996–1001, 2006. (Cited on page 35.)

[87] B. Badri, M. Thomas, S. Sassi, I. Zaghbani, V. Songméné, A.A. Lakis, and N. Mureithi. Instability of high speed machining due to correlation between bearing defect and rotor resonance frequencies, 2009. (Cited on pages 35, 81 and 98.)

[88] M. Zatarain, J. Muñoa, G. Peigné, and T. Insperger. Analysis of the influence of mill helix angle on chatter stability. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 55(1) :365–368, 2006. (Cited on page 36.)

[89] Tamás Insperger, Brian P. Mann, Tobias Surmann, and Gábor Stépán. On the chatter frequencies of milling processes with runout. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 48(10) :1081–1089, 2008. (Cited on page 36.)

[90] A.J. Tang and Z.Q. Liu. Effect of helix angle and normal rake angle on stability in end milling. *Advanced Materials Research*, 69-70 :394–398, 2009. (Cited on page 36.)

[91] Mikel Zatarain, Iñigo Bediaga, Jokin Muñoa, and Tamás Insperger. Analysis of directional factors in milling : importance of multi-frequency calculation and of the inclusion of the effect of the helix angle. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 47(5-8) :535–542, 2010. (Cited on page 36.)

[92] Guillem Quintana, Joaquim Ciurana, and Daniel Teixidor. A new experimental methodology for identification of stability lobes diagram in milling operations. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 48(15) :1637–1645, 2008. (Cited on page 36.)

[93] Guillem Quintana, Joaquim Ciurana, Inés Ferrer, and Ciro A. Rodríguez. Sound mapping for identification of stability lobe diagrams in milling processes. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 49(3–4) :203–211, 2009. (Cited on page 37.)

[94] G Quintana, F J Campa, J Ciurana, and L N Lopez de Lacalle. Productivity improvement through chatter-free milling in workshops. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, 2011. (Cited on page 37.)

[95] G. Totis. Rcpm—a new method for robust chatter prediction in milling. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 49(3–4) :273–284, 2009. (Cited on page 37.)

[96] M. Mahnama and M. R. Movahhedy. Prediction of machining chatter based on fem simulation of chip formation under dynamic conditions. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 50(7) :611–620, 2010. (Cited on page 37.)

[97] S. S. Park and R. Rahnama. Robust chatter stability in micro-milling operations. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 59(1) :391–394, 2010. (Cited on page 37.)

[98] L.N. López de Lacalle and A. Lamikiz. *Machine tools for high performance machining*. 2008. (Cited on page 37.)

[99] E. Soliman and F. Ismail. Chatter suppression by adaptive speed modulation. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 37(3) :355–369, 1997. (Cited on page 37.)

[100] Kambiz Haji Hajikolaei, Hamed Moradi, Gholamreza Vossoughi, and Mohammad R. Movahhedy. Spindle speed variation and adaptive force regulation to suppress regenerative chatter in the turning process. *Journal of Manufacturing Processes*, 12(2) :106–115, 2010. (Cited on pages 38 and 41.)

[101] T. Delio, J. Tlusty, and S. Smith. Use of audio signals for chatter detection and control. *ASME Journal of Engineering for Industry*, 114(2) :146–157, 1992. (Cited on page 38.)

[102] T. L. Schmitz, M. A. Davies, K. Medicus, and J. Snyder. Improving high-speed machining material removal rates by rapid dynamic analysis. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 50(1) :263–268, 2001. (Cited on page 38.)

[103] Nan-Chyuan Tsai, Din-Chang Chen, and Rong-Mao Lee. Chatter prevention for milling process by acoustic signal feedback. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 47(9-12) :1013–1021, 2010. (Cited on page 38.)

[104] MacNavi. Okuma. Machining Navi, 2012. (Cited on page 38.)

[105] N.J.M. van Dijk, E.J.J. Doppenberg, R.P.H. Faassen, N. van de Wouw, J.A.J. Oosterling, and H. Nijmeijer. Automatic in-process chatter avoidance in the high-speed milling process. *J. Dynamic Systems, Measurement and Control*, 132(3), 2010. (Cited on page 38.)

[106] N. Pongsathornwiwat and S. Tangjitsitcharoen. Intelligent monitoring and detection of chatter in ball-end milling process on cnc machining center. In *Computers and Industrial Engineering (CIE), 2010 40th International Conference on*, pages 1–6. (Cited on page 38.)

[107] E. Kuljanic, M. Sortino, and G. Totis. Multisensor approaches for chatter detection in milling. *Journal of Sound and Vibration*, 312(4–5) :672–693, 2008. (Cited on page 39.)

[108] Luciano Vela-Martínez, Juan Carlos Jauregui-Correa, Eduardo Rodriguez, and Jose Alvarez-Ramirez. Using detrended fluctuation analysis to monitor chattering in cutter tool machines. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 50(7) :651–657, 2010. (Cited on page 39.)

[109] Zhehe Yao, Deqing Mei, and Zichen Chen. On-line chatter detection and identification based on wavelet and support vector machine. *Journal of Materials Processing Technology*, 210(5) :713–719, 2010. (Cited on pages 39 and 135.)

[110] C. Zhang, X. Yue, Y. Jiang, and W. Zheng. A hybrid approach of ann and hmm for cutting chatter monitoring. *Advanced Materials Research*, 97-101 :3225–3232, 2010. (Cited on page 39.)

[111] J. H. Wang and K. N. Lee. Suppression of chatter vibration of a cnc machine centre—an example. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 10(5) :551–560, 1996. (Cited on page 40.)

[112] Etsuo Marui, Satoshi Ema, Masatoshi Hashimoto, and Yasunori Wakasawa. Plate insertion as a means to improve the damping capacity of a cutting tool system. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 38(10–11) :1209–1220, 1998. (Cited on page 40.)

[113] Jeffrey L. Dohner, James P. Lauffer, Terry D. Hinnerichs, Natarajan Shankar, Mark Regelbrugge, Chi-Man Kwan, Roger Xu, Bill Winterbauer, and Keith Bridger. Mitigation of chatter instabilities in milling by active structural control. *Journal of Sound and Vibration*, 269(1–2) :197–211, 2004. (Cited on page 41.)

[114] Chu-Hsiang Chiou, Min-Sung Hong, and Kornel F. Ehmann. The feasibility of eigenstructure assignment for machining chatter control. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43(15) :1603–1620, 2003. (Cited on page 41.)

[115] Krzysztof J. Kalinski and Marek A. Galewski. Chatter vibration surveillance by the optimal-linear spindle speed control. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(1) :383–399, 2011. (Cited on page 41.)

[116] A. Ganguli, A. Deraemaeker, M. Horodinca, and A. Preumont. Active damping of chatter in machine tools-demonstration with a 'hardware-in-the-loop' simulator, 2005. (Cited on page 41.)

[117] M. A. Davies, J. R. Pratt, B. S. Dutterer, and T. J. Burns. The stability of low radial immersion milling. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 49(1) :37–40, 2000. (Cited on page 42.)

[118] J. Tlusty and F. Ismail. Basic non-linearity in machining chatter. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 30(1) :299–304, 1981. (Cited on page 43.)

[119] Ramezanali Mahdavinejad. Finite element analysis of machine and workpiece instability in turning. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 45(7–8) :753–760, 2005. (Cited on page 43.)

[120] K. Mehdi, J.-F. Rigal, and D. Play. *Dynamic behavior of a thin-walled cylindrical workpiece during the turning process, part 1 : Cutting process simulation*, volume 124. American Society of Mechanical Engineers, New York, NY, Etats-Unis, 2002. (Cited on page 43.)

[121] Neil D. Sims. *Dynamics Diagnostics : Methods, Equipment and Analysis Tools Machining Dynamics*, pages 85–115. Springer Series in Advanced Manufacturing. Springer London, 2009. (Cited on page 43.)

[122] M. Lamraoui, M. Thomas, M. El Badaoui, I. Zaghbani, and V. Songméné. The angular kurtosis and power : new features for machining monitoring. *Proceedings of the XIV International Symposium on Dynamic Problems of Mechanics*, pages 494–511, 2011. (Cited on pages 49 and 193.)

[123] M. Lamraoui, M. Thomas, M. El Badaoui, I. Zaghbani, and V. Songméné. New indicators based on cyclostationarity approach for machining monitoring. *Proceedings of the international conference surveillance 6*, (29) :27, 2011. (Cited on pages 49 and 53.)

[124] J. Antoni, F. Guillet, M. El Badaoui, and F. Bonnardot. Blind separation of convolved cyclostationary processes. *Signal Processing*, 85(1) :51–66, 2005. (Cited on page 53.)

[125] K. A. Sghir, M. El Badaoui, M. Thomas, F. Guillet, M. Bakrim, and D. Aboutajdine. Parametric blind identification of the transfer function from vibration measurements based on second order cyclostationnarity, 2009. (Cited on page 53.)

[126] J. Antoni, P. Wagstaff, and J. C. Henrio. a consistent estimator for frequency response functions with input and output noise. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 53(2) :457–465, 2004. (Cited on page 53.)

[127] J. Antoni, J. Daniere, and F. Guillet. Effective vibration analysis of ic engines using cyclostationarity. part i-a methodology for condition monitoring. *Journal of Sound and Vibration*, 257(5) :815–837, 2002. (Cited on pages 53 and 100.)

[128] R. B. Randall, J. Antoni, and S. Chobsaard. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15(5) :945–962, 2001. (Cited on pages 53, 72, 74 and 116.)

[129] J. Antoni, F. Bonnardot, A. Raad, and M. El Badaoui. Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(6) :1285–1314, 2004. (Cited on pages 53 and 115.)

[130] M. Lamraoui, M. Thomas, M. El Badaoui, and F. Girardin. Cyclostationarity analysis of instantaneous angular speeds for monitoring chatter in high speed milling. *IECON 2012 - 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pages 3868–3873, 2012. (Cited on pages 53 and 108.)

[131] A. Napolitano. Generalized almost-cyclostationary processes and spectrally correlated processes : Two extensions of the class of the almost-cyclostationary processes. In *Signal Processing and Its Applications, 2007. ISSPA 2007. 9th International Symposium on*, pages 1–6. (Cited on pages 53 and 157.)

[132] A. Napolitano. Discrete-time estimation of second-order statistics of generalized almost-cyclostationary processes. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 57(5) :1670–1688, 2009. (Cited on pages 53 and 157.)

[133] W. Bennett. Statistics of regenerative digital transmission. *Bell Systems Technical Journal*, 37(1501-1542), 1958. (Cited on page 53.)

[134] E.G. Gladyshev. Periodically correlated random sequences, 1961. (Cited on page 53.)

[135] J.L. Lacoume, P.O. Amblard, and P. Comon. *Statistiques d'Ordre Supérieur pour le Traitement du Signal*. Paris, 1997. (Cited on page 54.)

[136] W.A. Gardner. *An introduction to cyclostationary signals, Chapter 1 in Cyclostationarity in Communications and Signal Processing*, pages 1–90. 1994. (Cited on page 54.)

[137] William A Gardner. Statistical spectral analysis : a nonprobabilistic theory, 1986. (Cited on page 57.)

[138] W. Gardner. Measurement of spectral correlation. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, 34(5) :1111–1123, 1986. (Cited on page 58.)

[139] W. A. Gardner. Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 8(2) :14–36, 1991. (Cited on pages 59 and 60.)

[140] R. Boyles and W. Gardner. Cycloergodic properties of discrete- parameter nonstationary stochastic processes. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 29(1) :105–114, 1983. (Cited on pages 63 and 64.)

[141] Jérôme Antoni. Cyclostationarity by examples. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23(4) :987–1036, 2009. (Cited on page 66.)

[142] F. Bonnardot, M. El Badaoui, R. B. Randall, J. Danière, and F. Guillet. Use of the acceleration signal of a gearbox in order to perform angular resampling (with limited speed fluctuation). *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19(4) :766–785, 2005. (Cited on page 68.)

[143] F. Bonnardot. *Comparaison entre les analyses angulaires et temporelles des signaux vibratoires de machines tournantes. Etude du concept de cyclostationnarité oue*. PhD thesis, 2004. (Cited on pages 69 and 70.)

[144] F. Bonnardot, R.B. Randall, and J. Antoni. Unsupervised angular resampling and noise cancellation for planetary bearing fault diagnosis. *International Journal of Acoustics and Vibrations*, 9(2), 2004. (Cited on page 71.)

[145] L. Bouillaut. *Approches cyclostationnaire et non-linéaire pour l'analyse vibratoire de machines tournantes : Aspects théoriques et applications au Diagnostic*. PhD thesis, 2000. (Cited on page 72.)

[146] Vincent Gagnol, Thien-Phu Le, and Pascal Ray. Modal identification of spindle-tool unit in high-speed machining. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(7) :2388–2398, 2011. (Cited on page 81.)

[147] V. H. Vu, M. Thomas, F. Lafleur, and L. Marcouiller. Towards an automatic spectral and modal identification from operational modal analysis. *Journal of Sound and Vibration*, 332(1) :213–227, 2013. (Cited on page 81.)

[148] François Girardin. *Etude de l'usinage des matériaux performants et surveillance de l'usinage*. PhD thesis, 2010. (Cited on page 108.)

[149] M. Lamraoui, M. Thomas, M. El Badaoui, and F. Girardin. Indicators for monitoring chatter in milling based on instantaneous angular speeds. *Mechanical Systems and Signal Processing*, (0). (Cited on page 108.)

[150] M. Lamraoui, M. Thomas, M. El Badaoui, and F. Girardin. La vitesse angulaire instantanée : un nouveau moyen pour analyser du chatter en usinage. *7ème édition de la conférence MUGV*, 2012. (Cited on page 108.)

[151] Dong Young Jang, Young-Gu Choi, Hong-Gil Kim, and Alex Hsiao. Study of the correlation between surface roughness and cutting vibrations to develop an on-line roughness measuring technique in hard turning. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 36(4) :453–464, 1996. (Cited on page 108.)

[152] V. Plapper and M. Weck. Sensorless machine tool condition monitoring based on open ncs. In *Robotics and Automation, 2001. Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on*, volume 3, pages 3104–3108 vol.3. (Cited on page 108.)

[153] A. Verl, U. Heisel, M. Walther, and D. Maier. Sensorless automated condition monitoring for the control of the predictive maintenance of machine tools. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 58(1) :375–378, 2009. (Cited on page 108.)

[154] Bauer Lenord and Co. GmbH. Fiche technique minicodeur gel 244, 2000. (Cited on page 110.)

[155] HEIDENHAIN. User's manual ibv 660 pc counter card for heidenhain encoders, 2006. (Cited on page 111.)

[156] Yasuhiro Kakinuma, Yui Sudo, and Tojiro Aoyama. Detection of chatter vibration in end milling applying disturbance observer. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 60(1) :109–112, 2011. (Cited on page 112.)

[157] Fengshou Gu, Isa Yesilyurt, Yuhua Li, Georgina Harris, and Andrew Ball. An investigation of the effects of measurement noise in the use of instantaneous angular speed for machine diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(6) :1444–1460, 2006. (Cited on page 115.)

[158] Amani Raad, Jérôme Antoni, and Ménad Sidahmed. Indicators of cyclostationarity : Theory and application to gear fault monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22(3) :574–587, 2008. (Cited on page 115.)

[159] Zoltan Dombovari, Alex Iglesias, Mikel Zatarain, and Tamas Insperger. Prediction of multiple dominant chatter frequencies in milling processes. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 51(6) :457–464, 2011. (Cited on pages 120 and 122.)

[160] Iulian Marinescu and Dragos A. Axinte. A critical analysis of effectiveness of acoustic emission signals to detect tool and workpiece malfunctions in milling operations. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 48(10) :1148–1160, 2008. (Cited on page 120.)

[161] Dimla E. Dimla Snr. Sensor signals for tool-wear monitoring in metal cutting operations—a review of methods. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 40(8) :1073–1098, 2000. (Cited on page 134.)

[162] K Jemielniak and S Bombiński. Hierarchical strategies in tool wear monitoring. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, 220(3) :375–381, 2006. (Cited on page 134.)

[163] B. Samanta, K. R. Al-Balushi, and S. A. Al-Araimi. Artificial neural networks and genetic algorithm for bearing fault detection. *Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 10(3) :264–271, 2006. (Cited on page 134.)

[164] B. Samanta and K. R. Al-Balushi. Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time-domain features. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17(2) :317–328, 2003. (Cited on page 134.)

[165] B. Li, M. Y. Chow, Y. Tipsuwan, and J. C. Hung. Neural-network-based motor rolling bearing fault diagnosis. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, 47(5) :1060–1069, 2000. (Cited on page 134.)

[166] A. Malhi and R. X. Gao. Pca-based feature selection scheme for machine defect classification. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 53(6) :1517–1525, 2004. (Cited on page 134.)

[167] Achmad Widodo, Bo-Suk Yang, and Tian Han. Combination of independent component analysis and support vector machines for intelligent faults diagnosis of induction motors. *Expert Systems with Applications*, 32(2) :299–312, 2007. (Cited on page 134.)

[168] B. Samanta. Artificial neural networks and genetic algorithms for gear fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(5) :1273–1282, 2004. (Cited on page 134.)

[169] Yaguo Lei, Zhengjia He, and Yanyang Zi. A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery. *Expert Systems with Applications*, 35(4) :1593–1600, 2008. (Cited on page 134.)

[170] M. Barakat, M. El Badaoui, and F. Guillet. Weighted feature selection with growing neural networks for the fdd of rolling element bearings. In *Control Automation (MED), 2012 20th Mediterranean Conference on*, pages 284–289. (Cited on page 134.)

[171] Shang-Liang Chen and Y. W. Jen. Data fusion neural network for tool condition monitoring in cnc milling machining. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 40(3) :381–400, 2000. (Cited on page 134.)

[172] SemercigilTheodoridis and Konstantinos Koutroumbas. *Pattern Recognition*. 4th Edition. Academic Press, 2008. (Cited on pages 141 and 142.)

[173] M. Barakat, M. El Badaoui, and F. Guillet. Hard competitive growing neural network for the diagnosis of small bearing faults. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 37(1–2) :276–292, 2013. (Cited on page 142.)

[174] John Moody and Christian J. Darken. Fast learning in networks of locally-tuned processing units. *Neural Comput.*, 1(2) :281–294, 1989. (Cited on pages 143 and 145.)

[175] Donald W. Marquardt. An algorithm for least-squares estimation of non-linear parameters. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 11(2) :431–441, 1963. (Cited on page 144.)

Annexe A
Matériel expérimental

Dans cette partie, nous présentons l'ensemble du matériel utilisé pour la réalisation du projet de recherche.

Centre d'usinage

Figure A.1 – K2X10

Table A.1 – Les caractéristiques de la machine Huron.

Type de machine	Fraiseuse 3 axes U.G.V. à commandes numériques
Fabricant	Huron Graffenstaden
Année de fabrication	2007
Contrôleur	Siemens 840 D
Broche	28 000 TPM, 20.9 Nm [185lbs-po]
Nombre d'outils	20
Déplacements	1000 x 800 x 500 mm – [39.4 x 31.5 x 19.7 po]
Capacité	1150 X 800 mm, 1000 kg – [45.3 X 31.5 po, 2200 lbs]
Avance rapide	60 m/mn – [2362 po/mn]
Avance de coupe	30000 mm/mn – [1181 po/mn] @ 6m/s^2 et 150m/s^3

Machines d'équilibrage

Nous utilisons un banc d'équilibrage BMT 200S avant de procéder l'opération de l'usinage. L'équilibrage assure une meilleure stabilité de la broche, une réduction du niveau de bruit et un meilleur état de surface. Les caractéristiques sont présentées dans le tableau A.2

FIGURE A.2 – BMT 200S.

TABLE A.2 – Les caractéristiques de la machine d'équilibrage.

Marque	
Alimentation (Hz,V)	50-60 , 115/230
connexion imprimante	V 24 RS 232
Débit système pneumatique (bars)	6-8
Diamètre rotor maximum (mm)	270
Dimensions	458x670x590
Indication du fond-rond	Gmm, M, Mm/s
Jeu	Non
Laser de positionnement ()	+-1
Longueur rotor maximum (mm)	300
Modèle	BMT 200s 40
Nombre de plan d'équilibrage	1 (2 en option)
Poids rotor maximum (kg)	0.2-8
Poids (kg)	33
puissance absorbée (w)	140
Vitesse de rotation (tr/min)	1800
Rapport de reduction de faux-rond	95 %

Profilomètre

Nous utilisons un profilomètre à contact de type SJ 400, pour évaluer la rugosité de surface des pièces usinées et fournir les critères classiques (Ra, Rt, Rq...). Les relevés effectués par le profilomètre peuvent être ensuite exploités avec un logiciel SURFPAK-SJ pour obtenir les surfaces en 3D et en 2D.(voir A.3)

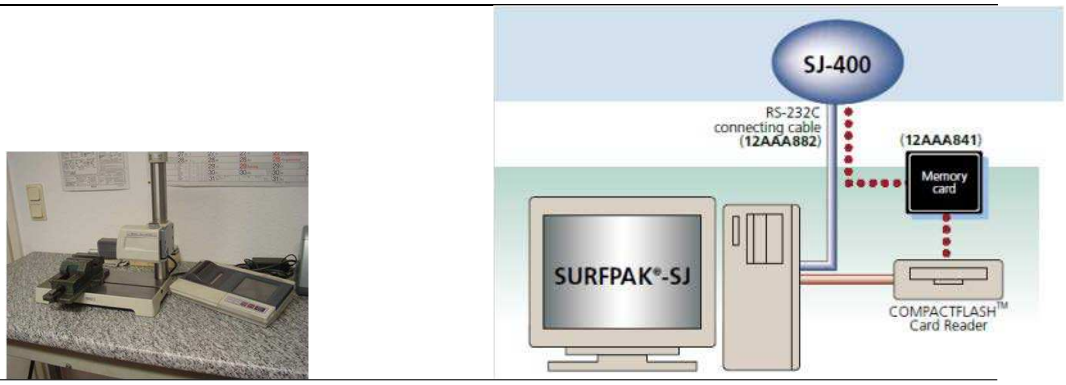


FIGURE A.3 – Le profilomètre à contact et son mode de connexion.

Accéléromètre

La mesure de vibration se fait par des accéléromètres piézoélectriques (PCB, ICP) axial de type PCB352C22, les caractéristiques de cet accéléromètre sont présentées dans le tableau A.3 :

TABLE A.3 – Les caractéristiques de l'accéléromètre PCB352C22.

Performance	ENGLISH	SI
Sensitivity (± 15 %)	10 mV/g	1.0 mV/(m/s^2)
Measurement Range	± 500 g pk	± 4900 m/s^2 pk
Frequency Range (± 5 %)	1.0 to 10000 Hz	1.0 to 10000 Hz
Frequency Range (± 10 %)	0.7 to 13000 Hz	0.7 to 13000 Hz
Frequency Range (± 3 dB)	0.3 to 20000 Hz	0.3 to 20000 Hz
Resonant Frequency	≥ 50 kHz	≥ 50 kHz
Broadband Resolution (1 to 10000 Hz)	0.004 g rms	0.04 m/s^2 rms
Non-Linearity	≤ 1 %	≤ 1 %
Transverse Sensitivity	≤ 5 %	≤ 5 %

Force de coupe

Nous utilisons une table dynamomètre de type Kistler 9255, pour mesurer les trois composantes orthogonales, la table a une grande rigidité et par conséquent une fréquence propre élevée, les caractéristiques de la table sont illustrées dans le tableau A.4 :

FIGURE A.4 – Table dynamométrique.

TABLE A.4 – Les caractéristiques de la table dynamométrique.

Technical Data	
Range Fx, Fy (KN)	-20 ... 20
Calibrate partial range Fx, Fy (KN)	0 ... 2
Overload Fx, Fy (KN)	-24/24
Threshold (N)	$\leq$ 0.01
Sensitivity Fx, Fy (pC/N)	$\approx$ -8
Natural frequency fx, fy, fz (KHz)	$\approx$ 3
Natural frequency (mounted on flanges) fx, fy, Fz (KHz)	$\approx$ 2

Système d'acquisition

Le système d'acquisition contient une carte d'acquisition # DT Data Translation# 9837 et des ordinateurs portables munis d'un logiciel développé par une compagnie Québécoise BETAVIB. Les caractéristiques de la carte sont illustrées dans le tableau A.5 :

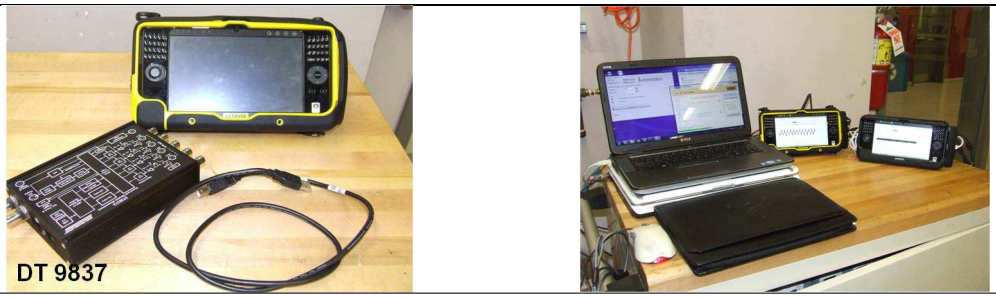


FIGURE A.5 – Système d'acquisition.

Annexe B

Simulation du diagramme de lobe de stabilité

Pour rappel, on recherche les lobes de stabilité en fraisage par une méthode linéaire. Pour cette étude, le système possède deux degrés de liberté (Figure B.1 (a)), l'un dans la direction d'avance x, et l'autre dans la direction normale y. La fraise possède N_t dents, l'angle d'hélice est nul et tourne à une vitesse angulaire Ω.

La projection des vibrations selon x et y sur la direction radiale n est donnée par l'équation B.1 :

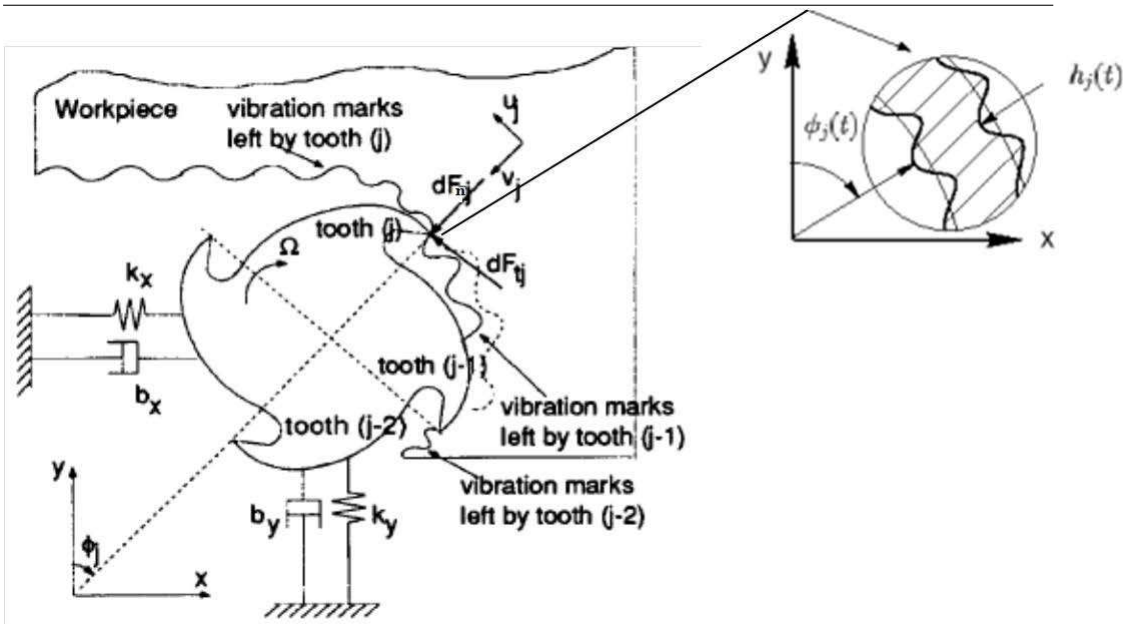


Figure B.1 – Modélisation du fraisage (selon [76]).

$$n = x \sin \phi_j + y \cos \phi_j \tag{B.1}$$

L'épaisseur instantanée du copeau pour la dent j est donnée par l'équation B.2 :

$$h(\phi_j) = (f_z \sin(\phi_j) + n_{j-1} - n_j) g(\phi_j) \tag{B.2}$$

tel que :

$$g(\phi_j) = \begin{cases} 1 & \text{si } \phi_s \leq \phi_j \leq \phi_e \\ 0 & \text{si } \phi_j \leq \phi_s, \phi_j \geq \phi_e \end{cases}$$

Si nous nous intéressons uniquement aux variations causées par les vibrations, le terme $f_z \sin(\phi_j)$ dans l'expression de l'épaisseur du copeau peut être supprimé. f_z représente l'avance par dent, $g(\phi_j)$ est une fonction valant 1 si la dent usine et 0 sinon, la phase d'usinage est définie par une angle d'entrée ϕ_e et de sortie ϕ_s, tous les deux sont constants. n_j est la projection du déplacement suivant la direction radial à la dent et $n_{(j-1)}$ est la projection du déplacement au précédent passage de dent.

La substitution de l'équation B.1 dans l'équation B.2 en négligeant la partie statique et on posons $\Delta x = x_{j-1} - x_j$ et $\Delta y = y_{j-1} - y_j$, nous donne B.3 :

$$\begin{aligned} h(\phi_j) =& [(x_{j-1} \sin(\phi_j) y_{j-1} \cos(\phi_j)) - x_j \sin(\phi_j) - y_j \cos(\phi_j)] g(\phi_j) \\ h(\phi_j) =& [(x_{j-1} - x_j) \sin(\phi_j) + (y_{j-1} - y_j) \cos(\phi_j)] g(\phi_j) \\ h(\phi_j) =& [\Delta x \sin(\phi_j) + \Delta y \cos(\phi_j)] g(\phi_j) \end{aligned} \tag{B.3}$$

La force tangentielle et la force radiale (normale) s'écrivent en fonction de l'épaisseur du copeau B.4 :

$$F_{t,j} = K_t b h(\phi_j) \ et \ F_{n,j} = K_n F_{t,j} = K_n K_t b h(\phi_j) \tag{B.4}$$

K_t , K_n sont les coefficients spécifiques de coupe tangentielle et radiale, b est la profondeur de passe axiale, la relation entre (K_t, K_n) et K_s le coefficient de coupe est la suivante : $F_j = K_s b h(\phi_j)$

$$F_j = \sqrt{F_{t,j}^2 + F_{n,j}^2} = \sqrt{K_t^2 + K_t^2 K_n^2} b h(\phi_j) = K_t \sqrt{1 + K_n^2} b h(\phi_j) \tag{B.5}$$

Donc $K_s = K_t \sqrt{1 + K_n^2}$ et l'angle de force est donnée par :

$$\tan(\beta) = \frac{K_t b h(\phi_j)}{K_n K_t b h(\phi_j)} = \frac{1}{K_n} \tag{B.6}$$

La projection des composantes tangentielle et radiale de la force F_j dans le repère fixe (x, y) est donnée par les équations suivantes :

$$\begin{cases} F_{x,j} = & -F_{t,j} \cos(\phi_j) - F_{n,j} \sin(\phi_j) \\ F_{y,j} = & +F_{t,j} \sin(\phi_j) - F_{n,j} \cos(\phi_j) \end{cases} \tag{B.7}$$

La substitution dans $F_{x,j}$ donne :

$$\begin{aligned} F_{x,j} = &- K_t bg(\phi_j)[\Delta x(\sin(\phi_j)\cos(\phi_j) + K_n \sin(\phi_j)^2) + \\ &\Delta y(\cos(\phi_j)^2 + K_n \cos(\phi_j)\sin(\phi_j))] \end{aligned} \tag{B.8}$$

La substitution dans $F_{y,j}$ donne :

$$\begin{aligned} F_{y,j} = &- K_t bg(\phi_j)[\Delta x(\sin(\phi_j)^2 - K_n \cos(\phi_j)\sin(\phi_j)) + \\ &\Delta y(\cos(\phi_j)\sin(\phi_j) + K_n \cos(\phi_j)^2)] \end{aligned} \tag{B.9}$$

Utilisant les identités trigonométriques remarquables, nous trouvons :

$$\begin{aligned} F_{x,j} = &- \frac{1}{2} K_t bg(\phi_j)[\Delta x(\sin(2\phi_j) + K_n(1 - \cos(2\phi_j))) + \\ &\Delta y(1 + \cos(2\phi_j) + K_n \sin(2\phi_j))] \end{aligned} \tag{B.10}$$

$$\begin{aligned} F_{y,j} = &- \frac{1}{2} K_t bg(\phi_j)[\Delta x(1 - \cos(2\phi_j) - K_n \sin(2\phi_j)) + \\ &\Delta y(\sin(2\phi_j) - K_n(1 + \cos(2\phi_j)))] \end{aligned} \tag{B.11}$$

L'expression de la force est complète en incluant la contribution de toutes les dents. Cela conduit aux forces totales F_x et F_y données par :

$$F_x = \sum_{j=1}^{N_t} F_{x,j} \tag{B.12}$$

$$F_y = \sum_{j=1}^{N_t} F_{y,j} \tag{B.13}$$

Les forces F_x , F_y sont arrangées sous forme matricielle pour aboutir à :

$$\begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} = \frac{1}{2} K_t b[A(t)]\Delta \tag{B.14}$$

$\Delta = \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix}$

A est appelée la matrice des coefficients dynamiques de fraisage. Cette matrice représente l'orientation et la valeur des efforts de coupe sur chaque dent, en fonction de la position angulaire de la dent et des coefficients spécifique de coupe. Cette matrice, dont les coefficients sont périodiques de période τ, est la principale difficulté du fraisage par rapport au tournage.

Les coefficients de A sont donnés par :

$$a_{x,x} = \sum_{j=1}^{N_t} -g(\phi_j)(\sin(2\phi_j) + K_n(1 - \cos(2\phi_j))) \tag{B.15}$$

$$a_{x,y} = \sum_{j=1}^{N_t} -g(\phi_j)(1 + \cos(2\phi_j) + K_n \sin(2\phi_j)) \tag{B.16}$$

$$a_{y,x} = \sum_{j=1}^{N_t} -g(\phi_j)(1 - \cos(2\phi_j) - K_n \sin(2\phi_j)) \tag{B.17}$$

$$a_{y,y} = \sum_{j=1}^{N_t} -g(\phi_j)(\sin(2\phi_j) - K_n(1 + \cos(2\phi_j))) \tag{B.18}$$

Ces coefficients sont périodiques de pas angulaire $\phi_p = \frac{2\pi}{N_t}$. Ils sont aussi périodiques en temps, avec une période $\tau = \frac{60}{\Omega N_t}$, où Ω est exprimé en rpm.

Cette matrice est classiquement décomposée en séries de Fourier, afin de pouvoir l'analyser :

$$[A(t)] = \sum_{r=\infty}^{r=-\infty} [A_r] e^{irwt} \tag{B.19}$$

$w = 2\pi f_{tooth} \quad (\frac{rad}{s})$ et les coefficients de Fourier sont :

$$[A_r] = \frac{1}{N_t \tau} \oint_0^{N_t \tau} [A(t)] e^{-irwt} dt \tag{B.20}$$

Afin de limiter les calculs, les auteurs considèrent uniquement le terme $[A_0]$, c'est-à-dire l'ordre zéro de la décomposition en séries de Fourier. Cette hypothèse forte permet de modéliser un effort de coupe constant, comme en tournage.

$$A_0 = \frac{N_t}{2\pi} \begin{bmatrix} a_{xx} & a_{yx} \\ a_{xy} & a_{yy} \end{bmatrix} \tag{B.21}$$

$$[A_0] = \frac{1}{0} \oint_{2\pi}^{2\pi} [A(\phi)] d\phi = \frac{1}{2\pi} \int_{\phi_s}^{\phi_e} [A(\phi)] d\phi = A_0 = \frac{N_t}{2\pi} \begin{pmatrix} \alpha_{xx} & \alpha_{xy} \\ \alpha_{yx} & \alpha_{yy} \end{pmatrix} \tag{B.22}$$

$$\alpha_{xx} = |\frac{1}{2}(\cos(2\phi) - 2k_n\phi + K_n \cos(2\phi)|_{\phi_e}^{\phi_s} \tag{B.23}$$

$$\alpha_{xy} = |\frac{1}{2}(-\sin(2\phi) - 2\phi + K_n \cos(2\phi)|_{\phi_e}^{\phi_s} \tag{B.24}$$

$$\alpha_{yx} = |\frac{1}{2}(-\sin(2\phi) + 2\phi + K_n \cos(2\phi)|_{\phi_e}^{\phi_s} \tag{B.25}$$

$$\alpha_{yy} = |\frac{1}{2}(-\cos(2\phi) - 2K_n\phi - K_n \sin(2\phi)|_{\phi_e}^{\phi_s} \tag{B.26}$$

L'équation dynamique de la force est réduite à la suivante :

$$\begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} = \frac{1}{2} K_t b [A_0] \Delta \tag{B.27}$$

L'analyse de stabilité commence par l'écriture des réponses du système dans le domaine fréquentiel :

$$\begin{pmatrix} X_j \\ Y_j \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} FRF_{x,x} & FRF_{x,y} \\ FRF_{y,x} & FRF_{yy} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} e^{iw_c t} = \begin{bmatrix} FRF_{x,x} & 0 \\ 0 & FRF_{yy} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} e^{iw_c t} \tag{B.28}$$

Les FRF croisés sont égaux à 0, parce que les deux directions sont perpendiculaires. w_c représente la fréquence de broutage. De la même manière, nous écrivons les réponses au précédent passage :

$$\begin{pmatrix} X_{j-1} \\ Y_{j-1} \end{pmatrix} = e^{-iw_c\tau} \begin{pmatrix} X_j \\ Y_j \end{pmatrix} = e^{-iw_c\tau} \begin{bmatrix} FRF_{x,x} & 0 \\ 0 & FRF_{yy} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} e^{iw_c t} \tag{B.29}$$

où $e^{-iw_c\tau}$ représente le retard d'une période de passage de dent.

Prenons la différence des deux équations précédentes :

$$\begin{pmatrix} X_{j-1} \\ Y_{j-1} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} X_j \\ Y_j \end{pmatrix} = (1 - e^{-iw_c\tau}) e^{iw_c t} \begin{bmatrix} FRF_{x,x} & 0 \\ 0 & FRF_{yy} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \end{pmatrix} \tag{B.30}$$

Prenons la représentation des forces dynamiques dans le domaine fréquentiel, en substituant :

$$e^{-iw_c\tau} \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} = \frac{1}{2} K_t b [A_0] (1 - e^{-iw_c\tau}) e^{iw_c t} \begin{bmatrix} FRF_{x,x} & 0 \\ 0 & FRF_{yy} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} \tag{B.31}$$

Réarrangeant l'équation :

$$e^{iw_c t} \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} \{[I] - \frac{1}{2} K_t b (1 - e^{-iw_c\tau}) [A_0] \begin{bmatrix} FRF_{x,x} & 0 \\ 0 & FRF_{yy} \end{bmatrix}\} = 0 \tag{B.32}$$

Elle a une solution non-triviale si le déterminant est égal à zéro :

$$det\left\{[I]-\frac{1}{2}K_t b(1-e^{-iw_c\tau})[A_0]\begin{bmatrix} FRF_{x,x} & 0 \\ 0 & FRF_{yy} \end{bmatrix}\right\}=0 \tag{B.33}$$

Elle représente l'équation caractéristique de système dynamique, où $I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ et $[A_0]\begin{bmatrix} FRF_{x,x} & 0 \\ 0 & FRF_{yy} \end{bmatrix}$ est l'analogie de la FRF orientée dans l'approche «Average Tooth Angle».

$$\begin{aligned}[A_0]\begin{bmatrix} FRF_{x,x} & 0 \\ 0 & FRF_{yy} \end{bmatrix} =& \frac{N_t}{2\pi}\begin{bmatrix} \alpha_{xx} & \alpha_{xy} \\ \alpha_{yx} & \alpha_{yy} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} FRF_{x,x} & 0 \\ 0 & FRF_{yy} \end{bmatrix} \\ &= \frac{N_t}{2\pi}\begin{bmatrix} \alpha_{xx}FRF_{x,x} & \alpha_{xy}FRF_{y,y} \\ \alpha_{yx}FRF_{x,x} & \alpha_{yy}FRF_{y,y} \end{bmatrix} = \\ &\frac{N_t}{2\pi}[FRF_{or}]\end{aligned} \tag{B.34}$$

Soit la variable Γ, définit comme suit :

$$\Gamma=\frac{N_t}{2\pi}(-\frac{1}{2}K_t b(1-e^{-iw_c\tau}))=-\frac{N_t}{4\pi}K_t b(1-e^{-iw_c\tau}) \tag{B.35}$$

L'équation caractéristique s'écrit :

$$det([I]+\Gamma[FRF_{or}])=0 \tag{B.36}$$

Calculons le déterminant, $det\begin{bmatrix} 1+\Gamma\alpha_{xx}FRF_{xx} & \Gamma\alpha_{xy}FRF_{yy} \\ \Gamma\alpha_{yx}FRF_{xx} & 1+\Gamma\alpha_{yy}FRF_{yy} \end{bmatrix}=0$, qui donne une expression quadratique en Γ :

$$(1+\Gamma\alpha_{xx}FRF_{xx})(1+\Gamma\alpha_{yy}FRF_{yy})-\Gamma^2(\Gamma\alpha_{yx}FRF_{xx})(\Gamma\alpha_{xy}FRF_{yy})=0 \tag{B.37}$$

ce qui donne :

$$a_0\Gamma^2+a_1\Gamma+1=0 \tag{B.38}$$

où :

$$a_0=\alpha_{xx}\alpha_{yy}FRF_{xx}FRF_{yy}-\alpha_{xy}\alpha_{yx}FRF_{xx}FRF_{yy} \tag{B.39}$$

$$a_1=\alpha_{xx}FRF_{xx}+\alpha_{yy}FRF_{yy} \tag{B.40}$$

Les deux solutions de l'équation qui sont les valeurs propres du système, sont données par :

$$\Gamma_{1,2} = \frac{-a_1 \pm \sqrt{a_1^2 - 4a_0}}{2a_0} = \frac{1}{2a_0}(a_1 \pm \sqrt{a_1^2 - 4a_0}) \tag{B.41}$$

Les deux valeurs propres dépendent de la fréquence de broutage w_c, due à la dépendance des FRF dans les deux direction x et y. Pour chaque w_c, la valeur minimale b_{lim} est choisie pour établir la profondeur critique.

$$\Gamma = \Gamma_{real} + i\Gamma_{imag} = -\frac{N_t}{4\pi} K_t b(1 - \cos(w_c\tau) - i\sin(w_c\tau)) \tag{B.42}$$

b_{lim} est donné par :

$$b_{lim} = -(\Gamma_{real} + i\Gamma_{imag})\frac{4\pi}{N_t K_t}\frac{1}{(1 - \cos(w_c\tau) - i\sin(w_c\tau))} \tag{B.43}$$

$$\begin{aligned} b_{lim} = &- \frac{2\pi}{N_t K_t}(\frac{\Gamma_{real}(1 - \cos(w_c\tau)) + \Gamma_{imag}\sin(w_c\tau)}{1 - \cos(w_c\tau)} \\ &+ i\frac{\Gamma_{imag}(1 - \cos(w_c\tau)) - \Gamma_{real}\sin(w_c\tau)}{1 - \cos(w_c\tau)}) \end{aligned} \tag{B.44}$$

b_{lim} est réel ce qui implique la nullité de la partie imaginaire. En conséquence $\Gamma_{imag}(1 - \cos(w_c\tau)) - \Gamma_{real}\sin(w_c\tau) = 0$.

D'après cette équation une nouvelle variable κ est définie par :

$$\kappa = \frac{\Gamma_{imag}}{\Gamma_{real}} = \frac{\sin(w_c\tau)}{1 - \cos(w_c\tau)} \tag{B.45}$$

La profondeur critique b_{lim} est donnée par :

$$b_{lim} = -\frac{2\pi}{N_t K_t}\Gamma_{real}(1 + \kappa^2) \tag{B.46}$$

La vitesse de rotation correspondante est calculée à partir de la phase ε de la valeur propre Γ. De l'équation précédente, nous avons :

$$w_c\tau = \cos^{-1}\frac{\kappa^2 - 1}{\kappa^2 + 1} = -\cos^{-1} 2(\Psi) \tag{B.47}$$

La vitesse angulaire Ω est calculée en trouvant la période de passage de dents :

$$\tau = \frac{1}{w_c}(\varepsilon + 2k\pi) \Rightarrow \Omega = \frac{60}{N_t\tau},\ \varepsilon = \pi - 2\Psi \tag{B.48}$$

En résumant, la fonction de transfert du système machine-outil est identifiée. Les coefficients dynamiques des forces sont évalués, puis les lobes de stabilité sont calculés de la manière ci-après :

- choisir une fréquence de vibration w_c au voisinage d'un mode propre dominant ;
- résoudre l'équation caractéristique ;
- calculer la profondeur de passe de la limite correspondante ;
- calculer les différentes vitesses de rotation Ω associées en faisant varier k=1,2,3...,n ;
- réitérer l'opération avec une autre fréquence w_c

k représente ici le nombre d'ondulations complètes entre un passage de dents successives.

Annexe C

Extraction des paramètres modaux

Les algorithmes d'extraction des paramètres modaux sont utilisés pour identifier les paramètres modaux à partir des données de la fonction de transfert. Ces algorithmes sont la méthode d'amplification maximale, LSCE (least square complex exponential) et FDPI (Frequency domain polynomial fit). Chacun des ces algorithmes a la même fonction d'identification de paramètre, mais chacun est optimisée pour un scénario de test spécifique.

C.1 Méthode d'amplification maximale

La méthode d'amplification maximale, est peut être la méthode SDoF (single degree of freedom) en fréquentiel la plus simple pour l'analyse modale. Elle est aussi appelée la méthode à mi-puissance. Elle repose sur le strict respect de l'hypothèse de SDoF. La méthode traite les données de la fonction de transfert au voisinage d'une résonance comme données issus d'un système SDoF. La procédure de calcul est résumée comme suit :

(a) Estimation de la fréquence naturelle :
La fréquence naturelle de ième mode sélectionné pour l'analyse est identifiée à partir de la valeur de la FRF $|\alpha_r(w)|_{max}$ tel que $w_r \approx w_{peak}$.

(b) Estimation de l'amortissement :
Pour l'estimation de l'amortissement, les points w_a et w_b à mi-puissance sont localisés de chaque coté de pic identifié avec une amplitude de $\frac{\alpha_{max}}{\sqrt{(2)}}$. Le facteur d'amortissement ensuite est estimé à partir de la formule suivante :

$$\zeta_r = \frac{w_b - w_a}{2w_r} \tag{C.1}$$

(c) Estimation de la constante modale :
Du modèle SDoF, la FRF au pic est égale $\alpha_{max} = \frac{A_r}{\eta_r w_r^2}$. La constante modale

peut être estimée par $A_r = 2\alpha_{max}\zeta_r w_r^2$.

La méthode d'amplification maximale est adaptée pour les système à faible amortissement avec des modes bien séparés et une bonne résolution fréquentielle de FRF.

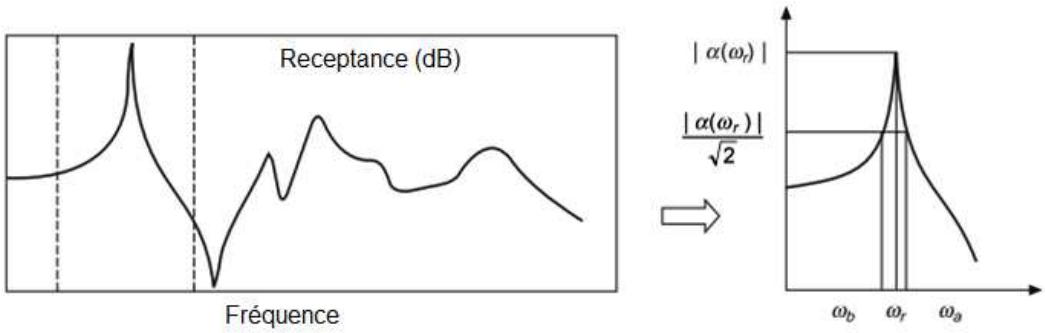


FIGURE C.1 – Méthode d'amplification maximale.

C.2 LSCE

Cette méthode est utilisée simultanément pour extraire plusieurs modes à partir des FRFs calculés. Elle s'agit d'une méthode d'analyse modale temporelle à degré de libertés multiple (MDoF). La méthode est appropriée pour l'estimation des modes dans une bande fréquentielle large. Elle est idéale pour les modes légèrement amortis.

C.3 FDPI

Cette méthode est utilisée simultanément pour extraire plusieurs modes à partir des FRFs calculées. Il s'agit d'une méthode d'analyse modale fréquentielle à degré de libertés multiple (MDoF). La méthode est appropriée pour l'estimation des modes dans une bande fréquentielle étroite. Elle est idéale pour les modes fortement amortis.

High speed milling machine monitoring by cyclostationary approach and instantaneous angular speed

Abstract :

In manufacturing, the current evolution towards productivity improvement and cost effectiveness require monitoring in machining to survey spindle bearing wear, tool wear and self-excited vibrations that produce chatter. Unfortunately, the issue of downtime continues to plague the industry. Unscheduled downtime is costly, not only in terms of time lost, but also in terms of damages to tools, machines or workpieces. Estimates state that the amount of downtime due to cutter breakage on an average machine toll is on the order of 7%, while others estimate it closer to 20% [122, 2]. Even if the tool does not break during machining, the use of damaged cutters can stress the machine-tool system and cause a loss of quality in the finished workpiece. In fully automated or lightly staffed machining environments, the timely detection of the wear (bearing or tool) or chatter state and the recognition of their damage is seen as essential to the improvement of productivity and cost effectiveness. It has been predicted that an accurate and reliable tool condition monitoring system could result in cutting speed increase of 10%-15%, reduction in downtime by allowing maintenance to be scheduled in advance, and an overall increase in savings of 10%-40% [2].

Chatter is a self-excited vibration that can arise in machining process at specific combination of cutting parameters, depth of cut and spindle speed. This phenomenon affects the surface finish resultant from strong vibrations of the cutter. Furthermore, the machine, tool and bearings spindle wear out rapidly and a lot of noise is generated when chatter occurs.

In machining field, chatter phenomenon takes a lot of interest because manufacturing enterprises are turning to the automation system and the development of reliable and robust monitoring system to provide increased productivity, improved part quality and reduced costs. Chatter occurrence has several negatives effects : a) Poor surface quality, b) Unacceptable inaccuracy, c) Excessive noise, d) Machine tool damage, e) Reduced material removal rate, f) Increase costs in terms of production time, g) Waste of material, h) Environmental impact in terms of materials and energy. Moreover, chatter monitoring is not an easy task for various reasons. Firstly, the non linearity of machining processes and the time-varying of systems complicate this task. Secondly, the sensitivity and the dependency of acquired signals from sensors on different factors, such as machining condition (depth of cut, spindle speed, feed), cutting tool geometry and workpiece material. Thirdly, at high rotating speeds, the gyroscopic effects on the spindle dynamics in addition to the centrifugal force on the bearings and thermal effects become more relevant thus affecting the stability of the system. For these reasons, demands for an advanced automatic chatter detection and monitoring system for optimizing and controlling

machining processes becomes a topic of enormous interest. Several researches in this field are performed. Advanced monitoring and detection methods are developed mostly relying on time, frequency and time-frequency analysis etc.

In order to detect chatter in milling centers. Three new methods are studied and developed using advanced techniques of signal processing and exploiting cyclostationarity property of signals acquired.

Cyclostationarity of accelerometer signal

The recognition of cyclostationarity in rotating machines signals allows taking into account their natural non-stationary behaviour by leading both the development of adaptive algorithms to several tools, including Short Time Fourier Transforms (STFT), time-frequency representations such as Wigner-Ville and other sophisticated tools that are more effective and more precise than those traditionally. The innovation lies on an additional dimension related to generic variables which describe the evolution in time of the machine behaviour. The objective of the first part of my work is to extend the field of application of cyclostationarity to signals obtained from high speed machining center in different cutting conditions (stable conditions, chatter, tool wear, bearing defects).

Results obtained highlights the cyclostationarity character of accelerometer signals coming from high speed milling and shown that the synchronous angular statistic (average and variance, Kurtosis, integrated Wigner-Ville spectrum) methods are the expression of cyclostationary at first and second order, and that these parameters (Kurtosis, Power, spectral correlation function and Wigner-Ville spectrum issued from second-order cyclostationary) are efficient parameters for an early diagnosis of faults in high speed machining (chatter, tool wear, bearings) compared with the traditional stationary method. This study shows that it is possible to discriminate the severity of damage for chatter and tool wear. Furthermore, the frequency analysis allows identifying the excited natural frequencies and for diagnosing spindle bearing defects. The use of cyclostationarity offers then an indisputable advantage in industrial rotating machining operations, and this study opened ways for using the cyclostationary characteristics of angular parameters (Kurtosis, instantaneous angular speed, ..) for monitoring machining.

Instantaneous angular speed and cyclostationary indicators

In the second part of my work, an investigation of chatter monitoring in machining process on the basis of the analysis of cutting forces and instantaneous angular speeds in the angular domain is presented in this paper. Cyclostationarity analysis and angular sampling are very suitable for rotating system monitoring. Data analysis confirms the importance to analyse the cutting forces in the angular-frequency

domain for chatter monitoring. Dynamometers and cutting force measurement are suitable in laboratory. Unfortunately, if the dynamometer can be efficiently used in slot milling for chatter identification in laboratory testing, it is not practical on production machines, due to the limitation of workpiece size, high sensitivity to overload, and high costs, and other descriptors must be found. The analysis of the angular signals, their PSD and angular-frequency representation has shown the good correlation between cutting forces and instantaneous angular speeds (IAS) of the spindle.

The method based on instantaneous angular speed is very practical because it does not require additional sensors and can be realized without increasing the cost of the manufacturing system. It is thus proposed to use the IAS coming from the spindle encoder instead of a dynamometer to detect chatter in industrial machining operations, without adding any expensive sensor. The efficiency of two indicators for diagnosis chatter are investigated. These indicators are based on the repartition of the energy between the periodic part and the residual part of a signal. It is shown a significant decrease of the amplitude of the first indicator CI1 representing the periodic part of signals and inversely a significant increase of the amplitude of the second indicator CI2 representing the random part of the signal when approaching the unstable region of machining. Since they were successfully applied to cutting forces and instantaneous angular speed in a slot milling case, it is proposed to use these indicators combined with IAS to monitor the chatter. These results are thus very promising in order to develop a low cost monitoring system for chatter detection in industrial machining operations. The work has now to be expanded to complex tool trajectory and other tool overload problems.

Neural Networks classification and feature selection

This third part presents a new technique for chatter detection in high speed CNC milling machines. This technique merges between signal processing analysis and artificial intelligence. Chatter phenomenon is linked to the dynamic behavior of the machine-tool-workpiece system. Chatter components occur around resonances frequencies of CNC machine, therefore multiband filtering resonance is proposed in the processing step. The process is followed up by envelope analysis. This allows increasing the signal to noise ratio and increasing the sensitivity of generated features. Features are then ranked according to their capability to separate between normal and chatter phenomenon. Only best features are selected and classified by mean of two non linear classifiers that are the Radial Basis Function (RBF) and the Multi-Layer Perceptron (MLP). Manipulations are done at different depths of cut and various rotational speeds ; moreover data is collected from three different positions. Classifications are done independent of depth of cut and regardless of rotational speed. Several techniques are investigated and results show that the proposed

technique offers best chatter detection wherever data is collected from. Although signals generated by CNC milling machine are non-linear and non-stationary, results confirm how accurate the proposed methodology is.

Keywords : Chatter, High speed machining, Cyclostationarity, Angular speed, Neural networks, Classification, RBF, MLP