

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LA LITTÉRATURE, OBJECTIFS ET ORIGINALITÉS DES TRAVAUX PROPOSÉS.....	5
1.1 Introduction.....	5
1.2 Étude du broutement.....	6
1.3 Modélisation de broches	10
1.4 Systèmes automatisés de suivi et de détection de défauts des CNC.....	13
1.4.1 Suivi de l'usinage	14
1.4.2 Suivi de l'état de dégradation des broches	18
1.5 Objectifs et originalité des travaux présentés	20
CHAPITRE 2 ANALYSE EXPÉRIMENTALE.....	23
2.1 Introduction.....	23
2.2 Analyse vibratoire des broches	23
2.2.1 Indicateurs temporels	25
2.2.2 Analyse spectrale	25
2.2.3 Influence de la vitesse de rotation.....	30
2.3 Mesures en coupe.....	32
2.4 Mesures avec communication au contrôleur de la CNC.....	35
2.5 Conclusion partielle	38
CHAPITRE 3 THE ENVELOP SHOCK DETECTOR: A NEW METHOD FOR PROCESSING IMPULSIVE SIGNALS.....	41
3.1 Résumé.....	41
3.2 Abstract.....	42
3.3 Introduction.....	42
3.4 The Envelop Shock Detector (ESD).....	44
3.5 Practical applications of the ESD	50
3.6 ESD in the frequency domain.....	52
3.7 Detection of slipping by ESD	54
3.7.1 A new method for detecting slipping.....	54
3.7.2 Experimental Signal Analysis.....	56
3.8 Applying ESD to identify multiple bearing defect severity within a neural network	58
3.9 Conclusion	62
3.10 Acknowledgements.....	63
3.11 References.....	63
CHAPITRE 4 ÉTUDE DU COMPORTEMENT DES ROULEMENTS DANS LES ROTORS TOURNANT À HAUTES VITESSES	67
4.1 Résumé.....	67

4.2	Introduction.....	68
4.3	Modélisation.....	69
4.3.1	Modèle initial du roulement.....	69
4.4	Modèle de rotor flexible monté sur roulements:.....	73
4.4.1	Rotor.....	75
4.4.2	Palier.....	76
4.4.3	Effet gyroscopique.....	77
4.5	Résultats.....	77
4.5.1	Influence de l'effet gyroscopique.....	79
4.5.2	Comportement des roulements tournant à haute vitesse avec défauts.....	80
4.6	Conclusion.....	81
4.7	Remerciements.....	82
4.8	Bibliographie.....	82
CHAPITRE 5	A SPINDLE-BEARINGS SIMULATOR IN HIGH SPEED MACHINING.....	85
5.1	Résumé.....	85
5.2	Abstract.....	86
5.3	Introduction.....	86
5.4	Modeling.....	89
5.4.1	Bearings (3dof).....	89
5.4.2	Spindle and Bearing Model (twenty d.o.f).....	90
5.4.3	Two-dimensional Bearing Model.....	91
5.4.4	Spindle Model.....	92
5.4.5	Static Condensation.....	94
5.4.6	General spindle-bearing model.....	98
5.4.7	Mass, Stiffness and Damping Matrices.....	98
5.5	Numerical Simulation Results.....	101
5.5.1	Vibration responses with defective bearings.....	101
5.5.2	Natural frequencies drift.....	103
5.5.3	Effect of gyroscopic effect on stability lobes.....	105
5.6	Experimental Results.....	108
5.7	Conclusion.....	110
5.8	Acknowledgements.....	111
5.9	References.....	111
CHAPITRE 6	SYNTHÈSE.....	115
6.1	Modélisation.....	115
6.2	Surveillance.....	118
6.2.1	Étude du comportement à vide.....	118
6.2.2	Étude du comportement en coupe.....	119
CONCLUSION	121
PERSPECTIVES DE DÉVELOPPEMENTS.....		125

ANNEXE I TRACKING THE SURFACE DEGRADATION OF BALL BEARINGS BY MEANS OF NEW TIME DOMAIN SCALAR INDICATORS131

ANNEXE II VARIABLE DRIVE FREQUENCY EFFECT ON SPINDLE DYNAMIC BEHAVIOUR IN HIGH SPEED MACHINING159

ANNEXE III A CLASSIFIER FUSION SYSTEM FOR BEARING FAULT DIAGNOSIS169

BIBLIOGRAPHIE187

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Références.....19
Tableau 2. 1	Matériel utilisé [images provenant des sites des fabricants respectifs]24
Tableau 2. 2	Niveaux globaux25
Tableau 2. 3	Fréquences de défauts de roulement en fonction de la vitesse26
Tableau 2. 4	Contribution du VFD dans le signal30
Table 3.1	Gear bench Characteristics.56
Table 5.1	Natural Frequencies before and after condensation.....97
Table 5.2	Effect of defective bearing.....100
Table 5.3	Numerical values used for simulation.....104

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 1.1	Centre d'usinage et localisation des composantes principales	5
Figure 1.2	Évolution du nombre de publications sur le broutement.	7
Figure 1.3	Modélisation de l'outil durant la coupe (Altintas <i>et al.</i> 1995).....	8
Figure 1.4	Évolution du profil de coupe (Quintana <i>et al.</i> 2011).	8
Figure 1.5	Diagramme de stabilité [G. Quintana].....	9
Figure 1.6	Test d'impact (a) Machine Huron ÉTS, (b) FRF (G. Quintana 2011).....	10
Figure 1.7	Diagramme de Campbell (V. Gagnol 2007).....	11
Figure 1.8	Modèle de broche (F. Forestier 2011).....	12
Figure 1.9	Modèle de broche A. Erturk et Al.....	12
Figure 1.10	Variation de rigidité des roulements fonction de la vitesse	13
Figure 1.11	Suivi de l'usinage.....	14
Figure 2.1	CNC Ecospeed [Source DS Technology].....	24
Figure 2.2	Spectre 2000 Hz (mesure à 6000 rpm)	26
Figure 2.3	Spectre de mesure 10 000 Hz (mesure à 6 000 rpm)	27
Figure 2.4	Spectre 20 000 Hz (mesure à 6,000 rpm)	28
Figure 2.5	Spectre large bande 20 kHz à la vitesse 30 000 RPM	29
Figure 2.6	Effet de la variation de vitesse sur les spectres large bande	31
Figure 2.7	Signal temporel de vibration en coupe sur la EcoSpeed.....	32
Figure 2.8	Spectrogramme de mesure en coupe.....	33
Figure 2.9	Vibration de broutement	34
Figure 2.10	Spectre vibratoire d'usinage avec et sans broutement	35
Figure 2.11	Organisation du système de mesure combiné.....	36

Figure 2.12	Interface de communication du contrôleur Sinumerik 840.....	37
Figure 2.13	Interface de mesure en temps réel.....	38
Figure 3.1	Selection of short time windows.....	46
Figure 3.2	Time waveform and low resolution spectrum from a bearing.....	48
Figure 3.3	Computational diagram of the ESD.....	49
Figure 3.4	Original and ESD signal for a bearing defect size of 0.18 mm;	50
Figure 3.5	Original and ESD signal for a defect size of 0.56 mm;	51
Figure 3.6	Signal energy origins	51
Figure 3.7	STFT of a bearing affected by a 0.56mm defect	52
Figure 3.8	Envelope analysis of ESD relative to an inner race defective bearing	53
Figure 3.9	Probability of density of shock periods in a slightly noised signal.....	55
Figure 3.10	Probability of density of shocks in a highly noisy signal	55
Figure 3.11	Application of the ESD on gear and bearing signals	57
Figure 3.12	Shocks probability density: (a) bearing; (b) gears.....	58
Figure 3.13	Neural Network.....	59
Figure 3.14	Validation: (Black) Input (Blue) Predicted defect size.....	59
Figure 3.15	Signal with multiple defects.....	60
Figure 3.16	Detection of multiple defects by ESD	61
Figure 3.17	Identification of each defect size by NN.....	62
Figure 4.1	Modèle de base à 3 degrés de liberté du roulement	69
Figure 4.2	Simulation du défaut	72
Figure 4.3	Réponse temporelle d'un roulement endommagé.....	73
Figure 4.4	Modèle du rotor flexible à haute vitesse supporté par 2 roulements	74
Figure 4.5	Fonction de transfert du palier	76

Figure 4.6	Diagramme de Campbell [0-2000 Hz].....	78
Figure 4.7	Zoom sur le diagramme de Campbell [0-500Hz]	79
Figure 4.8	Passage de la résonance en l'absence de l'effet gyroscopique	79
Figure 4.9	Passage des 2 résonances en présence de l'effet gyroscopique	79
Figure 4.10	Spectrogramme de la réponse vibratoire.....	81
Figure 5.1	FRF of the tool (a) Tap test (b) Transfer functions.....	88
Figure 5.2	Simplified bearing, Shaft and housing Model	89
Figure 5.3	Two-dimensional Bearing Model	92
Figure 5.4	FE model of the rotor	93
Figure 5.5	Condensed Model of the Rotor.....	97
Figure 5.6	Final general model - 20dof -.....	98
Figure 5.7	Final model considered in the vertical direction on node 1.....	99
Figure 5.8	Defect and Measurement Locations.....	102
Figure 5.9	Shocks induced by the defect, time waveform and spectrograms	103
Figure 5.10	Campbell Diagram.....	105
Figure 5.11	Stability Lobes.....	107
Figure 5.12	Stability lobes; as computed at rest, without gyroscopic effect;.....	108
Figure 5.13	Coast down test: (a) STFT Spectrogram and time waveforms	109
Figure 6.1	Architecture de développement.	Erreur ! Signet non défini.

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AE	Acoustic Emission
ANN	Artificial Neural Network
AUC	Area Under Curve
BEAT	Bearing Toolbox
BPMI	Ball Passage Frequency Inner Race
BPFO	Ball Passage Frequency Outer Race
BSF	Ball Spin Frequency
CF	Crest Factor
CNC	Computer Numerical Control
COF	Outer Lubricant Damping
CPM	Count per Minute
D_{def}	Diamètre du défaut
DE	Diamètre extérieur
Det	déterminant
Dof	Degrés de liberté
EHD	Elasto-Hydro-Dynamique
ESD	Envelop Shock Detector
FE	Éléments Finis
FEM	Méthode éléments Finis
FFT	Fast Fourier Transform
FPR	False Positive Rates
FRF	Frequency Response Function

XXIV

HP	Filtre Passe Haut
IR	Inner Race
MCM	Machine Condition Monitoring
MSE	Erreur quadratique Moyenne
NDE	Non Drive End
NN	Neural Network
OR	Outer Ring
PSD	Power Spectral Density
RMS	Root Mean Square
RMS ₀	Valeur efficace à l'origine
ROC	Receiving Operating Characteristics
RPM	Révolution par minute
<i>SD</i>	Shock Detector
SSR	Signal Shock Ratio
STFT	Short Time Frequency Transform
SVM	Support Vector Machine
TPR	True Positive Rates
VFD	Variable Frequency Drive

LISTE DES SYMBOLES

a_{lim}	Profondeur de coupe limite
$ball_{h1}$	Indice Bille à l'horizontal Palier 1
$ball_{h2}$	Indice Bille à l'horizontal Palier 2
$ball_{v1}$	Indice Bille vertical Palier 1
$ball_{v2}$	Indice Bille vertical Palier 2
B_d	Diamètre de bille
b_{eh1}	Bague extérieure Horizontal Palier 1
b_{eh2}	Bague extérieure Horizontal Palier 2
b_{ev1}	Bague extérieure Vertical Palier 1
b_{ev2}	Bague extérieure Vertical Palier 2
BI	Bague Intérieure
b_{ih1}	Bague Intérieure Horizontal Palier 1
b_{ih2}	Bague Intérieure Horizontal Palier 2
b_{iv1}	Bague Intérieure Vertical Palier 1
b_{iv2}	Bague Intérieure Vertical Palier 2
C	Amortissement
Cc	Amortissement critique, matrice de masse condensée
CF	Facteur de crête
Cobeh	Amortissement Bague Extérieure Horizontal
Cobev	Amortissement Bague Extérieure Vertical
Cobih	Amortissement Bague Intérieure Horizontal
Cobiv	Amortissement Bague Intérieure Vertical
Ku	Kurtosis
CIF	Amortissement film d'huile
ddef	Diamètre du défaut
E	Module de Young
F_{OR}	Fréquence de la bague extérieure
F_0	Fréquence de rotation
F_{IR}	Fréquence Bague Intérieure

F_p	Fréquence de passage
F_t	Fréquence de denture
G	Matrice gyroscopique
H	Fonction de transfert
h	Épaisseur de film d'huile
I	Inertie de rotation
Im	Partie imaginaire de la fonction de transfert
K_{ij}	Quart ij de la matrice de rigidité
K_{beh}	Amortissement Bague Extérieure Horizontal
K_{bih}	Amortissement Bague Extérieure Vertical
K_{obeh}	Amortissement Bague Intérieure Horizontal
K_{obih}	Amortissement Bague Intérieure Vertical
K_{ph}	Rigidité Palier Horizontal
K_{pv}	Rigidité Palier Vertical
M_{balh}	Masse de la Bille Horizontal
M_{baliv}	Masse de la Bille Vertical
M_{be}	Masse Bague Extérieure
M_{bi}	Masse Bague Intérieure
M_{ph}	Masse Palier Horizontal
M_{pv}	Masse Palier Vertical
K_{BE}	Rigidité bague extérieure
K_c	Matrice de rigidité Condensée
K_p	Rigidité Palier
K_{pv1}	Rigidité Palier Vertical 1
K_{v1}	Rigidité Verticale Palier 1
K_{OR}	Rigidité Bague Extérieure
K_r	Rigidité du Rotor
K_t	Coefficients d'énergie de coupe
L_{2n+1}	Largeur de fenêtre de l'ESD
M_{OR}	Masse Bague Extérieure

M	Matrice de Masse
M_{IR}	Masse Bague Intérieure
M_{ij}	Quart ij de la matrice de masse
M_b	Masse billes
M_c	Matrice de Masse condensé
M_{pv1}	Masse Palier Vertical 1
M_r	Masse effective
N	Vitesse de rotation
R	Partie réelle de la fonction de transfert
R_{2n+1}	Largeur de fenêtre de balayage
SF	Shape Factor
T	Période
T_1	Période de rotation
T_2	Période d'engrènement
U_1	Vecteur de déplacement
U_2	Vecteur de déplacement
V_1	Vitesse instantanée de basculement de bille Position 1
V_2	Vitesse instantanée de basculement de bille Position 2
W_1	Vecteur de déplacement
W_2	Vecteur de déplacement
X	Déplacement
Y	Déplacement
Z	Nombre de dents
ε	ratio d'angle du lobe de stabilité
Φ	Angle de déphasage
Ω	Pulsation de rotation
Ψ_{2n+1}	Largeur de fenêtre de balayage
ζ	Taux d'amortissement
ρ	Densité de matériaux
η	Angle de défaut

XXVIII

$\vec{\delta}$	Vecteur de déplacement
ω_{1P}	Fréquence naturelle du palier
ω_{IR}	Fréquence naturelle de la bague intérieure
ω_{OR}	Fréquence naturelle de la bague extérieure
ω_n	Fréquence naturelle
Δt	Période
μ	Masse linéique (masse par unité de longueur)

INTRODUCTION

Les contraintes économiques, sociales, politiques et de compétitivité que subissent tous les domaines industriels, imposent un rendement de plus en plus élevé et un rythme de travail de plus en plus soutenu. La productivité ne cesse donc de s'accroître, posant de nouveaux défis affectant tous les aspects de la chaîne industrielle : conception, fabrication, montage, livraison, maintenance, support... Ce constat général est particulièrement valide dans l'industrie aéronautique. La compétition féroce impose des délais de livraisons strictes, des matériaux modernes légers et flexibles, et une cadence de production élevée. L'utilisation des centres d'usinage à commande numérique (CNC), viens combler ce besoin. En effet, les CNC permettent un usinage de formes complexes sans démonter les pièces usinées, grâce à un magasin à outils et une mobilité des axes de coupes.

L'automatisation de l'usinage a vu le jour à l'aube des années 1950 avec l'apparition des machines à commande numérique (utilisant entre autre des cartes perforées). L'introduction en 1970 des machines à commande numérique pilotées par ordinateur a marqué un grand tournant dans l'industrie de l'usinage, qui demeure encore aujourd'hui un des sujets de développement les plus actifs et prolifiques.

Comme toutes machines tournantes, les centres d'usinage contiennent aussi des pièces d'usures, en particulier les roulements, qui sont sujettes à des contraintes dynamiques inhérentes à leurs modes de fonctionnement. Les efforts de coupes, les forces centrifuges, les vitesses de rotation élevées ainsi que l'environnement contaminé (débris, lubrifiants) influencent largement le comportement dynamique des broches de fraiseuses et la durée de vie utile de leurs roulements. Cette durée de vie peut être calculée à partir de formules empiriques pour un chargement et un roulement donné. Cependant, les statistiques (NSK - Machinery and Equipment MRO-1999) révèlent que seulement 3% des roulements atteignent leur durée de vie théorique, contrairement aux 97 % restant, qui n'arrivent pas à atteindre leurs durées de vie théoriques à cause de raisons multiples telles que lubrification inadéquate, contamination du lubrifiant –eau, particules...- , mauvais montages ou

conditions de fonctionnement inadéquates induisant des contraintes excessives (vibrations, température, vitesse, passage de courant, surcharge...). Ce constat est renforcé dans les CNC par la nature fortement transitoire des conditions de fonctionnement -amplitudes, directions, fréquences des efforts de coupe, vitesse de rotation...-.

Sur des machines conventionnelles –moteurs, pompes, réducteurs ...- la maintenance prédictive par mesure des vibrations –entre autres- permet de faire le suivi périodique de l'état de dégradation de l'équipement afin d'intervenir seulement en cas de besoin. Cependant, les broches des CNC, sont loin d'être des machines tournantes conventionnelles, et ce, à plus d'un égard :

- La nature fortement transitoire du régime de fonctionnement (rotation à vide, déplacement d'outil –ou de table-, coupe, changement de direction de coupe, changement de vitesse de coupe, changement de profondeur de coupe, changement d'outil, changement du matériau usiné...); cet aspect sera détaillé dans l'analyse expérimentale du chapitre 2;
- Les conditions très sévères de fonctionnement (présence de contaminant –liquide de refroidissement, débris-, vitesses de rotation élevées > 30,000 RPM);
- La difficulté, voir l'impossibilité d'avoir accès aux paliers de roulement lors de suivi périodique;
- La présence du phénomène de broutement régénératif amplifiant la vibration et les contraintes sur les roulements en présence de conditions de coupe instable;
- La réticence des fabricants à pratiquer une politique de maintenance ouverte –partage d'informations, accessibilité des composantes ...- qui facilite le suivi de dégradation mais qui va à l'encontre de leur intérêt.

À partir de là, il devient clair que le comportement dynamique des CNC constitue un axe important de développement et plusieurs aspects ont été couverts par un important nombre d'études dans les 2 dernières décennies sans pour autant aboutir à un modèle global et détaillé des composantes de la broche. La modélisation du comportement dynamique des broches permet une meilleure compréhension de leurs comportements en fonction de

plusieurs variables (vitesses, excitations, matériaux, conditions de fonctionnement...) et ainsi mieux cerner les mécanismes de détérioration des composantes les plus critiques, comme les roulements. Un autre constat à établir, vu les limites des techniques conventionnelles de mesure, est celui de la nécessité d'implanter un système de suivi et de surveillance des dégradations adapté à la spécificité des machines-outils. D'un autre côté, pour assurer la stabilité de l'usinage et éviter le phénomène de broutement régénératif, les spécialistes de l'usinage utilisent des diagrammes de stabilité, permettant de localiser les conditions de coupes stables en fonction des paramètres de fonctionnement. Ce diagramme requiert une connaissance des caractéristiques dynamiques –masse, rigidité et amortissement– de l'ensemble outil-porte outil, négligeant souvent leurs variations à haute vitesse.

C'est dans cette optique que s'inscrit cette thèse. Elle a pour objectif d'analyser le comportement dynamique des broches de CNC, qui tournent à hautes vitesses, et en présence de défauts de roulements. La modélisation tient compte de l'effet gyroscopique, souvent ignoré par les utilisateurs, qui pourrait modifier considérablement la sélection optimale des paramètres de coupes lorsque la machine opère à haute vitesse. Les développements réalisés permettent une étude du comportement des roulements défectueux et de leur interaction avec la dynamique du système, offrant ainsi un meilleur outil pour le suivi des CNC. En marge de l'étude expérimentale, un système de suivi a été développé et testé pour communiquer en temps réel les paramètres de coupe, qui sont obtenus directement à partir du contrôleur, et couplé aux mesures de vibration.

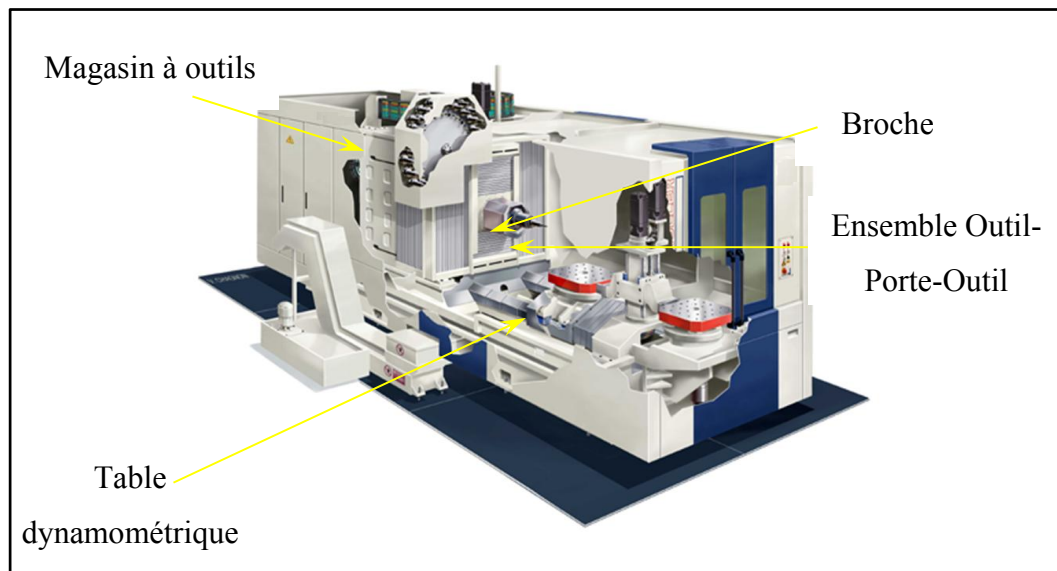
Le premier chapitre consiste en une mise en contexte de cette recherche en rapport avec la littérature et présente l'objectif et les originalités des travaux réalisés. L'analyse expérimentale appuyant les développements théoriques proposés est détaillée dans le chapitre 2, suivi par les articles introduits dans les chapitres 3, 4 et 5. Le chapitre 6 synthétise les étapes de développement du modèle de broche, ainsi que l'application de ce dernier dans le cadre de programmes de surveillance des machines-outils.

CHAPITRE 1

REVUE DE LA LITTÉRATURE, OBJECTIFS ET ORIGINALITÉS DES TRAVAUX PROPOSÉS

1.1 Introduction

Ce chapitre détaille les différents travaux de modélisation du comportement dynamique de broches de centres d'usinage trouvés dans la littérature, ainsi que différents systèmes de diagnostic automatisé destinés à la prédiction des défauts de roulement. Ceci permettra de mettre en exergue les objectifs et l'originalité des travaux réalisés dans cette thèse. L'objectif des opérations d'usinage par enlèvement de matière –tournage, fraisage- est d'aboutir à une dimension et une précision bien définies pour une pièce donnée. Dans un souci de compétitivité, de réduction de coûts et pour satisfaire à une demande accrue, les 'usineurs' font face à des délais de plus en plus serrés. Le recours à l'usinage à haute vitesse (Figure 1.1) apparaît comme une solution pour répondre à ce besoin croissant, permettant de raccourcir les temps de production tout en procurant un meilleur fini de surface.



**Figure 1. 1 Centre d'usinage et localisation des composantes principales
(source wiki : CU_axe_Z_Horiz.jpg)**

1.2 Étude du broutement

Durant l'usinage à haute vitesse, les composantes sont poussées à l'extrême limite de leurs conditions d'opération, induisant l'apparition de phénomènes d'instabilités affectant d'une part, le fini de surface, et d'autre part le comportement dynamique des CNC et la durée de vie des composantes. Un couplage particulier des conditions de coupe -vitesse de rotation, vitesse d'avance et profondeur de coupe – engendre une amplification de la vibration. Cette vibration provoque des ondulations sur le fini de surface et une attention particulière doit être donc accordée pour localiser et proscrire tout couplage nocif des conditions de coupe.

Dans la littérature, un nombre abondant d'études a été consacré à l'étude du comportement dynamique des CNC. La majorité de ces développements était destinée à l'étude de la stabilité de l'usinage. Il est démontré que cette stabilité dépend de nombreux paramètres mais il en ressort deux grands axes de recherches (G. Quintana 2011) :

- Identification des lobes de stabilité (R. P. H. Faassen 2003) en tenant compte de tous les facteurs d'influence afin d'éviter les conditions d'opérations instables.
- Variation du comportement dynamique des CNC visant à éliminer les conditions favorables à l'instabilité.

L'un des phénomènes les plus nuisibles pour l'usinage est le broutement, défini comme un ensemble de phénomènes affectant la qualité d'usinage et le fini de surface:

- le broutement de friction survient lorsque le frottement entre l'outil et la pièce usinée excite des vibrations dans la direction de coupe (M. Wiercigroch, A.M Kristov 2001).
- la présence de contraintes et de température dans la zone plastique provoque un broutement thermo-mécanique (M. Wiercigroch, E.Budak 2001).
- le couplage des modes de déformations dans la direction de coupe et d'avance provoque sous certaines conditions un broutement par couplage de mode (J. Tlusty 2000).

Cependant, les auteurs s'entendent (R.P.H Fassen 2003) que le type de broutement le plus courant demeure sans équivoque le broutement régénératif qui sera décrit par la suite.

Lors des deux dernières décennies, l'évolution (Figure 1.2) du nombre de publications sur ce sujet (recherche «Chatter» dans la base de données ScienceDirect.com) montre l'intérêt toujours croissant apporté à cet axe de recherche.

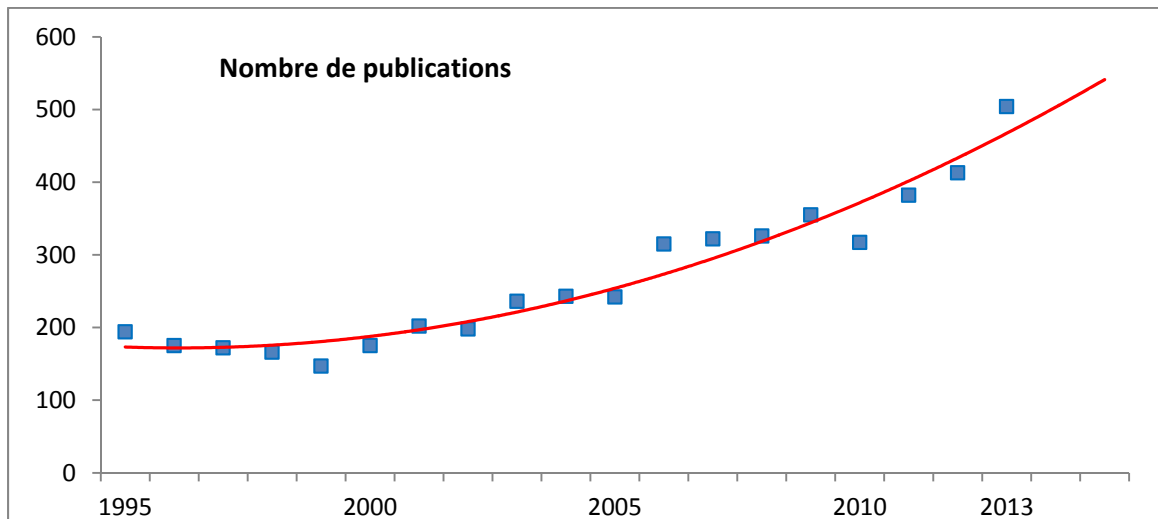


Figure 1. 2 Évolution du nombre de publications sur le broutement.

Le broutement régénératif survient dans des conditions particulières (Figure 1.3): lors du passage de la dent $j+1$, l'outil fait face à une surface ondulée laissée par la dent j , et en fonction des conditions de coupe (vitesse d'avance, vitesse de rotation, nombre de dent sur l'outil), différents cas de figure sont possibles (Figure 1.4) :

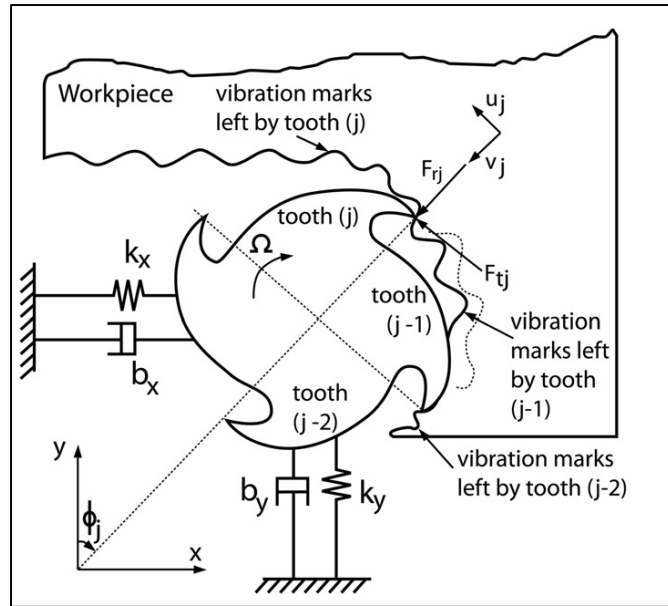


Figure 1. 3 Modélisation de l'outil durant la coupe (Altintas *et al.* 1995)

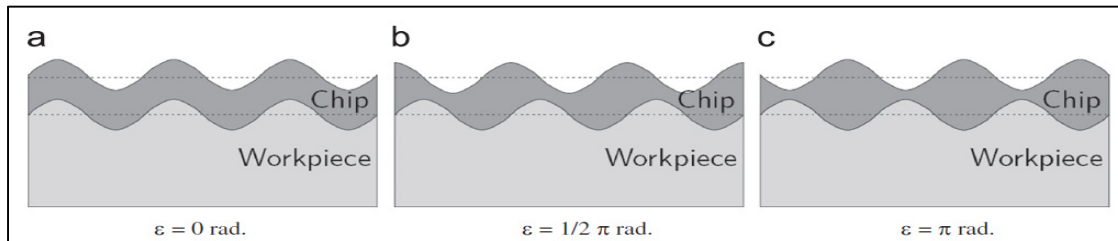


Figure 1. 4 Évolution du profil de coupe (Quintana *et al.* 2011).

Si la trace de la dent $j+1$ est en phase avec la trace de la dent j , la profondeur absolue de la coupe demeure constante et par conséquent les forces de coupe restent constantes et les conditions de coupe demeurent stables (Figure 1.3 a). Si par contre, les traces des dents j et $j+1$ sont en opposition de phase (Figure 1.3 c), une modulation de la profondeur de coupe est observée et les forces de coupes subissent cette modulation et induisent des modulations de surfaces encore plus prononcées. Le phénomène est entretenu à chaque passage de denture, c'est l'origine du broutement «régénératif». Les limites de la zone de stabilité sont localisées avec le diagramme de stabilité en calculant la réceptance (Eq 1.1) « au bout de l'outil » en fonction de l'outil

$$H(w) = R(w) + jI(w) = \frac{X(w)}{F(w)} \quad (1.1)$$

X étant l'épaisseur et F l'amplitude des forces de coupe.

L'épaisseur limite du copeau a_{lim} pour un usinage stable est donnée par l'équation 1.2 et utilise la partie réelle $R(w)$ de la réceptance:

$$a_{lim} = \frac{-1}{K_t K_r R(w) Z} \quad (1.2)$$

où Z est le nombre de dents de l'outil, K_r et K_t sont des coefficients relatifs à l'énergie de coupe et sont déterminés expérimentalement par des mesures de rigidité de l'outil à l'arrêt (Y. Altintas 2000).

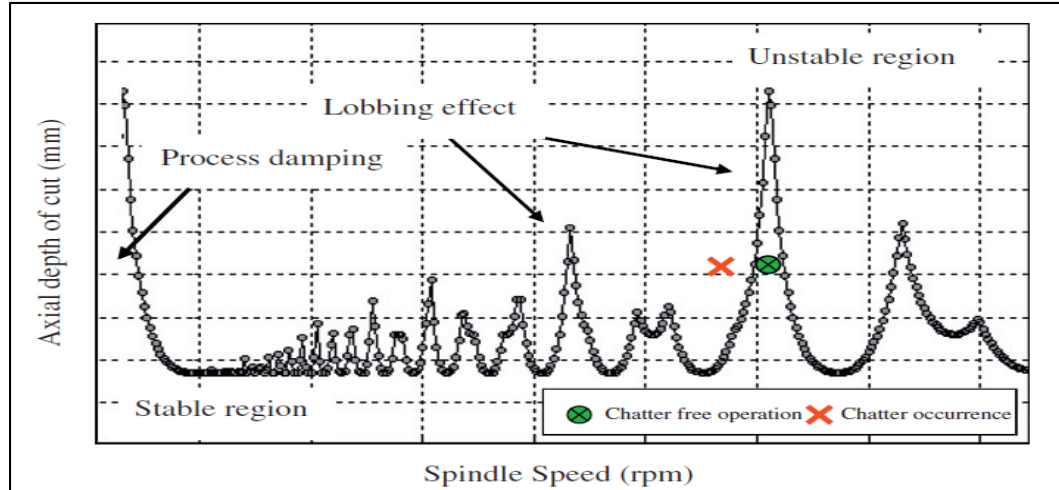
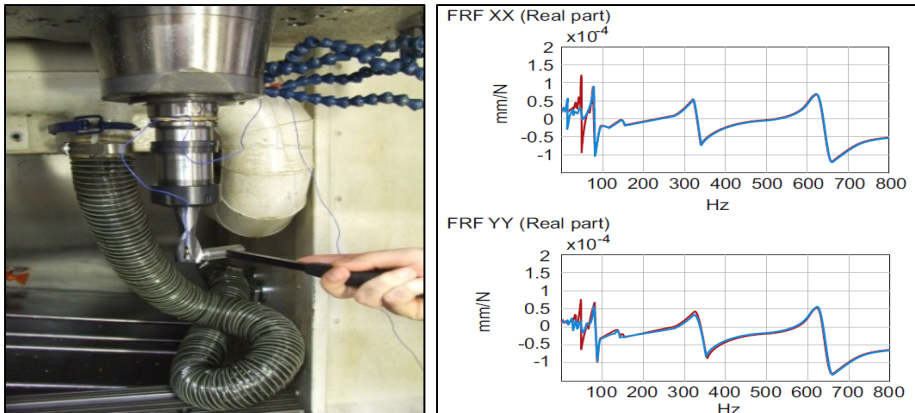


Figure 1. 5 Diagramme de stabilité [G. Quintana]

La détermination des lobes de stabilité et la caractérisation dynamiques de l'ensemble Outil - Porte-outil a été le sujet le plus abordé dans la majorité des publications. L'auteur le plus prolifique sur le sujet (avec 58 publications) a été Y. Altintas qui a étudié la stabilité de l'usinage par la mesure des fonctions de transfert $H(w)$ à l'aide d'un test d'impact à l'arrêt (Figure 1.6).



**Figure 1. 6 Test d'impact (a) Machine Huron ÉTS,
(b) FRF (G. Quintana 2011)**

1.3 Modélisation des broches avec effet gyroscopique

Une meilleure compréhension des phénomènes affectant les machines-outils opérant à haute vitesse implique une modélisation de ses composantes les plus critiques: l'ensemble broche-porte-outil. Des développements effectués dans le domaine de la dynamique des rotors (G. Ferraris 1990) ont montré depuis les années 80, la forte dépendance entre les fréquences naturelles et la vitesse de rotation lorsque le rotor tourne à haute vitesse. Il a été établi que les caractéristiques dynamiques d'un rotor (amortissement et rigidité) sont affectées par l'effet gyroscopique et dépendent fortement de la vitesse. L'expression générale de l'équation de mouvement incluant l'effet gyroscopique est donné par :

$$[M] \cdot \{\ddot{y}\} + [C + G_1(\omega)] \cdot \{\dot{y}\} + [K + G_2(\omega)] \cdot \{y\} = \{F\} \quad (1.3a)$$

En tenant compte des dimensions des rotors de broches (pas assez long pour induire assez de flexibilité), l'hypothèse de la rigidité du rotor est formulée par plusieurs travaux (G. Ferraris 1990, M. Lalanne 1996, R. Movaheddy 2006). L'équation générale (1.3a) se traduit par :

$$[M] \cdot \{\ddot{y}\} + [C + G_1(\omega)] \cdot \{\dot{y}\} + [K] \cdot \{y\} = \{F\} \quad (1.3b)$$

Cette variation induit naturellement un «glissement» des fréquences critiques en fonction de la vitesse. Ce phénomène est mis en évidence sur un diagramme de Campbell (V. Gagnol 2007). Toutefois, ces fréquences naturelles «dynamiques» (Figure 1.7) ne sont pas accessibles lors de la mesure des fonctions de transfert mesurées à l'arrêt avec un test d'impact.

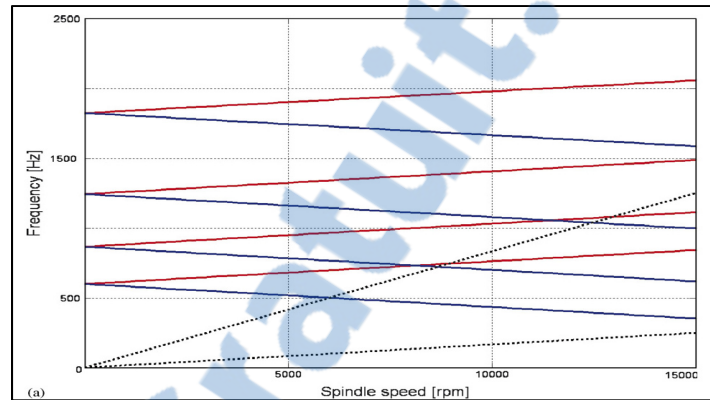


Figure 1. 7 Diagramme de Campbell (V. Gagnol 2007)

Dans le contexte de modélisation de broche, cet aspect a focalisé l'attention de plusieurs études, surtout pendant les dernières décennies. Ces travaux ont montré que la dynamique du système est affectée par : les caractéristiques du porte-outil (J. Agapiou 1995), la dynamique des roulements (A. Ertürk 2007, F. Forestier 2011), la géométrie et les caractéristiques de la broche (S. Smith 1998, S. Jiang 2010), les propriétés de l'outil (Y. Altıntaş 1995), la modélisation des broches sur roulements magnétiques et la qualité d'usinage (E. Gourc 2011). Il a été démontré que certains facteurs sont indépendants de la vitesse de rotation, d'autres par contre sont fortement corrélés à la vitesse, principalement la dynamique des rotors (M. Lalanne 1996, H. Li 2004, Y. Cao 2007) et à un moindre degré les roulements de broche (A. Ertürk 2007). F. Forestier *et al.* proposent un modèle par éléments finis (Figure 1.8), composé des sous-ensembles suivants : le rotor de broche (7 nœuds), le porte-outil (4 nœuds), l'outil (2 nœuds). Les roulements sont modélisés par la théorie de contact de Hertz, assumant une diminution de rigidité de l'ordre de 60% à 25000 tr/mn (M. Rantatalo 2007). L'auteur procède à la validation du modèle par une boucle de recalage utilisant comme référence, les fonctions de transfert expérimentales mesurées à l'arrêt de la structure de

broche. M Moussigne. (M. Moussigne 2013) considère l'outil comme une poutre encastree et analyse l'influence des variations des paramètres dynamiques sur la qualité de l'usinage via les lobes de stabilités.

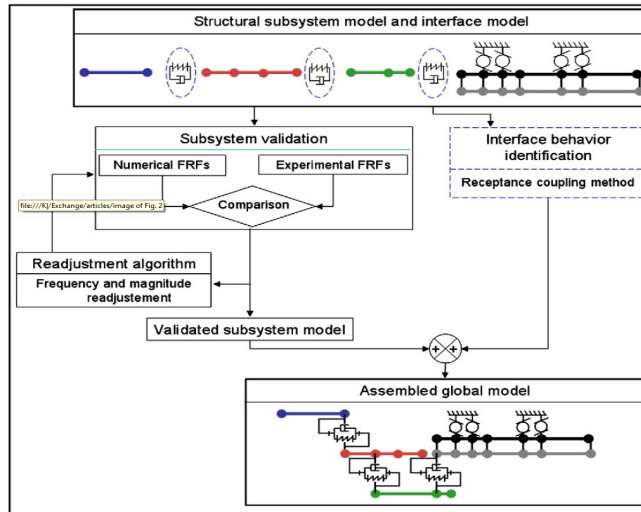


Figure 1. 8 Modèle de broche (F. Forestier 2011)

Duncan (G. S. Duncan 2005) et Schmidt (T. Schmitz 2005) proposent une approche semi-analytique améliorant l'utilisation de la réceptance (équation 1.1) avec appropriation modale, permettant de gérer différents types d'outils et porte-outils. Un autre modèle purement analytique (Figure 1.9) génère la fonction de transfert de l'outil, utilisant des poutres de Timoshenko et la théorie de l'appropriation modale est appliquée par Ertürk (A. Ertürk 2006). Ce même modèle a été amélioré par la suite pour étudier l'effet des roulements sur la dynamique de la broche.

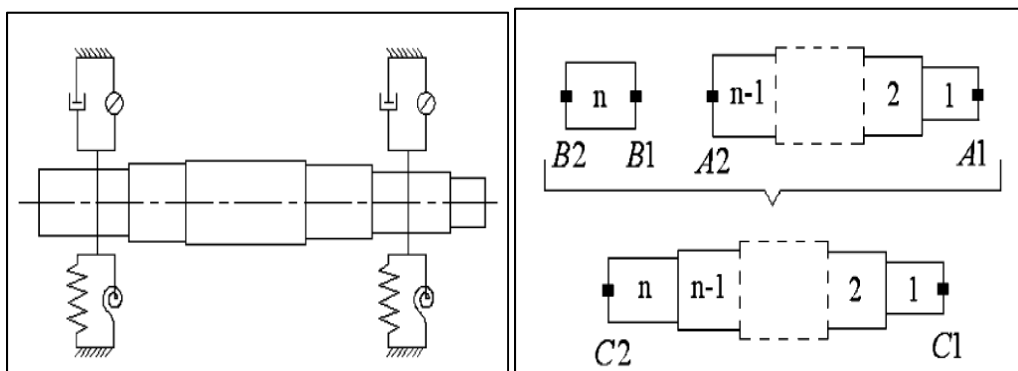


Figure 1. 9 Modèle de broche A. Erturk et Al

Les roulements sont intégrés dans le modèle comme étant des blocs avec des caractéristiques dynamiques globales bien déterminées (Figure 1.9). Un autre modèle plus complet proposé par (C. Hongrui 2012) étudie la stabilité de l'usinage en intégrant l'outil, le porte-outil, le rotor de broche, les roulements (modélisés cependant en un seul bloc). L'auteur met l'accent sur la variation de rigidité des roulements en fonction de la vitesse induite par l'effet gyroscopique :

$$[M]\{\ddot{x}\} + [C]\{\dot{x}\} + [K(x)]\{x\} = \{F\} \quad (1.4)$$

$$[K(x)] = [K]_S + [K(x)]_B - \Omega^2 [M]_C \quad (1.5)$$

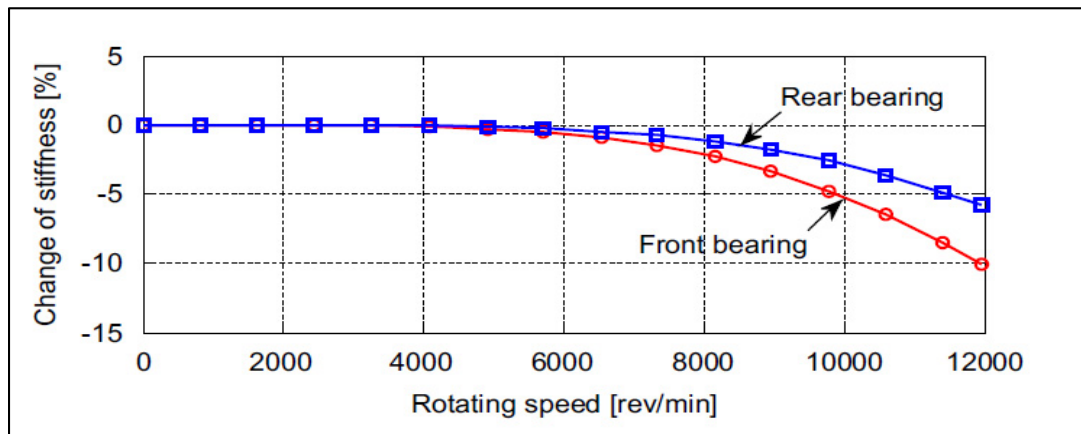


Figure 1.10 Variation de rigidité des roulements fonction de la vitesse (C. Hongrui 2012)

La diminution de rigidité formulée dans cet article correspond au mode de précession inverse qui induit une dérive (diminution) des fréquences naturelles statiques.

1.4 Systèmes automatisés de suivi et de détection de défauts des CNC

La nature fortement transitoire du régime de fonctionnement des CNC est facilement mise en évidence et sera détaillée dans le chapitre 2. L'usinage des pièces complexes nécessite en effet un changement d'outils, de vitesses d'avance, de vitesses de rotation, de directions et de profondeurs de coupe. Sous ces conditions variables, il devient évident que le suivi de la

qualité d'usinage/détection des défauts exige l'intégration des paramètres de fonctionnement dans tout système de diagnostic en temps réel. L'étude de la littérature dans ce contexte permet de dégager deux grands axes de recherche :

- Suivi de la stabilité de l'usinage.
- Suivi de l'état de dégradation des broches.

1.4.1 Suivi de l'usinage

Les références sur le sujet sont abondantes, les outils développés sont multiples et les paramètres utilisés sont très diversifiés (Force, Vibration, Acoustique...). La démarche est résumée dans l'organigramme suivant et demeure globalement identique (Figure 1.11), elle sera détaillée dans les sections suivantes.

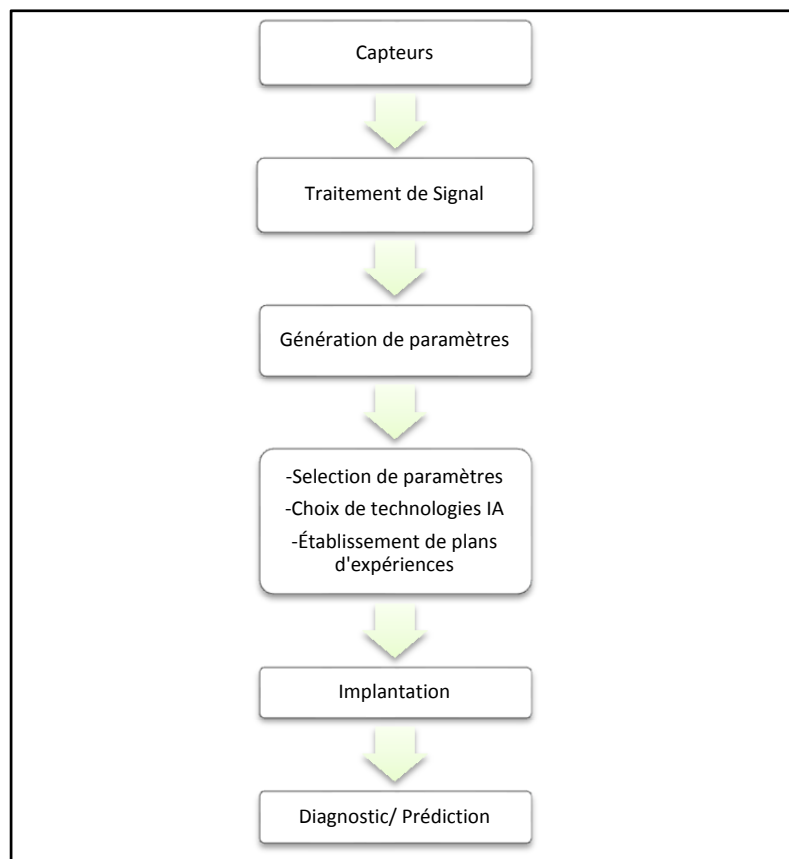


Figure 1. 11 Suivi de l'usinage

1.4.1.1 Les capteurs

Le choix des paramètres mesurés (donc des capteurs) est la première étape dans le développement d'une application de diagnostic automatisé. Elle reste tributaire de *l'intrusivité* des capteurs, ainsi que du coût d'implantation:

- Force : les tables dynamométriques sont les plus coûteuses et les plus intrusives, elles délivrent par contre des signaux fortement corrélés au phénomène physique considéré. La mesure de force est particulièrement utilisée pour le diagnostic de l'usure des outils (Y. M. Liu 1999, J. F. Dong 2006) et la prédiction de l'état de surface. Ce sont des équipements de laboratoire qui ne peuvent être employés en production industrielle. De plus, les tables du commerce résonnent à 2000 Hz et leur application est limitée aux faibles vitesses.
- Accélération : nettement moins intrusives que les tables dynamométriques, et beaucoup plus faciles à mettre en place (utilisation temporaire et non permanente), les accéléromètres sont principalement employés pour la prédiction des niveaux de vibration, de l'état de surface (D. Y. Jang 1996, S. S. Lee 2003, N. R. Abburi 2006) et dans l'étude de l'usure de l'outil (Dimla 2002).
- Acoustique : ayant les mêmes avantages que la mesure de vibration, principalement utilisée pour le diagnostic d'usure de l'outil (X. L. Li 1998, X. L. Li 1999).
- Courant : technique la moins intrusive et la plus facile à mettre en place. Son interprétation est plus difficile. Relativement éloignée du phénomène physique suivi, elle a été principalement utilisée pour la détection des dégradations des outils (J. M. Lee 1995, X. Li 2000, Li 2001).
- Vitesse instantanée : la mesure non intrusive de la vitesse angulaire de la broche via son codeur optique permet d'exploiter la variation de vitesse induite par le changement de l'effort de coupe en présence de dentures usées (F. Girardin 2010, M. Lamraoui *et al.* 2014). C'est une méthode encore d'avant-garde pas encore utilisée en industrie.

1.4.1.2 Traitement du signal

Une fois la sélection des paramètres effectuée, le traitement du signal consiste en une conversion analogique-digitale des signaux (incluant le conditionnement et l'échantillonnage), et en une préparation des paramètres d'entrée du système de diagnostic. Cette étape permet de générer des indicateurs scalaires et/ou vectoriels décrivant le signal mesuré. Dans la littérature, les indicateurs temporels les plus couramment utilisés sont la valeur efficace (RMS), la valeur moyenne (pour la mesure de force), la valeur crête, le facteur de crête et le Kurtosis (Annexe 1), en plus de la cyclostationnarité (M. Lamraoui 2014) qui, travaillant dans le domaine angulaire plutôt que temporel, offre une opportunité unique de corrélérer les efforts de coupe au passage de chacune des dents ouvrant la voie pour une détection précoce de l'usure des outils et de la détérioration des surfaces usinées. Les paramètres fréquentiels les plus courants sont la densité spectrale de puissance (PSD), le FFT, l'analyse d'enveloppe, l'amplitude de pics à des fréquences spécifiques (F_0, F_p, \dots), ainsi qu'aux fréquences de modulation et le rapport d'amplitude de certaines harmoniques.

1.4.1.3 Sélection des indicateurs

Comme le survole la section précédente, l'abondance des paramètres, issus de différents capteurs, impose un choix optimal des indicateurs à adopter pour une application bien déterminée. Deux méthodes sont alors disponibles :

- Classification : permet de classer les paramètres en leur attribuant une pondération en fonction de leur corrélation avec la variable d'intérêt (A. Al-Habaibeh 2000, E. Kirby 2004).
- Sélection de sous-ensembles « Subset Selection » : consiste à employer un algorithme récursif (forward ou backward) afin de trouver la combinaison optimale de paramètres, le discriminant étant l'erreur de prédiction.

1.4.1.4 Diagnostic intelligent

Au niveau de l'implantation du système automatisé, les techniques les plus courantes dans la littérature pour diagnostiquer un défaut sont les réseaux de neurones (ANN) (K. A. Risbood 2003, A. Kohli 2005, N. Ghosh 2007), les systèmes de logique floue (N. R. Abburi 2006), les systèmes hybrides (neuro-fuzzy) (F. Dweiri 2003), (Lo 2003), les modèles de Markov (L. T. Wang 2002, A. G. Vallejo 2005) et les 'Support Vector Machines' (SVM) (S. Cho 2005).

- ANN : très adapté pour les applications où une grande précision de prédiction est requise. La méthode offre une grande capacité de généralisation et requiert un nombre relativement élevé de données (réparties entre apprentissage, test et validation). L'importance de la prédiction l'emporte sur la compréhension des mécanismes de diagnostic. L'apprentissage de l'effet de défauts mécaniques reste le plus grand problème pour être adopté par l'industrie en mode de production.
- Logique floue : elle est adoptée lorsque la compréhension des mécanismes de prédiction est plus importante que la précision globale du système. Elle nécessite relativement peu de données et est très utile pour la sélection optimale des paramètres de coupe.
- Hybride « Neuro-Fuzzy »: utilisé pour les applications nécessitant une bonne précision ainsi que de bonnes capacités de généralisation, avec relativement peu de données.
- Réseaux Bayésien : application requérant une très grande compréhension des mécanismes de prédiction au dépend de la précision. La méthode requière un ensemble de données assez large.
- SVM : méthode classification très répandue, s'acquittant très efficacement de la reconnaissance et de la séparation d'états (défectueux/sain), cette technique demande cependant un temps de traitement relativement long, limitant son déploiement dans des applications en temps réel.
- Modèle de Markov : méthode de classification et de modélisation stochastique utilisant l'aspect statistique des données, efficace même en négligeant la connaissance de la nature du problème à résoudre. Principalement utilisée pour les applications des

analyses de tendances et du suivi de l'état de dégradation des machines, ou l'accumulation de données augmente la population statistique et les performances du modèle.

1.4.2 Suivi de l'état de dégradation des broches

La littérature montre très peu de références sur le suivi des dégradations des roulements de broches. En effet, l'approche globale appliquée aux CNC est surtout basée sur la maintenance corrective : les broches sont remplacées dès qu'elles sont jugées non conformes –le déterminant étant le fini de surface -. Contrairement aux machines conventionnelles (tels que moteurs électriques, pompes, boîtes d'engrenages, ventilateurs ...), qui peuvent continuer à remplir leurs fonctions avec un état de dégradation modéré ou même alarmant, les broches sont remplacées très tôt dans le processus de propagation des défauts, dès que les défauts commencent à influencer la qualité d'usinage. Il en résulte que très peu de données sont disponibles pour étudier des broches défectueuses en opération.

À la lumière de ce constat, le diagnostic des roulements de broche, tel que présenté dans la littérature, s'effectue habituellement en considérant ces dernières comme des machines conventionnelles. La détection, la quantification et le diagnostic des défauts de roulements sont étudiés indépendamment de leur environnement et de leurs conditions de fonctionnement (vitesse, chargement, fonctionnement transitoire ...).

Sous l'hypothèse précédente, la détection et le diagnostic automatisé des défauts de roulement a fait l'objet d'un nombre abondant de recherche depuis le début des années 70, et différents outils de classification ont été développés avec une complexité croissante. Les systèmes les plus simples (B. Samanta 2003) offrent une sortie binaire permettant de statuer sur la présence ou l'absence de défaut. Plus tard, et comme la vitesse de propagation d'un défaut dépend de son emplacement dans le roulement (Bague intérieure, bague extérieure, bille ou cage), d'autres publications se sont intéressés à des systèmes experts capables de donner une sortie «Localisation du défaut » (K. Bhavaraju 2010). Les outils de classification

les plus complexes sont ceux qui permettent d'attribuer une criticité aux défauts détectés (A. Widodo 2009, M. Cococcioni 2009, B. Badri June 2007). Certains estiment directement la taille du défaut, alors que d'autres estiment un défaut adimensionnel (taille du défaut par rapport aux dimensions du roulement).

Le tableau (1.1) compilé à partir de l'annexe 2 montre les travaux les plus récents concernant le sujet en mettant l'accent sur les techniques utilisées ainsi que sur la nature et la taille des données utilisées pour l'apprentissage, le test et la validation.

Tableau 1.1: Références (Annexe 3)

	Outil de Classification				Indicateurs
	MLP Multi Layer Perceptron	SVM Support Vector Machines	LDC Linear Discriminant Classifier	Autres	
(P. Kankar 2011)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	Temporels
(K. Bhavaraju 2010)	<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>	Temporels
(B. Lazzerini 2011)	<input checked="" type="checkbox"/>				Fréquentiels
(S. Volpi 2010)				<input checked="" type="checkbox"/>	Fréquentiels
(A. Widodo 2009)		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	Temporels et Fréquentiels
(M. Cococcioni 2009)	<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Fréquentiels
(M. Cococcioni 2009)	<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Fréquentiels
(B. Sreejith 2008)	<input checked="" type="checkbox"/>				Temporels
(B. Badri 2007)	<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>	Temporels et Fréquentiels avec Thikat et Talaf (annexe 1)
(H. Guo 2005)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			Temporels et Fréquentiels avec Algorithmes Génétiques (AG)
(B. Samanta 2004)	<input checked="" type="checkbox"/>				Temporels et Fréquentiels avec Algorithmes Génétiques (AG)
(B. Samanta 2003)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			Temporels et Fréquentiels avec Algorithmes Génétiques (AG)

Le principal reproche fait aux systèmes de diagnostic automatisés concerne leurs incapacités de généralisation. En effet, les bases de données d'apprentissage utilisées proviennent de bancs d'essais (données expérimentales) et/ou de simulateurs (données numériques). Elles ne reflètent donc pas totalement la dynamique réelle des machines tournantes, les dimensions des roulements et des machines, ainsi que leurs conditions de fonctionnement.

1.5 Objectifs et originalité des travaux présentés

L'objectif principal de cette thèse consiste à étudier le comportement dynamique des broches de CNC opérant à haute vitesse en développant un modèle numérique détaillé du système capable de simuler les réponses vibratoires en présence de défauts de roulements en régime transitoire.

Concrètement, le travail a ciblé les aspects suivants :

- Le développement d'un modèle numérique qui décrit la dynamique des rotors, au travers d'un modèle tenant compte de la variation des fréquences naturelles par effet gyroscopique.
- La génération de signaux de simulation basés sur ce modèle permettant de quantifier la transmissibilité des vibrations de la source du défaut à toutes les autres composantes de la broche.
- L'application de ces résultats à la stabilité des broches et de l'usinage. Le modèle proposé permet ainsi de générer des caractéristiques dynamiques modifiées qui tiennent compte de l'effet gyroscopique. L'utilisation de telles caractéristiques permettra d'ajuster les lobes de stabilité et d'améliorer les conditions d'usinage.

Le modèle proposé par cette thèse et qui sera détaillé dans le chapitre 5, intègre le rotor de la broche modélisé par éléments finis, ainsi que les deux roulements montés aux deux paliers dans les deux directions radiales, avec toutes leurs composantes (bagues intérieures et extérieures, billes et film d'huile). Outre la possibilité d'appréhender le comportement dynamique des broches, le modèle permet d'étudier l'interaction entre le comportement dynamique de la broche et les défauts localisés qui peuvent affecter les roulements mais

encore la transmissibilité des vibrations dans la broche, le tout en tenant compte de l'effet gyroscopique.

Le simulateur de vibrations de broche-roulements développé dans le cadre de cette thèse offre comme principales originalités:

- Intégration d'une large palette de conditions de fonctionnement permettant d'étudier l'influence de plusieurs paramètres sur le comportement dynamique des broches :
 - Dimension des roulements;
 - Dimension du rotor;
 - Dimension des paliers;
 - Présence de défaut(s) localisé(s);
 - Vitesse de rotation en régime permanent et transitoire;
 - Chargement statique et dynamique;
 - Lubrifiant et température.
- L'intégration du rotor et des paliers permet d'étudier l'influence des caractéristiques dynamiques des composantes (autres que les roulements) sur les réponses vibratoires. Les efforts de lignage ou de balourd pourront être appliqués sur le rotor ainsi que l'influence de la différence de rigidité transversale des paliers.
- L'interaction de l'effet gyroscopique et la considération de nouvelles fréquences critiques en régime transitoire, notamment à vitesse élevée menant à l'établissement de nouvelles vitesses d'opérations critiques.
- Intégration des deux roulements de broches permettant d'étudier la transmissibilité des vibrations d'un roulement à l'autre en présence de défauts.
- La possibilité d'inclure les efforts de coupe provenant de l'outil, d'étudier l'interaction de ce type d'excitation avec la dynamique des broches et leur impact sur les réponses vibratoires.

Par ailleurs, l'étude expérimentale menée sur la surveillance des centres d'usinages dans le cadre de cette thèse a permis d'atteindre les résultats suivants :

- Conception, développement et déploiement d'un système de surveillance dédié aux CNC capable de combiner en temps réel les mesures de signaux dynamiques provenant des accéléromètres avec les conditions de coupe instantanée provenant du contrôleur.
- La conception d'une chaîne d'acquisition dédiée aux mesures de vibrations dans les machines à haute vitesse pour atteindre les gammes d'intérêt se situant à hautes fréquences.
- Quantifier l'apport énergétique des composantes électriques –ignorés dans la littérature- dans le comportement dynamique des broches et localiser les gammes de vitesses critiques siège d'amplification des vibrations.
- Localiser avec précision les composantes fréquentielles incriminées dans le broutement régénératif.

CHAPITRE 2

ANALYSE EXPÉRIMENTALE

2.1 Introduction

Pour appuyer les développements théoriques détaillés dans cette thèse, plusieurs études expérimentales ont été menées, à l'atelier d'usinage de l'ÉTS (LIPPS) sur une CNC fabriquée par la compagnie Huron, pouvant atteindre plus de 28 000 tr/mn. Des essais expérimentaux ont été aussi effectués chez Bombardier, sur la Machine EcoSpeed pouvant atteindre 30 000 tr/mn. Les principaux objectifs visés par les essais expérimentaux sont :

- une meilleure compréhension du comportement dynamique des broches en fonctionnement,
- la quantification du comportement transitoire des CNC,
- la mise en évidence du broutement,
- la mesure en temps réel de la vibration et des paramètres de coupe,
- la communication avec le contrôleur de la CNC pour la lecture des paramètres de coupe.

Les sections suivantes synthétisent le déroulement des essais, les résultats et leurs interprétations.

2.2 Analyse vibratoire des broches

Le centre d'usinage EcoSpeed de Bombardier dispose d'une broche horizontale à 5 axes (Figure 2.1) pouvant atteindre 30 000 tr/mn. En vue de relever la signature vibratoire et le comportement dynamique de la broche, des mesures vibratoires ont été effectuées (Tableau 2.1) sur les 2 paliers, à vide –avec outil et sans coupe-, et à différentes vitesses de rotation. Dans le cadre d'un suivi sur une année de la machine, il a été possible de prendre des

mesures sur une broche avec défauts de roulement et sans défauts de roulement (après remplacement de la broche).



**Figure 2. 1 CNC Ecospeed [Source DS Technology
www.directindustry.com]**

Tableau 2. 1 Matériel utilisé [images provenant des sites des fabricants respectifs]

Système d'acquisition	LMS 8 Voies 45054316 Échantillonnage 92kHz	
Marteau de choc	Marteau d'impact PCB 086C04	
Accéléromètres	PCP 352C04 9.55 mV/g 15 kHz	
Accéléromètre intégré dans l'Ecospeed	VBS 100 MICRO, 100 mV/g, 10 kHz	
Calibrateur	PCB 394C06 délivrant 1g à 159.2 Hz	

2.2.1 Indicateurs temporels

Les mesures effectuées sur le palier avant tournant à 6,000 rpm, avant et après changement de la broche avec l'accéléromètre PCB 352C04 ($F_c=15$ kHz) montrent une nette amélioration de tous les descripteurs temporels (Tableau 2.2), le niveau efficace en accélération montrant une baisse de 140%. Le niveau du Kurtosis reste sensiblement le même et demeure acceptable (le niveau d'alarme pour le Kurtosis étant à 3.2). Cette légère augmentation est attribuée à la baisse de la composante harmonique.

Tableau 2. 2 Niveaux globaux

	Ancienne	Nouvelle	Variation (%)
RMS (g)	0.53	0.22	-140.9
PEAK (g)	2.26	0.84	-169.0
CF	4.24	3.77	-12.5
Kurtosis	2.71	2.89	6.2

2.2.2 Analyse spectrale

L'analyse des spectres accélération [g] montre une signature vibratoire plus stable après le remplacement de la broche. Les composantes pertinentes dans le spectre basses fréquences (Figure 2.2) se situent à 911 Hz et 1820 Hz et sont attribuables à la fréquence de passage des billes sur la bague extérieure (BPFO voir tableau de fréquence de défaut de roulements), ces composantes ont baissé de 80% sur la nouvelle broche. La nouvelle broche souffre aussi d'un léger défaut d'alignement, le niveau de la 3^e harmonique ayant légèrement augmenté.

Tableau 2. 3 Fréquences de défauts de roulement en fonction de la vitesse

	<i>Vitesse de rotation (RPM)</i>						
	6000	12000	18000	21000	24000	27000	30000
BPFI (Hz)	1189	2378	3567	4161,5	4756	5350,5	5945
BPFO (Hz)	911	1822	2733	3188,5	3644	4099,5	4555
BSF (HZ)	743	1486	2229	2600,5	2972	3343,5	3715
FTF (HZ)	371	742	1113	1298,5	1484	1669,5	1855

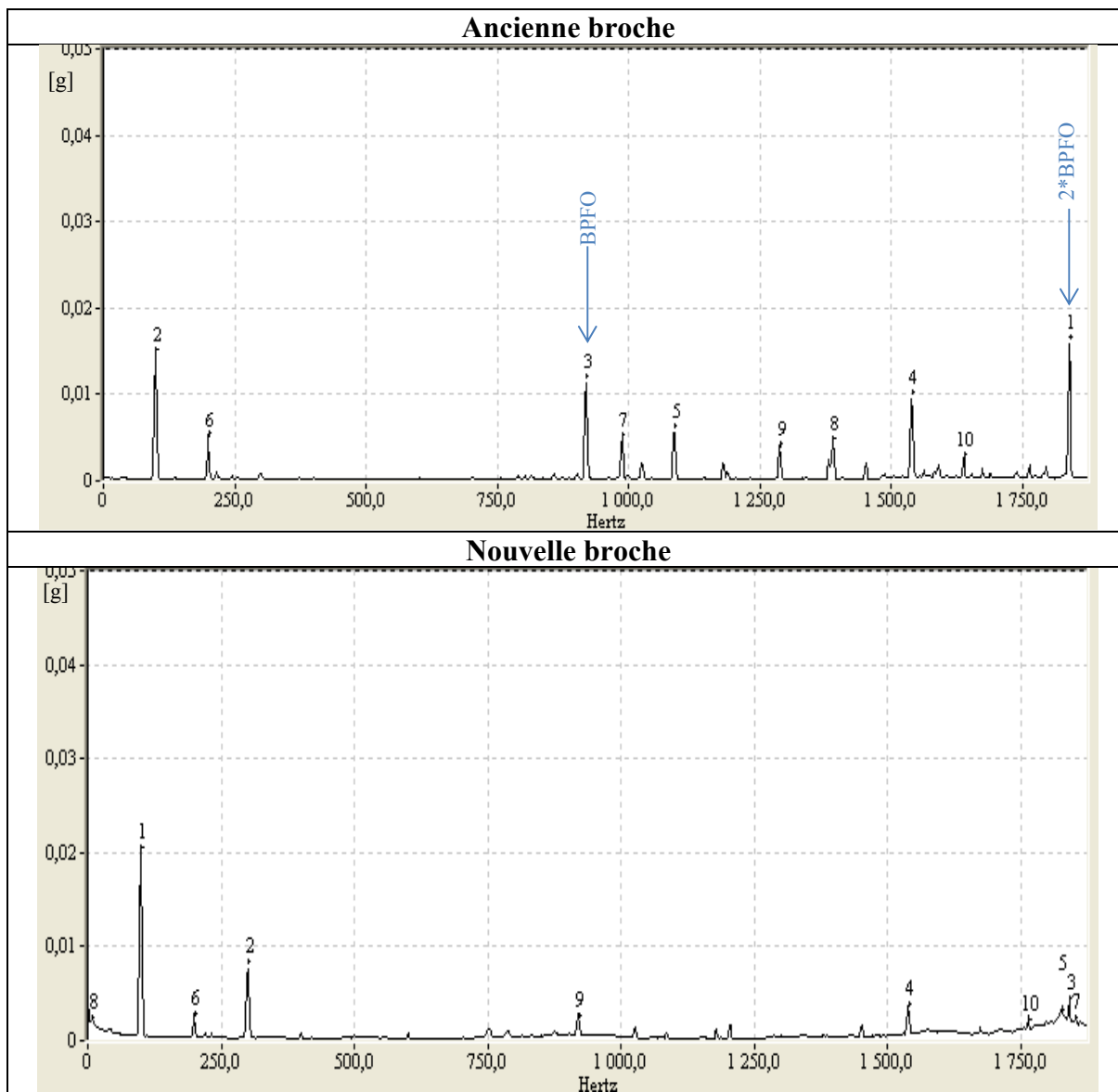


Figure 2. 2 Spectre 2000 Hz (mesure à 6000 rpm)

Le spectre accélération large bande sur 10 kHz (Figure 2.3) montre sans doute possible la stabilité du comportement de la broche, avec un niveau global mesuré sur cette bande qui a baissé de 70%. Les seules composantes remarquables dans le nouveau spectre sont la vitesse de rotation et ses harmoniques (100 Hz et 300 Hz) ainsi qu'une composante haute fréquence 9 204Hz attribuable probablement au variateur de vitesse.

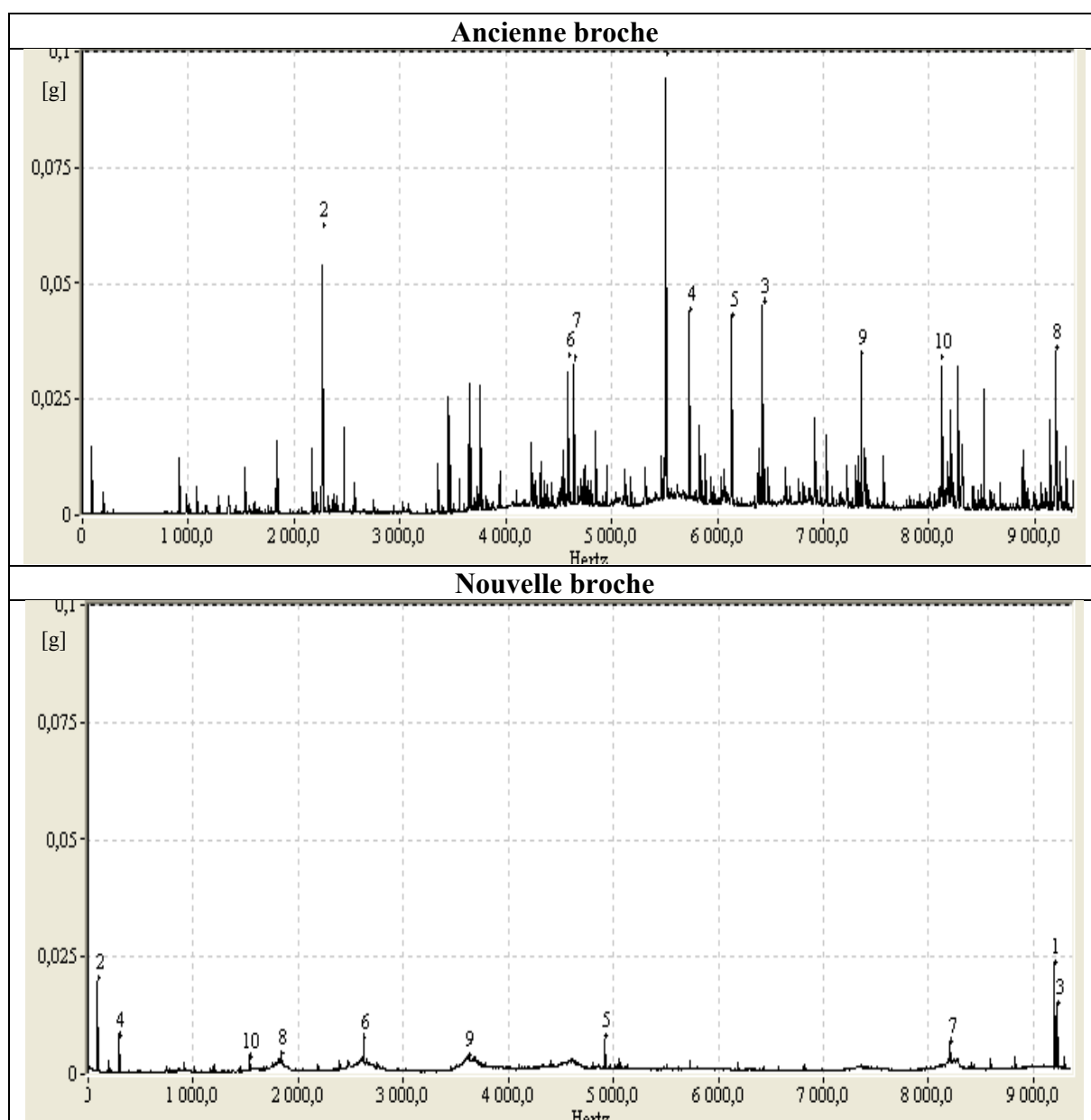


Figure 2. 3 Spectre de mesure 10 000 Hz (mesure à 6 000 rpm)

Sur les spectres à 20 kHz, le niveau efficace de vibration a baissé de 55%, un meilleur comportement sur la majorité du spectre est observé. Cependant, la composante électrique reliée au variateur de vitesse conserve un niveau relativement élevée (cet aspect sera détaillé dans la section 2.2.1).

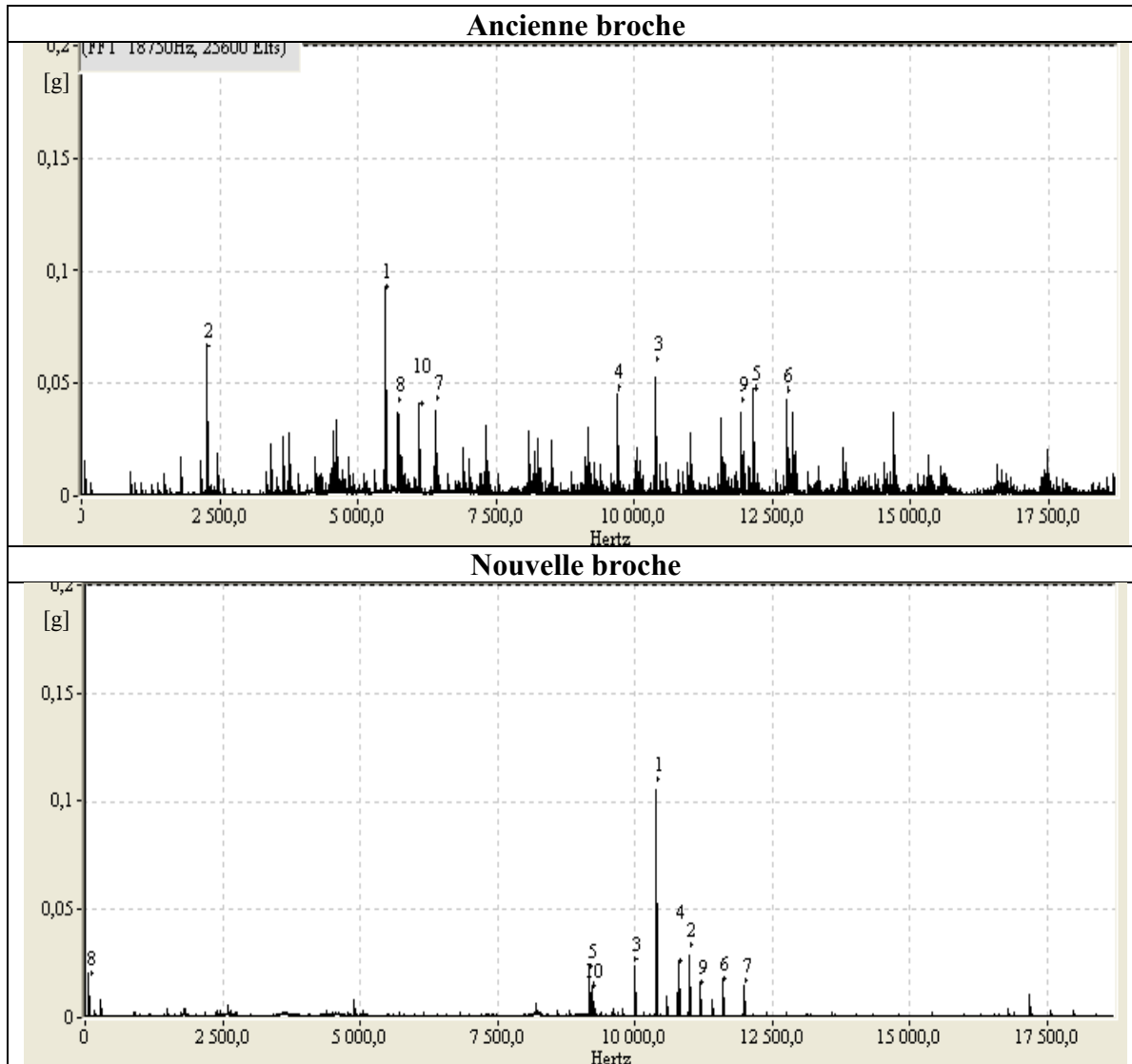


Figure 2. 4 Spectre 20 000 Hz (mesure à 6,000 rpm)

Le spectre accélération sur 20 000 Hz mesuré à une vitesse de 30,000 RPM sur le palier 1 (Figure 2.5) montre plusieurs phénomènes se manifestant en hautes fréquences. La plupart de ces phénomènes ne sont pas harmoniques de la vitesse de rotation, et un rapport de $9.2 \cdot F_0$ est

observée pratiquement dans toutes les directions et à toutes les vitesses. Cette composante est attribuée à la 2^e harmonique de la fréquence de défaut de roulement (BPFO = 4610 Hz). La composante électrique du VFD (11kHz la porteuse, 8 kHz et 14 kHz les bandes latérales) est aussi présente ainsi que la vitesse de rotation (500 Hz). L'information la plus pertinente du spectre concerne la présence de composantes fréquentielles à des fréquences habituellement inaccessibles avec les accéléromètres standards. La rotation à 30 000 rpm implique des fréquences de défaut de roulements situées entre 4000 Hz et 6000 Hz tandis que la bande passante des accéléromètres industriels (conventionnels), permet à peine d'atteindre cette plage, les fréquences de défauts de billes, qui se manifestent généralement à 2*BSF, ne sont pas détectables, car les fréquences de coupure se situent entre 5 kHz et 8 kHz selon la nature de la fixation utilisé (aimant, cire, vissé...). Pour cette analyse expérimentale (Fig. 2.5), une attention particulière a été accordée à la chaîne de mesure, et des accéléromètres PCB de type 352C04 –fréquence de coupure commençant à 15 kHz- ont été utilisés pour atteindre les fréquences d'intérêt ainsi que leur harmoniques d'ordre 1, 2, et 3, avec une sensibilité de 10mV/g permettant la mesure des fortes amplitudes vibratoires –surtout en coupe- sans saturer le capteur.

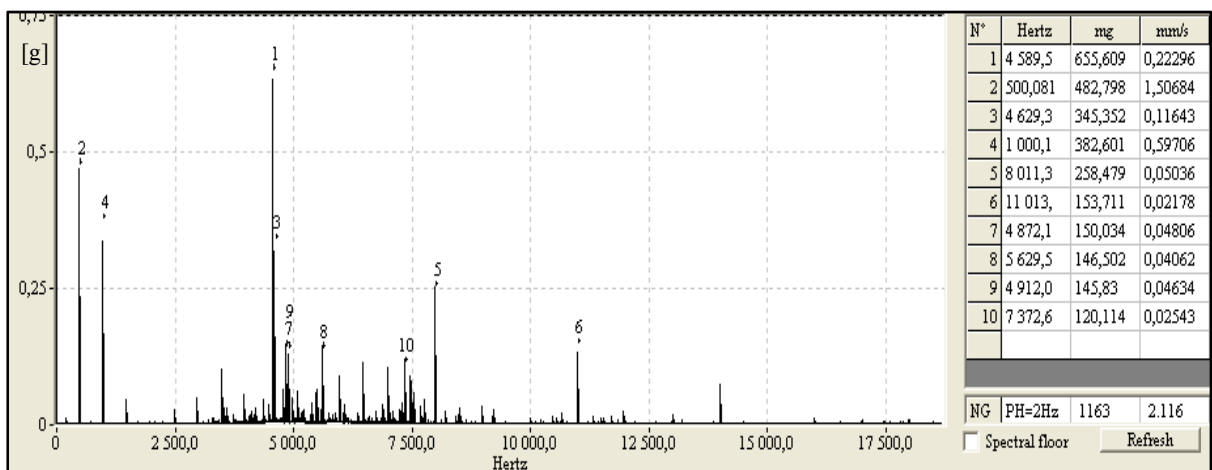


Figure 2. 5 Spectre large bande 20 kHz à la vitesse 30 000 RPM

2.2.3 Influence de la vitesse de rotation

L'effet de la vitesse de rotation a été considéré lors de l'analyse expérimentale (Annexe 2), des mesures ont été prises à 6 000, 12 000, 18 000, 24 000, 27 000 et 30 000 tr/mn, permettant de mettre en exergue la nécessité d'adopter une chaîne de mesure adéquate. Il en ressort que plusieurs phénomènes non harmoniques siègent dans les hautes fréquences :

- Défauts de roulements : à 30 000 tr/mn, la fréquence de défaut de roulement BPFO se situe à 4590 Hz. La première harmonique $2 \times \text{BPFO}$ (9 180 Hz) échappe déjà aux accéléromètres conventionnel –de grade industriel-. Les accéléromètres couvrant une plus large bande de mesure –employés ici- permettent d'obtenir une lecture fiable jusqu'à la 3^{ème} harmonique des fréquences de défaut de roulement.
- L'apport non négligeable des variateurs de fréquences dans la dynamique des broches (Tableau 2.4), qui peuvent interagir avec les fréquences de défaut des roulements et ainsi constituer au-delà de 80% de l'énergie vibratoire, en générant de fortes vibrations à partir de 18 000 rpm (Figure 2.6).

Tableau 2. 4 Contribution du VFD dans le signal

Vitesse (rpm)	Niveau Global Acceleration (g)	VFD (g)	%
6000	0,29	0,06	22,6 %
12000	0,32	0,17	54,3 %
18000	0,49	0,41	84,5 %
24000	0,65	0,57	88,8 %
27000	0,68	0,46	68,0 %
30000	1,19	0,55	46,6 %

La figure 2.6 montre l'évolution du spectre large bande en accélération [g] mesuré sur 20 kHz à des vitesses d'opérations différentes. La fréquence de défaut de roulement BPFO est clairement présente, ainsi que la fréquence de porteuse du variateur (constante à 11 kHz) et les bandes latérales s'élargissant en fonction de la vitesse. L'augmentation de l'amplitude à BPFO suggère que l'on s'approche d'une résonance lorsqu'on augmente la vitesse de rotation.

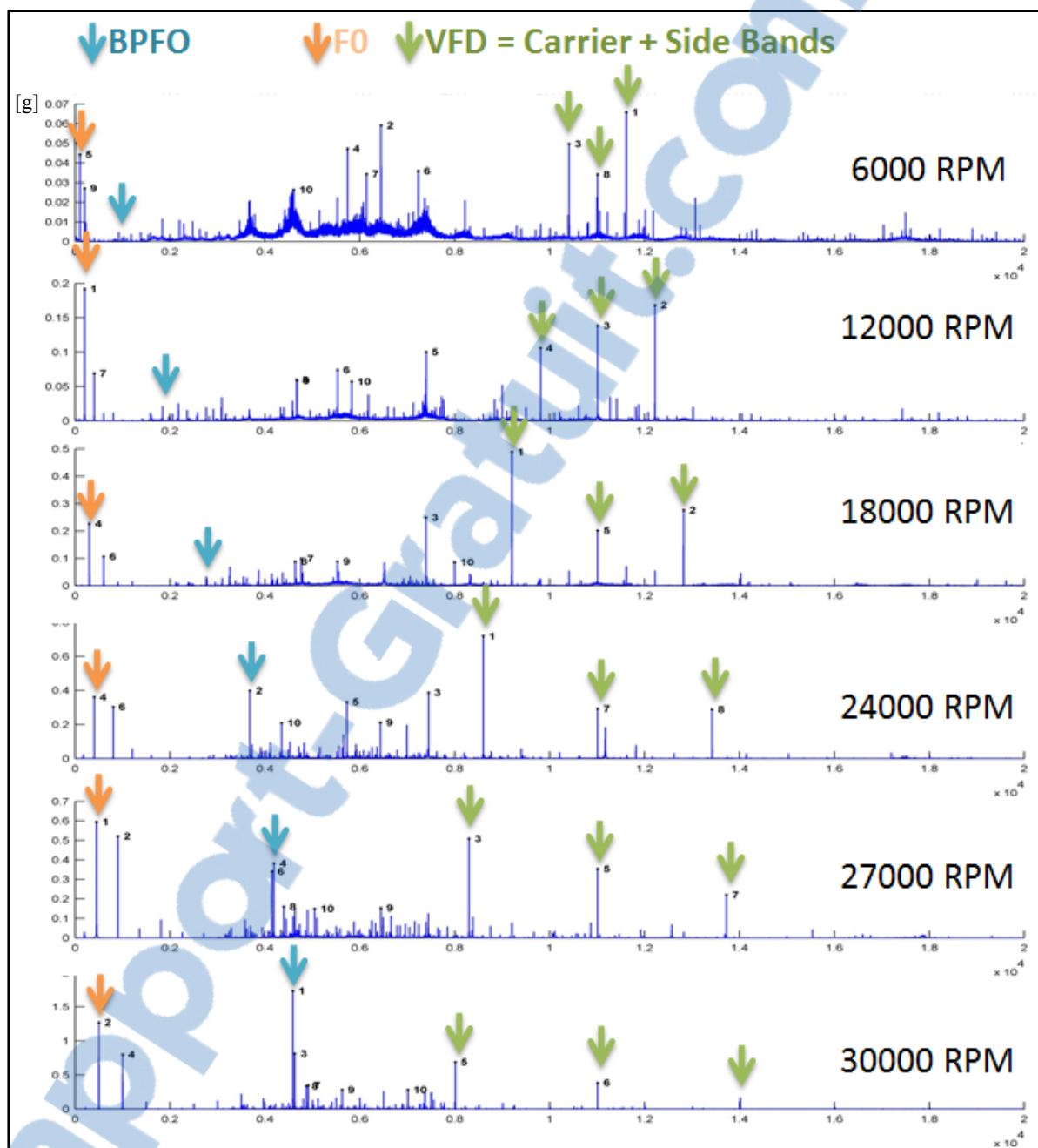


Figure 2.6 Effet de la variation de vitesse sur les spectres large bande

2.3 Mesures en coupe

Si les mesures à vide sont relativement utiles pour le suivi d'un éventuel balourd ou d'alignement de l'ensemble outil-broche-porte outil, l'absence de chargement sur les roulements ne facilite pas le diagnostic d'autres sortes de défaut. Les mesures ne tiennent pas compte non plus des paramètres de fonctionnement de la machine : variation de vitesse, variation de direction de chargement, variation de l'amplitude de chargement...

Pour des raisons sécuritaires, il n'a pas été possible de connecter un accéléromètre externe sur le palier d'une broche en coupe. Par contre, dans le cadre de l'étude expérimentale de cette thèse, il a été possible de se connecter directement à l'accéléromètre intégré de la broche, installé par le fabricant au montage pour arrêter la machine en urgence en cas de vibration excessive. Cet accéléromètre permet de mesurer sur une plage de fréquence de 10 kHz, avec une sensibilité de 100mV/g. Les mesures en coupe ont permis de mettre en évidence le caractère fortement transitoire des contraintes subies par le système (Figure 2.7).

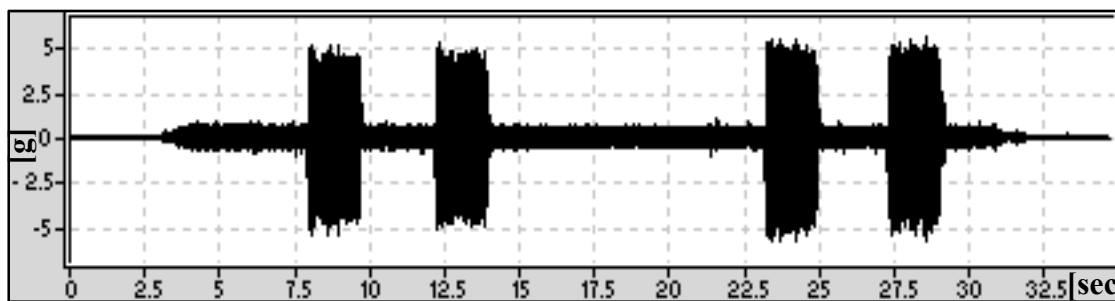


Figure 2. 7 Signal temporel de vibration en coupe sur la EcoSpeed

Le signal temporel de la séquence de coupe mesuré permet de distinguer 3 états différents : arrêt (0 à 3 sec et à partir de 31sec), coupe (à 8, 13, 24 et 28 sec), et rotation à vide. Les spectrogrammes (Figure 2.8) indiquent le changement de comportement dynamique et montre une manifestation spectrale différente à chacun des états de fonctionnement.

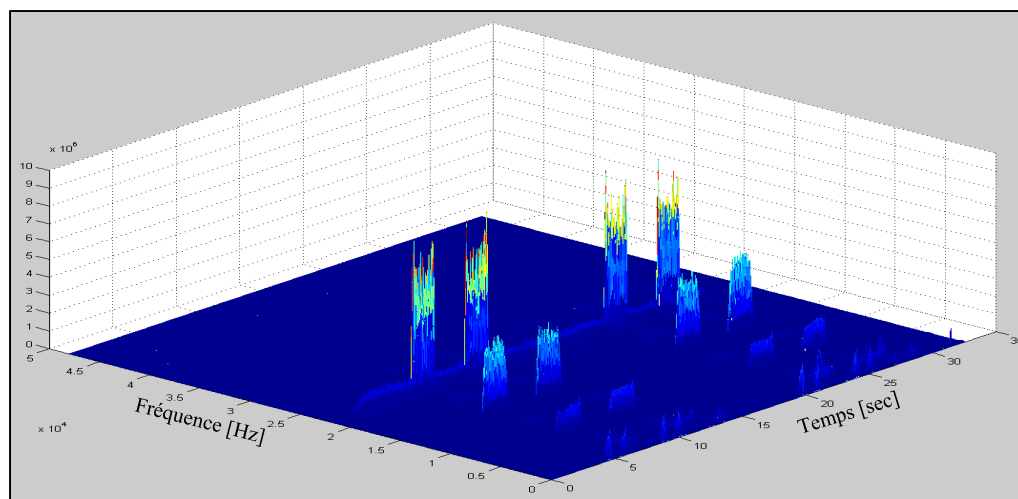


Figure 2. 8 Spectrogramme de mesure en coupe

Des mesures ont aussi été effectuées sur les centres d'usinage de l'ÉTS, notamment la Nexus et la Huron. Les mesures en coupe sur la Nexus ont permis de mettre en évidence le phénomène de broutement régénératif : en se plaçant à la limite de ligne de stabilité –vitesse de rotation 3 800 RPM et profondeur de coupe à 5mm- (Chapitre 5), il a été possible sur la même séquence d'usinage (même pièce, même outil à 3 dents, même vitesse de rotation 3800 RPM et d'avance 0.1 m/s) de provoquer un broutement sur une portion de la surface usinée (Figure 2.9).

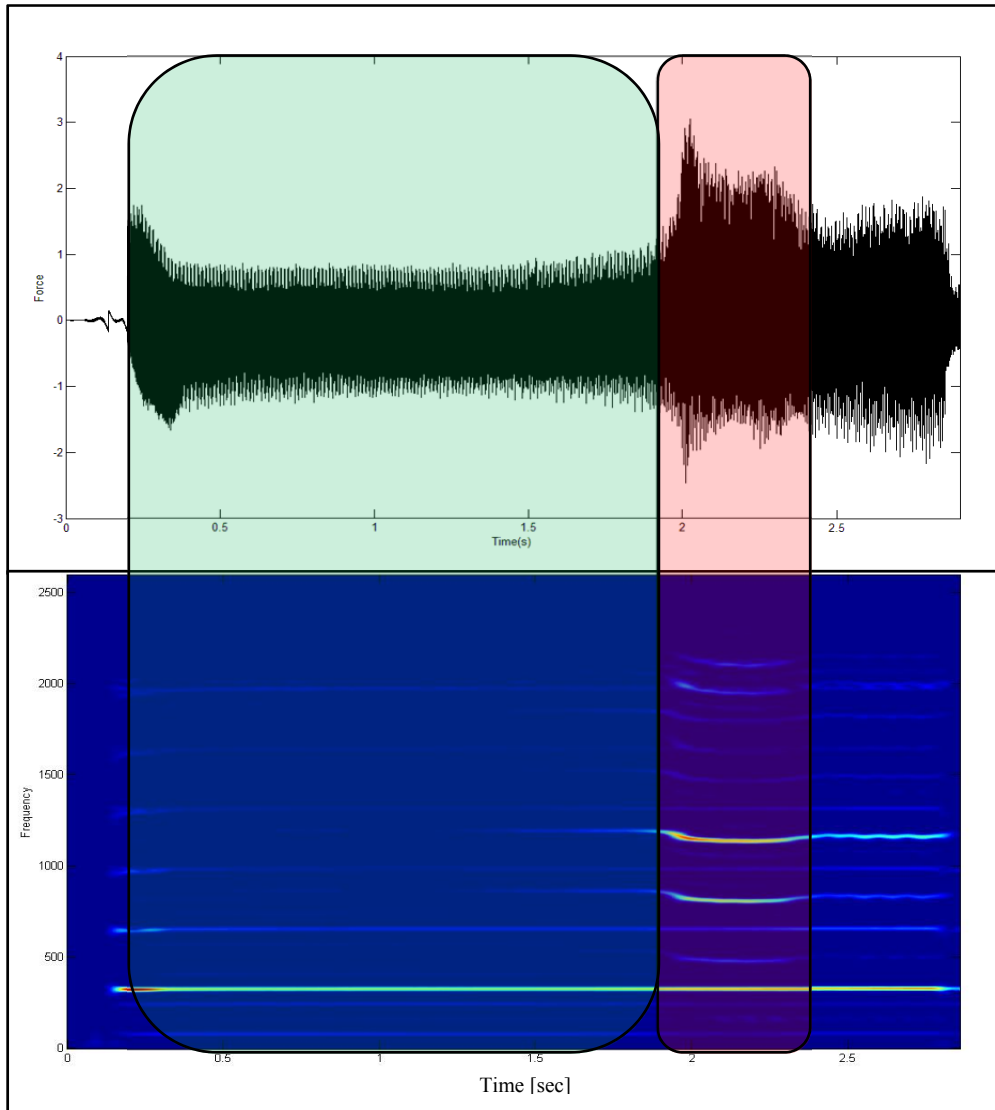


Figure 2. 9 Vibration de broutement

Le spectre du signal mesuré (Figure 2.10) permet de localiser les composantes fréquentielles incriminées dans le broutement. Il a été observé que les demi-harmoniques impaires de la fréquence de passage sont des symptômes typiques du broutement.

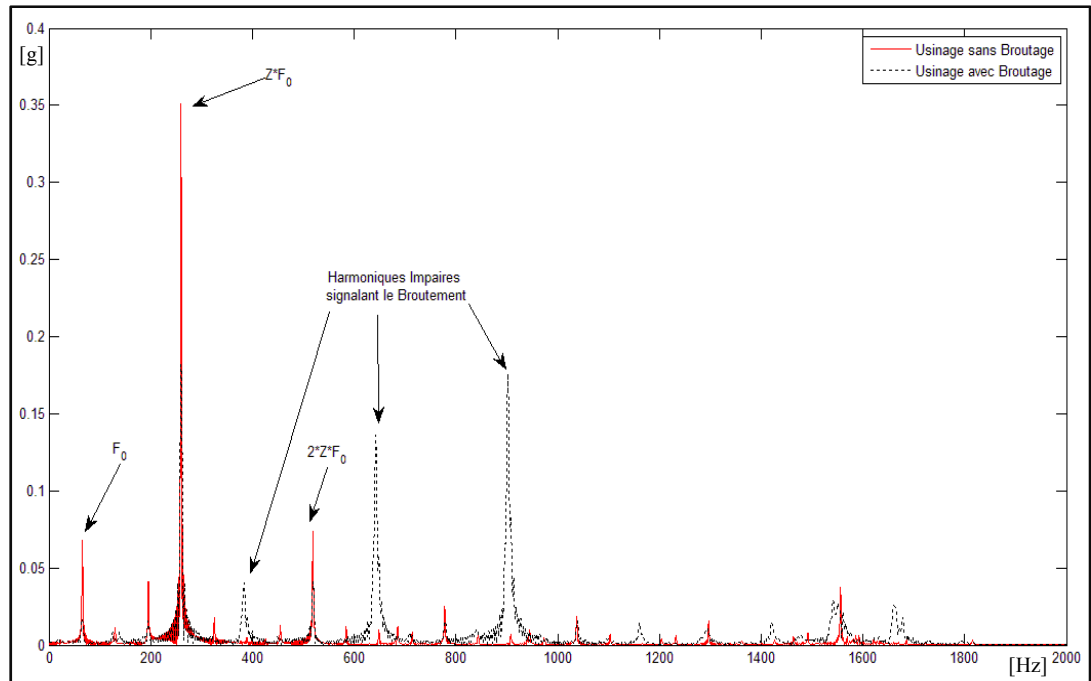


Figure 2. 10 Spectre vibratoire d'usinage avec et sans broutement

L'innovation de cette section réside dans l'apparition des demi-harmoniques impaires ($1.5x F_p$, $2.5x F_p$, $3.5x F_p$) de la fréquence de passage de dents ($F_p=4*F_0=266$ Hz), qui constitue un outil de détection du broutement très efficace. Ce comportement s'explique par une modulation de la fréquence de passage de dents sous l'influence du broutement.

2.4 Mesures avec communication au contrôleur de la CNC

La section précédente a permis de mettre en exergue la nature indéniablement transitoire du comportement dynamique des broches en usinage. L'amplitude et les gammes de fréquences des vibrations générées varient considérablement en fonction des conditions de coupe : outil utilisé, vitesse de rotation instantanée, vitesse d'avance, profondeur de coupe, couple instantané... etc. Un système de prédiction de l'état des roulements ne peut être efficace sans intégrer comme paramètres d'entrées, les conditions d'opérations. C'est dans ce sens qu'un système de mesure a été développé et testé sur une CNC haute vitesse Huron de l'ÉTS. Son organisation est schématisée à la figure 2.11.

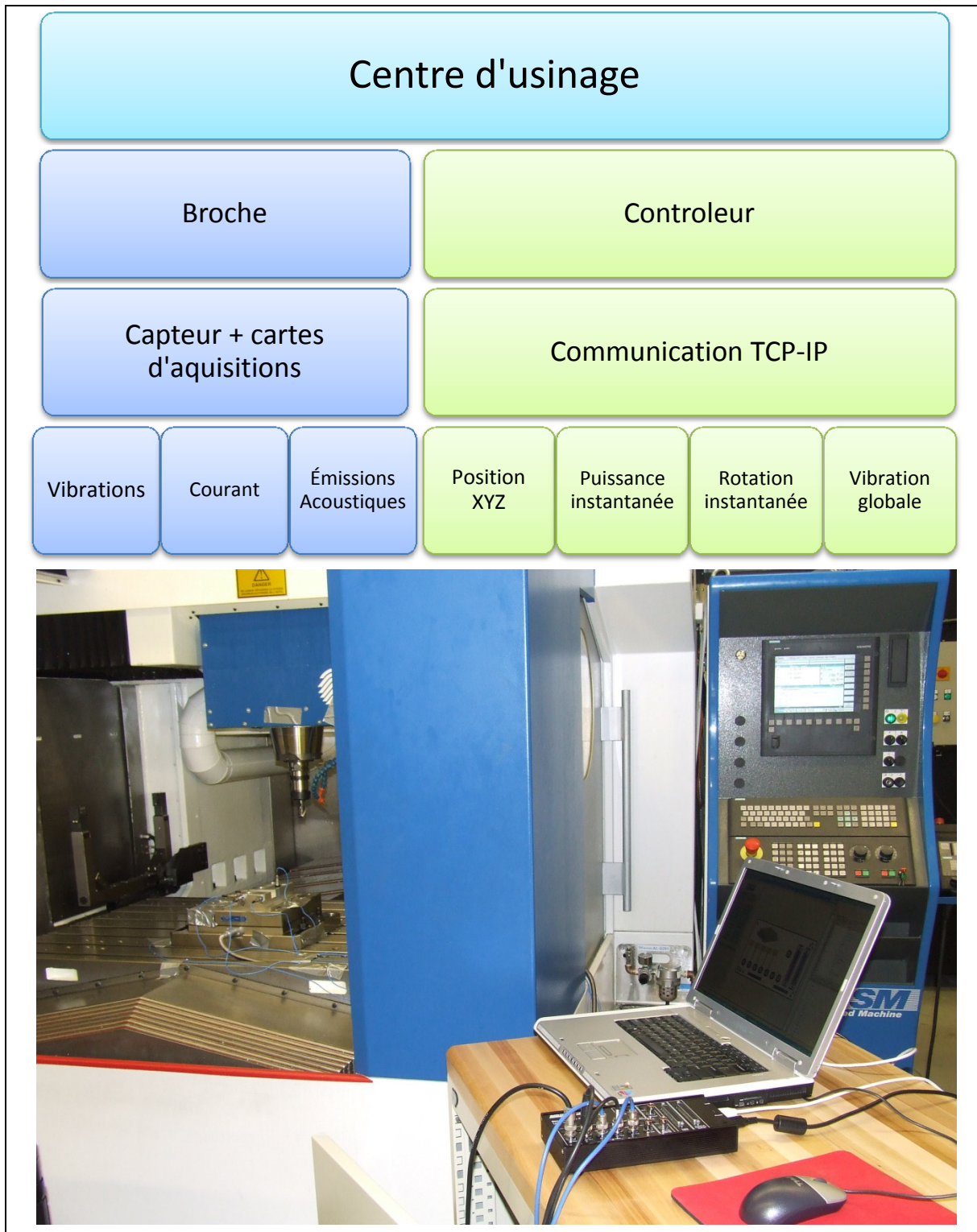


Figure 2. 11 Organisation du système de mesure combiné et localisation des composants

Le système mis en place permet de combiner les mesures de vibrations issues des accéléromètres internes de la CNC ou externes installés sur les paliers avec les paramètres de coupe recueillis directement en temps réel à partir du contrôleur de la machine. Un protocole de communication TCP-IP a été utilisé pour développer dans un environnement Microsoft.Net (VB2010), un module de communication entre le contrôleur Sinumeric 840i (Figure 2.12) de Siemens de la machine et un ordinateur hôte récupérant les informations des paramètres instantanés de fonctionnement (mesurés et de consigne). Un total de dix variables peuvent être transmises à la fois dans une mémoire-tampon qui est traitée dans la machine hôte.

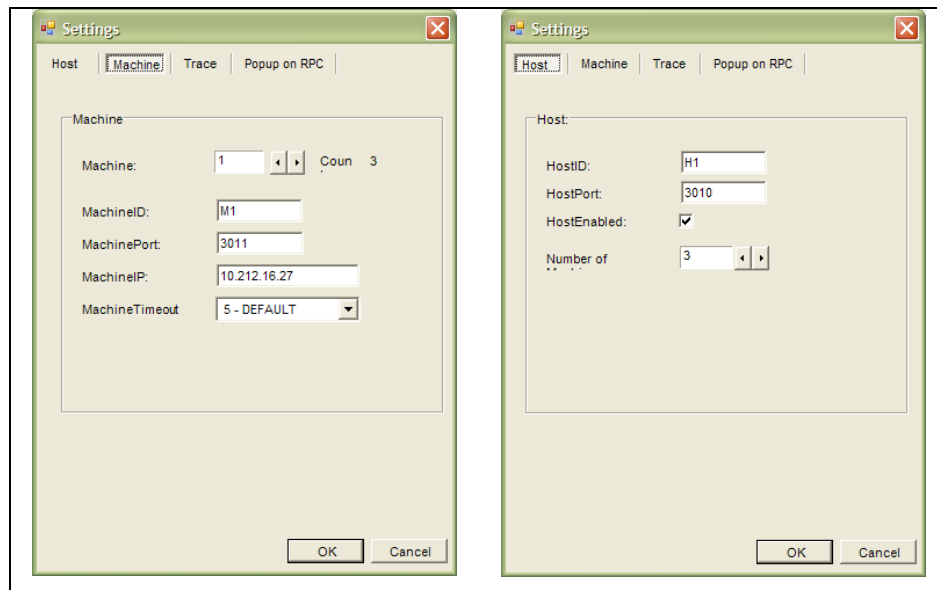


Figure 2. 12 Interface d’initiation de la communication du contrôleur Sinumerik840

Une fois l’adresse IP de la machine hôte configurée, la communication est établie et les mémoires-tampon choisies sont reçues, traitées (pour séparer les variables) et affichées sur une interface utilisateur (Figure 2.13). L’enregistrement de toutes les données se fait *à la volée*, en ouvrant un fichier binaire, sans limite de temps ou d’échantillons, autre que l’espace disponible sur le disque dur de la machine hôte.

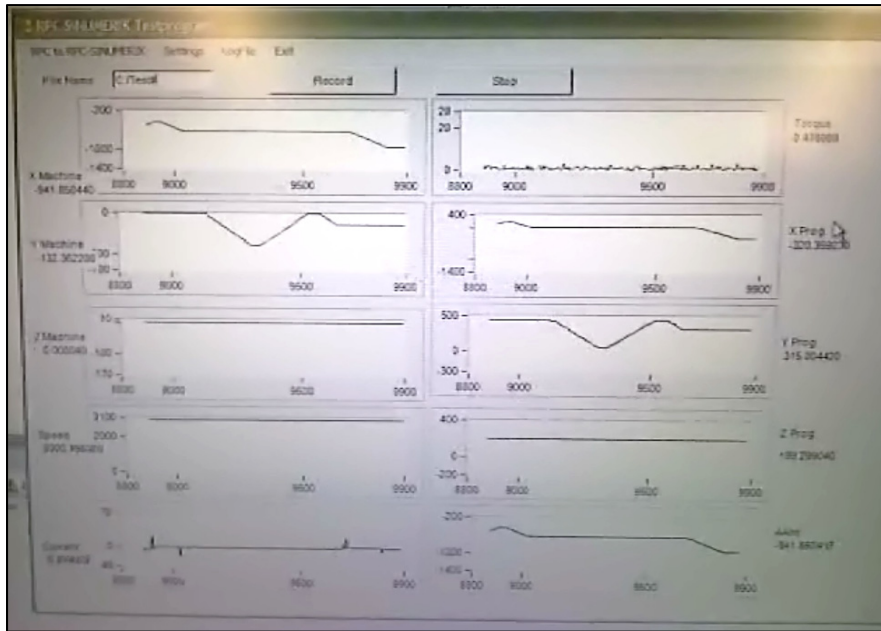


Figure 2. 13 Interface de mesure en temps réel

L'interface montre de haut en bas, de gauche à droite : la position X mesurée, la position Y mesurée, la position Z mesurée, la vitesse instantanée mesurée, le courant, le couple, la position X programmée, la position Y programmée, la position Z programmée et la vitesse d'avance.

2.5 Conclusion partielle

L'analyse expérimentale présentée dans ce chapitre a permis de confirmer et de quantifier la nature transitoire des centres d'usinage. En outre, un outil expérimental a été développé et utilisé pour assurer la corrélation entre les paramètres mesurés (vibrations, forces, courant, émissions acoustiques...) et les paramètres de coupe (vitesse de rotation instantanée, vitesse d'avance, puissance instantanée...). Ce développement constitue une étape fondamentale dans toute démarche de généralisation du diagnostic de la dégradation des CNC.

En marge de cette thèse, une autre réalisation de taille a été effectuée, à savoir l'adaptation de la chaîne d'acquisition des vibrations à la spécificité des centres d'usinage –à vide et en

coupe-notamment à haute vitesse. En effet, la vitesse de rotation élevée place les fréquences de défauts de roulements dans des bandes de fréquences inatteignables par les capteurs standards, mais aussi limite l'efficacité des techniques de diagnostic conventionnelles (tel les spectres enveloppes) vu le manque d'harmoniques dans la bande passante de la mesure (entre 2 et 3 harmoniques sur 20KHz à une vitesse de 30 000RPM). C'est cette chaîne d'acquisition optimisée qui va quantifier l'apport des composantes électriques dans le comportement dynamique des broches (voir Annexe II), mais surtout qui validera expérimentalement la dérive des fréquences naturelles à haute vitesse sous l'influence de l'effet gyroscopique (voir Chapitre 5).

CHAPITRE 3

THE ENVELOP SHOCK DETECTOR: A NEW METHOD FOR PROCESSING IMPULSIVE SIGNALS

3.1 Résumé

Ce chapitre présente un article publié dans la revue : International Journal of COMADEM : B. Badri, M. Thomas and S. Sassi, **The Envelope Shock Detection: A New method for Processing Impulsive Signals**, International Journal of COMADEM, Volume 15 (3), July 2012, ref. 40, 10 pages.

L'article détaille le développement d'une nouvelle méthode de traitement de signal appelé ESD (Envelop Shock Detector). Appliquée dans le cadre du suivi et du diagnostic des roulements, elle permet d'isoler et de quantifier l'apport énergétique attribué aux défauts les affectant en isolant la composante *Chocs* du signal des autres sources aléatoires, tel la friction et harmoniques, tel le balourd ou le lignage-. Cet outil original peut être utilisé dans le domaine temporel en vue d'estimer l'apport énergétique des chocs dans le signal vibratoire. L'ESD permet, en éliminant les composantes aléatoires et harmoniques de dé-bruiter les outils d'analyse fréquentielle, les spectres large bande, le spectre enveloppe et le spectrogramme Temps-Fréquence. Une autre application possible consiste à utiliser l'ESD pour détecter le glissement des chocs dans le temps en vue de distinguer les impacts purement périodiques (engrenages) de ceux pseudopériodiques (roulements). L'ESD a aussi été appliqué dans cet article comme paramètres d'entrée d'un système expert à base de réseaux de neurones afin de pallier aux performances médiocres du système en présence de défauts multiples; l'ESD, combiné à une détection d'empreinte permet de séparer les chocs de chacun des défauts présents et de les traiter comme des défauts uniques.

L'efficacité de ce nouvel outil ainsi que son application ont fait l'objet d'une analyse combinant des signaux mesurés et simulés.

3.2 Abstract

This paper describes a new signal processing method called the Envelope Shock Detector (ESD). Acting exactly like a filter, the ESD was designed to track shocks in the time domain, and to isolate them from any other random or harmonics components. This innovative tool could be used in the time domain, to estimate the proportion of the total signal energy caused by shocks. In the frequency domain, the same tool could be used, through spectral, envelope or time-frequency analysis to recognize if the source of shocks is defective bearings or gears. The applicability and efficiency of this new method has been discussed in real cases.

3.3 Introduction

The corrective maintenance based on “if it isn't broken, don't fix it”, has resulted in many unscheduled equipment failures. Today's facilities have no time for downtime and rely heavily on preventive and predictive maintenance practices. The benefits of predictive maintenance are becoming readily accepted throughout industry. Predictive maintenance on industrial equipment is usually based on the monitoring of observed measurements such as vibration, ultrasounds, oil debris, temperatures or pressures, till an alarm threshold is reached. Rolling bearings are critical components used extensively in rotating equipment and machinery. When they fail unexpectedly, this can result in a catastrophic failure with high associated repair and replacement costs. Vibration-based condition monitoring can be used to detect and diagnose machine faults and form the basis of a Predictive Maintenance Strategy. Vibration signals generated by rolling element bearings tend to be complex and are influenced by several factors, such as lubrication, load, geometry and the presence of defects. Damage detection identified from changes in the vibration characteristics of a system has been a popular research topic for the last thirty years (Wowk 1991, Jones 1994, Taylor 1994, Arquès 1996, Thomas 2003).

When its smooth running is altered by any cause, a damaged machine may generate vibration of three types:

- Periodic: unbalance, misalignment, blade pass...;
- Shocks: bearing faults, gear faults ...;
- Random: friction, noise, slipping.

The depiction of each type of the previous modes of vibration constitutes in itself a challenge that requires various, complementary and powerful monitoring techniques. Numerous identification methods have been proposed for detecting the damages in structural and mechanical systems. A relevant review of vibration measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings has been presented by (A. Choudhury 1999). The monitoring methods applied to bearings can be achieved in a number of ways (Berggren 1988, T. I. Liu 1992, Hammock 1996, Tan December 1995). Some of these methods are simple to use while others require sophisticated signal processing techniques. In fact, a large number of defects generate shocks that can be analyzed in either time domain: RMS, Peak, Crest Factor, Kurtosis, Impulse Factor, Shape Factor, etc. (S. Sassi 2008, J. Archambault October 2002), or in frequency domain: spectral analysis around bearing defect frequencies (Taylor 1980, Schiltz 1990, Berry 1991, M. Thomas October 1995), frequency spectrum in the high frequency domain, Spike energy (J. M. Shea 1992, Priego 2001), enveloping (Jones 1996), acoustic emission (Shiroishi 1997), adaptive filtering, time-frequency and wavelet (Hongbin 1995), etc.

In this paper, a new time domain indicator called the Envelope Shock Detector (ESD) is presented. It has been specially designed to filter the shock data buried inside a more complex vibration signal. The ESD constitutes an improved version of the former Julien Index (JI) (B. Badri July 2011, B. Badri June 2007, M. Thomas October 2003, M. Thomas October 2004, B. Badri October 2005, B. Bardri October 2007), developed in order to identify the presence of shocks in a time domain signal. The “JI” in its original definition was a time indicator which allowed simply the counting of the number of shocks per unit time or per cycle. From a simple glance, this straightforward and practical indicator allows a non-specialist to monitor the number of shocks per revolution as the fault progresses. Apart from the fact that the calculation time has been significantly reduced, the new ESD algorithm

allows not only for the determination of the shock number (per second or per revolution), but also for the determination of their own amplitudes. After filtering and extracting the shock components from the raw time signal, it is then possible to use the Fourier transform or any time-frequency method to determine the frequencies at which the shocks occur and then identify their source, similarly to an envelope analysis which would only react to shock signals, rather than to all the other manifestations of modulation phenomena.

On the other hand, since defective bearings and gears are the most suspected machine components when shocks occur, it is important to distinguish the source of these shocks, whether they originated from bearing or gear defects. The extracted shock signal has been used to identify the slipping phenomena that occur in bearing motion, which is more important than in gears.

3.4 The Envelop Shock Detector (ESD)

The aim of the ESD is to identify the shock content in a vibratory signal by using some of the features of time domain scalar indicators. The most commonly used statistical scalar parameters for bearing diagnosis are the absolute peak value (Peak), the signal root mean square (RMS), the Crest Factor (CF) or the Kurtosis (Ku). Kurtosis is a statistical parameter derived from the statistical moments of the probability density function of the vibration signal. It is the fourth moment normalized with respect to the square of the variance:

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - x_m)^4}{x_{RMS}^4} \quad (3.1)$$

where x_k is the considered signal at time k and x_m is the mean value of the signal.

Peak and RMS values are generally used to discern the presence of the defects. The crest factor is the ratio of the peak level to the RMS level of the vibration signal. The time waveform of a bearing which is new or in good health presents low amplitudes of both crest

and RMS values. The crest factor is an efficient tool that characterizes the deterioration phase of the bearing. Its value is usually located between 3 and 5. When a localized fault appears, a periodic peak appears in the signal. As the fault increases, the waveform becomes far more impulsive, with higher peak levels, whereas the RMS value is not affected significantly at the early stages of degradation. The RMS level becomes significantly high in bearings with multiple or spreading defects, resulting then in the reduction of the crest factor. The technique of Kurtosis, developed by the mathematician Pearson, is another method to indicate the "*peakedness*" of the signal. A bearing in good state generates a vibratory signal of Gaussian distribution with a kurtosis close to 3. For a damaged bearing, containing few localized defects, the signal distribution is modified and the kurtosis becomes superior or equal to 4. In fact, among all time domain indicators, the kurtosis and, at a lesser degree, the crest factor, are particularly well adapted indicators to detect the appearance of the first flaking. However, Kurtosis is the most sensitive to the spikiness of the vibration signals. As such, it can provide early indication of significant changes in the vibration signals (more sensitive to shocks) and has been used in the analysis of the ESD amplitude.

Similarly to the Short Time Fourier Transform (STFT), the ESD algorithm consists in scanning the sampled time block with a short time window of $2n+1$ samples, searching for specific conditions indicating the presence of shocks (Fig. 3.1).

At each time τ of the signal $x(t)$, the Kurtosis of $C_{2n+1}(\tau)$, centered on τ , is computed according to the equation (3.2).

$$C_{2n+1}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) * \psi_{2n+1}(\tau) dt \quad (3.2)$$

where the window $\Psi_{2n+1}(\tau)$, centered on τ , can be expressed as follows:

$$\psi_{2n+1}(\tau) = 0.5 \left(1 + \cos \left(\frac{2\pi(t-\tau)}{2n} \right) \right); \tau - n \leq t \leq \tau + n \quad (3.3)$$

Two other signals are computed by shifting the window at the left and at the right of τ by $2n$ samples.

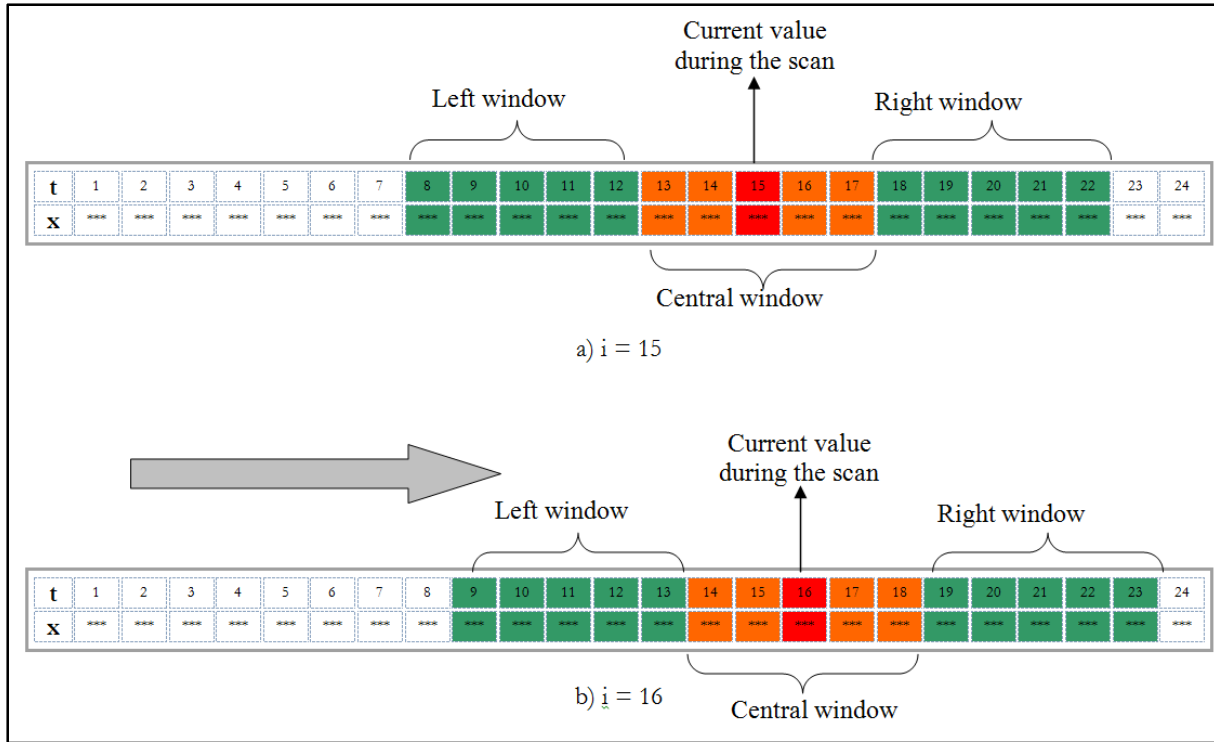


Figure 3. 1 Selection of short time windows

The analytical expression of the left signal is developed by:

$$L_{2n+1}(\tau - 2n) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) * \psi_{2n+1}(\tau - 2n) dt \quad (3.4)$$

where the window $\Psi_{2n+1}(\tau-2n)$, centered on $(\tau-2n)$, is expressed as follows:

$$\psi_{2n+1}(\tau - 2n) = 0.5 \left(1 + \cos \left(\frac{2\pi(t - \tau)}{2n} \right) \right); \tau - 3n \leq t \leq \tau - n \quad (3.5)$$

The right signal is written as:

$$R_{2n+1}(\tau + 2n) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) * \psi_{2n+1}(\tau + 2n) dt \quad (3.6)$$

where the window $\Psi_{2n+1}(\tau+2n)$, centered on $(\tau+2n)$, can be expressed as follows:

$$\psi_{2n+1}(\tau + 2n) = 0.5 \left(1 + \cos \left(\frac{2\pi(t - \tau)}{2n} \right) \right); \tau + n \leq t \leq \tau + 3n \quad (3.7)$$

The Kurtosis (Ku) calculated on the left and right parts of signal [$L_{2n+1}(\tau)$ and $R_{2n+1}(\tau)$] are then compared to the Kurtosis of the central signal $C_{2n+1}(\tau)$. If the Kurtosis (Ku) of the central signal $C_{2n+1}(\tau)$ is higher than the two other values at the left and at the right, the amplitude of signal $x(\tau)$ is assigned to form the ESD (τ) ($= x(\tau)$). Whenever this condition is not satisfied, $ESD(\tau) = 0$ and the central window is slipped to $\tau + 1$.

$$ESD(\tau) = \begin{cases} x(\tau) & \text{if } Ku(R_{2n+1}(\tau)) < Ku(C_{2n+1}(\tau)) > Ku(L_{2n+1}(\tau)) \\ 0 & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (3.8)$$

The size of each one of the windows (R, L and C) highly depends on the acquisition parameters, mainly the sampling frequency, and also on the nature of the impact and the damping. Ideally, the window will be the same as the length of the resonance active range of the investigated equipment (M. Thomas 2007). Theory indicates that the stabilization time of an impact (4% of the highest amplitude) is given by:

$$T_{max} = \frac{3.22}{\zeta \omega_n} \quad (3.9)$$

where ω_n is the dominant resonance bearing frequency, and ζ is the damping ratio.

According to (R. B. Randall 2011), a damping ratio of 5% is recommended for impacts generated by gears and bearings. The dominant natural frequency depends of the size of the bearing, and is usually located between 2,5 kHz and 5 kHz. For the tested bearing SKF1210, an ω_n of 4 kHz has been measured.

The length of the window is finally obtained by:

$$2n = \frac{T_{max}}{\Delta t} \quad (3.10)$$

where Δt is the sampling period.

A typical size of the windows is $2n=120$, under standard acquisition parameters - 48 kHz- by considering a typical damping ratio of 5%. If needed, an approximation of the natural frequency can be obtained from the wide band spectrum measured with a very low number of lines- 0 to 10 kHz or 20 kHz with 400 or 800 lines-. (Fig. 3.2) locates the main natural frequency at 4 kHz (SKF1210 running at 1200CPM).

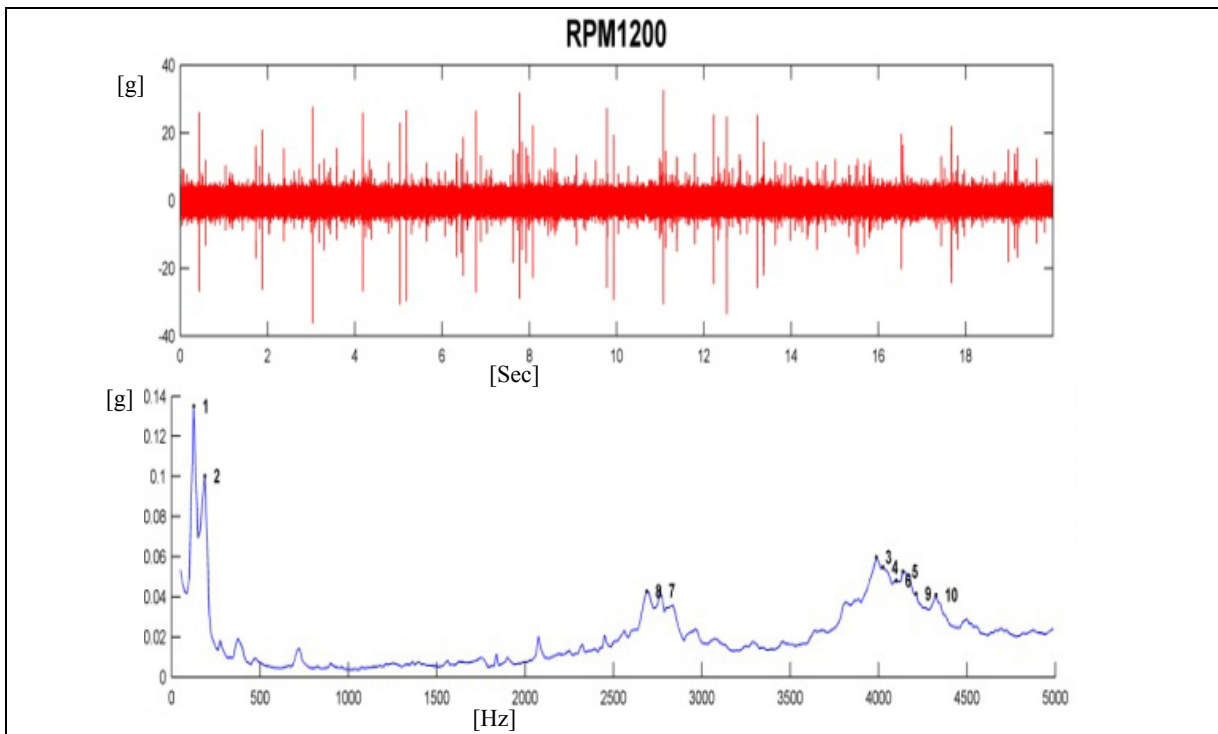


Figure 3. 2 Time waveform and low resolution spectrum from a bearing

The ESD signal is then cleaned-up by removing all other components not identified previously as shocks (Fig. 3.3). This clean-up operation consists simply to attribute a zero value to every sample where the $SD(i) = 0$, and consequently keep the portions of the signal where shocks are present. A windowing operation is necessary for frequency domain analysis in order to eliminate the distortions which could appear on the spectrum due to the abrupt

transitions from 0 to the local shock amplitude. The window is applied to each detected shock (SDT $\neq 0$) with a width equal to the local shock length plus twice the short window length defined by the ESD. This windowing operation does not modify the energy of the ESD signal.

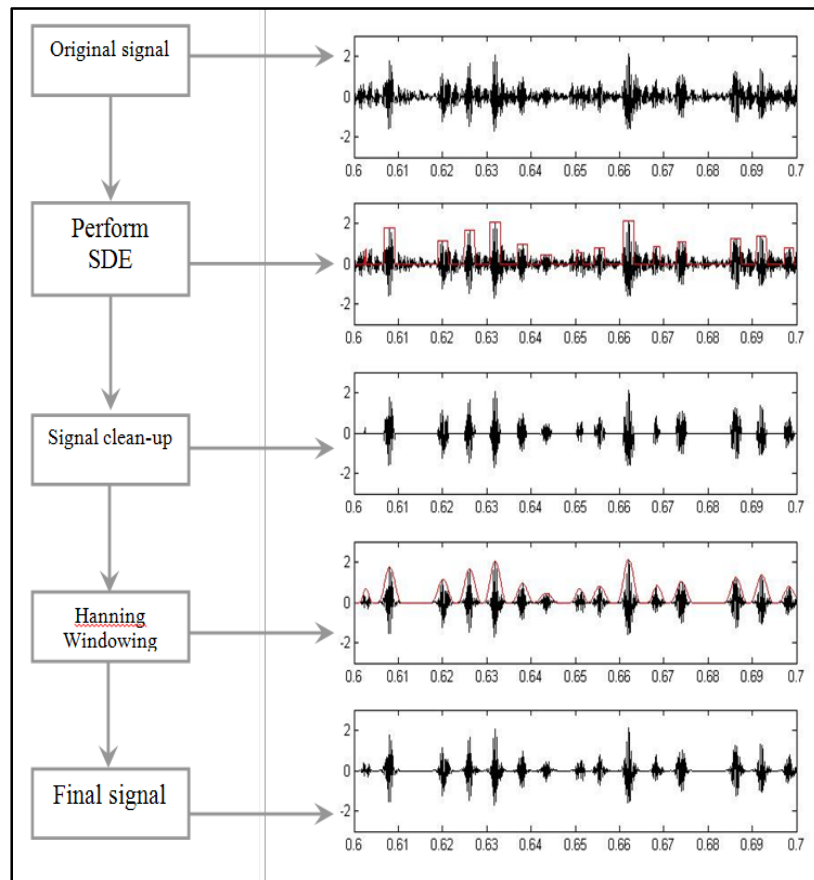


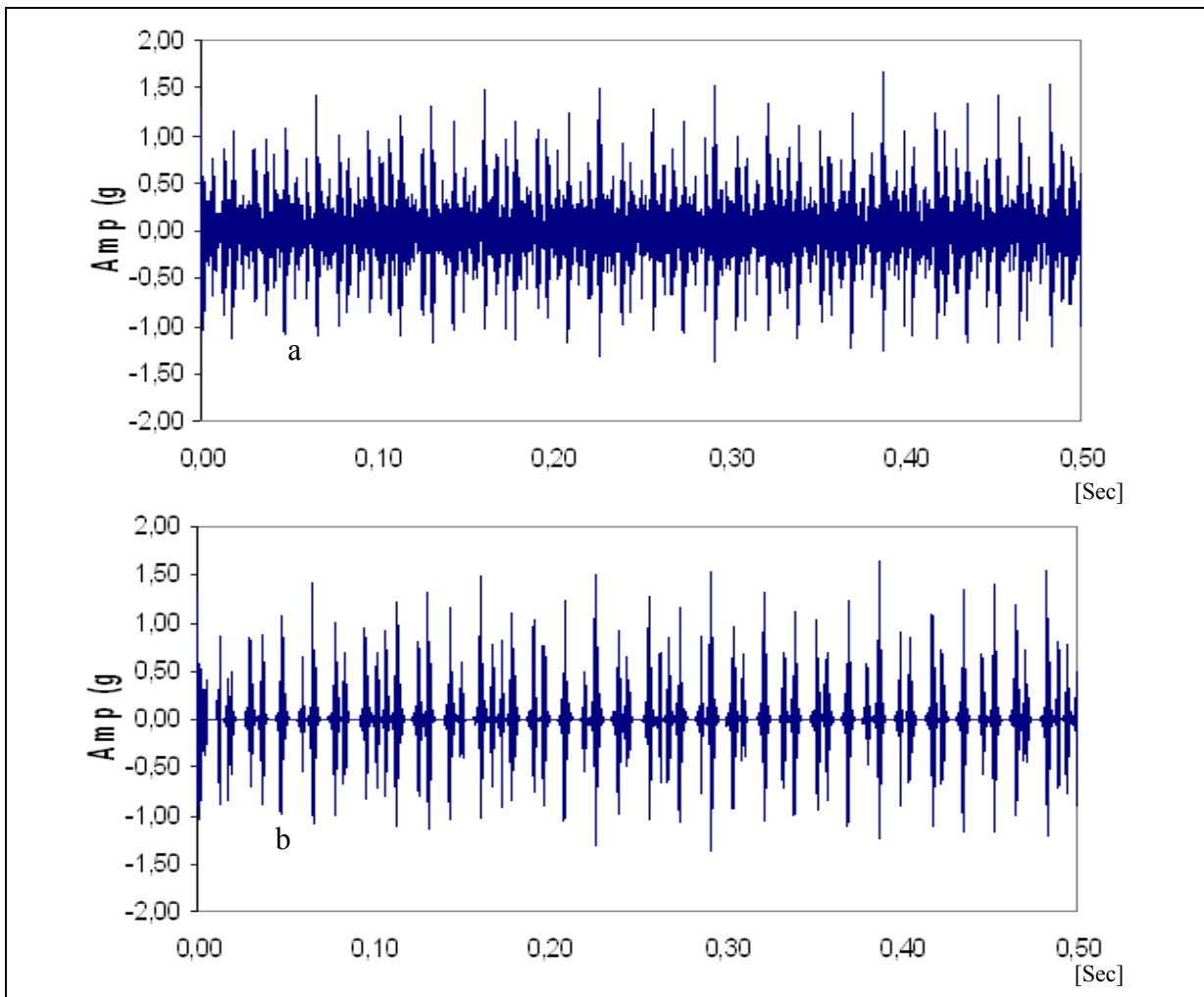
Figure 3.3 Computational diagram of the ESD

The final result of such procedure is called “the ESD signal” which is a modified replica of the original signal from which only the shocks have been kept. This procedure allows the monitoring of the number of shocks per period together with their respective amplitudes. Knowing the RMS amplitude of shock signal $ESD(t)$ and of the original signal $x(t)$, a Shock/Signal Ratio (SSR) has been developed to quickly estimate the shock severity:

$$SSR = \frac{rms [ESD(t)]}{rms [x(t)]} \quad (3.11)$$

3.5 Experimental applications of the ESD

The ESD previously described has been applied to two signals measured on defective rolling-element bearings rotating at 1750 RPM, with inner race spalls of 0,18mm and 0,56mm, respectively. The results are shown on Fig. 3.4 and 3.5.



**Figure 3. 4 Original and ESD signal for a bearing defect size of 0.18 mm;
(a) Original signal: RMS =0.33g; (b) ESD signal: RMS=0.21g**

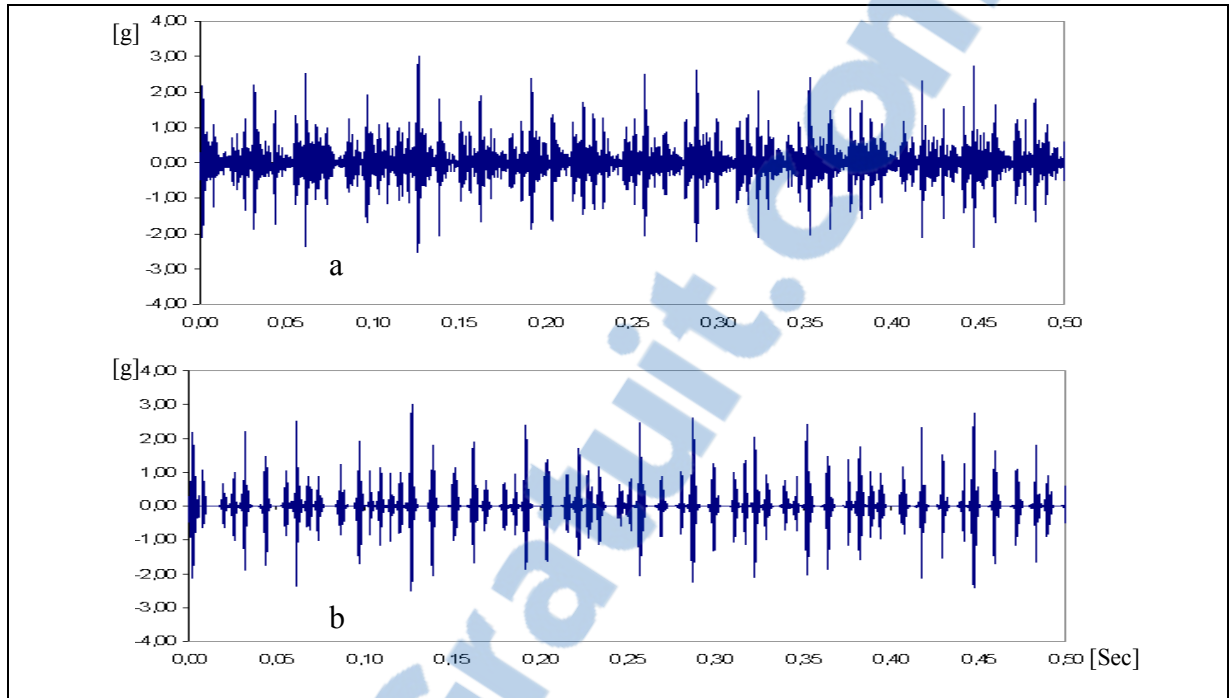


Figure 3. 5 Original and ESD signal for a defect size of 0.56 mm;

a) Original signal: RMS=0.46g; (b) ESD signal: RMS=0.38 g

By using the Eq. (3.11), it is possible to determine the ratio of the ESD to the original signal, and consequently we can assess the proportion of energy caused by the shocks present in the signal. The Fig. 3.6 representing the ratio of shock energy clearly displays the severity of the damage which increases with the size of the defect.

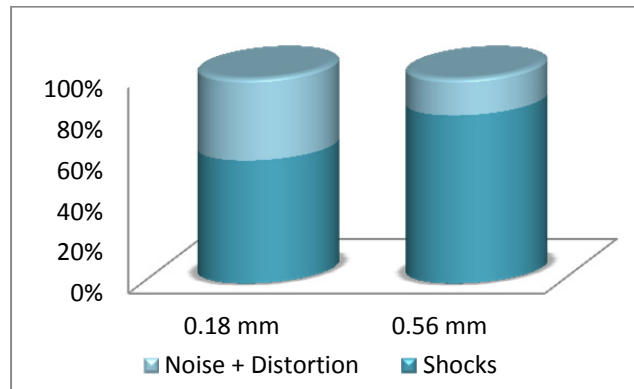


Figure 3. 6 Severity of damage

3.6 ESD in the frequency domain

The ESD acts like an envelope analysis made on the shock signal only. A time-frequency analysis (Short Time Fourier Transform) can be very useful in this case, in order to study the wideband excitation which occurs during a particular shock. By applying a Short Time Fourier Transform (STFT) to the ESD signal, it is then possible to identify the frequencies at which the shocks occur, in order to identify the source of defects. In case of a defective bearing, it is obvious that the excited frequencies are the bearing defect frequencies that modulate the bearing resonance frequency. Figure 3.7 shows the STFT relative to the signal processed on figure 5. The figure obtained from the ESD signal appears cleaner than the one from the original signal.

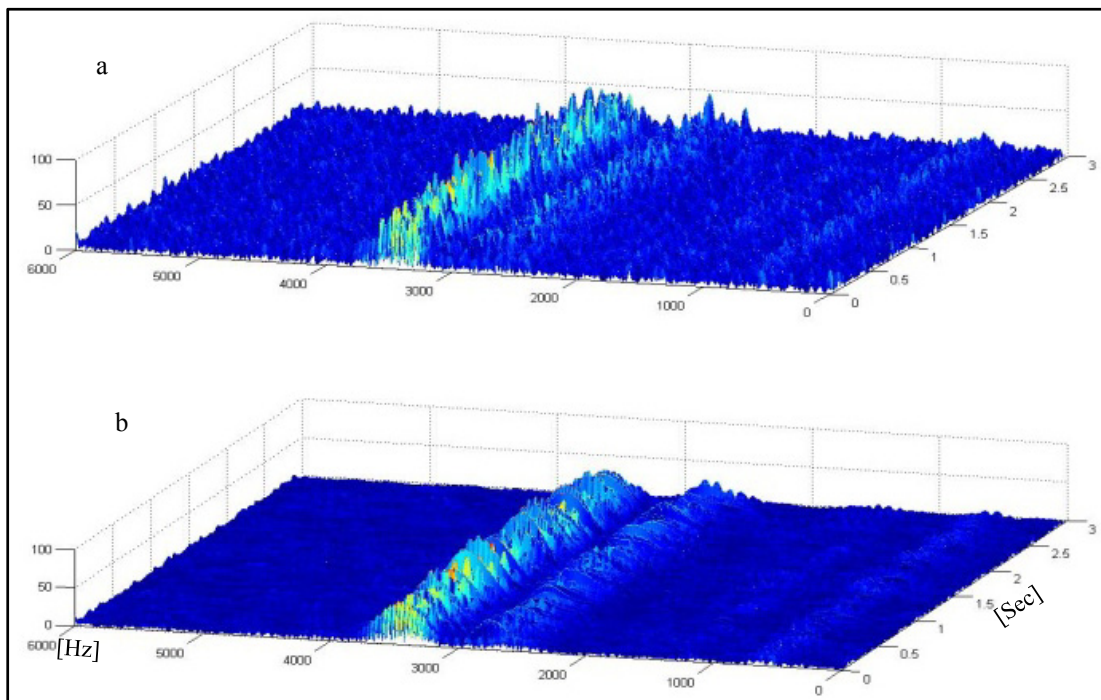


Figure 3. 7 Time-frequency analysis of a bearing affected by a 0.56mm width localized damage; (a) Before applying the ESD (b) After applying the ESD

As expected, the shock spectrum contains most of its energy in the high frequency region. The ESD, combined with time-frequency analysis, allow for locating which frequency range

corresponds to each shock, and for the determination of the shock period. This could be very useful: for example to distinguish the shocks caused by a rolling-element bearing from those caused by a gear, in case their resonance frequencies are distinguishable. The frequency range for the two types of shocks is usually different.

In order to identify the defect frequencies that modulate the resonance frequency, an envelope analysis by Hilbert transform (also called amplitude demodulation) could be conducted to demodulate the ESD signal. Fig. 3.8 shows an example of an envelope analysis performed on the same signal processed in Fig. 3.5.

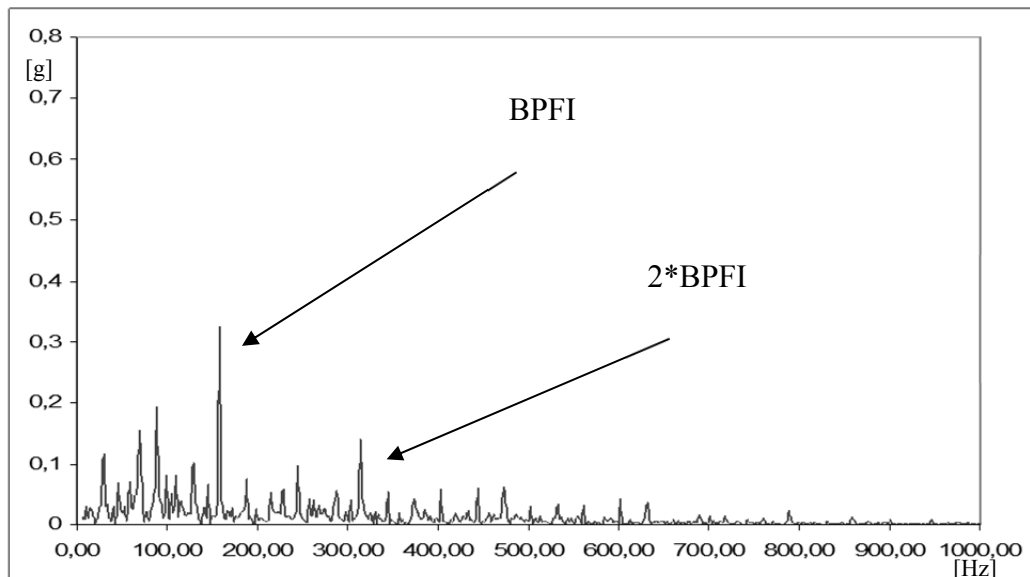


Figure 3. 8 Envelope analysis of ESD relative to an inner race defective bearing

The identification of BPFI and one of its harmonics revealed that the shocks are caused by a defect on the inner race of the rolling-element bearing. The results obtained by this technique are less influenced by noise and interfering harmonics, since these harmonic and random contributions have been filtered previously, which is very practical when the signal-to-noise ratio is small. This example shows clearly the usefulness of the ESD to help identifying the frequencies caused by shocks in a signal.

Although one could have also used conventional envelope analysis techniques (Sheen 2008a, Sheen 2008b), the resulting spectrum would have been polluted by noise and modulation components not necessarily caused by the shocks.

3.7 Detection of slipping by ESD

3.7.1 A new method for detecting slipping

Mechanical slipping usually causes a variation of frequency and consequently a variation of period. The slipping phenomenon is particularly observed in bearings motion and could reach up to 1 % of the nominal speed (J. Antoni 2002, N. Swalhi 2008) in some particular cases of high interaction between Elasto-Hydro-Dynamic (EHD) lubrication regime fluctuation and random spin of balls. In case of a defective bearing, the slipping leads to the generation of pseudo-periodic shocks, instead of purely periodic ones, with an average frequency centered at the bearing defect frequency. This phenomenon is less found in gear dynamics for which the dynamic behavior is more regular and the shock slip is 10 times lower than the one emerging from bearings. Consequently, detecting the slipping, by using ESD technique, could be a useful method to differentiate between vibration induced by defective bearings and those induced by defective gears. Based on this observation, and using the ESD to locate the shocks in time domain, a new method is developed to classify bearing and gear shocks.

This new method uses the statistical normal law. A random input x of mean value m and standard deviation σ follows a normal law $N(m, \sigma^2)$. Its density function is:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.12)$$

By recording the periods separating the shocks as determined by the ESD, it is possible to create the statistical distribution of the period variation. Having stored N periods separating

the shocks, it is then possible to trace the density of probability of period (or frequency) variation. Fig. 3.9 shows the application of this new method to a slightly noised signal with and without slip (1%).

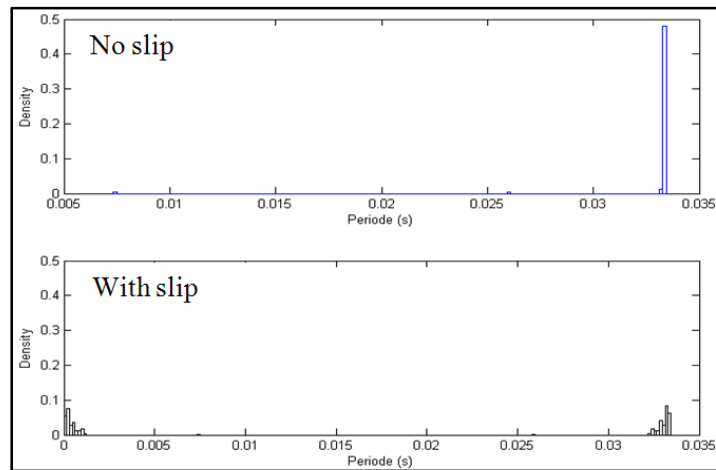


Figure 3. 9 Probability of density of shock periods in a slightly noised signal

The X-coordinate represents the period of shocks while the Y-coordinate represents the periods density of probability. The simulated signal contains shocks at 30 Hz, which corresponds to a period of 0,033s. It can be noted that a signal without slip presents a high density of probability at its period. The probability to have a shock at the given frequency is high. On the other hand, a signal with slip presents a larger variation of its frequency and the probability to have a shock at the given frequency is low.

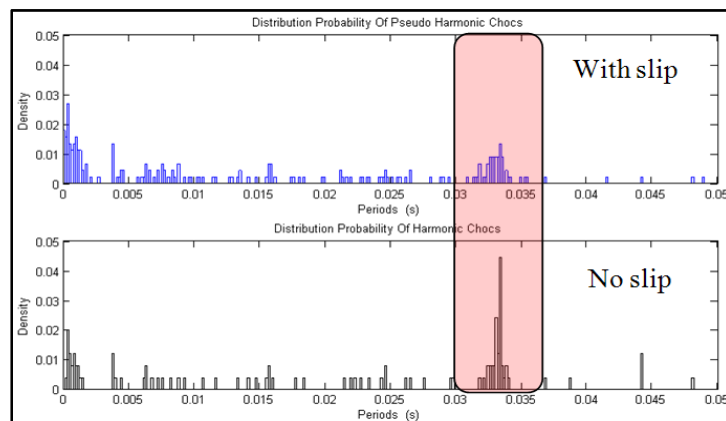


Figure 3. 10 Probability of density of shocks in a highly noisy signal

When the signal is strongly noisy, the dispersion of the period's density of probability is revealed even for perfectly synchronous shocks (Fig. 3.10). Due to the added random component in the signal, other shocks are also detected at other periods. Thus, the random contribution slightly disturbs the detection process of slipping. However, it clearly appears that the density of probability is much higher for a signal containing purely synchronous shocks than with slipping, even if the signal is strongly disturbed. Consequently, within the framework of a maintenance program, the facts mentioned here above could be considered as a new possible decision criteria to be used for tracking shocks through the density of probability of periods. This parameter is extracted from the ESD. It is important to note that the accuracy of this method is highly correlated to the length of the recorded signal. Indeed, the more shocks are in the signal, the larger the statistical population and the more accurate the probability density. It is also necessary to note that the sampling frequency must be large enough to detect the light drifts in time of the asynchronous pseudo shocks. Results have shown that a sampling period of 10 times smaller than the considered period is acceptable.

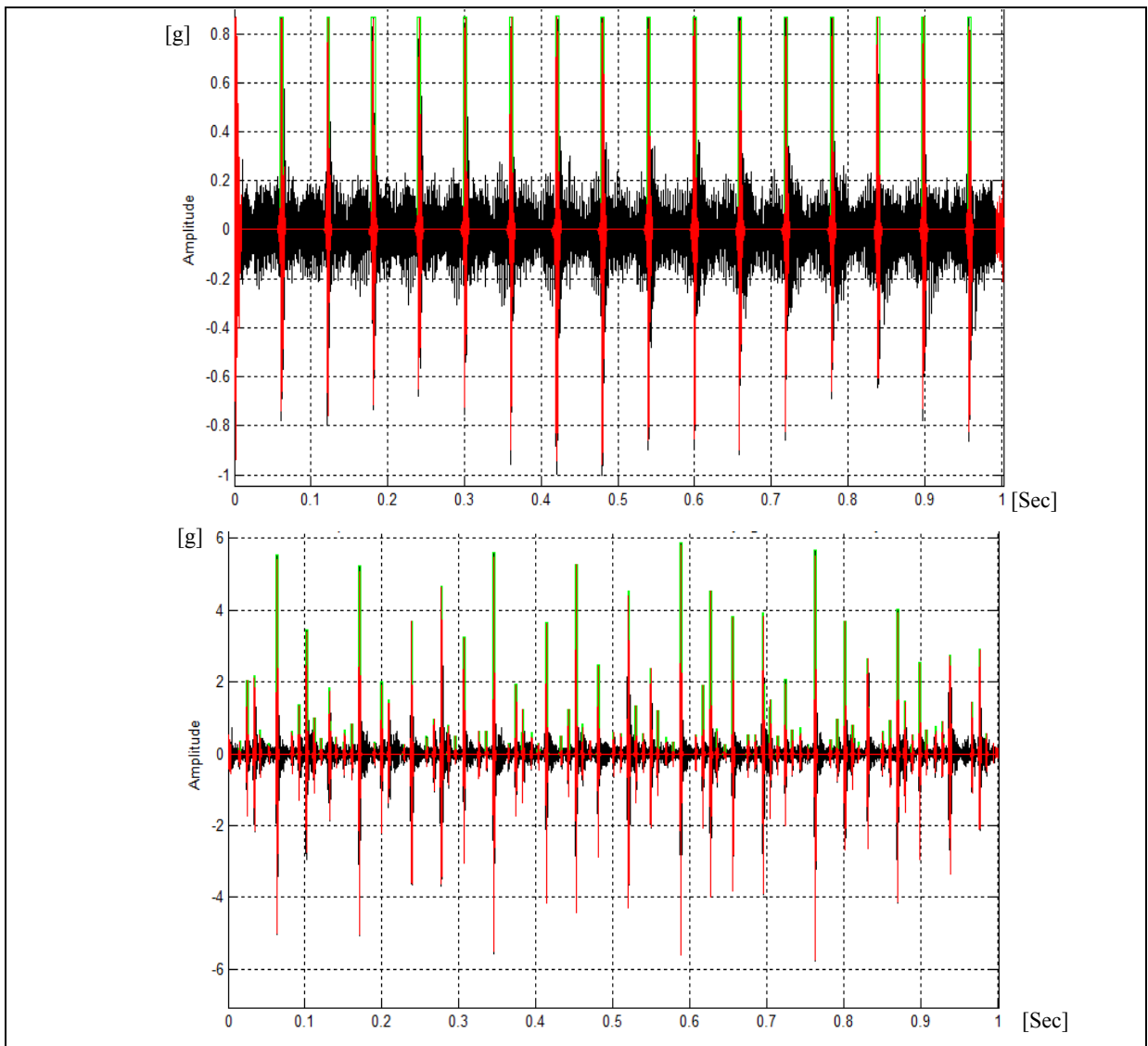
3.7.2 Experimental Signal Analysis

Using the aforementioned shock classification method, this section describes the analysis of experimental signals coming from defective gears and bearings. The gears signals were collected from the test bench IDEFIX (Bonnardot 2004), on a daily basis. The bench was continuously running until the complete destruction of the gears. Its characteristics are shown in Table 3.1.

Table 3.1 Gear bench Characteristics.

Speed [RPM]	1000 (T = 0.06 [sec])	
Gear Mesh Frequency [Hz]	333 (T= 0.003 [sec])	
Gears	Gear 1	Gear 2
Teeth number [Z]	21	20

Fig. 3.11a presents the application of the ESD on the original signal of gear vibration. The gear has one defective tooth and the signal has been taken 2 days before the complete destruction of gears. Figure 3.11b represents the application of the ESD on a signal taken from a faulty bearing (CWRU data base, 2006) . The bearing is a SKF 6205 with a defect of 0.54mm on the external race. The speed is 1730 RPM (28.8 Hz). Its BPFO is 103 Hz (period = 0.0097 sec).



**Figure 3. 11 Application of the ESD on gear and bearing signals a) Defective gear signal
b) Defective bearing signal**

The density of probability of shocks periods for both signals is shown in Fig. 3.12. Peaks are seen at a period $T_1=1/\text{BPFO}$ for the bearing (103 Hz) and at the 2nd harmonics of the rotation speed ($T_2=1/57.6$), probably due to a misalignment of coupling. For the gear, the detected frequencies are the rotor speed 16.6 Hz ($T_1=1/f_0$ for the gear: one shock per revolution) and with a small amplitude the gear mesh ($T_2=1/(20 \times 16.6)$). The results show the dispersion induced by the slipping at BPFO in the case of the bearing. This dispersion disappears in the case of defective gears independently from the shaft speed and the mesh frequency.

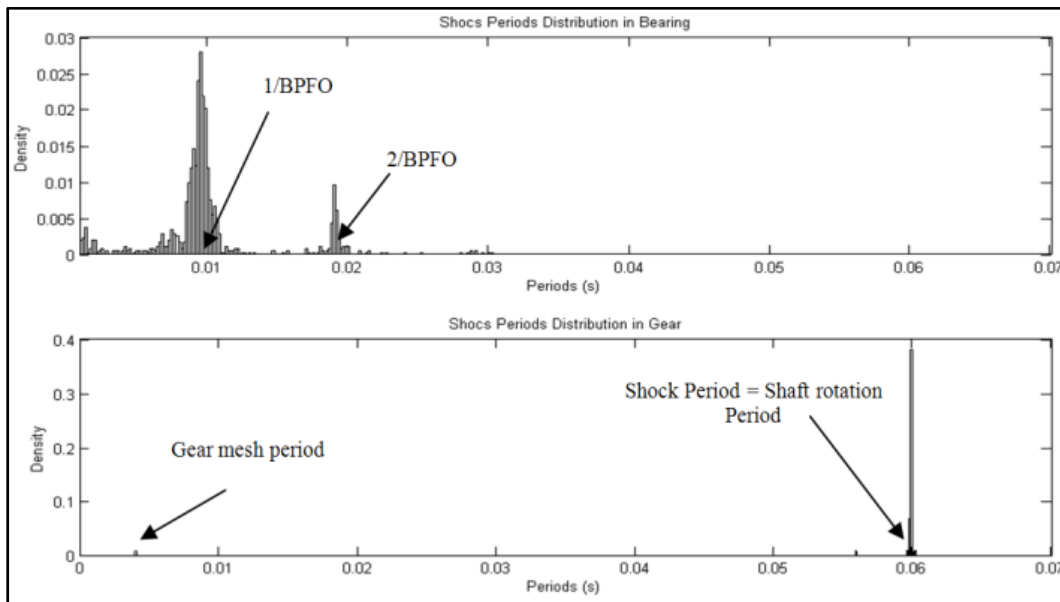


Figure 3. 12 Shocks probability density: (a) bearing; (b) gears.

3.8 Applying ESD to identify multiple bearing defect severity within a neural network

Previous works on damaged bearings (B. Samanta 2001, B. Samanta 2003) made possible to partially achieve the detection of surface localized defects and the estimation of its degradation severity by using appropriate neural network system. The aim of the neural network is to locate the defects and to estimate their severity, even if there are multiple defects (Fig. 3.13).

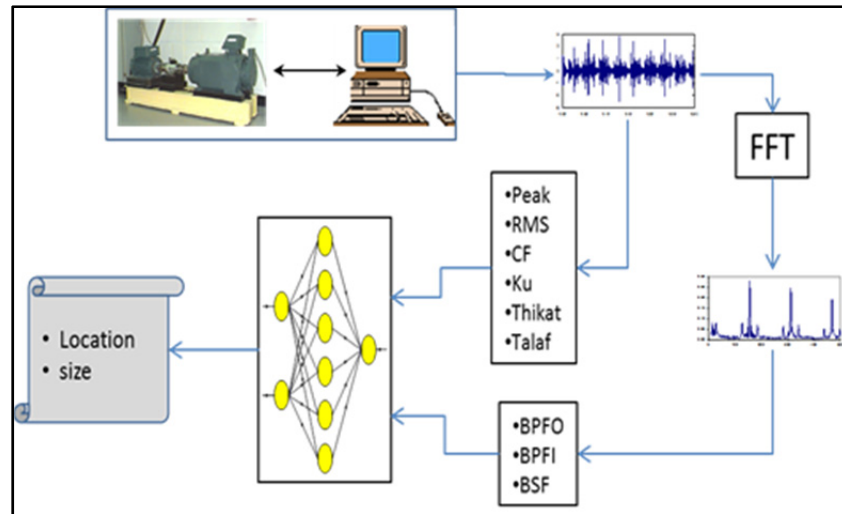


Figure 3. 13 Neural Network

The inputs of the neural network are six fault scalar indicators extracted from time domain (Peak, RMS, Crest Factor, Kurtosis, and two new descriptors (S. Sassi 2008) (Thikat and Talaf) and three frequency parameters (Ball Pass Frequency on Outer race, Ball Pass Frequency on Inner race and Ball Spin Frequency) to form a total of nine (9) input variables. The neural network will use these inputs parameters to predict the size of the defect and its location in the bearing (B. Badri June 2007).

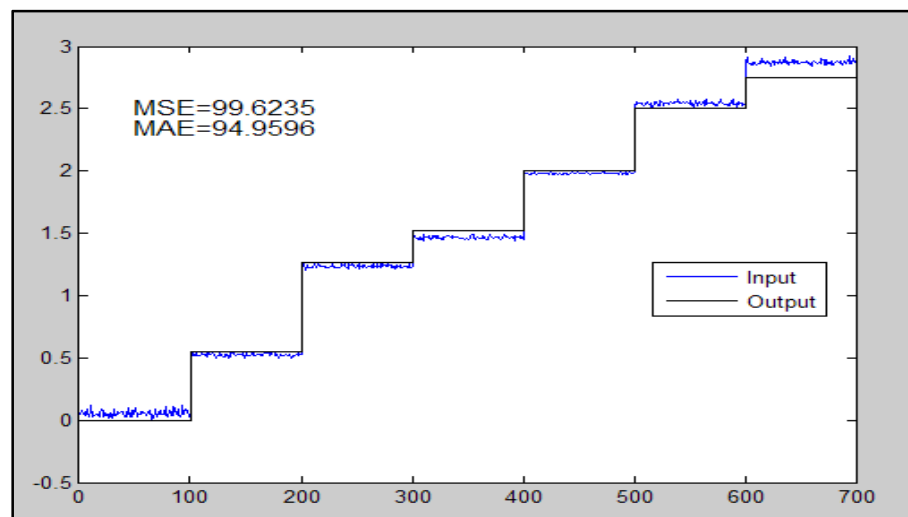


Figure 3. 14 Validation: (Black) Input (Blue) Predicted defect size [mm].

The validation process (Fig.3.14) was achieved with a performance of 99.6% for size recognition with a set of 700 signals (100*7 defects size).

However, since the learning database of the neural system contained signals from bearings affected by single localized defects, the prediction performance was highly affected when the bearings were affected with multiple defects (Fig.3.15).

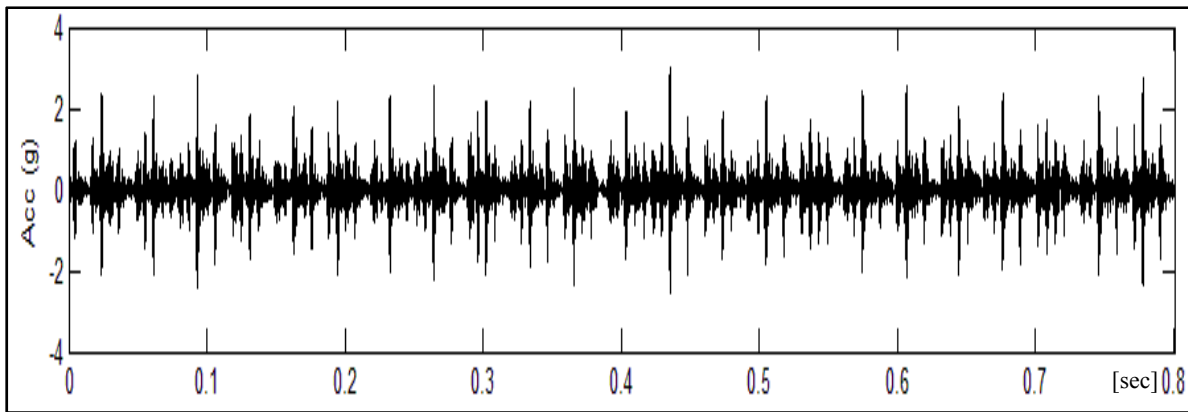


Figure 3. 15 Signal with multiple defects

Fig 3.15 presents a time waveform vibration from a SKF1210 Bearing affected with:

- 1mm defect @ 0 deg on (OR)
- 0.8mm defect @ 180 deg on (OR)

In such condition, the original neural network (NN) without ESD was predicting only one defect on the outer race of 1.17mm (Fig. 3.17). To avoid this limitation, the ESD can be applied to recognize the pattern of each defect and to extract it independently of the others (Fig. 3.16). The principle is based on the identification of each investigated period and on its delay.

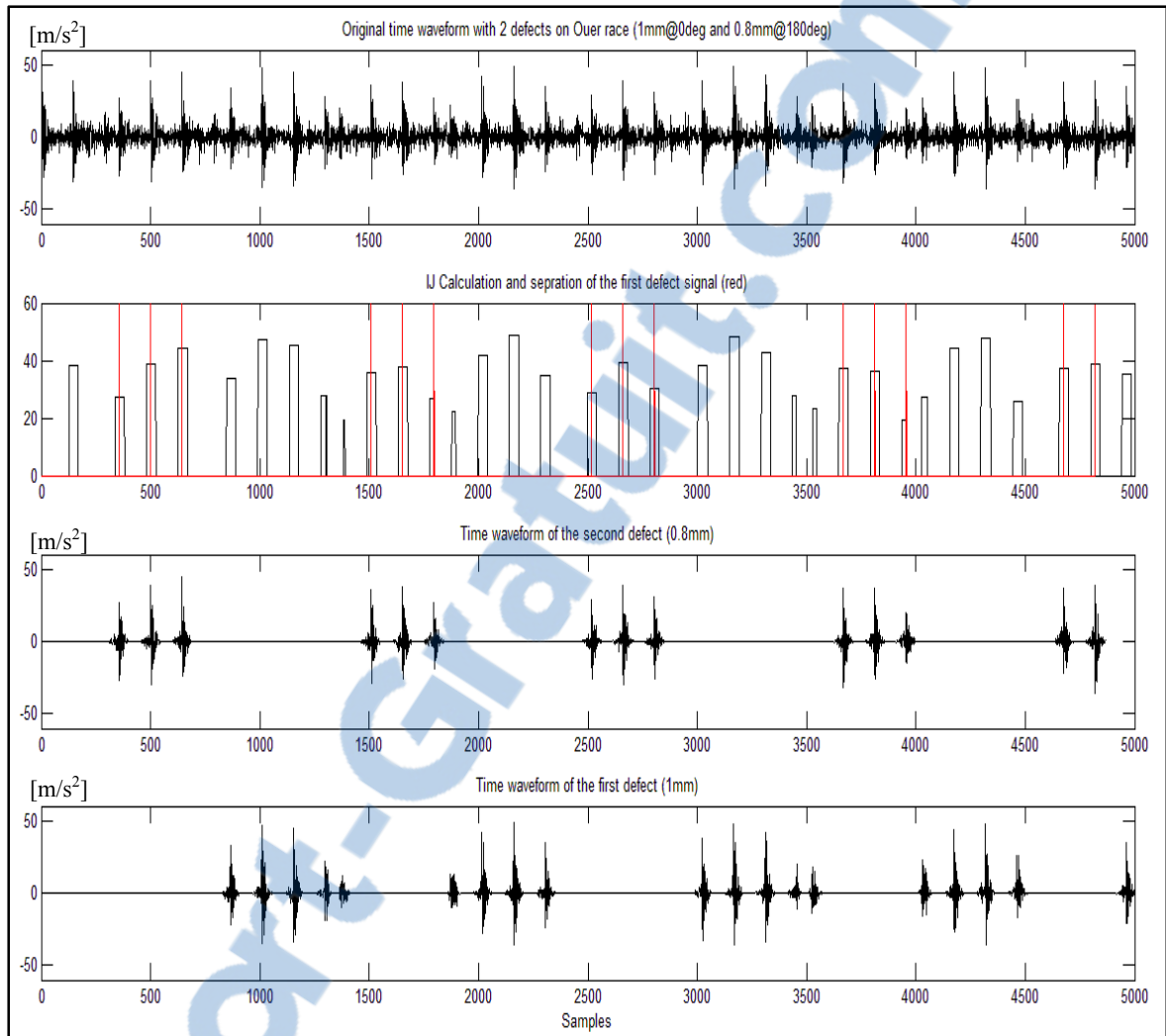


Figure 3. 16Detection of multiple defects by ESD.

Using a simple classification algorithm based on the ball passage period on the outer race –or the inner race–, shocks separated by the same defect period are classified under a single pattern, from a specific defect -Fig.3.16-.

The iterative ESD application of the classification process will generate as much signals as defect numbers. The neural network can now be called to predict each defect severity from each ESD signal.

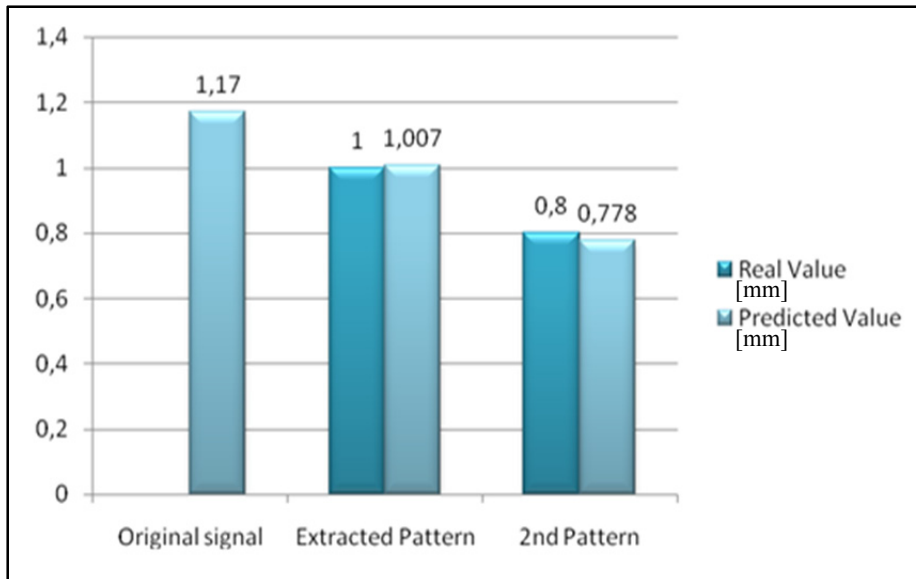


Figure 3. 17 Identification of each defect size by NN

If the application of the original signal into the neural network was leading to a prediction of a single defect of 1.17mm, the patterns extracted with ESD achieve a prediction error less than 3% -Fig 3.17-, by identifying each defect size.

3.9 Conclusion

This paper presents a new signal analysis technique called the Envelope Shock Detector (ESD) and describes different applications to filter the shock components from a vibratory signal, even in a noisy environment. The technique is based on a window filter applied to a time domain signal, in order to extract the components caused by shocks, exclusively. This procedure presents the advantage to retain the amplitude value of each shock and provide a cleaned signal corresponding only to the contribution of the shocks, having removed all other components into the signal. A time-frequency analysis of the ESD signal allows for identifying the natural frequencies and shock periods. An envelope analysis allows for identifying the defect frequencies that modulate the natural frequency. Practical applications are presented in order to illustrate its use in identifying the slipping by analyzing the shock period distribution from a defective rolling-element bearing, as well as a classification use in

order to distinguish the shocks produced by defective gears or defective bearings. Furthermore, applying the ESD allows for extracting each shock signal produced by multiple defects and their introduction into a neural network allows for identifying the severity of each defect.

3.10 Acknowledgements

The authors would like to thank the personnel of ONR for letting them use the signals from defective rolling-element bearings available on their site www.cwru.com , as well as the CRSNG and CRIAQ for their financial help in this project.

3.11 References

- [1]. Wowk V. 1991, Machinery vibration, measurement and analysis, McGraw Hill, 358 p.
- [2]. Taylor J.I., 1994. The vibration analysis handbook, Vibration consultants, 360 p.
- [3]. Jones R.M., 1994, A guide to the interpretation of machinery vibration measurements, Sound and Vibration, 28 (9), 12-20.
- [4]. Arquès P., 1996, Predictive diagnosis of machinery health (french), Masson, 269 p.
- [5]. Thomas M., 2003. Reliability and predictive maintenance of machinery (in French), PUQ, ETS03, ISBN 2921145324, 633 p.
- [6]. Tandon N. and Choudhury A., 1999. A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings, Journal of Tribology International, 32, 469-480.
- [7]. Berggren. J.C, 1988, Diagnosing faults in rolling element bearings, part 1: Assessing bearing condition, Vibrations, Vol. 4, No 1, pp. 5-14.
- [8]. Liu T.I. and Mengel J.M., 1992, Intelligent monitoring of ball bearing conditions, Mechanical systems and signal processing, 6(5), pp. 419-431.

- [9]. Tan C.C., December 1995, Vibration signals analysis for bearing failure detection, proceedings of the international conference on structural dynamics, vibration, noise and control, pp 1328- 1333.
- [10]. Hammock C., 1996, Evaluation of rolling element bearing condition, Vibrations, Vol. 12, No 3, pp 3 –8.
- [11]. Archambault J., Archambault R. and Thomas M., October 2002. Time domain descriptors for rolling-element bearing fault detection. Proceedings of the 20th seminar on machinery vibration, CMVA, Québec, Qc, Canada, 10 pages.
- [12]. Sassi S., Badri B. and Thomas M., 2008. Tracking surface degradation of ball bearings by means of new time domain scalar descriptors, International Journal of COMADEM, ISSN1363-7681, 11 (3), 36-45.
- [13]. Taylor J.I., 1980, Identification of bearing defects by spectral analysis, Journal of Mechanical design, Vol. 102.
- [14]. Schiltz R.L., 1990, Forcing frequency Identification of rolling element bearings, Sound and Vibration, Vol. 24, No 5, 4 p.
- [15]. Berry J., 1991, How to track rolling bearing health with vibration signature analysis, Sound and Vibration, pp. 24-35.
- [16]. Thomas M., Masounave J., Dao T.M., Le Dinh C.T. and Lafleur F, October 1995. Rolling element bearing degradation and vibration signature relationship, 2nd international conference on monitoring and acoustical and vibratory diagnosis (SFM), Senlis, France, Vol.1, pp. 267-277.
- [17]. Shea J.M. and Taylor J.K., 1992. Spike energy in faults analysis machine condition monitoring, Noise and Vibration World-wide, pp. 22-26.
- [18]. De Priego J.C.M., 2001. The relationship between vibration spectra and spike energy spectra for an electric motor bearing defect, Vibrations, Vol 17, No 1, pp 3 –5.
- [19]. Jones R.M. 1996, Enveloping for bearing analysis, Sound and Vibration, 30(2),10-15.
- [20]. Shiroishi J. et al, 1997, Bearing condition diagnosis via vibration and acoustic emission measurements, Mechanical Systems and Signal Processing, 11 (5), 693-705.

- [21]. Hongbin M., 1995, Application of wavelet analysis to detection of damages in rolling element bearings, Proceedings of the international conference on structural dynamics, vibration, noise and control, pp 1334-1339.
- [22]. Thomas M., Archambault R. and Archambault J., October 2003, Modified Julien Index as a shock detector: its application to detect rolling element bearing defect, 21th seminar on machinery vibration, CMVA, Halifax (N.S.), 21.1-21.12.
- [23]. Thomas M., Archambault R. and Archambault J., October 2004, A new technique to detect rolling element bearing faults, the Julien method, Proceedings of the 5th international conference on acoustical and vibratory surveillance methods and diagnostic techniques, Senlis, France, paper R61, 10 p.
- [24]. Badri B., Thomas M., Archambault R. and Sassi S. October 2005. The Julien transform: a new signal processing technique for detecting shocks (in french). Proc of the 23rd Seminar on machinery vibration, Canadian Machinery Vibration Association, Edmonton, AB, 10 p.
- [25]. Badri B., Thomas M., Archambault R., Sassi S. and Lakis A., June 2007, Rapid Julien Transform: A New Method for Shock Detection and Time-Domain Classification, Proceedings of the 20th international conference of Comadem07, Faro, Portugal, pp 667- 676.
- [26]. Badri B., Thomas M., Archambault R., Sassi S., Lakis A. et Mureithi N., October 2007, The Shock Extractor, Proceedings of the 25th Seminar on machinery vibration, CMVA 07, Saint John, NB.
- [27]. Badri B., Thomas M. and Sassi S. July 2011. A shock filter of a vibratory signal for damage detection. Computational Engineering in Systems Applications, ISBN 978-1-61804-014-5, Vol 2, pp 13-17.
- [28]. Thomas M. et Laville F., 2007. Simulation of mechanical vibrations by Matlab, Simulink et Ansys (in french), PUQ, D1509, ISBN 978-2-7605-1509-3, 734 pages.
- [29]. Bozchalooi I.S., M. Liang; 2008. A joint resonance frequency estimation and in-band noise reduction method for enhancing the detectability of bearing. Mechanical Systems and Signal Processing 22 (2008) 915–933.

- [30]. Randall R.B. and J Antoni, 2011. Rolling element bearing diagnostics—A tutorial. *Mechanical Systems and Signal Processing* 25 (2011) 485–520
- [31]. Sheen Y.T., 2008. An envelope detection method based on the first-vibration-mode of bearing vibration. *Measurement* 41 (2008) 797–809
- [32]. Sheen Y.T., 2008. An envelope analysis based on the resonance modes of the mechanical system for the bearing defect diagnosis. *Measurement* 43 (2010) 912–934
- [33]. Antoni J. and Randall R.B., (2002), Differential diagnosis of gear and bearing faults, *ASME Journal of Vibration and acoustics*, Vol. 124, pp 165-171.
- [34]. Sawalhi N. and R.B. Randall, 2008. Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults: Simulation of the vibrations produced by extended bearing faults *Mechanical Systems and Signal Processing* 22 (2008) 1952–1966
- [35]. Badri B., Thomas M., Archambault R., Sassi S., Lakis A. et Mureithi N., December 2007, A new method to detect synchronous and asynchronous shock data in a signal, *Proceedings of the 1st international conference on industrial risk engineering CIRI*, Montreal, ISBN 978-2-921145-65-7, pp.625- 636.
- [36]. Bonnardot F., 2004, Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes. Étude du concept de cyclostationnarité floue. Laboratoire LASPI, Université Jean Monnet de St Etienne.
- [37]. CWRU, bearing data center. <http://www.eecs.case.edu/laboratory/bearing/>
- [38]. Samanta B. and K. R. Al-Balushi, 2003. Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time domain features, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17 (2), 317–328.
- [39]. Samanta B. and K. R. Al-Balushi, 2001. Use of time domain features for the neural network based fault diagnosis of a machine tool coolant system, *Proceedings of the IMECH E Part I Journal of Systems and Control Engineering*, 215 (3), 199–207.
- [40]. Badri B., Thomas M. , Sassi S. June 2007, Combination of bearing defect simulator and artificial neural network for the diagnosis of damaged bearings, *Proceedings of the 20th international conference of Comadem07*, Faro, Portugal, 175- 185.

CHAPITRE 4

ÉTUDE DU COMPORTEMENT DES ROULEMENTS DANS LES ROTORS TOURNANT À HAUTES VITESSES

4.1 Résumé

Le chapitre 4 présente un article publié dans la revue : Journal International sur l'Ingénierie des risques industriels (JI-IRI) :

Badri B.; M. Thomas; S. Sassi; I. Zaghbani; V. Songméné; **Étude du comportement des roulements dans les rotors tournant à haute vitesse**. Revue Internationale sur l'Ingénierie des Risques Industriels (JI-IRI), Vol 3, No 1, 2010, 15 pages.

L'article présente une étude du comportement vibratoire des rotors tournants à hautes vitesses supportés par des roulements. Un simulateur numérique de l'ensemble rotor-roulements, basé sur un modèle tridimensionnel à 20 degrés de liberté, permet de générer les réponses vibratoires en régime transitoire (montées et descentes en vitesse), calculées au niveau des paliers contenant des roulements atteints de défauts localisés. La représentation de cette variation de vitesse est réalisée en temps-fréquence par la méthode de Transformée de Fourier Rapide (STFT). La particularité de ce simulateur est qu'il tient compte des effets gyroscopiques qu'induisent les hautes vitesses de rotation du rotor flexible. La dérive des fréquences naturelles en régime transitoire en découlant est ainsi prise en compte.

L'application principale de ce simulateur est d'étudier l'interaction des défauts de roulement avec les caractéristiques dynamiques du système, permettant de déterminer les nouvelles vitesses critiques provoquées par la coïncidence des fréquences de défaut avec les fréquences naturelles du rotor -qui varient aussi en fonction de la vitesse de rotation du rotor.

4.2 Introduction

Les vibrations excessives des machines tournantes peuvent, dans certains cas, non seulement nuire à la santé de leurs opérateurs, mais aussi causer une perte appréciable de la productivité et/ou de la qualité des produits et une réduction de la fiabilité des éléments des machines. Afin d'éviter ces problèmes, il est donc essentiel de déterminer les conditions opératoires excessives pour chaque machine opérant dans des conditions critiques. Au cours des dernières années, beaucoup de développements et travaux de recherches théoriques et expérimentaux ont été réalisés dans le domaine du comportement vibratoire des rotors supportés par des roulements ou des paliers lisses. Les résultats obtenus, s'ils sont en général acceptables pour le cas des utilisations courantes, sont loin de satisfaire l'industrie aéronautique, où les turbines tournent à haute vitesse et où l'usinage à haute vitesse est une nécessité indéniable. Dans ce dernier cas, les forces de coupe mises en jeu dans les machines-outils utilisées, rendent le guidage en rotation des rotors plus approprié par des paliers à roulements plutôt que par des paliers lisses (fluides), généralement mieux adaptés aux hautes vitesses. Dans ce cas, les phénomènes en présence (effet gyroscopique, régime de lubrification...) apparaissant dans des plages de vitesses supérieures à 20 000 tr/mn ne sont pas nécessairement les mêmes qui régissent le fonctionnement dans les régimes conventionnels. La compréhension des mécanismes internes d'interaction des composantes et des contraintes fonctionnelles exige une meilleure connaissance des mécanismes d'endommagement. Par ailleurs, à cause du caractère transitoire des machines-outils, il devient évident que la détection précoce des défauts –principalement des roulements des broches- devient une tâche très complexe qui nécessite une palette d'outils de détection de défauts mieux adaptée aux conditions d'utilisation. Cette étude fait partie d'un ensemble de développements destinés à approfondir les connaissances du comportement vibratoire des rotors flexibles tournant à haute vitesse et supportés par des roulements. Le présent article, traite en particulier de la simulation des effets gyroscopique et de Coriolis qui vont engendrer des fréquences critiques qui varient en fonction de la vitesse de rotation du rotor, et qui sont par conséquent différentes des fréquences naturelles mesurées à l'arrêt de la machine.

4.3 Modélisation

4.3.1 Modèle initial du roulement

Le modèle proposé est une continuité de travaux antérieurs (S. Sassi 2007, S. Sassi October 2001) qui décrivent le comportement dynamique d'un roulement (Figure. 4.1), contenant des défauts localisés de surface et tournant à vitesse constante. Dans cette figure, un modèle à 3 degrés de liberté est montré, qui considère les bagues externe et interne, la bille et les films d'huile. Un modèle plus complet à 5 degrés de liberté pourrait aussi être utilisé, en incluant l'effet du socle et celui du rotor. Les différents paramètres régissant le comportement de ce modèle ont été développés en utilisant les formules analytiques suivantes :

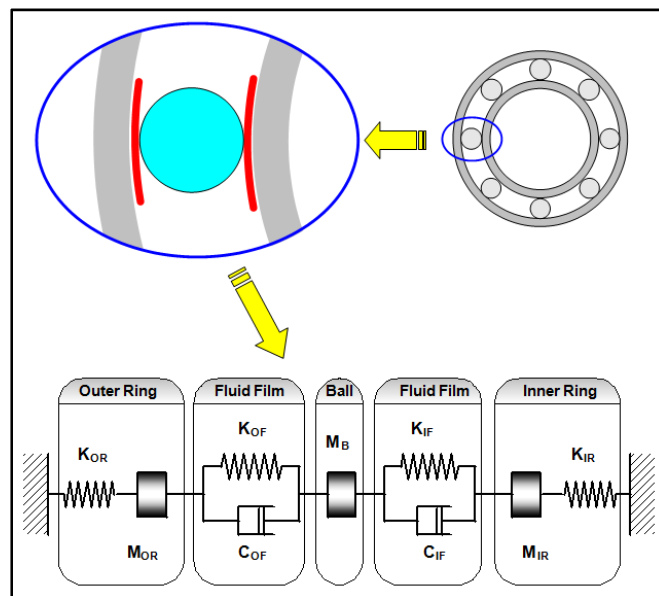


Figure 4. 1 Modèle de base à 3 degrés de liberté du roulement

4.3.1.1 Les bagues

Considérées comme des systèmes masse-ressort dont on néglige l'amortissement structural – ce qui n'affecte pas les fréquences naturelles du système (Wensing 1998)-, les rigidités des deux bagues sont obtenues par les équations suivantes :

Rigidité de la bague interne

$$K_{IR} = M_{IR} \cdot \omega_{IR}^2 \quad (4.1)$$

Rigidité de la bague externe

$$K_{OR} = M_{OR} \cdot \omega_{OR}^2 \quad (4.2)$$

où les fréquences naturelle ω_n sont exprimées par

$$\omega_n = \frac{n \sqrt{n^2 - 1}}{\sqrt{1 + n^2}} \sqrt{\frac{EI}{\mu R^4}} \quad (4.3)$$

où E est le module de Young [N/m²], I est le moment d'inertie de la section transversale de la bague [m⁴], μ est la masse par unité de longueur [kg/m], R est le rayon moyen de la bague [m] et n est l'ordre du mode de flexion (n=2 pour le premier mode de flexion:), soit :

$$2.68 \sqrt{\frac{EI}{\mu R^4}} \quad (4.4)$$

4.3.1.2 Les billes

La rigidité des billes, déterminée pour un roulement de type 6206, est de l'ordre de $8.3 \cdot 10^9$ N/m. Comparée aux autres rigidités, elle est considérée comme infiniment rigide – K_{BE} et K_{BI} sont de l'ordre de 10^7 à 10^8 N/m-. La modélisation de la bille en tant qu'élément de masse seulement est jugée raisonnable.

4.3.1.3 Le film d'huile

Modélisés en utilisant un régime de lubrification Elasto-Hydro-Dynamique (EHD) (B.J. Hamrock 1981, Hamrock 1984, B. J. Hamrock 2004, M. Hart 2006, E. Ciulli 2008), les rigidités et amortissements du film d'huile se calculent avec :

$$K = \frac{4}{W_r \lambda_k^2} \left[\frac{\varepsilon_0}{(1-\varepsilon_0^2)^2} \sin^2 \phi_0 + \frac{3\pi \varepsilon_0^2}{4(1-\varepsilon_0^2)^{5/2}} \sin \phi_0 \cos \phi_0 + \frac{2\varepsilon_0(1+\varepsilon_0^2)}{(1-\varepsilon_0^2)^3} \cos^2 \phi_0 \right] \quad (4.5)$$

$$C = \frac{4}{W_r \lambda_k^2} \left[\frac{\pi}{2(1-\varepsilon_0^2)^{3/2}} \sin^2 \phi_0 + \frac{4\varepsilon_0}{(1-\varepsilon_0^2)^2} \sin \phi_0 \cos \phi_0 + \frac{\pi(1+2\varepsilon_0^2)}{2(1-\varepsilon_0^2)^{5/2}} \cos^2 \phi_0 \right] \quad (4.6)$$

où:

$$\frac{4}{W_r \lambda_k^2} = \frac{(1-\varepsilon_0^2)^2}{\varepsilon_0 [16\varepsilon_0^2 + \pi^2(1-\varepsilon_0^2)]^{1/2}} \cos^2 \phi_0 \quad (4.7)$$

$$\tan \phi_0 = \frac{\pi(1-\varepsilon_0^2)^{1/2}}{4\varepsilon_0} \quad (4.8)$$

$$\varepsilon_0 = 1 - \frac{h}{c} \quad (4.9)$$

où ε_0 est un coefficient d'excentricité, c étant le jeu diamétral du roulement, et h l'épaisseur du film d'huile. L'épaisseur h du film d'huile a été calculée d'après la théorie EHD.

4.3.1.4 Résultats de simulations pour un roulement défectueux

Le comportement du modèle original proposé (pour le roulement seul) se traduit par le système d'équations différentielles suivantes :

$$[M] \cdot \{\ddot{y}\} + [C] \cdot \{\dot{y}\} + [K] \cdot \{y\} = \{F\} \quad (4.10)$$

où $[M]$, $[C]$ et $[K]$ représentent respectivement les matrices de masses, d'amortissement et de rigidité du système.

Le vecteur $\{F\}$ représente les forces de chocs générées par le défaut au passage des billes. Le défaut a été modélisé comme un passage de la bille sur un trou (Figure 4.2) (S. Sassi 2007).

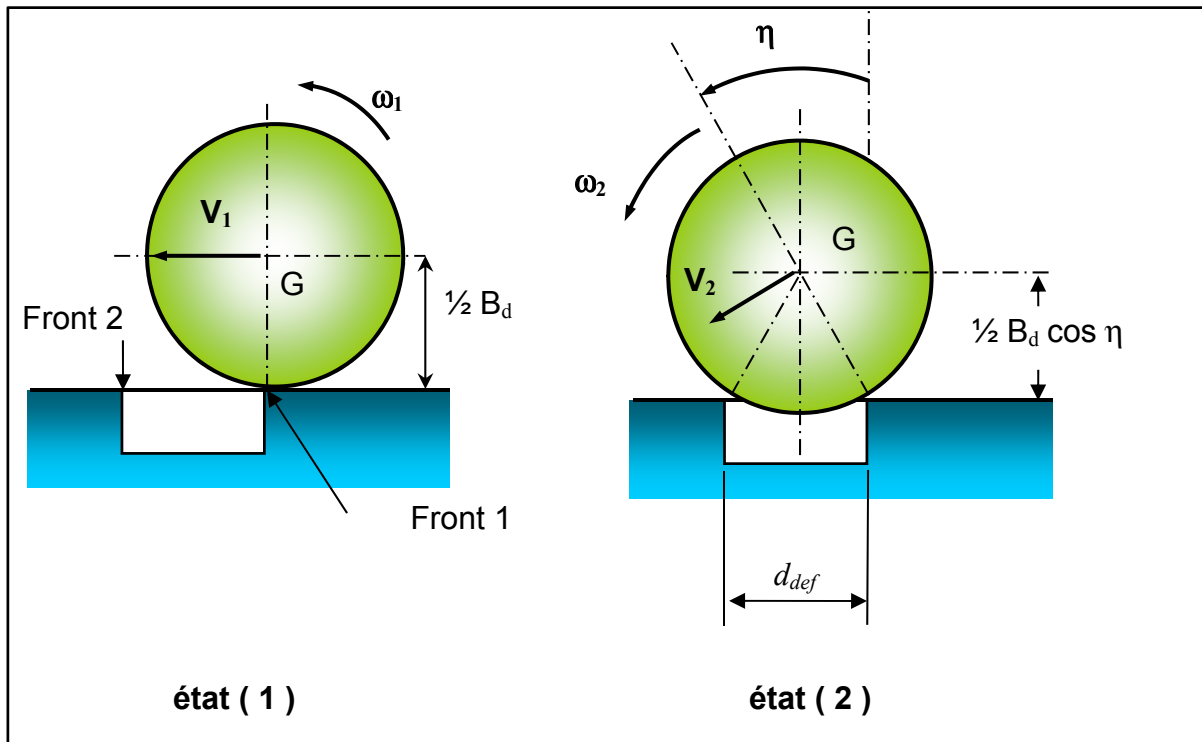


Figure 4.2 Simulation du défaut

$$[M] = \begin{bmatrix} M_{OR} & 0 & 0 \\ 0 & M_B & 0 \\ 0 & 0 & M_{IR} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$[K] = \begin{bmatrix} K_{OR} + K_{OF} & -K_{OF} & 0 \\ -K_{OF} & K_{OF} + K_{IF} & -K_{IF} \\ 0 & -K_{IF} & K_{IR} + K_{IF} \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

$$[C] = \begin{bmatrix} C_{OF} & -C_{OF} & 0 \\ -C_{OF} & C_{OF} + C_{IF} & -C_{IF} \\ 0 & -C_{IF} & C_{IF} \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

Après résolution du système d'équations et après un ajustement nécessaire pour prendre en compte la fonction de transfert de la machine et du socle (par lesquels passe le signal vibratoire jusqu'au capteur de vibration) ainsi que des perturbations aléatoires (dus aux frottements internes), le signal vibratoire généré par le modèle (S. Sassi 2007), dans le cas d'un roulement tournant à vitesse constante (11.6 Hz), est représenté à la Figure 4.3.

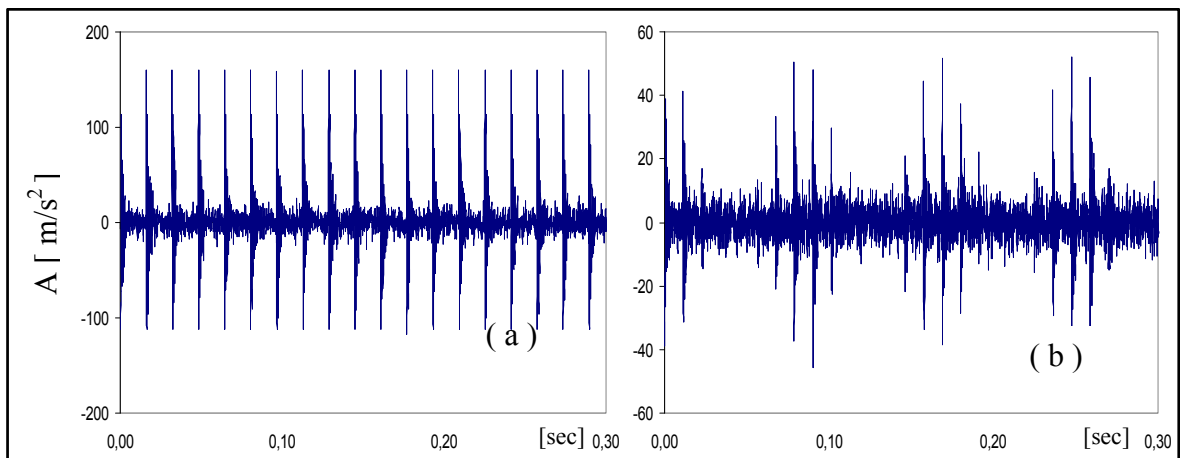


Figure 4.3 Réponse temporelle d'un roulement endommagé du type SKF1210, tournant à 11.6 Hz. :(a) défaut localisé (1mm) sur la BE; (b) défaut localisé sur la BI.

4.4 Modèle de rotor flexible monté sur roulements

Tel que présenté dans la section précédente, le modèle du roulement est un modèle unidirectionnel tournant, qui était adapté à l'étude des vibrations d'un roulement isolé. Pour intégrer un tel roulement dans un modèle plus complexe qui soit réaliste et qui tienne compte aussi du comportement dynamique d'un rotor flexible à haute vitesse avec effet gyroscopique, il est primordial de développer des équations dans un modèle bidimensionnel, où les directions verticales et horizontales sont prises en compte. Ainsi, le nouveau modèle

présente un rotor de type Jeffcott (E. Swanson May 2005), supporté par deux roulements à ses extrémités, avec des déplacements possibles du rotor dans la direction verticale et horizontale (Figure 4.4).

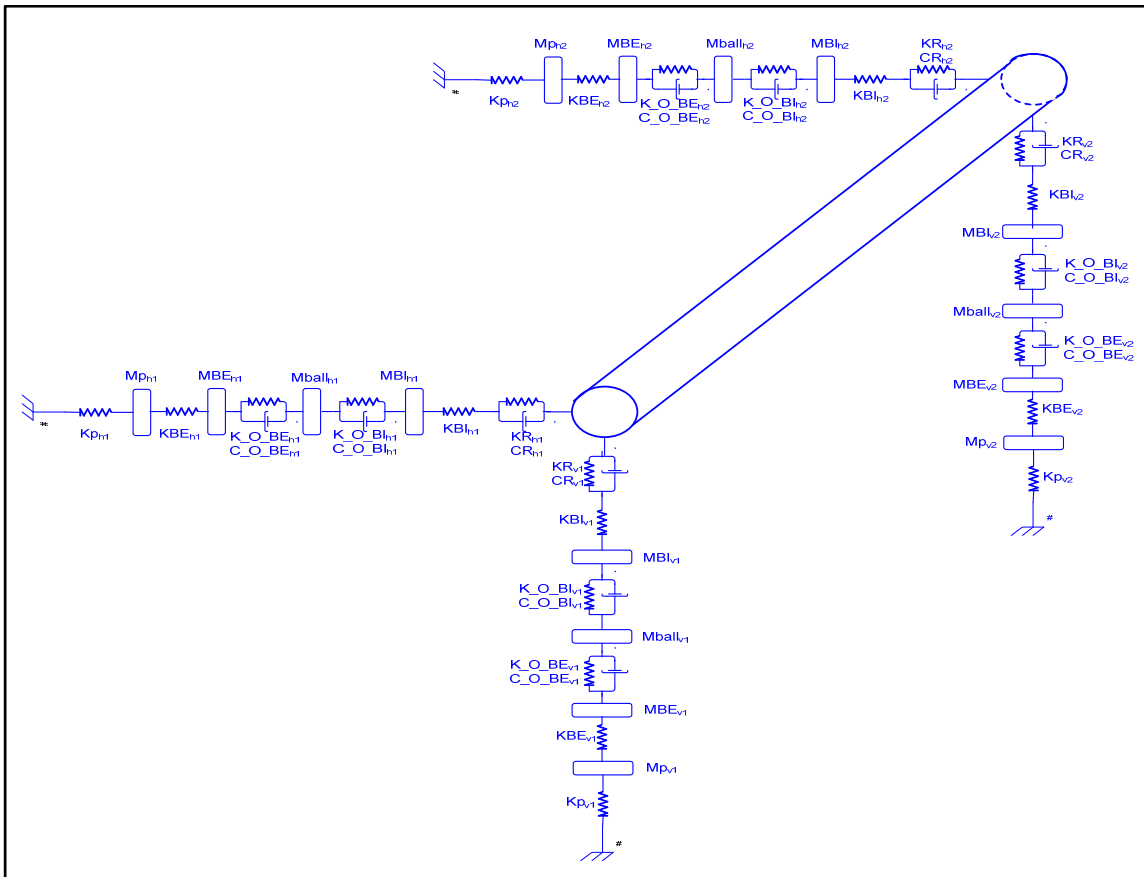


Figure 4.4 Modèle du rotor flexible à haute vitesse supporté par 2 roulements

Le présent modèle permet d'étudier un large éventail de phénomènes, allant de la propagation des chocs d'un palier à l'autre, à l'étude des résonances en régime transitoire, et plus important encore à l'effet gyroscopique. L'effet gyroscopique et les forces de Coriolis sont des phénomènes affectant les machines tournant à grande vitesse avec une inertie importante. Il se manifeste par une variation des fréquences naturelles en fonction de la vitesse de rotation, par rapport aux valeurs obtenues à l'arrêt.

L'effet gyroscopique se traduit dans les équations de mouvement par une composante d'amortissement $G(\omega)$ variant en fonction de la vitesse de rotation ω (Lacroix 1988, G. Ferraris 1990, M. Lalanne 1996, Olsson 2006):

$$[M] \cdot \{\ddot{y}\} + [C + G(\omega)] \cdot \{\dot{y}\} + [K] \cdot \{y\} = \{F\} \quad (4.14)$$

Bien que ce nouveau modèle soit largement plus complexe que le modèle original, 20 degrés de libertés (ddl) au lieu de 3, la démarche reste sensiblement similaire, dans la mesure où la résolution des équations de mouvements est précédée par la détermination des caractéristiques dynamiques du nouveau modèle.

4.4.1 Rotor

Pour garder un modèle relativement simple, le rotor a été modélisé sans tenir compte des modes de déformations élastiques qu'il peut décrire —étape qui sera abordée dans un prochain travail-. Pour des raisons de simplification, le rotor a été considéré comme un système à deux degrés de liberté, masses-ressorts (translation et rotation), dans la condition appuyé-appuyé. Sa rigidité en flexion au centre de l'arbre est donnée sous la forme :

$$K_r = \frac{48EI}{L^3} \quad (4.15)$$

où E est le module d'Young (N/m^2), I est le moment d'inertie de la section du rotor (m^4) et L est la longueur du rotor (m).

La masse effective M_r dans cette modélisation, est la moitié de la masse totale M (M. Thomas 2007) :

$$M_r = \frac{\rho A(L_1 + L_2)}{2} \quad (4.16)$$

où ρ est la masse volumique du rotor (kg/m^3), A est la section du rotor (m^2) et L_1 et L_2 sont les distances séparant respectivement le palier avant et arrière du centre de gravité (mètre).

L'inertie de rotation du rotor (J_r) est donnée par la formule :

$$J_r = M \left(\frac{3r^2 + (L_1 + L_2)^2}{12} \right) \quad (4.17)$$

où r est le rayon nominal du rotor, et M est la masse totale du rotor (kg).

4.4.2 Palier

La rigidité du palier a été déterminée suite à une analyse modale expérimentale (Fig. 4.4), en déterminant la première fréquence naturelle ω_1 . L'hypothèse selon laquelle le palier peut être approximé par un système à un seul degré de liberté permet d'en déduire la rigidité en la reliant à la pulsation naturelle.

$$K_P = M_P \cdot \omega_{1P}^2 \quad (4.18)$$

La fonction de transfert (Figure 4.5) du palier NSK 510, relevée en direction radiale verticale, montre la première fréquence naturelle à 92.3 Hz, ce qui donne une valeur de la rigidité à $1.57 \cdot 10^6$ N/m.

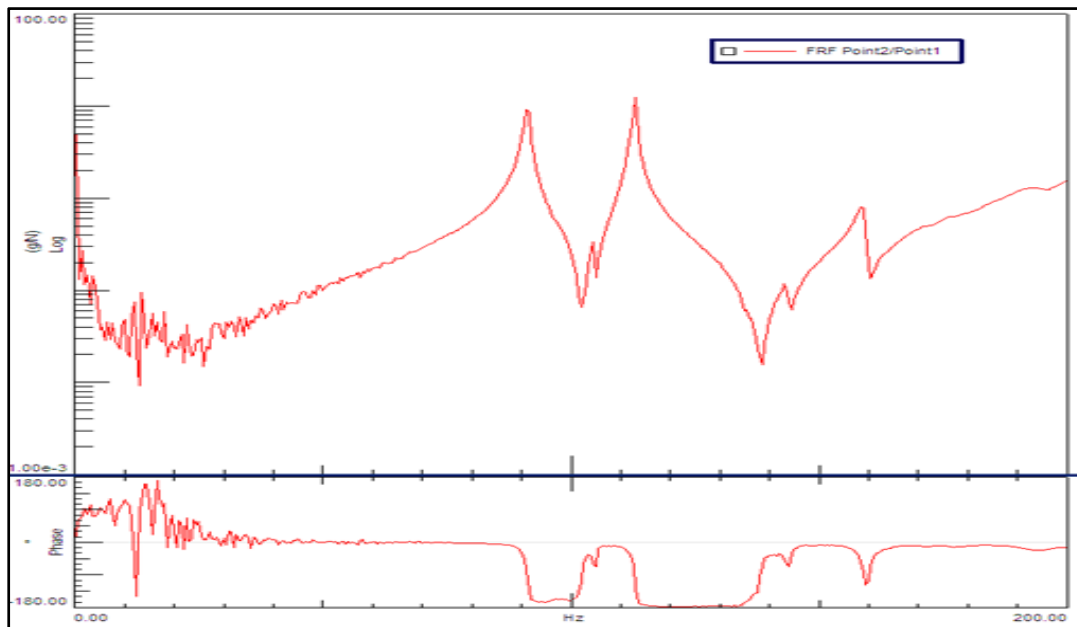


Figure 4.5 Fonction de transfert du palier

4.4.3 Effet gyroscopique

En observant le système dans des coordonnées locales q situées sur le rotor au niveau du palier, les déplacements du rotor dans la direction radiale verticale et horizontale sont les solutions des équations de mouvements suivantes [12-15]:

$$[Mr][q_i^{**}] + \Omega [G][q_i^*] + [Kr][q_i] = 0 \quad (4.19)$$

$$\begin{bmatrix} Mr & 0 \\ 0 & Mr \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1^{**} \\ q_2^{**} \end{bmatrix} + \Omega \begin{bmatrix} 0 & -a \\ a & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1^* \\ q_2^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Kr & 0 \\ 0 & Kr \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \end{bmatrix} = 0 \quad (4.20)$$

où Ω est la vitesse de rotation du rotor, et a est un coefficient définissant l'effet gyroscopique et calculé à partir des lois de conservation de l'énergie cinétique du système.

Les valeurs propres de cette équation montrent pourquoi les fréquences naturelles dépendent de la vitesse de rotation :

$$\begin{vmatrix} K_r + M_r s^2 & -a\Omega s \\ a\Omega s & K_r + M_r s^2 \end{vmatrix} = 0 \quad (4.21)$$

Les matrices M , C et K du modèle à 20 d.d.l. sont construites à partir des relations citées plus haut, auxquelles on rajoute la matrice G qui contient les coefficients de couplage permettant de tenir compte de l'effet gyroscopique en fonction de la vitesse de rotation.

4.5 Résultats

Le diagramme de Campbell (Figure 4.6), présente l'évolution des fréquences naturelles sur une gamme de 0 à 2000 Hz, calculées à partir des matrices M , G et K à partir de la formulation d'états [16], en fonction de la vitesse de rotation. Le zoom sur la gamme de fréquence [0-500 Hz] de la figure 4.6 met en évidence les fréquences critiques du rotor (Figure 4.7), soit 354 et 396 Hz. Ces deux zones d'instabilités se trouvent à 21 246 tr/mn et

23 784 tr/mn, contrairement au système initial (sans effet gyroscopique) qui ne présente qu'une seule résonance mesurée à l'arrêt, soit 22 302 tr/mn (372 Hz).

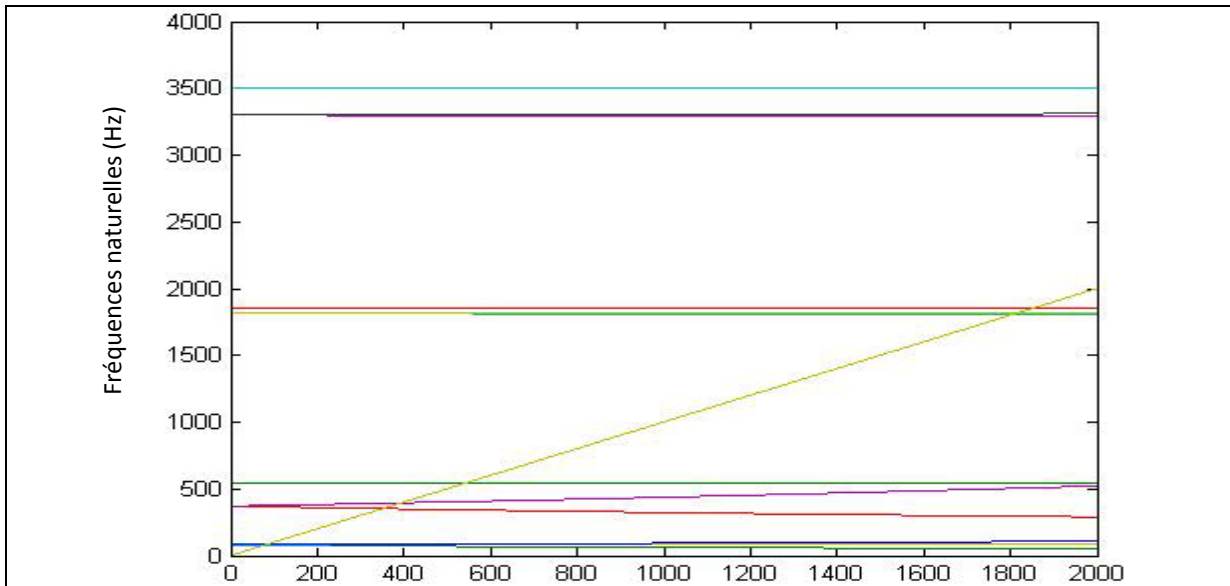


Figure 4.6 Diagramme de Campbell [0-2000 Hz]

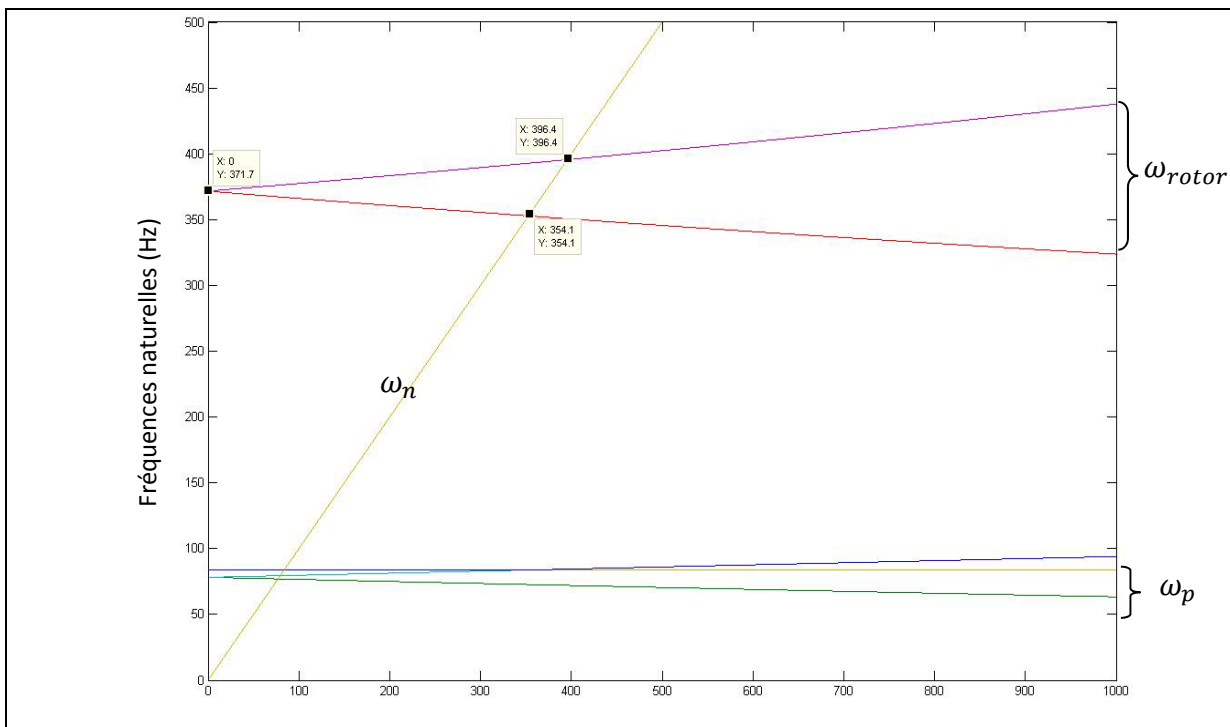


Figure 4.7 Zoom sur le diagramme de Campbell [0-1000Hz] Mettre les unités

4.5.1 Influence de l'effet gyroscopique

Pour mettre en évidence l'effet de la composante gyroscopique, une étude comparative a été menée sur la réponse du modèle, sans la matrice G (Figure 4.8), et avec la matrice G (Figure 4.9), le rotor étant supporté par des roulements sains, et subissant une excitation de type balourd dans la bande [200, 500 Hz].

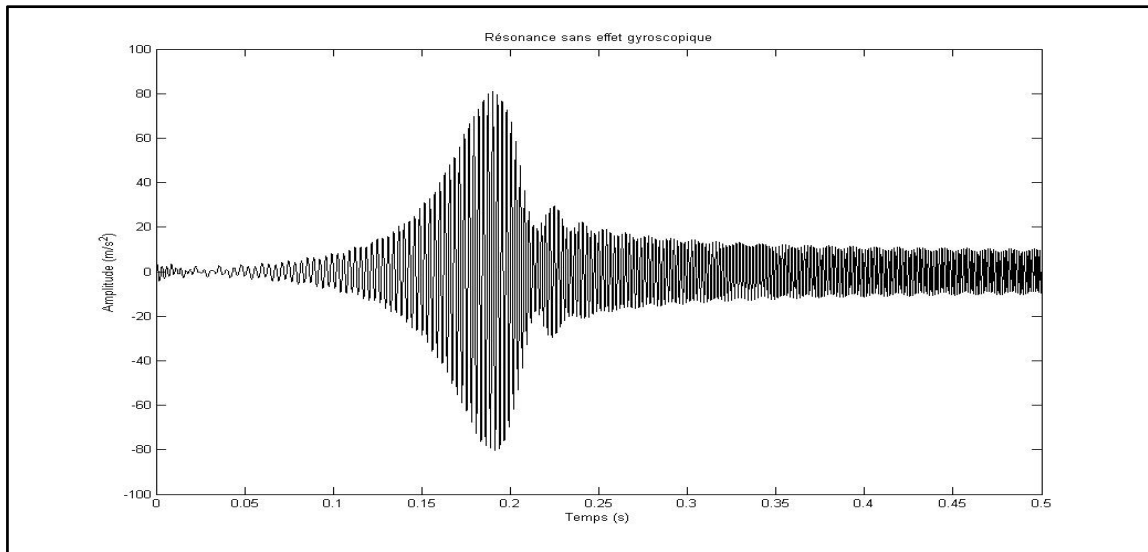


Figure 4.8 Passage de la résonance en l'absence de l'effet gyroscopique

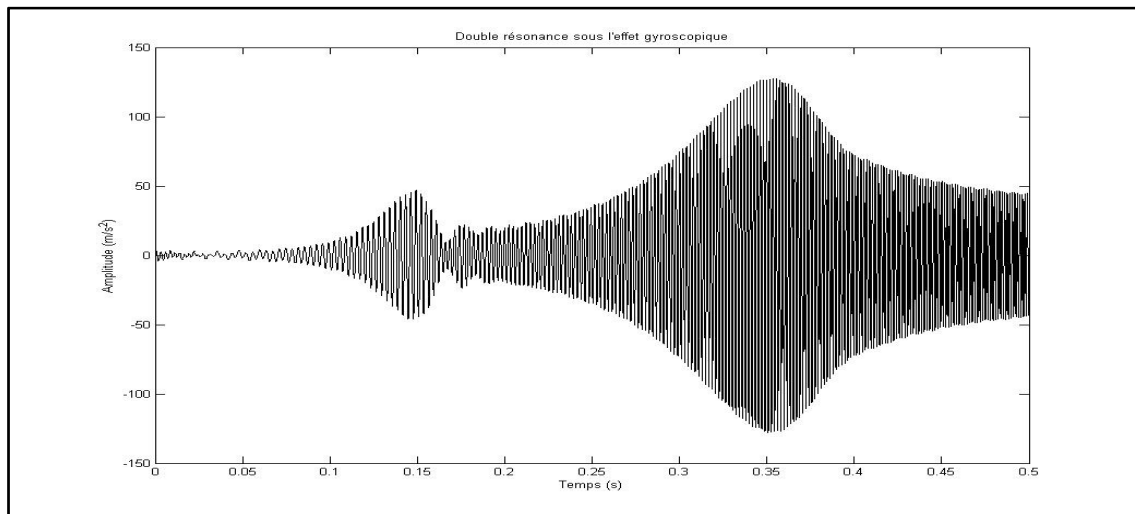


Figure 4.9 Passage des 2 résonances en présence de l'effet gyroscopique

En l'absence de l'effet gyroscopique, les courbes de réponses montrent clairement que l'excitation (ici représenté par un balourd) rencontre une seule résonance – la même que mesurée à l'arrêt, soit 371.7 Hz. Par contre, en considérant l'effet gyroscopique, deux résonances seront excitées (354.1 Hz et 396.4 Hz). Ces deux fréquences correspondent aux deux modes de précessions inverse et directe [11-14].

4.5.2 Comportement des roulements tournant à haute vitesse avec défauts

Le comportement dynamique du système est simulé en considérant le rotor supporté par deux roulements de type SKF 1210 EKTN9 (BPFO= $7.26 f_0$ et BPFI = $9.78 f_0$), dont l'un est atteint d'un défaut (1mm) sur la bague extérieure. La charge radiale est considérée tournante sous l'effet d'un balourd placé dans le plan du centre de gravité du rotor. Les conditions de fonctionnement sont transitoires, dans la mesure où l'on considère une vitesse variant progressivement de 0 à 750 Hz (45 000 tr/mn). En régime transitoire, et sur une courbe temps-fréquences par transformée de Fourier rapide (STFT) (Fig. 4.10), on observe la combinaison de 2 phénomènes :

- Amplification des vibrations autour des fréquences de résonances du roulement (3500 Hz); l'excitation provenant du choc généré à chaque passage de bille sur le défaut, qui excite la 2^{ème} harmonique de BPFO (détail 3 sur la fig. 4.10).
- Excitation par le balourd tournant à f_0 , des 2 fréquences de résonance du rotor proches de 357 Hz (détails 1 et 2 sur la Figure 4.10).

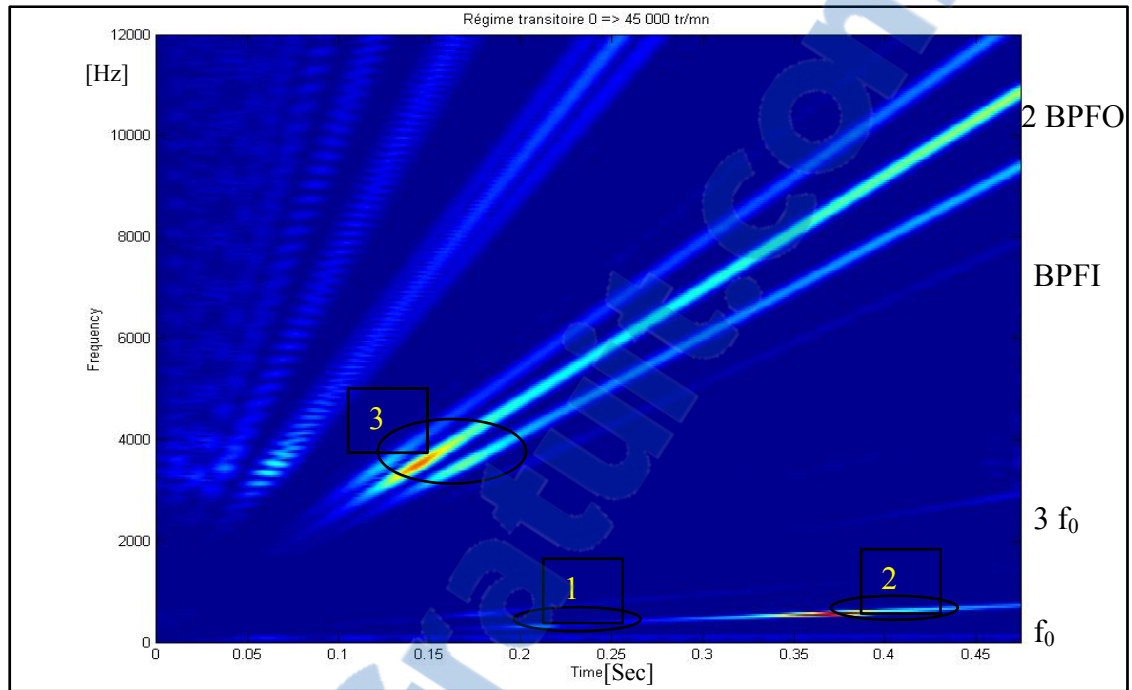


Figure 4.10 Spectrogramme de la réponse vibratoire avec présence d'un défaut de roulement et du balourd.

4.6 Conclusion

Le modèle développé dans ce travail simule le comportement dynamique d'un rotor flexible tournant à haute vitesse et supporté par des roulements affectés de défauts de surface localisés, en tenant compte de l'effet gyroscopique qui affecte le système. Les résultats ont montré qu'en la présence de l'effet gyroscopique, le système étudié présente deux zones d'instabilités qui se trouvent à 21 246 tr/mn et 23 784 tr/mn, contrairement au système initial (sans effet gyroscopique) qui ne présente qu'une seule résonance mesurée à l'arrêt, soit 22302 tr/mn. Les défauts de roulements vont alors créer de nouvelles fréquences critiques, qu'on doit absolument estimer pour un arbre en rotation. Une étude modale à l'arrêt seulement aboutirait à des résultats erronés, pour déterminer les vitesses critiques. Une étude expérimentale sur une fraiseuse haute vitesse est encore en cours de réalisation, mais il n'est pas évident de faire tourner une machine à plus de 30 000 tr/mn en présence de défauts de roulements. A cet effet, il est bien connu que les conditions d'usinage optimales dans les

machines-outils dépendent fortement des fréquences naturelles de la broche. Malheureusement, ces fréquences naturelles sont trop souvent mesurées à l'arrêt de la machine, et les problèmes de broutement persistent. Une étude est actuellement en cours pour identifier le comportement des lobes de stabilité avec les fréquences naturelles mesurées en rotation, en tenant compte de l'effet gyroscopique. Le présent travail permet d'aboutir à un outil capable d'investiguer d'autres phénomènes intéressants en dynamiques des machines tournantes, à commencer par la transmissibilité des vibrations de roulement d'un palier à l'autre.

4.7 Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier le Consortium de recherche et d'innovation en aérospatiale du Québec (CRIAQ), le conseil de recherches en sciences naturelles et en génie (CRSNG-RDC), ainsi que Bombardier aéronautique et Pratt & Whitney Canada pour leurs soutiens financiers.

4.8 Bibliographie

- [1]. Sassi S., Badri B. and Thomas M., 2007, A Numerical Model to Predict Damaged Bearing Vibrations, *Journal of Vibration and Control*, Vol. 13, No. 11, Doi: 10.1177/1077546307080040, 1603-1628.
- [2]. Badri B, Thomas M. and Sassi S., October 2004, BEAT: a numerical simulator for ball bearing affected by localized defects, *Proceedings of the 22nd Seminar on machinery vibration*, CMVA, Ottawa, 13 p.
- [3]. Sassi S., Thomas M. and Badri B., October 2004, Numerical simulation for vibration response of a ball bearing affected by localized defects, *Proceedings of the 5th international Conference on acoustical and vibratory surveillance methods and diagnostic techniques*, Senlis, France, paper R48, 10 p.
- [4]. Wensing J.A., *On the dynamics of ball bearings*, thesis, 1998, Université Twente, 1998, 183 pages

- [5]. Hamrock B.J., 1994, Fundamentals of Fluid Film Lubrication, Mechanical Engineering Series, Singapore: McGraw-Hill Editions.
- [6]. Hamrock B.J. and Dowson D.: Ball Bearing Lubrication The Elastohydrodynamics of Elliptical contacts.
- [7]. Hamrock B.J. Lubrication of machine elements. Mechanical Engineers' Handbook: Materials and Mechanical Design, Volume 1, Third Edition.
- [8]. Hartl M., Ivan Krupka and Dong Zhu. EHL film thickness behaviour under high pressure comparison between numerical and experimental results. R.W. Snidle and H.P. Evans (eds), IUTAM Symposium on Elastohydrodynamics and Microelastohydrodynamics, 217–228
- [9]. Ciulli E., T. Draexl, and K. Stadler. Film Thickness Analysis for EHL Contacts under Steady-State and Transient Conditions by Automatic Digital. Advances in Tribology Volume 2008, Article ID 325187, 16 pages.
- [10]. Ciulli E. Non-steady state non-conformal contacts: friction and film thickness studies. Meccanica (2009) 44: 409–425
- [11]. Swanson E., Powell C.D., and Weissman S., May 2005, A Practical Review of Rotating Machinery Critical Speeds and Modes, Sound and Vibration Magazine, pp. 10-17.
- [12]. Lacroix, J., 1988, Comportement dynamique d'un rotor au passage des vitesses critiques, thèse de doctorat de l'INSA de Lyon France.
- [13]. Lalanne, M. et Ferraris, G., 1996, Dynamique des rotors en flexion, Techniques de l'ingénieur, traité de Génie mécanique, pages B5-110-1, B5-110-39.
- [14]. Lalanne, M. and Ferraris, G., 1990, Rotordynamics prediction in engineering. J. Wiley (G.B) 198p.
- [15]. Olsson F., 2006. Rotordynamic Model of a fiber refinery in beast, Lulea university of technology, master thesis.
- [16]. Thomas M. et Laville F., 2007, Simulation des vibrations mécaniques par Matlab, Simulink et Ansys, D1509, ISBN 978-2-7605-1509-3. 734 pages.

CHAPITRE 5

A SPINDLE-BEARINGS SIMULATOR IN HIGH SPEED MACHINING

5.1 Résumé

Ce chapitre présente un article soumis pour publication dans la revue internationale *Machines*.

Traitant de la dynamique des broches, cet article propose un modèle général permettant de mieux appréhender leur comportement, notamment à haute vitesse. Ce chapitre détaille les étapes fondamentales du développement d'un modèle tridimensionnel, à 20 degrés de liberté incluant la broche et les 2 paliers de roulements, en vue de déduire les réponses vibratoires et le comportement dynamique des unités d'usinages à hautes vitesses, notamment la transmissibilité des vibrations dans la broche en présence de défaut de roulements.

L'effet gyroscopique étant considéré dans la modélisation, le simulateur développé permet d'étudier avec précision plusieurs phénomènes tels que la dérive des fréquences naturelles à haute vitesse, la stabilité de l'usinage en ajustant les lobes de stabilité, ainsi que l'apparition du broutement régénératif.

Des simulations numériques et des essais expérimentaux sur des centres d'usinage à haute vitesse (28 000 rpm à l'ÉTS et 30 000 rpm à Bombardier) viennent valider les développements effectués.

5.2 Abstract

This paper presents the major steps in the development of a three-dimensional numerical model that simulates the dynamic behavior of a spindle-bearing system during high speed machining. The system is composed mainly of a spindle supported at its both ends by two ball bearings. The entire set is analyzed by a twenty-degrees-of-freedom model that describes the vibration of the entire mechanism and takes into consideration also the gyroscopic effect arising at high speeds. Moreover, the developed model is used to generate vibration response of a defective bearing, and also to assess its transmissibility from one housing to another. The model also illustrates the drift of natural frequencies with the operating speeds and its effect on machining stability (through the stability lobes).

Numerical simulations as well as experimental tests were conducted on high speed milling CNC operating at 28,000 RPM to validate the dynamic behavior.

5.3 Introduction

The objective of machining operations by material removal, like turning or milling, is to produce work-pieces with specified dimensions and accuracy. In the attempt to be more competitive by reducing the costs, manufacturers strive to do things faster and shorten delivery times. Therefore, High Speed Machining (HSM) has become one of the leading methods in the improvement of machining productivity. HSM enables manufacturers to shorten machining times and to achieve a higher surface quality. However, during high rotating speed machining, components may be pushed to their operating limits, and new instability phenomenon may occur and affect the machining quality. In fact, surface quality in high speed machining is affected by many parameters and specific combinations of rotation speeds and cutting depths can lead to the amplification of vibration and chatter. Machining chatter correspond to the relative movement between the work-piece and the cutting tool. Chatter results in waves on the machined surface and in bad work-pieces. The machine and tool will wear out rapidly and a lot of noise is produced. Chatter can be divided

in two main categories (Quintana and Ciurana 2011): Primary chatter (arising from the cutting process), and secondary chatter (arising from the waviness of the surface). Primary chatter involve frictional chatter (M. Wiercigroch 2001), thermo-mechanical chatter (M.Wiercigroch 2001) and mode coupling chatter (Tlustý and Poláček 1963), but the most common type encountered in the industry (as well as in the number of publications – over 100 publication in 2009) is the regenerative chatter (Altıntaş and Budak 1995, Faassen, van de Wouw et al. 2003, Abele and Fiedler 2004). In fact, regenerative self-excited vibrations can occur under specific operating conditions (combinations of speed and depth), causing waviness on the surface which is basically related to the modulation of the cutting force, the chip thickness and the tool vibration. Depending on the phase separating the waves left by two successive teeth, the tool will face a modulation in the thickness material (Altıntaş and Budak 1995, Quintana and Ciurana 2011). This lead to excessive vibrations amplification and a bad surface finish. In order to avoid such undesirable vibration and insure a good surface quality, the operator should carefully select the spindle speed and depth of cut in accordance with the stability lobes derived from basic mechanical theories. Stability lobe diagram is an effective tool which helps for predicting the machining stability under specific cutting conditions (Faassen, van de Wouw et al. 2003, Abele and Fiedler 2004, Lamraoui M. 2013)]. Since the theory involves the knowledge of the modal parameters of the spindle/tool, the most common method actually used in industry is to perform an impact test on the tool to pinpoint the natural frequencies of the structure (Quintana and Ciurana 2011), when the machine is not operating and at rest (Fig. 5.1). All these developments will provide satisfactory results when applied at low rotating speeds (under 10 000 RPM). However, the identification of modal parameters starts to lose accuracy when rotating at very high speeds, because the gyroscopic effects of the spindle become non negligible (Ferraris. G 1990). Several approaches were investigated in order to include the dynamic parameter changes according to the speed. In particular, experimental methods focused on measuring the Frequency Response Function (FRF) during the machining process (Altıntaş and Budak 1995, Quintana and Ciurana 2011), with conventional sensors (accelerometers, microphones, proximity probes...) and with non-contacting methods (Rantatalo, Aidanpää et al. 2007) (Laser, Electromagnetic sensors with dummy tool...). Results were judged satisfactory, but

the development faced a difficulty to be generalized since the hardware setup was difficult to deploy.

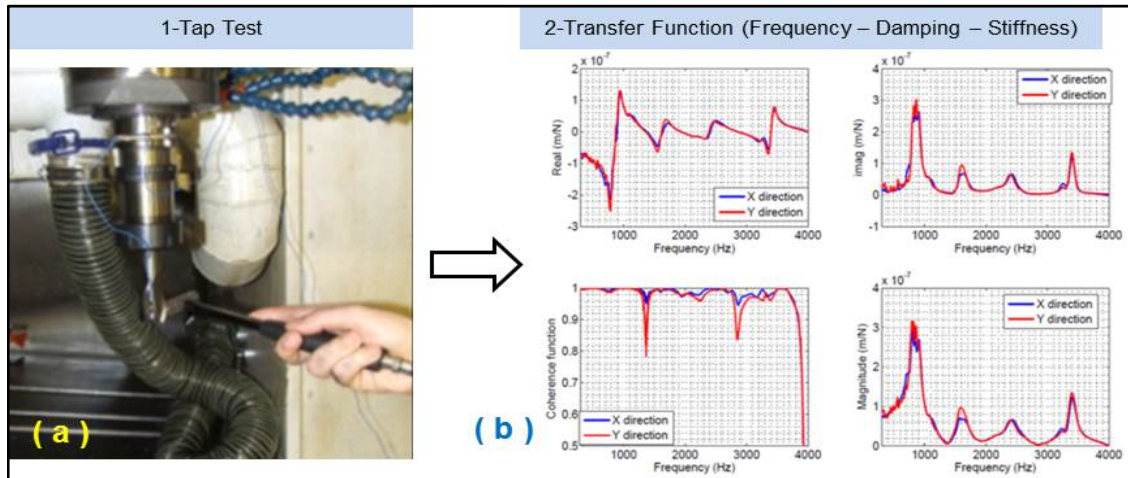


Figure 5.1 . FRF of the tool (a) Tap test (b) Transfer functions: Real-imaginary parts, Magnitude, Coherence. [from (Lamraoui M. 2014)]

Numerical methods were also used to model and investigate the dynamic behaviour of the spindle [16]. Among them, the Finite Element Method (FEM) (Baker and Rouch 2002, Faassen, van de Wouw et al. 2003, Quintana and Ciurana 2011, Lamraoui M. 2014) appears as the most popular technique. FEM has been mainly used to estimate the natural frequencies and obtain the stability lobes diagram. However, a more rigorous approach consists in readjusting the numerical model according to experimental natural frequencies. The simulation should handle the drift of the natural frequency (Gagnol V. 2007) when operating at very high speeds. Another approach is to predict the natural frequencies by using an analytical or hybrid (analytical- simulated) model and to adjust the stability lobes according to the simulations (Movahhedy and Mosaddegh 2006, Bachrathy and Stepan 2013). In this paper, the dynamic behaviour in high rotating speed spindles and their effects on the machining process are numerically and experimentally investigated. A numerical model combining FEM and discrete elements simulates the entire mechanical system composed of bearings and spindle. A twenty (20) degree-of-freedom model is developed in order to take into account operating parameters including the gyroscopic effect arising at very high speeds on the vibration responses. The results are validated by experiments on high speed milling.

5.4 Modeling

Previous works (Badri B 2004, Sassi S. 2007) have already led to the development of a simplified theory that simulates the dynamic behavior of ball bearings containing located surface defects. Three models have been developed for predicting the dynamic behavior of bearings. A three degree of freedom system (d.o.f.) had been previously developed focusing on the bearing system (Sassi S. 2007). In this paper, a five d.o.f. system is presented including the shaft and housings and a twenty d.o.f. model is developed in order to include the spindle with its gyroscopic effect when rotating at very high speed.

5.4.1 Bearings (5dof)

This section presents an overview (Fig. 5.2) of the five (5) degrees of freedom (d.o.f.) bearing model including the Inner and the Outer Rings (IR, OR), rolling elements and the lubricant film, the shaft and the housing. This model allows for computing the vibrations in the radial direction due to a localized defect and considered only the steady state regime (fixed rotational speed).

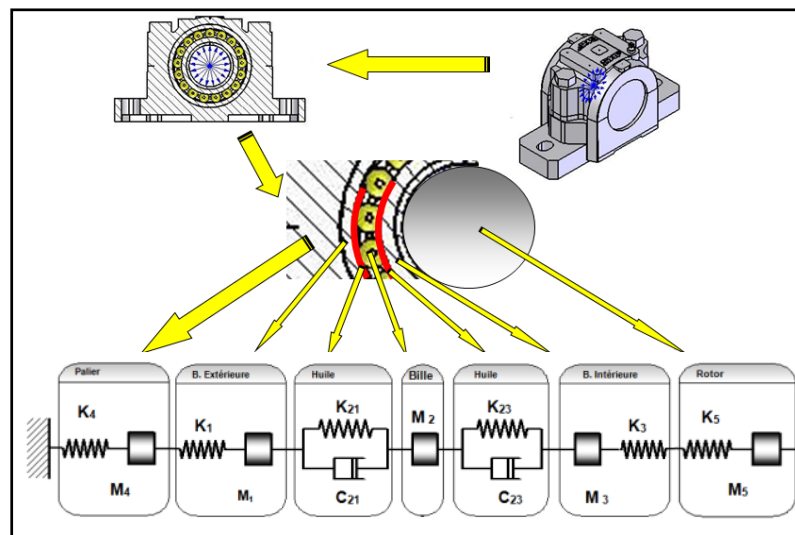


Figure 5.2 : Simplified bearing, Shaft and housing Model

The bearing dynamic may be described by a linear non-homogeneous second order differential equation of the form:

$$[M] \cdot \{\ddot{y}\} + [C] \cdot \{\dot{y}\} + [K] \cdot \{y\} = \{F\} \quad (5.1)$$

where:

$$[M] = \begin{bmatrix} M_4 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & M_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & M_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & M_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_5 \end{bmatrix} \quad [C] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & C_{21} & -C_{21} & 0 & 0 \\ 0 & -C_{21} & C_{21} + C_{23} & -C_{23} & 0 \\ 0 & 0 & -C_{23} & C_{23} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$[K] = \begin{bmatrix} K_1 + K_4 & -K_1 & 0 & 0 & 0 \\ -K_1 & K_1 + K_{21} & -K_{21} & 0 & 0 \\ 0 & -K_{21} & K_{21} + K_{23} & -K_{23} & 0 \\ 0 & 0 & -K_{23} & K_3 + K_{23} & -K_3 \\ 0 & 0 & 0 & -K_3 & K_3 \end{bmatrix} \quad \{F\} = \begin{bmatrix} F_{Housing} \\ F_1 = F_{BE} \\ F_2 = F_b \\ F_3 = F_{BI} \\ F_{Unbalance} \end{bmatrix} \quad \{y\} = \begin{bmatrix} y_p \\ y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_R \end{bmatrix}$$

In the previous expressions, M_1 is the mass of the outer ring, M_3 is the mass of the inner ring, M_2 is the mass of the ball, K_1 is the stiffness of the outer ring, K_3 is the stiffness of the inner ring, K_{21} is the stiffness of the outer fluid film, K_{23} is the stiffness of the inner fluid film, C_{21} is the damping coefficient of the outer fluid film and C_{23} is the damping coefficient of the inner fluid film, K_4 , K_5 and M_4 , M_5 being respectively the stiffness and mass of the housing and the shaft.

5.4.2 Spindle and Bearing Model (twenty d.o.f)

In order to include the gyroscopic behaviour in high speed rotors, the previous bearing model should be upgraded from 1D to 3D (bidirectional model). Such phenomenon, which induce flexion in rotors, is obtained only if both orthogonal directions are considered simultaneously (Ferraris. G 1990, J.A 1998). The gyroscopic effect is injected in the model through the equation of motion (Ferraris. G 1990), where the Gyroscopic Matrix $[G(\omega)]$ is function of the rotational speed ω :

$$[M] \cdot \{\ddot{y}\} + [C] \cdot \{\dot{y}\} + [G(\omega)] \cdot \{\dot{y}\} + [K] \cdot \{y\} = \{F\} \quad (5.2)$$

Including the gyroscopic effect in the system behaviour involves coupling parameters between the two dof q_1 and q_2 located in horizontal and vertical directions. The equation of motion, including the anti-symmetric gyroscopic matrix $G(\omega)$ may be written as follows:

$$\begin{bmatrix} M_r & 0 \\ 0 & M_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \end{bmatrix} + \Omega \begin{bmatrix} 0 & -a \\ a & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_r & 0 \\ 0 & K_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

from which are derive the following eigenvalues equation:

$$\begin{vmatrix} K_r + M_r s^2 & -a \Omega s \\ a \Omega s & K_r + M_r s^2 \end{vmatrix} = 0 \quad (5.4)$$

Eigenvalues as expressed in Eq. 5.3, shows that the natural frequencies are depending of the rotational speed. The anti-symmetric gyroscopic effect which manifests in the damping matrix (eq. 5.4) explains the interaction between the two directions.

5.4.3 Two-dimensional Bearing Model

The bearing model depicted in Fig. 5.3, represents a generalization of the 5 d.o.f. model previously proposed for 1-D analysis, to a more generalized 2-D analysis where the model is applied at both ends of the rotor and in two orthogonal directions.

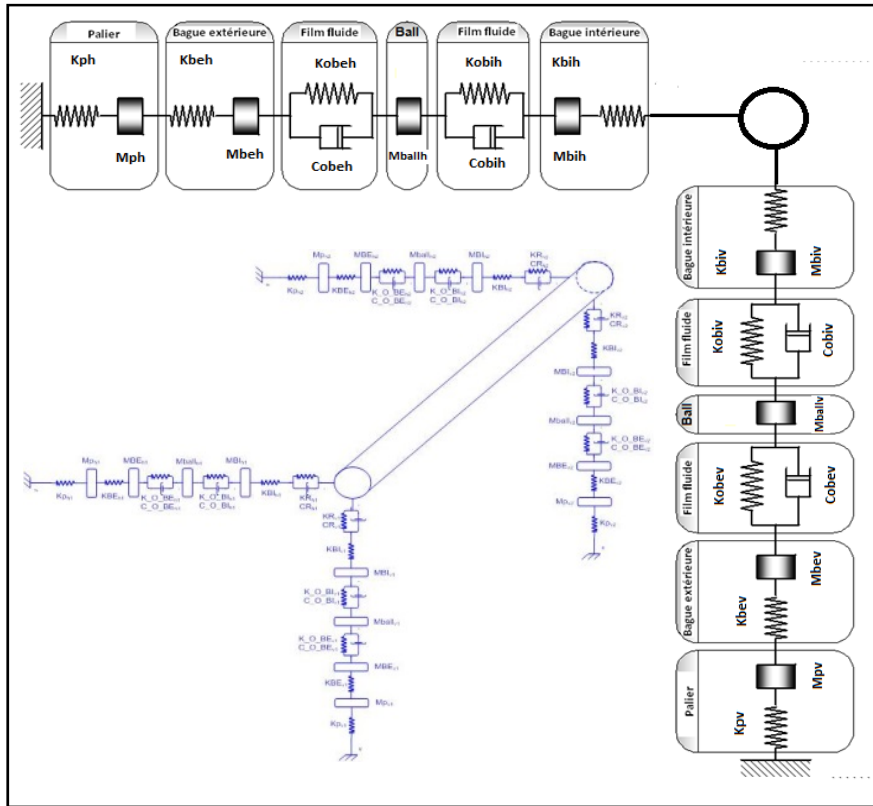


Figure 5.3 : Two-dimensional Bearing Model

In this model,

- K_{bi} and M_{bi} are the stiffness and mass of the Inner Ring,
- C_{ih} and C_{iv} are the damping of the lubricant film calculated by EHD (Elasto-Hydro-Dynamic theory),
- h and v indicate the horizontal and vertical directions,
- $j=1$ and 2 indicates the considered housing (DE: Drive End, NDE: Non Drive End).

Detailed theory on Bearing parameters calculation, theory and experimental validation are presented for a single bearing model in (Badri B 2004, Sassi S. 2007).

5.4.4 Spindle Model

The dynamic analysis of the spindle is achieved by using a Finite Element model. The rotor mass is first condensed at the ends (in the housings) and then locked on the bearing inner

rings (Fig. 5.4). At each node, four d.o.f. are considered: two displacements (u_j, w_j) and two rotations (θ_j, Ψ_j) in Radial Horizontal (RH) and Radial Vertical (RV) directions. In total, the rotor model is composed of 8 d.o.f.

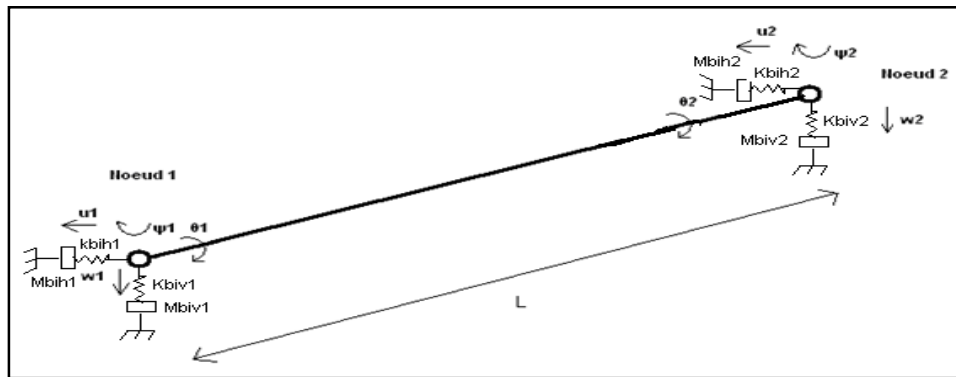


Figure 5.4 : FE model of the rotor

The stiffness matrix of the rotor is given by:

$$K = \begin{pmatrix} \frac{12EI}{(1+a)L^3} + K_{biv1} & \frac{-12EI}{(1+a)L^3} & 0 & 0 & \frac{6EI}{(1+a)L^2} & \frac{6EI}{(1+a)L^2} & 0 & 0 \\ \frac{-12EI}{(1+a)L^3} & \frac{12EI}{(1+a)L^3} + K_{biv2} & 0 & 0 & \frac{-6EI}{(1+a)L^2} & \frac{-6EI}{(1+a)L^2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{12EI}{(1+a)L^3} + K_{bih1} & \frac{-12EI}{(1+a)L^3} & 0 & 0 & \frac{-6EI}{(1+a)L^2} & \frac{-6EI}{(1+a)L^2} \\ 0 & 0 & \frac{-12EI}{(1+a)L^3} & \frac{12EI}{(1+a)L^3} + K_{bih2} & 0 & 0 & \frac{6EI}{(1+a)L^2} & \frac{6EI}{(1+a)L^2} \\ \frac{6EI}{(1+a)L^2} & \frac{-6EI}{(1+a)L^2} & 0 & 0 & \frac{(4+a)EI}{(1+a)L} & \frac{(2-a)EI}{(1+a)L} & 0 & 0 \\ \frac{6EI}{(1+a)L^2} & \frac{-6EI}{(1+a)L^2} & 0 & 0 & \frac{(2-a)EI}{(1+a)L} & \frac{(4+a)EI}{(1+a)L} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-6EI}{(1+a)L^2} & \frac{6EI}{(1+a)L^2} & 0 & 0 & \frac{(4+a)EI}{(1+a)L} & \frac{(2-a)EI}{(1+a)L} \\ 0 & 0 & \frac{-6EI}{(1+a)L^2} & \frac{6EI}{(1+a)L^2} & 0 & 0 & \frac{(2-a)EI}{(1+a)L} & \frac{(4+a)EI}{(1+a)L} \end{pmatrix} \quad (5.5)$$

where E is the Young's modulus (N/m^2); I is the surface flexion Inertia (m^4); L is the rotor length (m) and a is a shear coefficient defined by: $\mathbf{a} = \frac{24 \cdot I \cdot (1+\nu)}{S \cdot L^2}$



5.4.5 Static Condensation

In order to simplify the bearing model by keeping only the translation d.o.f, a Guyan condensation operation [(M. Thomas 2007)] is performed by applying Eq. 5.6 to 5.8. The condensed matrices M_c , K_c , and C_c are obtained from the following equations (M. Thomas 2007):

$$M_c = M_{11} - M_{12} \cdot K_{22}^{-1} \cdot K_{21} - K_{12} \cdot K_{22}^{-1} \cdot M_{21} + K_{12} \cdot K_{22}^{-1} \cdot M_{22} \cdot K_{22}^{-1} \cdot K_{21} \quad (5.6)$$

$$K_c = K_{11} - K_{12} \cdot K_{22}^{-1} \cdot K_{21} \quad (5.7)$$

$$C_c = C_{11} - C_{12} \cdot K_{22}^{-1} \cdot C_{21} - K_{12} \cdot K_{22}^{-1} \cdot C_{21} + C_{12} \cdot K_{22}^{-1} \cdot C_{22} \cdot K_{22}^{-1} \cdot C_{21} \quad (5.8)$$

The mass matrices:

$$M = \begin{pmatrix} (M_{11}) & (M_{12}) \\ (M_{21}) & (M_{22}) \end{pmatrix} \quad (5.9)$$

where

$$M_{11} = \frac{\rho SL}{420} \begin{pmatrix} 156 & 54 & 0 & 0 \\ 54 & 156 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 156 & 54 \\ 0 & 0 & 54 & 156 \end{pmatrix} \quad (5.10)$$

$$M_{12} = \frac{\rho SL}{420} \begin{pmatrix} 22L & -13L & 0 & 0 \\ 13L & -22L & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -22L & 13L \\ 0 & 0 & -13L & 22L \end{pmatrix} \quad (5.11)$$

$$M_{21} = \frac{\rho SL}{420} \begin{pmatrix} 22L & 13L & 0 & 0 \\ -13L & -22L & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -22L & -13L \\ 0 & 0 & 13L & 22L \end{pmatrix} \quad (5.12)$$

$$M_{22} = \frac{\rho SL}{420} \begin{pmatrix} 4L^2 & -3L^2 & 0 & 0 \\ -3L^2 & 4L^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 4L^2 & -3L^2 \\ 0 & 0 & -3L^2 & 4L^2 \end{pmatrix} \quad (5.13)$$

The Stiffness matrices

$$K = \begin{pmatrix} (K_{11}) & (K_{12}) \\ (K_{21}) & (K_{22}) \end{pmatrix} \quad (5.14)$$

where the sub matrices of stiffness are:

$$K_{11} = \begin{pmatrix} \frac{12EI}{(1+a)L^3} + K_{biv1} & \frac{-12EI}{(1+a)L^3} & 0 & 0 \\ \frac{-12EI}{(1+a)L^3} & \frac{12EI}{(1+a)L^3} + K_{biv1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{12EI}{(1+a)L^3} + K_{biv1} & \frac{-12EI}{(1+a)L^3} \\ 0 & 0 & \frac{-12EI}{(1+a)L^3} & \frac{12EI}{(1+a)L^3} + K_{biv1} \end{pmatrix} \quad (5.15)$$

$$K_{12} = \frac{EI}{(1+a)L^3} \begin{pmatrix} 6L & 6L & 0 & 0 \\ -6L & -6L & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -6L & -6L \\ 0 & 0 & 6L & 6L \end{pmatrix} \quad (5.16)$$

$$K_{21} = \frac{EI}{(1+a)L^3} \begin{pmatrix} 6L & -6L & 0 & 0 \\ 6L & -6L & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -6L & 6L \\ 0 & 0 & -6L & 6L \end{pmatrix} \quad (5.17)$$

$$K_{22} = \frac{EI}{(1+a)L^3} \begin{pmatrix} (4+a)L^2 & (2-a)L^2 & 0 & 0 \\ (2-a)L^2 & (4+a)L^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & (4+a)L^2 & (2-a)L^2 \\ 0 & 0 & (2-a)L^2 & (4+a)L^2 \end{pmatrix} \quad (5.18)$$

The damping matrices

$$C = \begin{pmatrix} (C_{11}) & (C_{12}) \\ (C_{21}) & (C_{22}) \end{pmatrix} \quad (5.19)$$

where the sub-matrices of damping reflecting the gyroscopic effect are expressed as:

$$C_{11} = \frac{\rho I \Omega}{15L} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 36 & -36 \\ 0 & 0 & -36 & 36 \\ -36 & 36 & 0 & 0 \\ 36 & -36 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.20)$$

$$C_{12} = \frac{\rho I \Omega}{15L} \begin{pmatrix} 0 & 0 & -3L & -3L \\ 0 & 0 & 3L & 3L \\ -3L & -3L & 0 & 0 \\ 3L & 3L & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.21)$$

$$C_{21} = \frac{\rho I \Omega}{15L} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 3L & -3L \\ 0 & 0 & 3L & -3L \\ 3L & -3L & 0 & 0 \\ 3L & -3L & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.22)$$

$$C_{22} = \frac{\rho I \Omega}{15L} \begin{pmatrix} 0 & 0 & -4L^2 & L^2 \\ 0 & 0 & L^2 & -4L^2 \\ 4L^2 & -L^2 & 0 & 0 \\ -L^2 & 4L^2 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.23)$$

In the previous expressions: ρ is the density, S is the section surface, L is the nodes distance, I is the Rotor inertia and Ω is the Rotational Speed. Finally, these matrices may be condensed as:

$$M_c = \rho S L \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & 0 & 0 \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} \\ 0 & 0 & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_{cv11} & M_{cv21} & 0 & 0 \\ M_{cv21} & M_{cv22} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & M_{ch11} & M_{ch12} \\ 0 & 0 & M_{ch21} & M_{ch22} \end{pmatrix} \quad (5.24)$$

$$K_c = \begin{pmatrix} K_{biv1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & K_{biv2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & K_{bih1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{bih2} \end{pmatrix} \quad (5.25)$$

$$C_c = \frac{\rho I \Omega}{L} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 2 & -2 \\ 0 & 0 & -2 & 2 \\ -2 & 2 & 0 & 0 \\ 2 & -2 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & C_{c13} & C_{c14} \\ 0 & 0 & C_{c23} & C_{c24} \\ C_{c31} & C_{c32} & 0 & 0 \\ C_{c41} & C_{c42} & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.26)$$

These matrices forms a new set describing the rotor behaviour with only 4 translations d.o.f.: u_1, w_1, u_2 and w_2 (Figure 5.5)

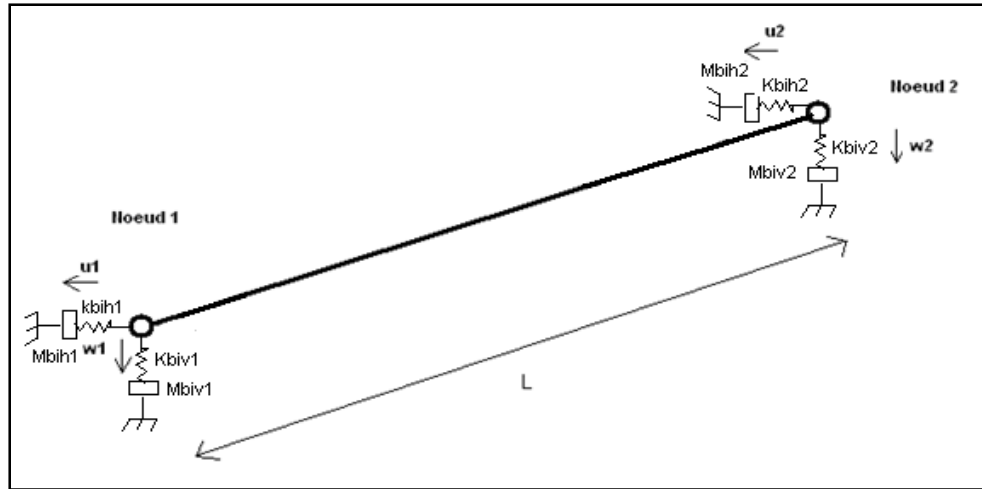


Figure 5.5 : Condensed model of the rotor in bending (without torsion).

To assess the accuracy of the condensation method, an investigation has been conducted, before and after the condensation, under the same conditions and with the same parameters. As could be seen from Table 1, the discrepancies are negligible. The system symmetry (horizontal and vertical directions) causes the duplication of the natural frequencies.

Table 5.1 Natural Frequencies before and after condensation.

Values calculated for Shaft radius $R = 0.02\text{m}$, Length $L = 0.3\text{m}$ and coefficients $Kbiv1 = Kbiv2 = Kbih1 = kbih2 = 6\,231\,300\text{ N/m}$

Natural frequencies [Hz]		
Before Condensation	After Condensation	ΔF
1761	1762	0.05%
3035	3052	0.5%
4420		
9737		

The system symmetry (horizontal and vertical directions) causes the duplication of the natural frequencies.

5.4.6 General spindle-bearing model

The complete model (Fig. 5.6) is obtained by combining the rotor model with the two-dimensional bearing model. A total number of 20 d.o.f. is reached. It corresponds to five displacements in each point/direction: Housing, Outer Ring, Rolling element, Inner Ring, Shaft.

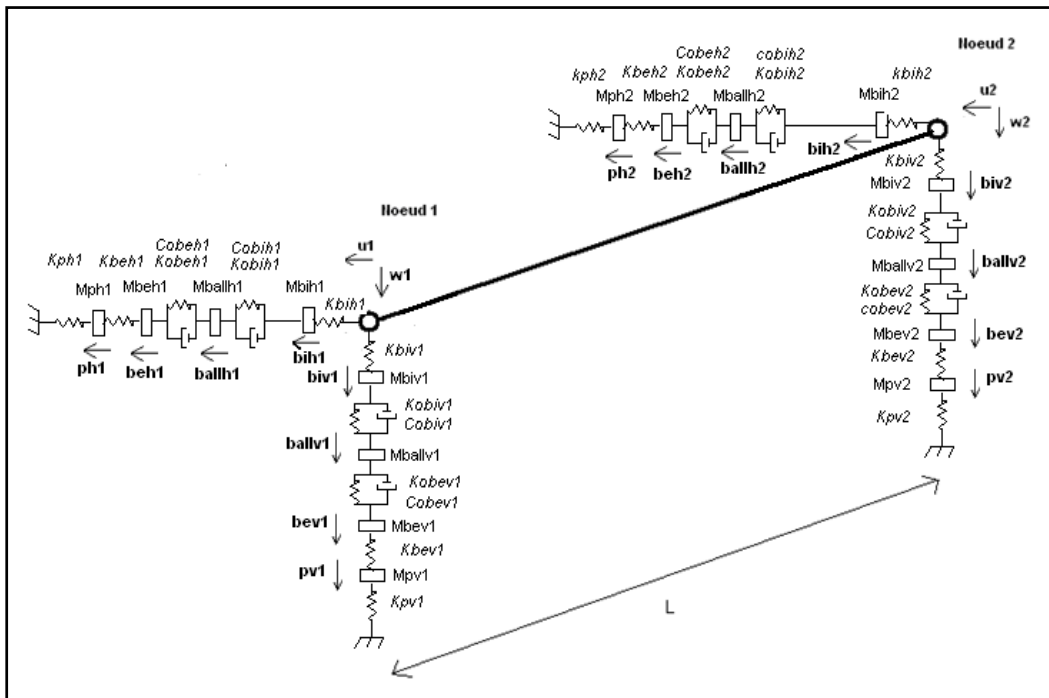


Figure 5.6 : Final general model - 20dof - combination of compact rotor model and two dimensional bearing model.

5.4.7 Mass, Stiffness and Damping Matrices

To write the matrices of mass, stiffness and damping relative to the general model, we use the fundamental principle of dynamics. The equations are governed by the following horizontal and vertical displacement vector:

$$\vec{\delta} = (pv1, bev1, ballv1, biv1, w1, pv2, bev2, ballv2, biv2, w2, ph1, beh1, ballh1, bih1, u1, ph2, beh2, ballh2, bih2, u2) \tag{22}$$

5.4.8 Equations of motion

Due to the size of the final matrices, and the perfect symmetry of the system, only the quarter of the system will be detailed through the following steps. Three matrices will be constructed for the five d.o.f. in the vertical direction of the node 1 (Fig. 5.7).

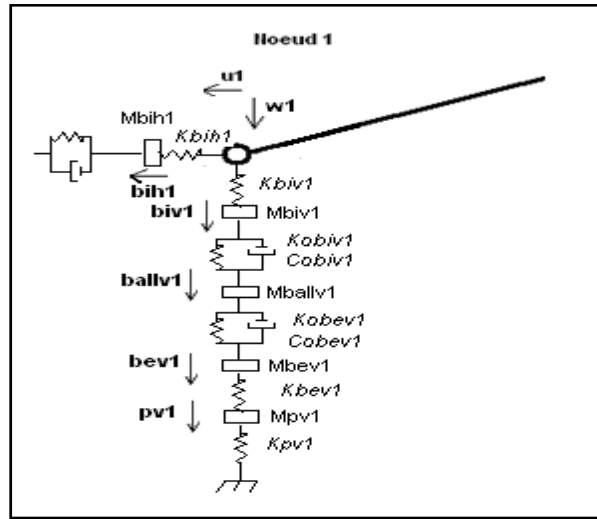


Figure 5.7 : Final model considered in the vertical direction on node 1.

These mass, stiffness and damping matrices are:

$$M_{v1} = \begin{pmatrix} M_{pv1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & M_{bev1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & M_{ballv1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & M_{biv1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.27)$$

$$K_{v1} = \begin{pmatrix} K_{pv1} + K_{bev1} & -K_{bev1} & 0 & 0 & 0 \\ -K_{bev1} & K_{bev1} + K_{obev1} & -K_{obev1} & 0 & 0 \\ 0 & -K_{obev1} & K_{obev1} + K_{obiv1} & -K_{obiv1} & 0 \\ 0 & 0 & -K_{obiv1} & K_{obiv1} + K_{biv1} & -K_{biv1} \\ 0 & 0 & 0 & -K_{biv1} & K_{biv1} \end{pmatrix} \quad (5.28)$$

$$C_{v1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & C_{obev1} & -C_{obev1} & 0 & 0 \\ 0 & -C_{obev1} & C_{obev1} + C_{obiv1} & -C_{obiv1} & 0 \\ 0 & 0 & -C_{obiv1} & C_{obiv1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.29)$$

$$C_{v1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & C_{obev1} & -C_{obev1} & 0 & 0 \\ 0 & -C_{obev1} & C_{obev1} + C_{obiv1} & -C_{obiv1} & 0 \\ 0 & 0 & -C_{obiv1} & C_{obiv1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & C_{c31} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & C_{c41} \end{pmatrix} \quad (5.32)$$

These three matrices correspond to the first quarter of the complete model. The other $\frac{3}{4}$ of the complete matrices is obtained by following the same steps in the horizontal direction of node 1 and the vertical and horizontal directions of node 2. Coefficients C_{c31} and C_{c41} show the interactions between the degree of freedom w_1 and u_1 , w_2 and u_2 .

5.5 Numerical Simulation Results

5.5.1 Vibration responses with defective bearings

Since CNC machining are usually a series of highly transient operations with high rate of changes and time varying conditions. Therefore, time domain simulation appears as the most suitable approach to apprehend the real behavior of the spindle in such transient conditions. One of the main original features of the developed model in this work is its ability to simulate the vibration responses of defective bearings. This constitute a unique alternative to simulate spindle behaviour in presence of bearings defects since it is not possible to gather experimental data from defective spindles with known defects (location, size) in real industrial applications. Simulations are performed on the spindle-bearing model, with a

localized defect of 1mm on the outer ring. Vibration is collected on DE (Drive End) and NDE (Non Drive End) bearing housings (Fig. 5.8).

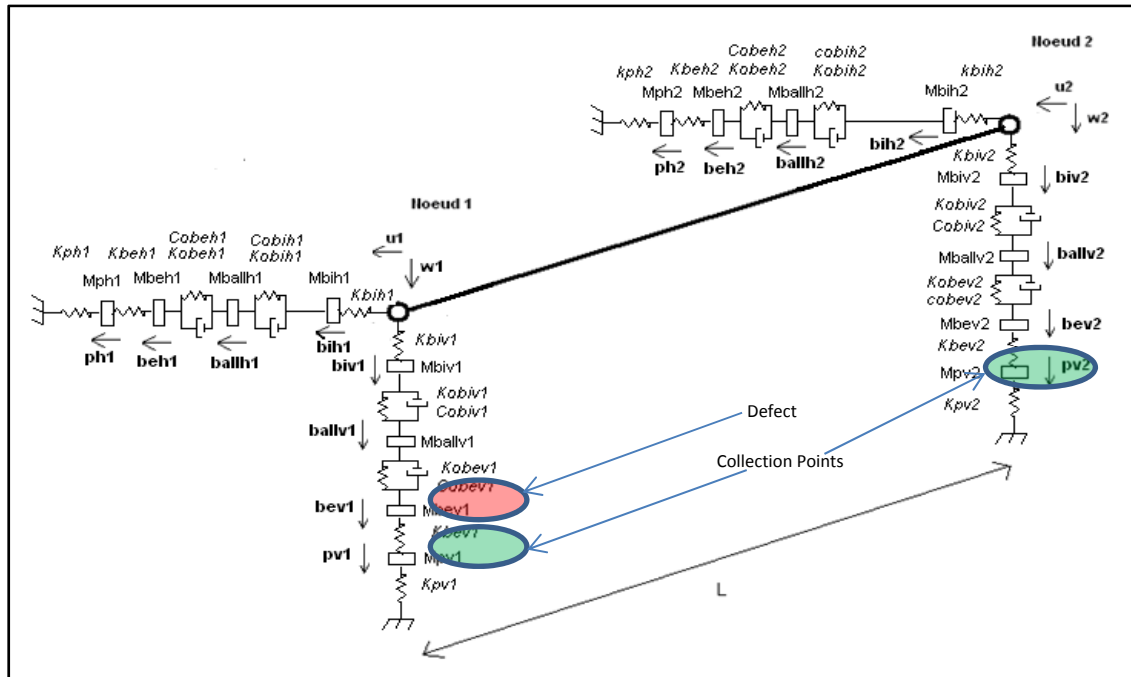


Figure 5.8 : Defect and Measurement Locations

The vibrations transmissibility from a defective bearing to a healthy one through the shaft was investigated. The results displayed in Table 2 show an increase of 68% in the vibrations energy of the healthy bearing when the adjacent bearing is defective (Table 5.2).

Table 5.2 Effect of defective bearing

	Defective bearing	Healthy Bearing		
		No defect on adjacent bearing	Defect on adjacent bearing	change
PEAK (g)	12.68	1.97	4.73	140%
RMS (g)	2.36	0.76	1.28	68%
Kurtosis	6.12	2.75	4.13	50%

Moreover, the time waveforms simulated during run up of the spindle (between 0 and 6,000 RPM) indicate vibration amplifications when natural frequencies are crossed, at 0.3 sec and 0.47sec. Higher frequency impulsive components are visible in the time waveform in the defective bearing, while amplifications in vibration are still visible in the healthy bearing around the system natural frequencies (Fig. 5.9).

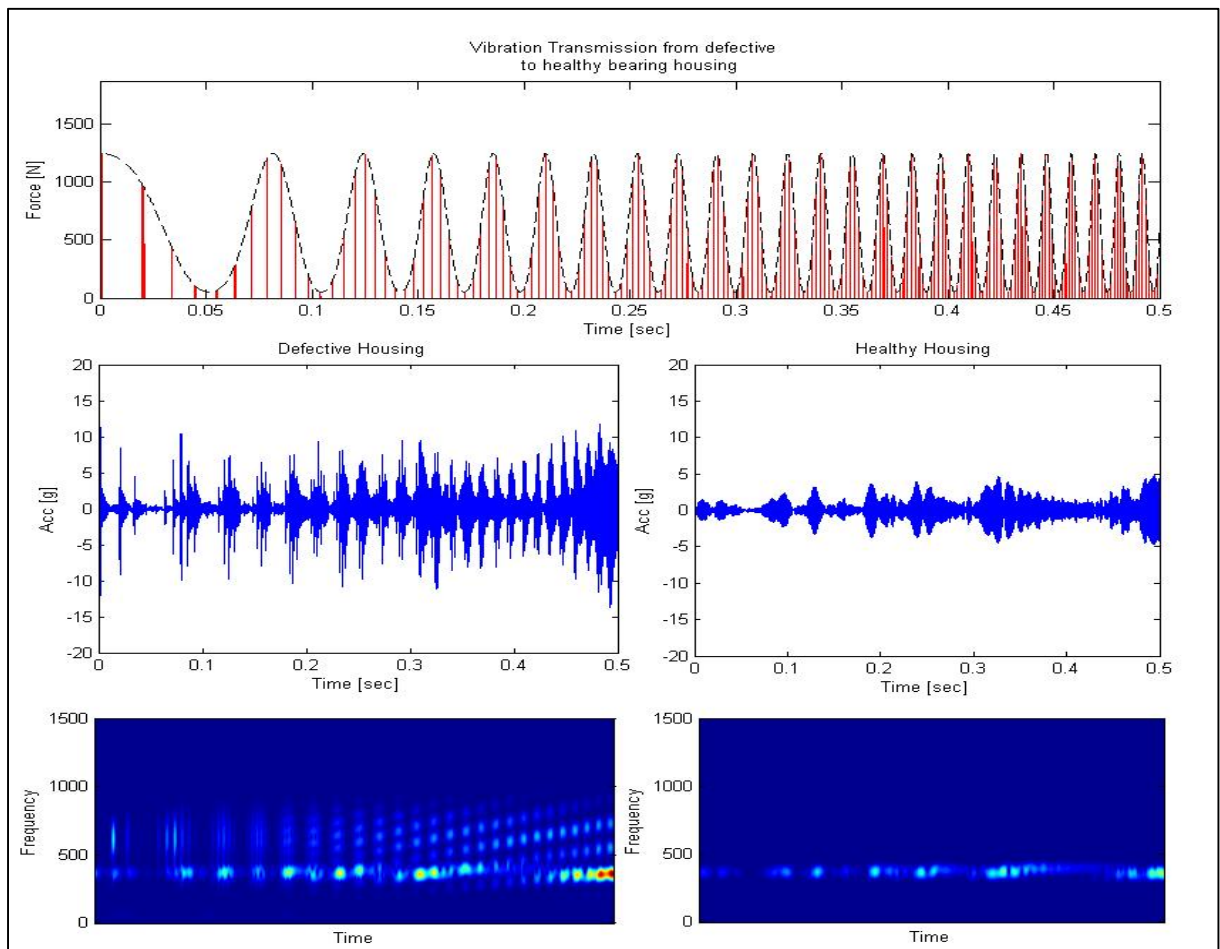


Figure 5.9 : Shocks induced by the defect, time waveform vibration responses and time frequency spectrograms (STFT) of the defective bearing housing (left) and the non-defective bearing housing (right)

5.5.2 Natural frequencies drift

In order to study the dynamic behaviour of the spindle-bearing model, a transient analysis was performed under a varying rotating speed. Natural frequencies drift are presented in a

Campbell diagram, and the effect of the dynamic natural frequencies will be used to obtain the adjusted stability lobes diagram. Campbell diagram (Wensing 1998) presents the effect of rotational speed on the natural frequencies (gyroscopic effect) as deduced from the equation (Eq 5.34). The gyroscopic effect modifies considerably the system dynamics as function of rotational speed ω :

$$A = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} \\ (-M^{-1} \cdot K) & (-M^{-1} \cdot C) \end{pmatrix} \quad (5.34)$$

Using the dynamic matrices detailed in the previous sections, the eigenvalues of matrix A (Eq 5.34) give the natural frequencies for each rotational speeds. Rotational speeds variation in the previous equations leads to the following Campbell diagram (fig. 5.10), showing the variation of the natural frequencies with respect to the rotational speed. The parameters values used for this simulation are listed in the table 5.3 below.

Table 5.3 Numerical values used for simulation

Parameter	Value	Parameter	Value
R	0.02 m	L	0.3m
ρ	2700 kg/m ³	$K_{biv1}, K_{biv2}, K_{bih1}, k_{bih2}$	62313003 N/m
$M_{biv1}, M_{biv2}, M_{bih1}, M_{bih2}$	0.13 kg	$K_{obiv1}, K_{obiv2}, k_{obih1}, k_{obih2}$	15621563 N/m
$M_{ballv1}, M_{ballv2}, M_{ballh1}, M_{ballh2}$	0.0035 kg	$K_{obev1}, k_{obev2}, K_{obeh1}, K_{obeh2}$	21997529 N/m
$M_{bev1}, M_{bev2}, M_{beh1}, M_{beh2}$	0.2 kg	$K_{bev1}, K_{bev2}, K_{beh1}, k_{beh2}$	21997529 N/m
$M_{pv1}, M_{pv2}, M_{ph1}, M_{ph2}$	4.9 kg	$K_{pv1}, K_{pv2}, k_{ph1}, K_{ph2}$	1570000 N/m
$C_{obiv1}, C_{obiv2}, C_{obih1}, C_{obih2}$	796 N.s/m	$C_{obev1}, C_{obev2}, C_{obeh1}, C_{obeh2}$	731 N.s/m

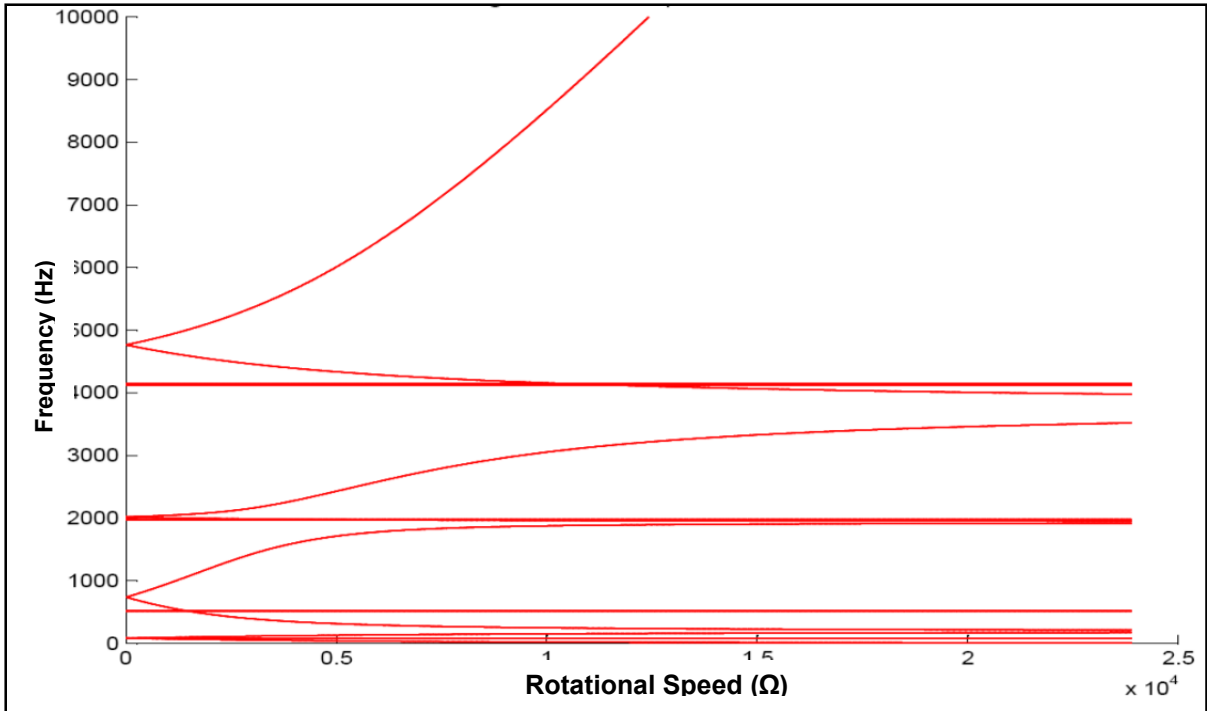


Figure 5.10 : Campbell Diagram.

It can be observed that the natural frequencies as measured at rest (0 Hz), drift apart when rotating, showing forward and backward whirls. The rolling elements natural frequencies are out of range and thus not visible in the graph

5.5.3 Influence of gyroscopic effect on stability lobes

The surface quality in high speed machining is affected by many parameters. Specific combinations of rotating speed and cutting depth can lead to the amplification of vibration (regenerative chatter). In order to avoid bad cutting parameters leading to regenerative chatter, stability lobes should be calculated to indicate the machining state according to machining parameter. Basically, the phenomenon is governed by the chip width (Cut depth): (E. Abele 2004):

$$b = \frac{-1}{2k_s G_R} \quad (5.35)$$

where G_R is the real part (M. Thomas 2007) of the FRF (G):

$$\frac{x}{F} = \frac{1 - r^2}{k[(1 - r^2)^2 + (2\zeta r)^2]} + i \frac{-2\zeta r}{k[(1 - r^2)^2 + (2\zeta r)^2]} = G_R + iG_I \quad (5.36)$$

where r is the natural frequency ratio (w/w_n), ζ the damping ratio and k the stiffness.

Regenerative chatter theory states that chatter occurs when there is a phase shift between the current and previous surface waviness. The ratio of chatter frequency is obtained by:

$$\frac{f}{f_t} = \frac{r}{r_t} = n + \frac{\varepsilon}{2\pi} \quad (5.37)$$

where f is the chatter frequency, f_t is the tooth frequency ($f_t = n_t * N/60$), n_t is the number of teeth, n is the lobe number and ε is a parameter defined by:

$$\varepsilon = \pi + 2 \tan^{-1} \frac{G_I}{G_R} \quad (5.38)$$

By substituting the equations, the regenerative chatter is given by (E. Abele 2004):

$$\frac{f}{f_t} = \frac{r}{r_t} = n + \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{-2\zeta r}{1 - r^2} \quad (5.39)$$

Iterating and calculating the chip width –cut depth- according to the rotational speed for each lobe number, allows for drawing the stability lobes diagram (Fig. 5.11). The area above the curve is unstable while under the curve is considered stable. It's trivial that the most interesting conditions are the higher speeds (for faster machining), with the thicker cutting depth (for less machining passes). The main inconvenient of this method is that the stability lobes are obtained by using the natural frequencies from an experimental FRF measured by impact testing while the machine is turned off. These 'static' natural frequencies measured by impact testing correspond to the frequencies of the Campbell diagram at $\omega=0$ (Fig. 5.10). As

depicted in Figure 5.11, when rotating at high speed, the natural frequencies can have a serious drift that can reach 38% (under simulated conditions).

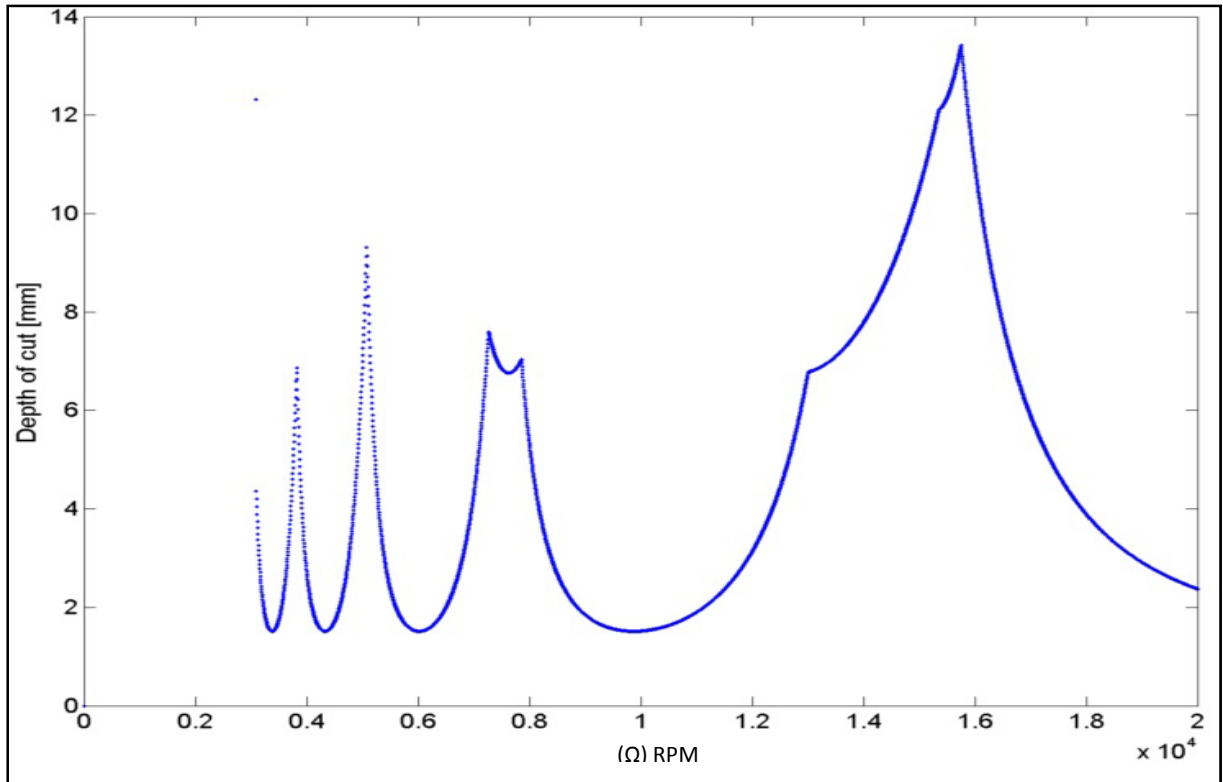
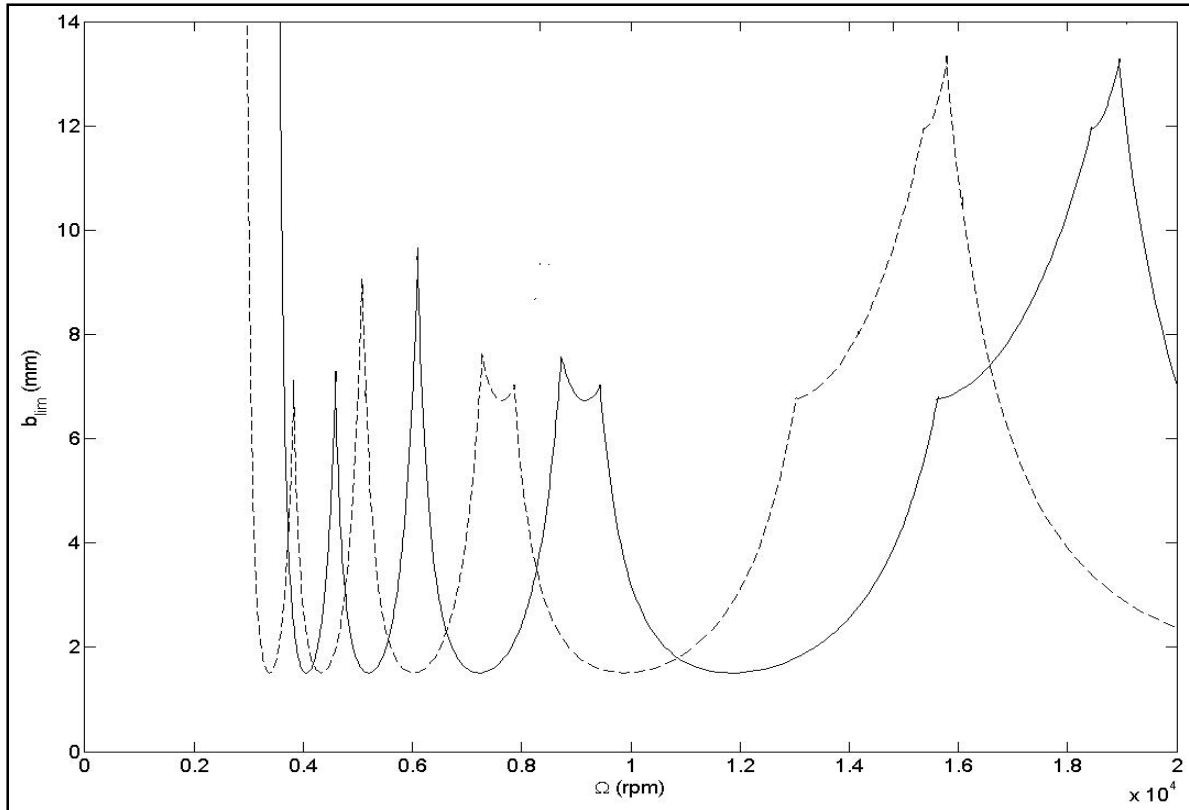


Figure 5.11 : Stability Lobes.

Fig. 5.12 clearly shows that the stability diagram as computed with natural frequencies at rest, must be updated with the natural frequencies drift especially when rotating at very high speeds. For example, the stability diagram at rotational speeds over 16 000 RPM is supposed to be instable for depth above 6mm while it is stable when considering the natural frequency drifts.



**Figure 5.12 : Stability lobes; (—) as computed at rest, without gyroscopic effect;
 (- -) As computed when rotating, with gyroscopic effect.**

5.6 Experimental Results

For the sake of experimental validation, a speed decrease test –coast down- has been conducted on a high speed rotating milling CNC (Huron 5 Axis, Maximum Speed 28 000 RPM). To exhibit the natural frequencies drift with the change of the rotating speed, a long time vibration recording was performed, in acceleration [g], sampled at 48 kHz, while electrical power is down and without electrical control or brakes. The machine was rotating under the effect of its own inertia and came to stop after 5 minutes (Fig. 5.13). Under such conditions, the excitation frequencies ($f_0, 2f_0 \dots$) will cross the natural frequencies at different times (different speeds).

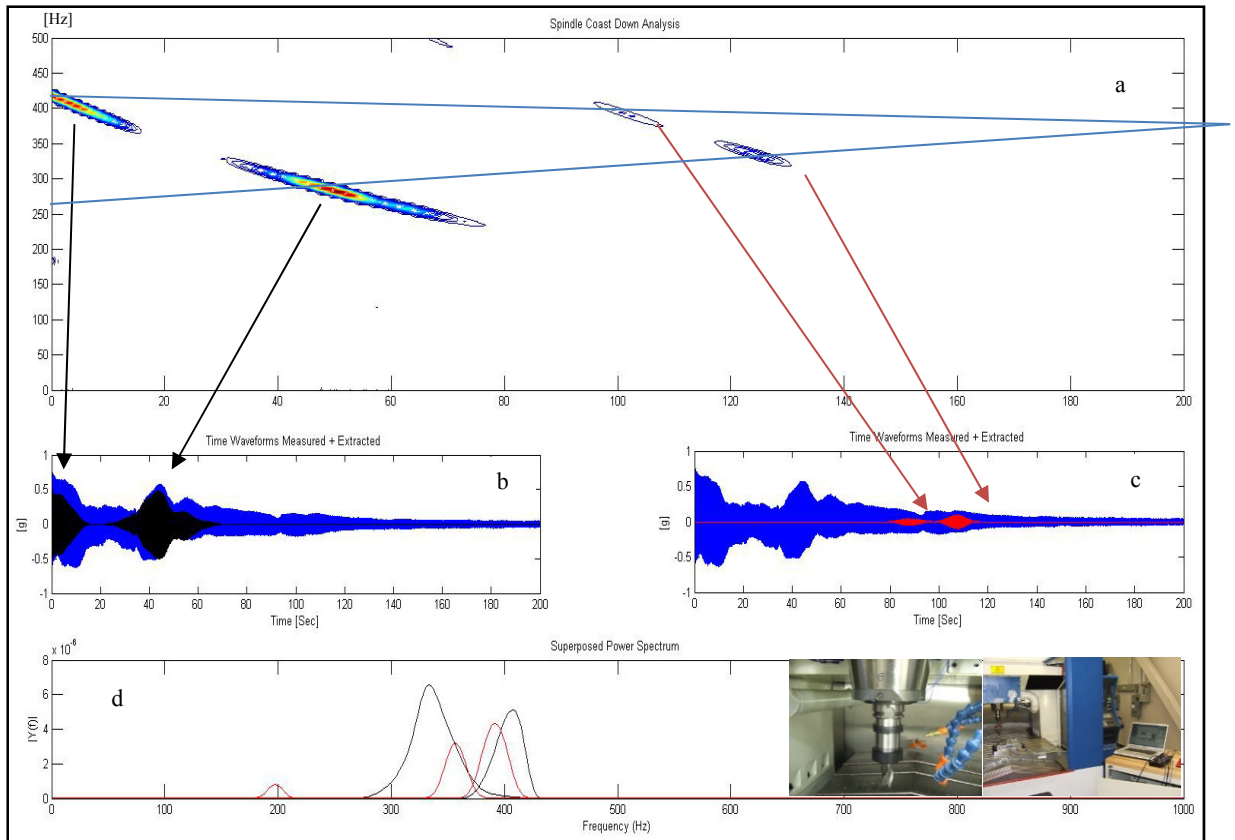


Figure 5.13 : Coast down test: (a) STFT Spectrogram showing natural frequencies, original and extracted time waveforms ((b) $1f_0$ Black) ((c) $2f_0$ Red) and (d) Superposed power spectrum.

In order to isolate the contribution of the excitation frequencies ($1 \cdot f_0$ and $2 \cdot f_0$) and their interaction with the natural frequencies, narrow Band Pass filtered time waveforms were obtained from the raw vibration data.

The excitation component f_0 (fig. 5.13a) crosses the natural frequencies (supposed to be backward and forward whirl of the first natural frequency) at 10 and 55 sec. When the $2f_0$ component crosses the same natural frequencies (340 Hz and 410 Hz from fig 5.13-d) 50 seconds later, at 105 sec and 140 sec, the speed is divided by 2, and according to the theory developed in this article, dynamic parameters have changed, thus, the amplifications observed earlier disappeared and the vibration amplification drifts to 350 Hz and 390 Hz (fig. 5.13d).

5.7 Conclusion

In this paper, the nonlinear behaviour of a spindle CNC machine supported by two bearings is presented. The nonlinear phenomena arising at very high frequencies and their effects on the machining process are numerically investigated. A twenty d.o.f. numerical model combining FEM and discrete elements has been developed to simulate the entire mechanical system composed of bearing and spindle, including the gyroscopic effect that is more crucial at very high speeds. The dynamic analysis of the rotor has been achieved by using a Finite Elements Model for which a condensation technique is used in order to reduce the overall number of d.o.f. to translation only. The complete model is obtained by combining the compact rotor model with the two-dimensional bearing model. The developed model allows the simulation of vibratory response of a spindle with a defective bearing under transient regime –run up-. This simulation can replace experimental results whenever it is impossible to operate spindles with defective bearings. Healthy bearing was observed to undergo an increase of 68% of vibration energy when the adjacent bearing is affected by a defect.

The gyroscopic effect produces a variation of eigenvalues with respect to the rotational speed and accordingly a drift of natural frequencies is expected with the forward and backward whirls. The natural frequency drift has been investigated numerically and experimentally with a good agreement between both of them. The stability lobes used to select optimal machining conditions and avoid chatter, are found to give inaccurate results if calculated from the natural frequencies measured by impact testing at rest. In fact, the stability diagram must be updated with the natural frequency drifts and new stable machining conditions may be found on line leading to a better machining surface.

5.8 Acknowledgements

This work is partially supported by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (CRSNG), Bombardier Aerospace, Pratt & Whitney Canada and the Consortium for Research and Innovation in Aerospace in Québec (CRIAQ).

5.9 References

- [1]. Quintana, G. and J. Ciurana, *Chatter in machining processes: A review*. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2011. **51**(5): p. 363-376.
- [2]. Wiercigroch, M. & Krivtsov, AM. (2001). *Frictional chatter in orthogonal metal cutting*. Philosophical Transact. of the Royal Society of London. Series A, vol 359, no. 1781, pp. 713-738.
- [3]. Wiercigroch, M. & Budak, E. (2001). *Sources of nonlinearities, chatter generation and suppression in metal cutting*. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, vol 359, no. 1781, pp. 663-693
- [4]. Tlustý, J. and M. Poláček, *The Stability of the Machine Tool Against Self-Excited Vibration in Machining*. ASME Int. res. in production, 1963. **1**: p. 465-474.
- [5]. Abele, E. and U. Fiedler, *Creating Stability Lobe Diagrams during Milling*. CIRP Annals - Manufacturing Technology, 2004. **53**(1): p. 309-312.
- [6]. Altıntaş, Y. and E. Budak, *Analytical Prediction of Stability Lobes in Milling*. CIRP Annals - Manufacturing Technology, 1995. **44**(1): p. 357-362.
- [7]. Faassen, R.P.H., Van de Wouw, Oosterling J.A.J, Nijmeijer H, *Prediction of regenerative chatter by modelling and analysis of high-speed milling*. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2003. **43**(14): p. 1437-1446.
- [8]. Lamraoui M., Thomas.M. and ELbadaoui M., *Chatter detection in milling machines by neural networks classification and feature selection*. Journal of Vibration and Control, 2013: p. 16.

- [9]. Lamraoui M., Thomas M. and ELbadaoui M., *Cyclostationarity Approach for Monitoring Chatter and Tool Wear in High speed Milling*. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014. **44**(1-2): p. 177-198.
- [10]. Lamraoui M., Thomas M., El Badaoui M. and Girardin F., *Indicators for monitoring chatter in milling based on instantaneous angular speeds*. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014. **44**(1-2): p. 72-85.
- [11]. Movahhedy, M.R. and P. Mosaddegh, *Prediction of chatter in high speed milling including gyroscopic effects*. Int. Journal of Machine Tools and Manufacture, 2006. **46**(9): p. 996-1001.
- [12]. Mehrabadi, I.M., M. Nouri, and R. Madoliat, *Investigating chatter vibration in deep drilling, including process damping and the gyroscopic effect*. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2009. **49**(12–13): p. 939-946.
- [13]. Ferraris. G, L.M., *Rotordynamics prediction in engineering*. 1990: J. Wiley 198.
- [14]. Gagnol. V, Bouzgarrou. B.C , Ray. P, Barra. C, *Model-based chatter stability prediction for high-speed spindles*. Int. Journal of Machine Tools and Manufacture, 2007. **47**(7–8): p. 1176-1186.
- [15]. Rantataloa M, Aidanpääb J, Göranssonc B, Normand P, *Milling machine spindle analysis using FEM and non-contact spindle excitation and response measurement*. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2007. **47**(7–8): p. 1034-1045.
- [16]. Lin C.W., Lin Y.K. and Chu C.H., March 2013. Dynamic models and design of spindle-bearing systems of machine tools: a review. International journal of precision engineering and manufacturing. 14 (3), 513-521.
- [17]. Baker, J.R. and K.E. Rouch, *Use of finite element structural models in analyzing machine tool chatter*. Finite Elements in Analysis and Design, 2002. **38**(11): p. 1029-1046.
- [18]. Bachrathy, D. and G. Stepan, *Improved prediction of stability lobes with extended multi frequency solution*. CIRP Annals - Manufacturing Technology, Elsevier. Volume 62, Issue 1, 2013, Pages 4111/w4.

- [19]. Sassi S., Badri B. and Thomas. M, *A Numerical Model to Predict Damaged Bearing Vibrations*. Journal of Vibration and Control, 2007. **13**(11): p. 25.
- [20]. Badri B., M. Thomas, S. Sassi, I. Zaghbani, V. Songméné, A.A. Lakis and N. Mureithi, October 2009, *Instability of high speed machining due to correlation between bearing defect and rotor resonance frequencies*, Proceedings of the 27th Canadian Machinery Vibration association (CMVA), Vancouver, CB, 14 p.
- [21]. Badri B., M. Thomas; S. Sassi; I. Zaghbani; V. Songméné, 2010, *Study of Bearing behavior in high speed rotors* (iIn french), International journal in Engineering risk assessment (JI-IRI), ETS, Montreal, 3(1), 1-16.
- [22]. Thomas M. et Laville F., *Simulation of mechanical vibrations by Matlab, Simulink and Ansys (in french)*, ed. Presses de l'Université du Québec. 2007.
- [23]. Wensing. J.A, *On the dynamics of ball bearings*. 1998, Twente University. p. 183.

CHAPITRE 6

SYNTHÈSE

Adopter les meilleures pratiques en maintenance (techniques, instrumentations, technologies, outils, capteurs...), maximiser la disponibilité des équipements, optimiser l'usage du personnel, tenir compte des contraintes de production ... sont quelques-uns des défis quotidiens que doit affronter un maintenancier pour les résoudre efficacement et rapidement. Cependant, la diversité des machines, la complexité de leurs technologies et la multitude des conditions opératoires rend la mission du maintenancier critique et complexe. Ce constat devient particulièrement plus pertinent dans le cadre de la surveillance de l'usinage surtout à haute vitesse. En effet, le caractère transitoire des centres d'usinage, qui a été mis en évidence dans le chapitre 2, montre que dans un même cycle d'usinage, les excitations peuvent varier considérablement en fonction des conditions d'opérations (vitesse d'opération, vitesse d'avance, nature de l'outil, profondeur de coupe, matériaux usinés). D'un autre côté, l'absence de données provenant des organismes de standardisation quant au niveau de vibration acceptable, ou de critères de sévérités vient justifier l'intérêt pressant et toujours croissant au comportement dynamique des machines-outils, surtout celles qui tournent à haute vitesse. La difficulté, voir l'impossibilité, d'opérer des machines à commandes numériques en présence de défaut connus ne permet pas de constituer une base de données utiles et limite considérablement la marge de manœuvre en terme de diagnostic de défauts. Pour contourner cette problématique et mieux appréhender les phénomènes affectant les centres d'usinage, un modèle de la broche a été développé (Article 2 et 3) pour générer d'une façon fiable, les réponses vibratoire en présence de défauts.

6.1 Modélisation

L'importance du paramètre vitesse a été établie dans la modélisation. En effet, la dynamique des rotors démontre que des vitesses de rotation élevées modifient les propriétés dynamiques

du système sous l'influence de l'effet gyroscopique. La première version du modèle développé dans l'article 2 met l'accent sur l'interaction des excitations provenant des roulements défectueux avec les fréquences naturelles du rotor de broche qui varient et se dédoublent (mode de précession directe et inverse) en fonction de la vitesse.

Afin de tenir compte de l'effet gyroscopique et du couplage bidirectionnel, le modèle qui a été d'abord conçu comme étant unidirectionnel, a été généralisé dans deux directions radiales. Le modèle final présenté dans l'article 3 est une version améliorée du modèle précédent. En particulier, une modélisation par éléments finis du rotor a été ajoutée. Une telle approche, permettra de tenir compte de la flexibilité du rotor au niveau de la jonction avec les roulements.

La figure 6.1 détaille la démarche complète adoptée dans le développement du modèle de broche : les conditions d'opérations, les caractéristiques du (des) défaut(s) et les conditions de chargement permettent de reconstruire les forces instantanées subies par tous les éléments d'un roulement modélisé avec trois (3) d.d.l. Les forces appliquées au modèle engendrent les réponses vibratoires, validées expérimentalement par trois différents bancs d'essais. Le modèle est étendu pour inclure les éléments palier et rotor simple, puis généralisé dans les directions horizontales et verticales dans 2 paliers de roulements pour construire le modèle de broche adopté dans cette thèse (vingt (20) d.d.l : palier, bague extérieure, billes, bague intérieure et rotor, et ce dans 2 paliers).

Le simulateur permet de générer des réponses vibratoires en régime transitoire (vitesse variable), en présence de défauts localisés dans les roulements. Cette originalité permet, d'une part, d'étudier l'interaction entre les défauts de roulements (fréquences d'excitations) et les fréquences naturelles de la broche permettant de déceler des vitesses d'opérations critiques et instables, et d'autre part, d'étudier la transmissibilité des vibrations provenant d'un défaut de roulement à l'ensemble des composantes de la broche. Il a été établi qu'un roulement sain subit une augmentation du niveau vibratoire de l'ordre de 68 % lorsque le roulement adjacent est défectueux.

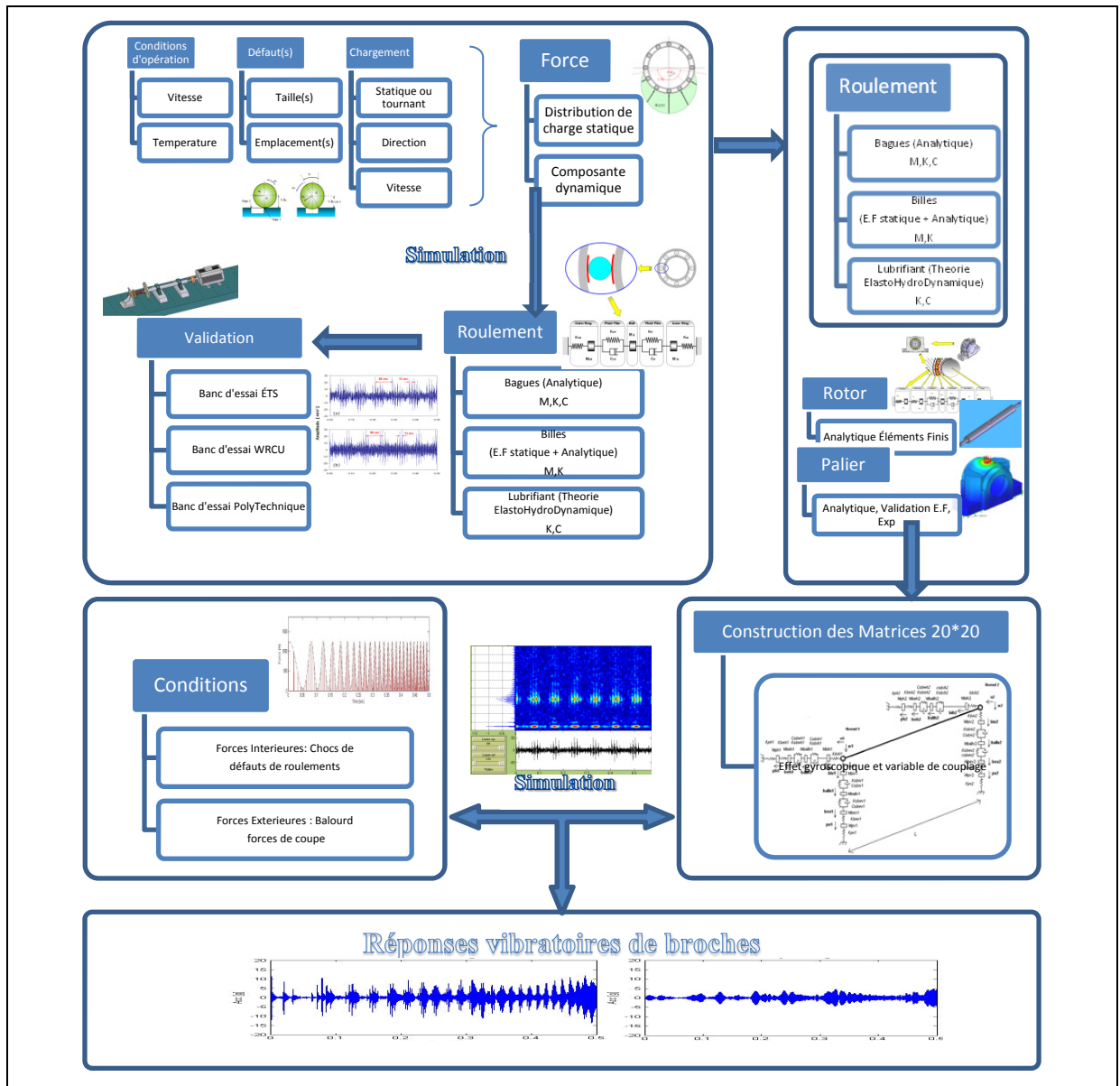


Figure 6.1 : Architecture de développement.

Le modèle développé permet aussi d'ajuster les lobes de stabilité délimitant les conditions d'usinage stable pour tenir compte de la dérive des fréquences naturelles induite par l'effet gyroscopique à haute vitesse. Cette dérive que prédit le modèle est observée expérimentalement lors d'essai expérimentaux de descente en vitesse. Contrairement à la pratique courante consistant à utiliser les fréquences naturelles statiques (fonction de transfert par impact) pour établir les lobes de stabilité, il a été établi que l'erreur d'estimation des

fréquences naturelles dynamique à haute vitesse n'est pas négligeable et peut même atteindre 38%. Les nouveaux lobes de stabilité ajustés permettent d'obtenir de nouvelles conditions d'opérations plus stables.

6.2 Surveillance

6.2.1 Étude du comportement à vide

Pour juger de la fiabilité des développements de calcul et pour caler judicieusement le modèle numérique final afin qu'il s'approche le plus possible de la réalité, la disponibilité de résultats expérimentaux apparaît comme primordiale. Ainsi donc, et avec la coopération avec la société Bombardier, une série de mesure expérimentale sur une CNC de type ECOSPEED s'est étalée sur une période de plus d'une année. La machine opère à une grande vitesse voisinant 30 000 rpm. Des mesures de vibrations ont été prises sur une broche nouvellement installée et les résultats ont été comparés avec le comportement d'une broche défectueuse juste avant son remplacement, la défectuosité étant établie en se basant sur le fini de surface. Les différentes campagnes de mesures de vibrations permettent de synthétiser les points suivants :

- À hautes vitesses (30 000rpm), les fréquences de défauts de roulements se situent entre 4000 Hz et 6000 Hz. La gamme de fréquence disponible des instruments de mesure standard (20 kHz) ainsi que la bande passante des capteurs limitent le nombre d'harmoniques disponible dans le spectre à seulement 3 ou 4, ce qui altère considérablement les résultats des spectres-enveloppes et montre la nécessité de mieux sélectionner les accéléromètres. Il est primordial d'adapter la chaîne d'acquisition à la réalité des centres d'usinage tournants à hautes vitesses. Les signatures vibratoires effectués tant à l'ÉTS que chez Bombardier montrent qu'une partie non négligeable de phénomènes surviennent au-delà des fréquences de coupure de la majorité des accéléromètres standards disponibles sur le marché. Un accéléromètre régulier monté sur aimant offre au mieux un bande de 7 kHz, ce qui ne permet pas de détecter des défauts d'éléments roulants. Choisir un accéléromètre avec

une fréquence de coupure minimale de 20 kHz est fortement recommandé avec un mode de fixation vissé ou l'application d'une colle époxy.

- Un extracteur de chocs a été introduit pour aider à traiter les signaux impulsifs provoqués par les défauts de roulements. L'« ESD » est un nouvel outil qui agit dans le domaine temporel. Il permet de faire un suivi de l'apport énergétique de la composante impulsionnelle provoqué par les défauts de roulements.
- La variation de vitesse dans la plupart des centres d'usinage est effectuée grâce à la variation de la fréquence d'alimentation de la broche. La fréquence de la porteuse est située à 11 kHz pour Bombardier et 8 kHz pour la Huron de l'ÉTS. L'apport de cette composante d'origine électrique dans le niveau global de vibration peut sous certaines conditions dépasser les 80%, car elle peut interférer avec les résonances ou les harmoniques des fréquences de défaut des roulements. Il devient donc primordial d'identifier les vitesses critiques et d'en tenir compte lors de la conception de l'algorithme d'usinage.

6.2.2 Étude du comportement en coupe

Les mesures en coupe ont été réalisées à l'ÉTS, sur les deux machines Huron (28 000 rpm) et Nexus (12 000 rpm). Elles ont permis d'aboutir aux résultats suivants :

- En se plaçant à la limite des conditions de stabilité, il a été possible d'obtenir une séquence d'usinage stable avec une portion de broutement régénératif. L'étude comparative entre les signatures vibratoires des deux états a permis d'identifier avec grande précision les composantes incriminant le broutement : outre l'augmentation du niveau global de vibration, les demi-harmoniques de la fréquence de passage de denture apparaissent instantanément avec le broutement, la dégradation du fini de surface confirme l'apparition du broutement.
- Les mesures en coupe ont permis de mettre en relief le caractère fortement transitoire des opérations d'usinage. Dans l'optique de développement d'une solution de surveillance facilement généralisable, un système de surveillance adapté à la réalité de CNC a été mis en place et déployé à l'ÉTS. Le système SIPVICOP permet de

mesurer simultanément les entrées dynamique provenant des capteurs ICP (vibrations, émissions acoustiques, forces...) et de les associer avec les paramètres de coupe instantanée qui sont communiqués en temps réel par le contrôleur Sinumerik de la broche. Un total de dix variables peut être récupéré afin de former un aperçu précis des conditions d'opérations pour une mesure données.

- La complexité du système, le grand nombre de variables ainsi que le comportement non-linéarité rendent très difficile toute tentative de normalisation des entrées par rapport aux conditions de fonctionnement. À partir de là, le SIPVICOP constitue une base de travail appropriée pour la construction d'un système de diagnostic automatisé adapté au caractère transitoire des CNC.

CONCLUSION

Cette thèse présente des développements portant sur l'étude, la modélisation et la surveillance des centres d'usinage à haute vitesse. Le modèle de broche développé permet d'étudier l'influence de plusieurs paramètres sur le comportement vibratoires des CNC, notamment à haute vitesse.

Au terme de ce travail, les conclusions principales suivantes peuvent être dressées concernant les points suivants:

- Effet gyroscopique : la nature non stationnaire et non linéaire du comportement des broches est mise en évidence, d'abord numériquement dans le modèle développé, puis expérimentalement dans les mesures effectuées dans deux centres d'usinage à haute vitesse (ÉTS et BOMBARDIER). Cette non-linéarité se traduit concrètement par une modification des caractéristiques dynamiques (rigidité et amortissement) du système sous l'influence de l'effet gyroscopique.
- Effet des défauts de roulements : la vibration générée dans la broche par un roulement défectueux se transmet à toutes les composantes de la broche. L'étude de la transmissibilité des vibrations dans le système à vingt (20) d.d.l montre qu'un roulement sain voit son énergie vibratoire s'accroître de 68% lorsque le roulement adjacent est défectueux.
- Vitesses critiques : L'interaction entre les défauts de roulements avec les propriétés dynamique de la broche (masse, rigidité et amortissement) permet de constater qu'en présence d'effets gyroscopiques le système présente à haute vitesse de nouvelles fréquences critiques qui peuvent être excitées par les fréquences de défauts de roulements et/ou leurs harmoniques. Toutefois, ces fréquences critiques ne sont pas accessibles à l'arrêt via la technique conventionnelle d'excitation par impact. Le modèle développé permet de tenir compte de l'effet gyroscopique et d'identifier les zones d'opérations à proscrire. La dérive des fréquences naturelles que prédit la théorie de la dynamique des rotors flexible sous l'influence de l'effet gyroscopique a

été confirmée à la fois dans les résultats numériques du simulateur ainsi que dans les mesures expérimentales effectuées en régime transitoires.

- Lobes de stabilité : cette dérive induit une erreur d'estimation des fréquences naturelles culminant à 38% par rapport à ce qui se pratique actuellement dans l'usinage (par test d'impact). Cette erreur a un effet néfaste sur la stabilité de l'usinage. Concrètement les lobes de stabilité se trouvent décalés. Le modèle développé dans le cadre de cette thèse permet de corriger les lobes de stabilité et ce, en tenant compte de la dérive des fréquences naturelles.
- Conditions de fonctionnements : une attention particulière doit être portée quant à la forte corrélation entre les conditions de fonctionnement (vitesse, chargement, direction ...) et la réponse vibratoire des roulements, conditions de fonctionnement qui demeurent fortement transitoires de par la nature de fonctionnement des centres d'usinages. Cette barrière est levée avec le développement en marge de l'analyse expérimentale de cette thèse du SIPVICOP (Système de Surveillance Intégrée des Paramètres Vibratoires et de Coupe), qui permet de relier en temps réel les réponses vibratoires recueillies par les accéléromètres aux conditions de fonctionnement (Vitesse de rotation, d'avance, localisation outil courant, puissance instantanée...), le diagnostic et le suivi peuvent ainsi être effectués en fonction des conditions d'opérations.
- Filtre de chocs : Les limites de certaines techniques fréquentielles courantes ont été établies lors des mesures expérimentales en fonctionnement. L'utilisation de l'extracteur de choc –opérant dans le domaine temporel- s'avère particulièrement utile pour filtrer le signal vibratoire. L'ESD permet d'extraire la partie impulsionnelle du signal et élimine l'apport énergétique des composantes harmoniques et aléatoires. Le suivi de la composante impulsionnelle constitue un outil très utile dans le suivi des roulements.
- Commande de vitesse : l'effet de la composante harmonique provenant de la commande électrique des broches VFD (Variable Frequency Drive) ne peut être négligé. Sous certaines conditions de vitesse, le système interagit avec les fréquences de défauts, créant de nouvelles vitesses critiques. Cette composante VFD est

amplifiée quand elle est proche des résonances et peut dépasser 80% du niveau de vibration global.

PERSPECTIVES DE DÉVELOPPEMENTS

La nature fortement transitoire du mécanisme étudié (broche de CNC) est un des paramètres les plus importants dans la surveillance des machines-outils. Si un système automatisé de diagnostic est développé dans l'optique d'un régime permanent, son déploiement dans un environnement transitoire implique une grande perte de performance. C'est dans cette optique que s'inscrit le système de surveillance SIPVICOP, combinant les mesures dynamiques (Accélérations, Émissions acoustiques, Courant...) et les conditions instantanées de coupe. La nature fortement transitoire et non linéaire du comportement des CNC pourra ainsi être décomposée en sous-ensembles d'états (en fonction de plages de vitesse de rotation, de matériaux, d'outils, de vitesse d'avance...). SIPVICOP permet l'acquisition de signaux dynamiques d'accélérations. Dans le cadre de la recherche, il a été possible de connecter des capteurs de vibration à la broche, de se connecter à l'accéléromètre interne des broches. Le système de surveillance pourra facilement s'accommoder d'autres paramètres moins intrusifs (l'émission acoustique, courant électrique, ultrasons...). Il sera aussi possible d'étudier la fiabilité de ces paramètres dans le cadre d'une étude comparative. Une attention particulière devra être accordée à l'abondance des données recueillies par SIPVICOP dans le cadre de l'étude de la dégradation de l'état des roulements, l'archivage et enregistrement continu risquant de saturer très rapidement les périphériques. L'étude et l'implantation d'un outil de classification et pour les entrées les plus influentes sont primordiales pour réduire la quantité de données recueillies, d'optimiser le diagnostic automatisé et d'en améliorer les capacités de généralisation. Il sera certainement utile d'étudier les mécanismes de déclenchement de seuil activant l'enregistrement. La surveillance pourra se faire en continu, alors que le stockage ne se fera que sur déclenchement de seuils spécialement adaptées à chaque sous-ensemble d'état de fonctionnement. La logique floue semble être une technique bien adaptée pour classifier les états de fonctionnement, réduisant la complexité du système de fortement transitoire à pseudo-permanent.

Au niveau analytique, le modèle développé dans le cadre de cette thèse permet actuellement de simuler le fonctionnement d'une broche de CNC et de générer sa réponse vibratoire en

régime permanent ou transitoire quand elle tourne à vide. L'introduction des efforts de coupe au niveau du porte-outil permettrait de tenir compte de cette excitation et de générer les réponses vibratoires en coupe et ainsi étudier d'autres aspects de la surveillance de l'usinage tel l'usure des outils, le contrôle actif de la dynamique des broches pour détecter et éliminer les conditions favorisant l'apparition du broutement, mais aussi d'établir des seuils de sévérité en fonctionnement et en coupe pour pallier à l'absence de directives ou de normes pour les machines-outils à haute vitesse.

Le modèle développé permet actuellement d'étudier une broche reposant sur deux paliers contenant un roulement chacun, ce qui demeure une hypothèse réaliste et très courante (Ecospeed à Bombardier, Huron et Nexus à l'ÉTS). Cependant, des études récentes ont montré qu'une meilleure stabilité peut être obtenue avec un plus grand nombre de paliers (3 à 5). Une extension du modèle actuel pourra être envisagée en utilisant la même démarche pour construire le modèle général avec les mêmes composantes (Rotor, Palier, Roulements). Il sera aussi pertinent de vérifier le comportement du modèle avec des données et caractéristiques précises sur les dimensions de toutes les composantes des broches (notamment les roulements et le rotor) fournies par le constructeur.

La méthodologie appliquée pour le développement de ce modèle repose sur l'adoption d'outils analytiques, numériques et éléments finis, validés expérimentalement. Il est cependant important de noter que le modèle développé décrit le comportement d'une composante -broche- s'insérant dans une structure -centre d'usinage- possédant sa propre dynamique. La réponse du modèle est forcément affectée par l'interaction entre sa dynamique et la fonction de transfert de la structure d'accueil. Il sera possible dans des développements futurs d'étudier les mécanismes régissant l'interaction entre les différentes composantes de la structure et de la broche en tenant compte de la fonction de transfert globale, ce qui permettra d'améliorer les capacités de généralisation du modèle. La localisation des fréquences naturelles dans les trois directions est requises dans ce cas et les techniques autorégressives (AR, ARMA, STAR...) semblent les mieux adaptées et les moins intrusives pour définir les caractéristiques dynamiques de l'ensemble.

ANNEXE I

TRACKING THE SURFACE DEGRADATION OF BALL BEARINGS BY MEANS OF NEW TIME DOMAIN SCALAR INDICATORS

SADOK SASSI¹, BECHIR BADRI² and MARC THOMAS²

(1) *Department of Physics and Instrumentation, Institut National des Sciences
Appliquées et de Technologie, Centre Urbain Nord, B.P. 676, 1080 Tunis Cedex.*

TUNISIA

(2) *Department of Mechanical Engineering, École de technologie supérieure, 1100,
Notre-Dame Street West, Montreal, Quebec, H3C 1K3, CANADA*

1. ABSTRACT

The aim of this paper is to analyze the sensitivity of fault scalar indicators extracted from time domain signals to bearing damage manifested through an increase in size and in the number of localized defects. Six scalar indicators are considered: Peak, RMS, Crest factor, Kurtosis, Impulse factor, and Shape factor. A new software application, called BEAT (BEARING Toolbox), was developed in order to simulate bearing vibratory response to the excitations produced by localized defects. The predictability of the simulation model has already been confirmed by previous comparisons with the results of experiments performed on a bearing test rig. Simulation results show that these time indicators can be used for the early prediction of a fault during the initial stages of degradation. However, they become less

sensitive as the damage increases and becomes very severe. Two new descriptors called TALAF and THIKAT, which combine conventional descriptors, are developed in order to improve diagnosis up to the point where the ultimate signs of catastrophic failure are observed, to diagnose the severity of degradation in four stages, and to help managers schedule their maintenance operations.

Key Words: Ball Bearing, Localized Defects, Numerical Simulation, Time Domain Signal, Fault Indicators.

2. INTRODUCTION

The predictive maintenance of industrial equipment is usually based on the monitoring of observed measurements such as vibration levels, temperatures, pressures, oil analyses, etc., until an alarm threshold is reached. The bearings are the most exposed parts of the equipment, and are consequently most subject to degradation. Vibration signals generated by rolling element bearings tend to be complex, and are influenced by several factors, particularly, lubrication, load, geometry and the presence of faults. Damage detection identified through changes in the vibration characteristics of a system has undergone much research over the last thirty years, and numerous damage identification algorithms have been proposed for detecting and locating the damages in structural and mechanical systems. The detection of a bearing defect is a first step in the diagnosis process. However, it is important to predict the growth rate of bearing defects as well as its remaining life.

A pertinent review of vibration measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings is presented by Tandon and Chandhury [1]. The monitoring methods applied to bearings can be achieved in a number of ways [2, 3], with some of the methods being simple to use, and others requiring sophisticated signal processing. Shocks are usually created in the presence of faults and can be analyzed either in the time domain [4] (RMS and max-peak amplitude of vibration level, Crest factor and Kurtosis, detection of shock waves and Julien method [5], statistical parameters applied to the time signal, Cepstrum); or in the frequency domain (spectral analysis around bearing defect frequencies [6, 7], frequency spectrum in the high frequency domain, Spike energy [8, 9], high frequency demodulation [10], acoustic emission [11], adaptive filtering, artificial neural networks, time-frequency [12, 13], etc).

In this paper, a numerical study is conducted on the influence of the bearing spread damage with respect to the variation of time scalar indicators and their ability to trace the size increase and number of localized defects. Simulation results show that these conventional time indicators can be used for the early prediction of a fault in the initial stages of degradation. However, when the damage becomes very severe, these usual parameters, after reaching a maximum, then decrease. Consequently, they cannot be used alone without the RMS level or spectrum analysis in the last stages of bearing degradation. This paper demonstrates that an appropriate combination of conventional scalar indicators may lead to two additional suitable parameters that could be applied solely to predicting future failures and tracking defects from the first signs of degradation to the last signs of catastrophic failure. The first parameter, called *TALAF*, describes the evolution of the damage in four

distinct stages, while the second parameter, called *THIKAT*, shows the degree of confidence relative to the use of the bearing in the presence of deteriorating fault conditions.

3. MONITORING OF MACHINE HEALTH WITH SCALAR INDICATORS

The supervision and condition monitoring of a machine require that a certain number of indicators be chosen beforehand. An indicator must characterize the reliability of a machine, and may be aimed at the early identification of the appearance of anomalies and the tracking of their evolution; it could also be used to target the pausing or stopping of the installation. Its evolution in time must be meaningful to the appearance or the aggravation of a defect. The temperature of housing, the rate of concentration of metallic particles in the lubricant, the amplitude of vibration, etc., are indicators that can present the state or the performance of a piece of equipment and follow its evolution in time.

Any machine in operation induces vibrations. As direct expressions of the dynamic loads generated by moving parts, such vibrations occupy a privileged position among the parameters to be considered when monitoring a machine. Vibration signal processing techniques make it possible to define a wide list of surveillance indicators that are more or less sensitive to the severity of a fault, to the identification of its source, and to its localization.

Moreover, surveillance indicators could be classified also under two major categories:

- ✓ Scalar indicators, which follow the evolution of a parameter linked to the amplitude of the vibration signal, in the time domain;

- ✓ Spectral indicators that simultaneously follow the evolution in frequency and in amplitude of each of its components.

There is no unique and universal indicator capable of the early detection of any defect likely to affect a machine, and it would be utopian to believe in the existence of a pre-defined alarm threshold whose value is independent of the nature of the defect, the machine, and its operating conditions. A scalar indicator extracted from the time domain gives a scalar number which may not necessarily be intrinsically significant. However, the evolution in time of this value indicates the level of aggravation of a defect. The evolution in time of a scalar indicator is more important than its intrinsic value. Scalar indicators may provide information not only on the defect area and on its gravity, but also on the strategic decisions concerning any immediate replacement of the damaged bearing.

Defining a scalar indicator in the time domain requires choosing:

- ✓ A kinematics parameter representative of the vibratory movement (acceleration, velocity, displacement) according to the frequency content of the vibratory signal;
- ✓ A parameter representative of the signal amplitude (RMS value, Max-peak amplitude, Crest factor, Kurtosis...);
- ✓ A bandwidth over which the retained parameter will be evaluated;
- ✓ A duration of analysis.

The six most commonly used statistical scalar parameters for bearing diagnosis are Peak, RMS, Crest factor (CF), Kurtosis (Ku), Impulse factor (IF), and Shape factor (SF) [14, 15, 16]. These parameters are defined in Table 1.

TABLE 1: SCALAR INDICATORS SPECIFIC TO BEARING VIBRATION DETECTION
(FOR A SIGNAL ARRAY A OF N SAMPLES)

Peak	$a_{peak} = \sup_{1 \leq k \leq N} a_k $	(1-a)
Average	$\bar{a} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N a_k$	(1-b)
Root Mean Square	$a_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N a_k^2}$	(1-c)
Crest Factor	$CF = \frac{a_{peak}}{a_{RMS}}$	(1-d)
Kurtosis	$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (a_k - \bar{a})^4}{a_{RMS}^4}$	(1-e)
Shape Factor	$SF = \frac{a_{RMS}}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N a_k }$	(1-f)
Impulse Factor	$IF = \frac{a_{peak}}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N a_k }$	(1-g)

4. NUMERICAL SIMULATION OF BEARING VIBRATION AND EXPERIMENTAL VALIDATION

To gain a detailed insight into the dynamic behavior of rotating bearings when they are affected by localized defects, a powerful simulation software application called BEAT® (the Bearing Toolbox), has been developed for predicting vibratory behavior and diagnosing localized damaged bearings [14,15]. The development of BEAT was realized through a new hybrid model combining theoretical equations and numerical solving techniques. The generation of vibration by localized defects in a rolling element bearing was modeled as a function of the rotation of the bearing, the distribution of the load in the bearing, the bearing structure elasticity and the Elasto-Hydro-Dynamic oil film characteristics [16]. The defects may be simulated on the outer race, on the inner race and/or on the balls. BEAT was designed to take into account the transfer function between the bearing and the transducer and to give the vibratory response at the location of a virtual sensor in order to allow its results to be compared with experimental data.

Qualitative and quantitative comparisons of several results (in the time and frequency domains) obtained from experimental and simulation signals clearly shows that the model developed provides realistic results which are very similar to those given by a sensor during experimental measurements. In particular, the comparison between the experimental values of scalar indicators (as defined in Table 1), calculated from data directly downloaded from the Bearing Data Center (B.D.C.) Website of Case Western Reserve University, Cleveland, Ohio, USA [17] and those obtained from numerical simulations is presented in Table 2. The bearing considered is of type SKF 6205. It has nine balls and a pitch diameter-to-ball

diameter ratio of 4.9. The faults are located on the inner race. The damage size is 0.72 mm, the rotor speed 1750 rpm, and the radial force applied to the bearing is maintained in a fixed direction.

Table 2: Comparison between time domain indicators collected from BDC test rig and simulated on BEAT

	Experimental results	Numerical results (BEAT)	Error (%)
PEAK	10.1	10.26	1.5
RMS	2.1	2.09	0.6
C.F.	4.9	4.91	0.9
KU	3.9	3.66	5.4
I.F.	6.4	6.27	2.7
S.F.	1.3	1.28	3.7

The average values of these parameters computed for 100 simulations and compared to the 100 experimental trials show a very good agreement, with a maximum error of 5.4 %.

5. NUMERICAL INVESTIGATION OF SCALAR DESCRIPTORS

Given the high confidence level in terms of the accuracy of the numerical results, the developed software called BEAT, was used to generate results that may help to understand how time domain health indicators, as defined in Table 1, as well as their sensitivity, are linked to the evolution of localized defects and their size inside the bearing, and how they can be used to track bearing degradation. Usually, the shocks within a rolling bearing generate impulsive vibrations. Whenever a defect is present on one surface of a bearing, it strikes another surface and generates an impact. The produced shock excites not only the resonances of the bearing but also the overall mechanical system. Thus, the pulsation

generated by rolling bearing defects excites vibration at specific defect frequencies as well as a high-frequency response in the overall machine structure. The scalar indicators determined from time domain signals are physical parameters specially adapted to the recognition of the vibration origin in order to identify its nature and its degree of severity.

5.1. Time response evolution due to a defect on the outer race

Figure 1 shows the evolution of a typical time wave response in acceleration (m/s^2), when a bearing deteriorates on the outer race from a healthy stage (case a) to a small defect of 0.5 mm (case b), and finally, to a large defect of 1.55 mm (case c). For a healthy bearing, surface roughness exhibits very little spatial correlation. As a result, the response is almost a Gaussian noise. Such a noise is characterized by a Kurtosis that is close to 3.

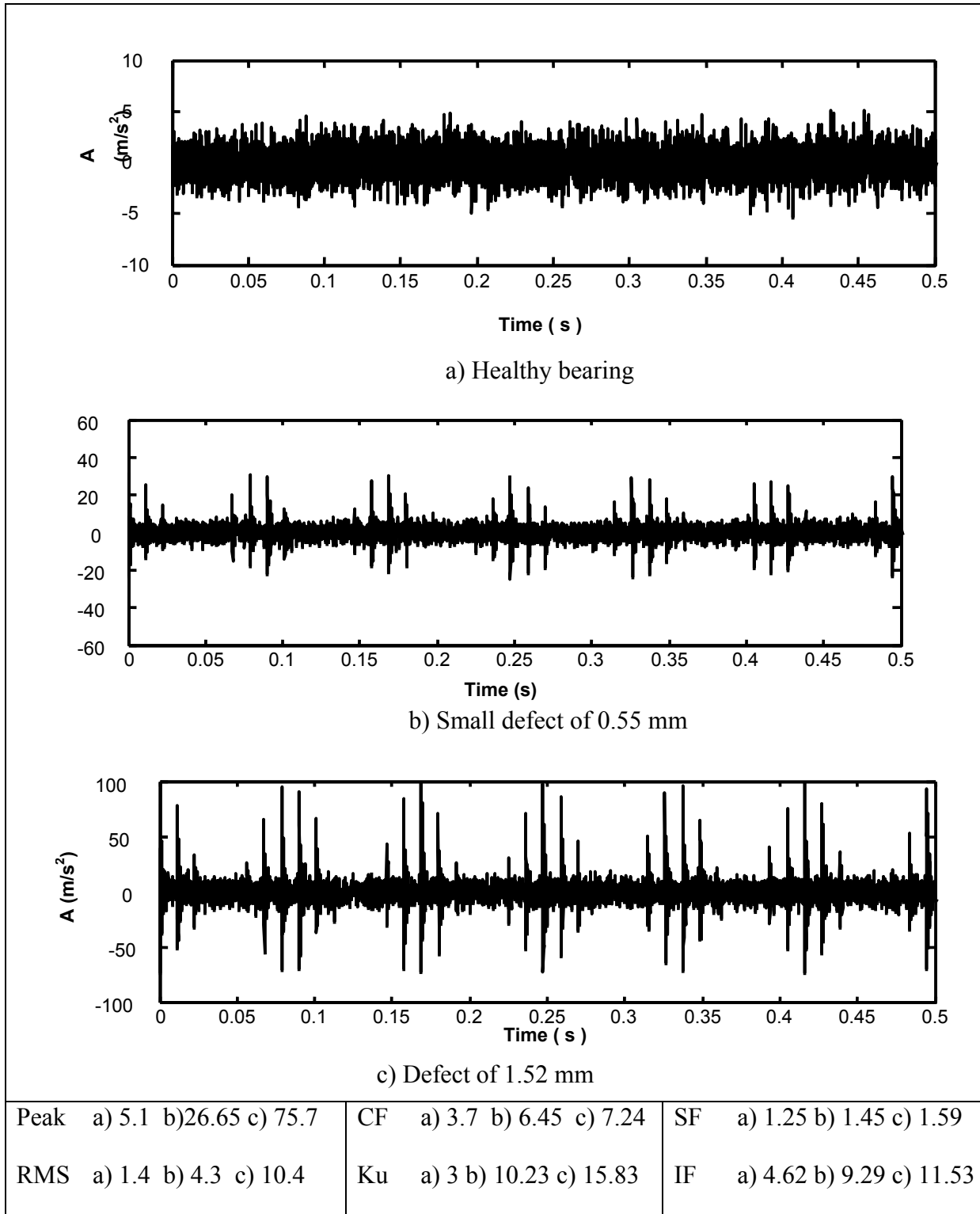


Figure 1: Typical time response evolution of a damaged bearing

When a defect is produced on the outer race, a succession of shocks appears, with a spacing corresponding to a ball pass frequency outer (BPFO) race, and modulated over a period corresponding to the shaft revolution. As the defect increases, the time waveform indicates heavy amplitude of multiple impacts.

5.2. RMS and peak measurements

Overall level measurements are the most common vibration measurements in use. The peak and RMS values are generally used to indicate the presence and severity of defects. Although the RMS measure is widely accepted in Europe, and is embodied in relevant standards and codes, it is less popular in the U.S.A., where the peak value (or the peak-to peak) is used.

The RMS signal is a simple and inexpensive type of measurement, which is computed by estimating the root mean square level of the time record. It represents the mean energy of the vibratory signal. However, the RMS indicator does not allow the early detection of degradation because the overall level measurements do not change significantly unless a problem becomes severe.

As an alternative to RMS, the peak level of the signal can be used. A baseline "peak" level is defined for a new machine, and any variations from this norm would be indicative of a change in machine condition. It represents the effect of impacts in the signal. Very often, the max-peak signal is used to detect accidents.

Figure 2 shows a typical evolution of peak and RMS values when the outer race of a bearing is deteriorating.

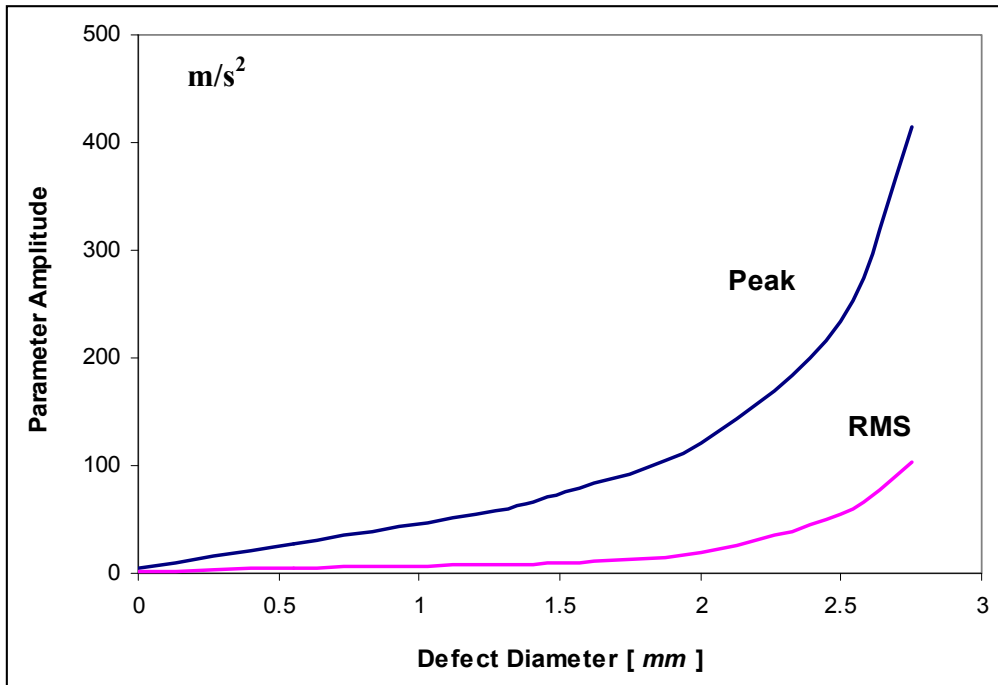


Figure 2: Evolution of the scalar parameters (Peak, RMS) according to the size of a defect on the outer race

Initially, when a localized defect appears, the small resulting shocks increase the peak level considerably, but have only a small influence on the RMS value. As the bearing deteriorates, more significant impacts are generated by each passing ball. Thus, toward the end of the bearing life, the RMS level increases dramatically with the peak level.

5.3. Crest factor, Kurtosis, Impact factor and Shape factor measurements

Among the most suitable scalar indicators used to characterize the vibrations are the Crest Factor and Kurtosis. The Crest factor and Kurtosis are less dependent on the vibration level, but are sensitive to the spikiness of the vibration signals, and they can provide an early

indication of significant changes in vibration signals. The Impulse and Shape factors are functions of the redressed signal average.

The Crest factor is the ratio of the peak level to the RMS level of the vibration signal. Monitoring the Crest factor of acceleration time waveforms is a simple technique, as it does not require elaborate signal processing, and its interpretation is relatively straightforward. For a healthy bearing, both the peak and the RMS values have weak amplitudes. Under normal operating conditions, most centrifugal machines generate acceleration waveforms at their bearing housings, which are either a sum of discrete frequency components or random, therefore having a crest factor below 4. When a localized fault appears, a periodic shock also appears in the signal at the frequency of the bearing fault (BPFO and/or BPFI and/or $2 \times$ BSF, etc.). As the fault increases, the waveform becomes far more impulsive with higher peak levels, while the RMS value is not affected in any significant way. Whenever a fault or excessive load is present, the crest factor generally increases above 4.

However, this method has a number of shortcomings. The RMS level may become significantly high in bearings with multiple or spreading defects, resulting in a reduction in the Crest factor. Background noise is also a problem because it increases the RMS level, and consequently decreases the Crest factor.

The Kurtosis technique, developed by the mathematician, Pearson, is another method used to indicate the "peakedness" of the signal. Kurtosis (Ku) is a statistical parameter, derived from the statistical moments of the probability density function of the vibration signal. It is the

fourth moment, normalized with respect to the square of the variance. A harmonic signal gives a Kurtosis of about 1.5 while a random signal gives a value of about 3. Impulsive signals will yield values above 4. It is usually more sensitive to impacts and degradation than the Crest factor. However, the straightforward physical interpretation of a fault is lost.

Figure 3 describes the evolution of the Kurtosis, Crest Factor, Impulse Factor and Shape Factor with the defect size when the outer race of a bearing is deteriorating.

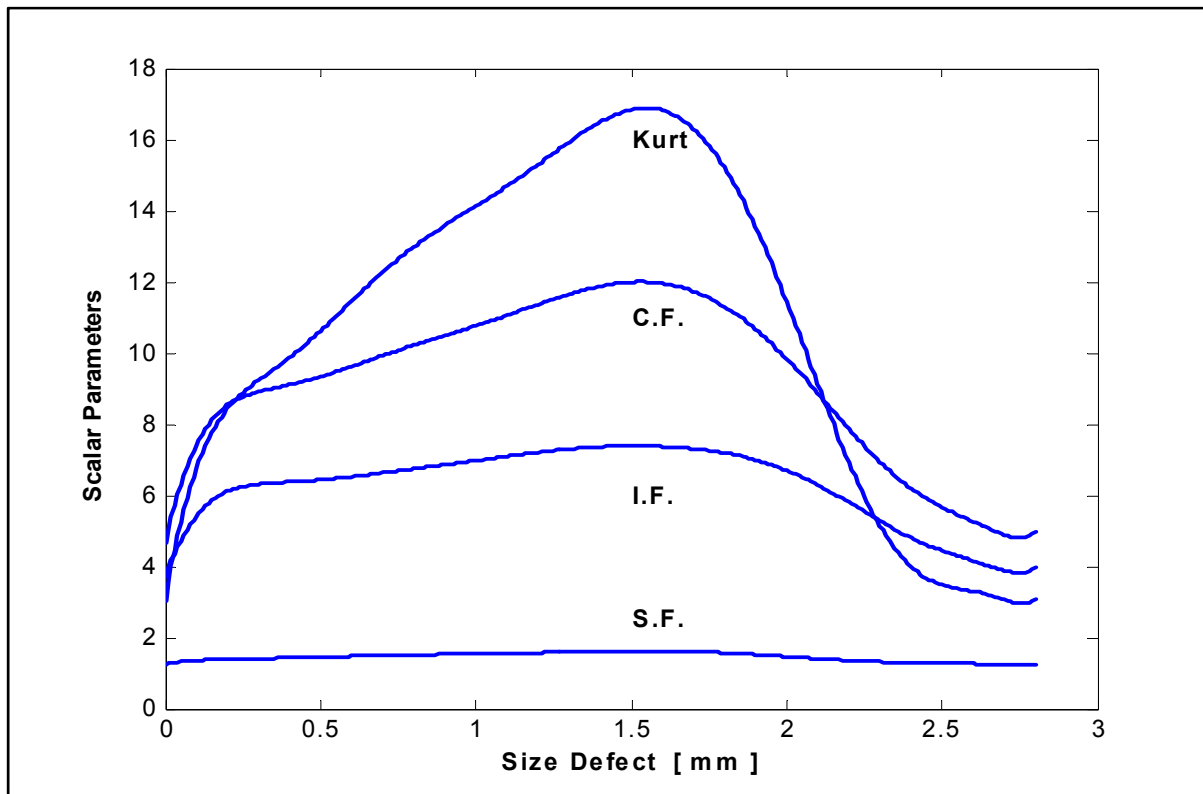


Figure 3: Evolution of scalar parameters (Ku, CF, IF, SF) according to the size of a defect on the outer race

As the size of the defect increases, all the indicators manifest the same behavior, with more or less sensitivity. An increase in the levels of the indicators can be observed at the beginning

of the deterioration, when the RMS level is constant; this holds until a maximum is reached, and then a decrease is seen as the bearing deteriorates further and further, because the RMS value increases dramatically. The Kurtosis starts with a value very close to 3 (corresponding to a pure random signal), and increases until it reaches a maximum value close to 17. As the damage increases, the vibration signals become more random, and the Crest factor and Kurtosis values decrease down to a level corresponding to the undamaged one, which makes the damage identification impracticable. A comparison between all scalar parameters shows that at the beginning of the deterioration, the Kurtosis is the most sensitive indicator to the damage size, while the Crest factor becomes the most sensitive indicator at the end of its life, and the Shape factor, the least sensitive.

The Kurtosis, the Impulse factor and the Crest factor can be used in a trend chart of a monitoring process until the bearing vibration indicators reach their maximum values. When the trend slope is negative, it means the bearing is approaching the end of its life. When these indicators are weak, the trend should be checked to determine whether the degradation is at its first stage or at the end of its life. It is recommended to complete the diagnosis by making sure that the RMS value of the vibration amplitude is not in progression, as that would be indicative of a deterioration of the bearing in its terminal phase.

As shown in Figure 4, when the defect affects the inner race, the numerical simulation shows that the sensitivity of the Kurtosis is less pronounced than in the case where the defect is located on the outer race. In fact, the Kurtosis becomes constant for a defect on the inner race in the middle of the life of the bearing, and its maximum value is less obvious.

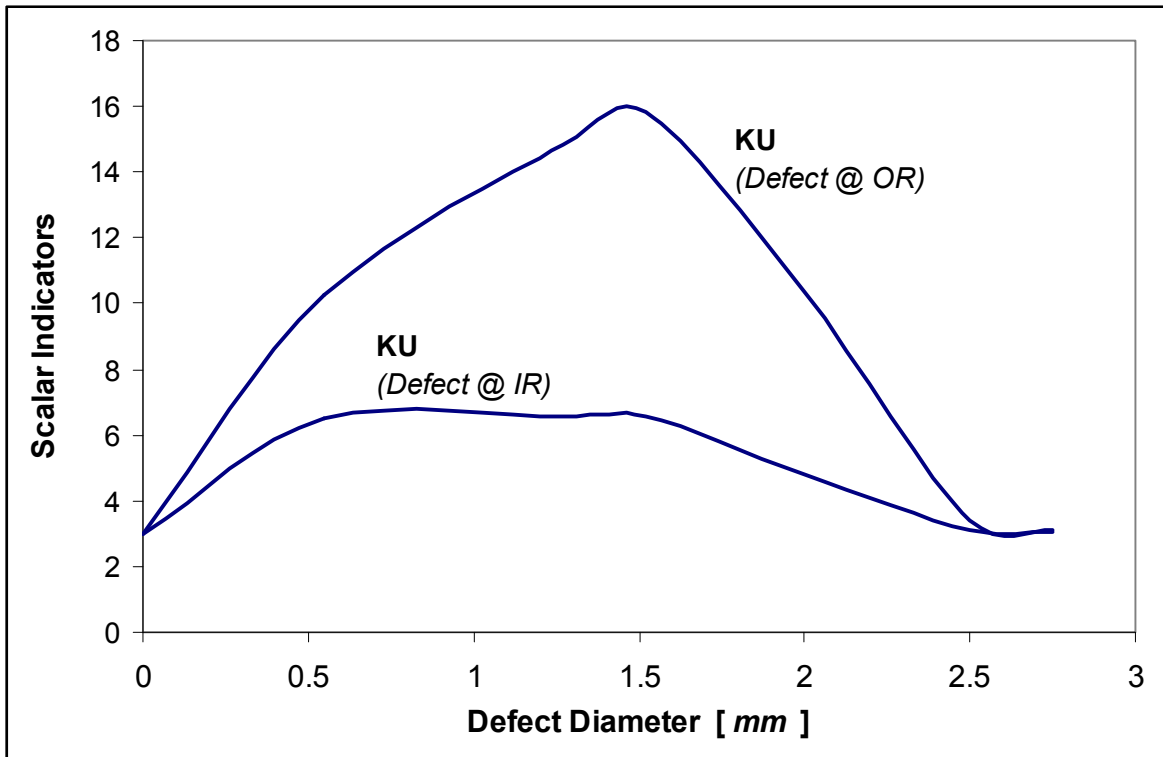


Figure 4: Comparison between Kurtosis values, for defects located on outer and inner races

This is due to the fact that the inner race defects have to pass through a greater number of transfer segments. Therefore, the impulses transmitted to the outer race, as recorded by the sensor, may become weak and dampen the vibration signal.

5.4. Effect of number of defects

When the bearing is subjected to excessive use or is used incorrectly by overloading, overspeeding or lubricant starving, the failure may be accelerated by an increase in the defect size and/or an increase in the number of defects. These are typical warning symptoms of widespread damage. A more general case of multiple defects was numerically investigated

by simulating the time response to several defects of 1 mm equally spaced on the outer race.

Figure 5 shows the effect of this deterioration on the scalar indicators.

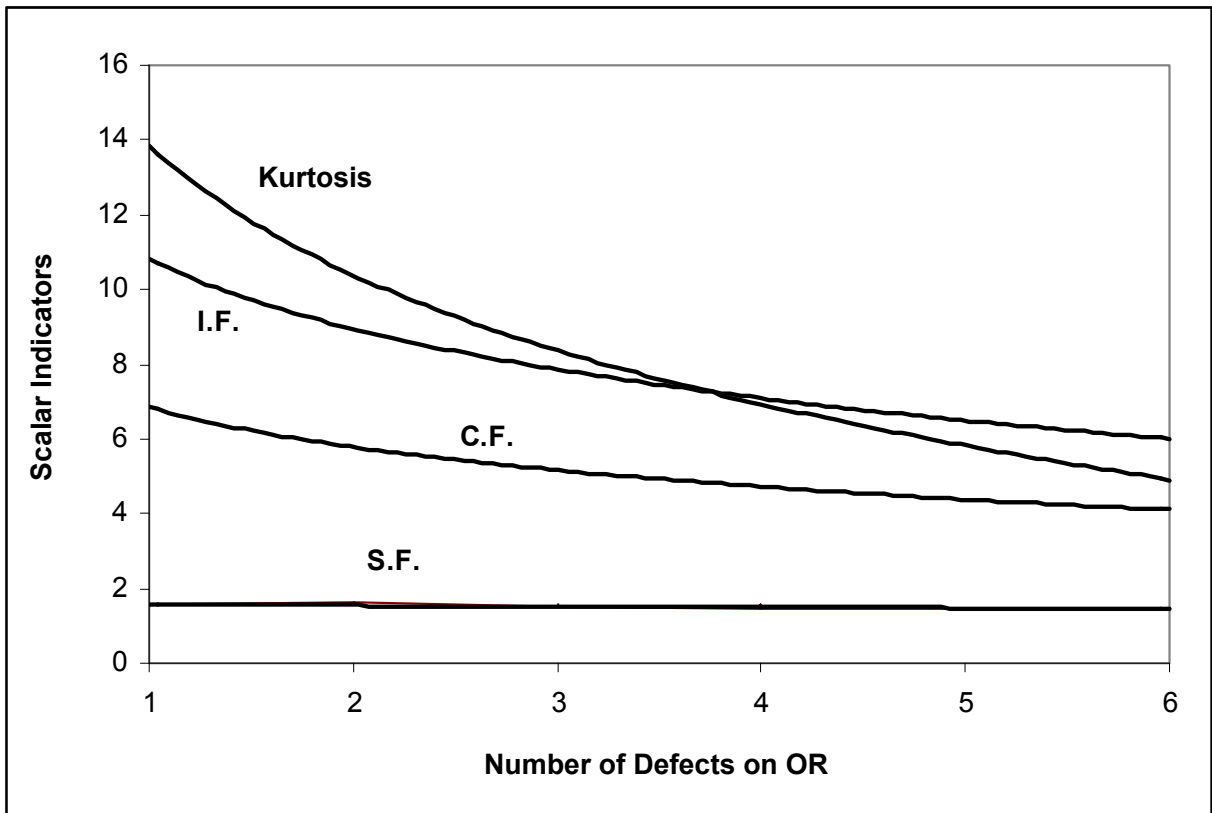


Figure 5: Evolution of scalar parameters (Kurtosis, CF, IF, SF) according to the number of defects on the outer race

Both the peak and the RMS levels are significantly increased in bearings with multiple or spreading defects, thus resulting in a decreasing trend among all the scalar indicators. As seen in Figure 5, as long as the number of defects is moderate, the Kurtosis remains the most sensitive indicator to the increase in signal energy density. However, when the presence of the defects is more pronounced, the Impulse factor becomes the most sensitive indicator. The Shape factor for its part always remains insensitive to damage spread.

5.5. Effect of operating conditions on scalar indicators

The effect of operating conditions was also investigated. Numerical simulations show that the values of the scalar indicators are relatively unaffected by variations in the loading conditions (Axial force and Imbalance force). Figure 6 shows the effect of rotating speed on the scalar indicators. Each indicator has been normalized to its specific value at 1000 rpm.

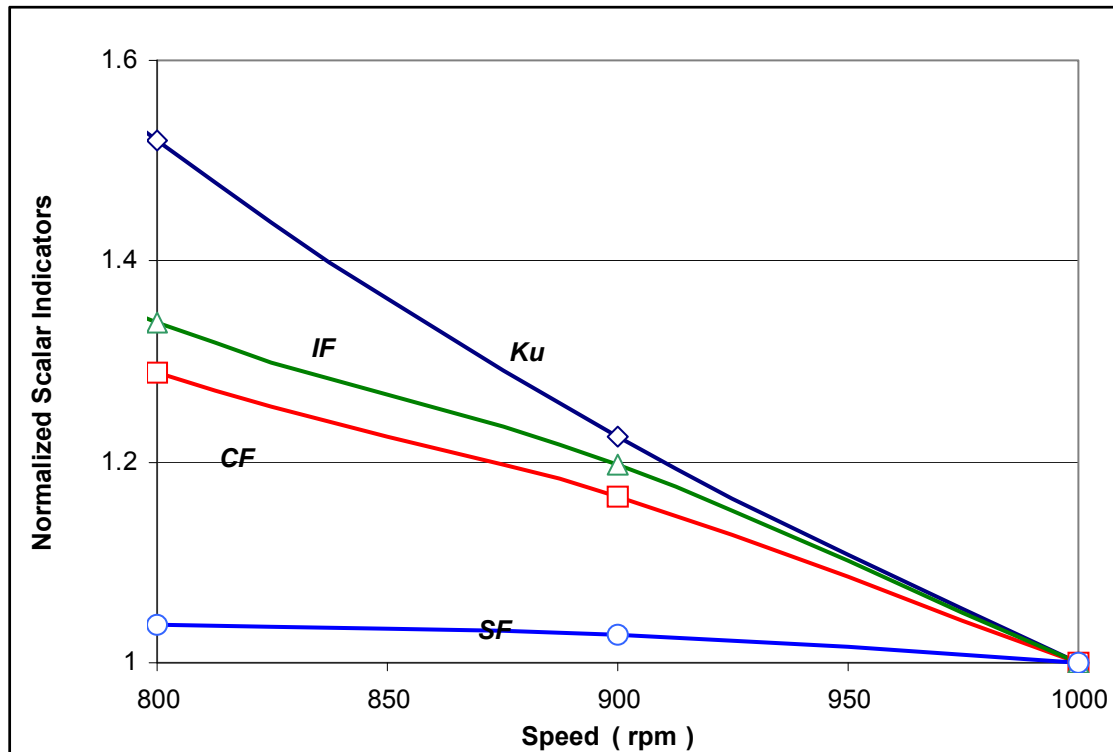


Figure 6: Evolution of scalar parameters (Ku, CF, IF, SF) according to rotation speed values

It is shown that these parameters are very sensitive to speed variations and that all the indicators decrease with speed, with the Kurtosis being the most severely affected. As already mentioned in [21], numerical simulations confirm that an increase in the rotation speed by a factor 2 divides the value of the Kurtosis by 2, and the value of the Crest factor, only by $\sqrt{2}$.

6. DEVELOPMENT OF NEW INDICATORS

As already mentioned in Figures 2 and 3, the Kurtosis and, to a lesser degree, the Crest and the Impulse factors are three particularly well adapted indicators for detecting the appearance of initial flaking. However, after a certain stage, the evolutions of these indicators are decreasing monotonous functions of the deterioration, and if their trend is not monitored, it is difficult to use them as surveillance indicators without the monitoring of the RMS value. The RMS signal is a monotonous increasing function of the deterioration, but it is only slightly sensitive to the appearance of the first marks of deterioration.

Furthermore, these scalar indicators are unable to detect failures resulting from a large number of defects or widespread damage, or those that occur at high rotational speeds. They reveal fault propagation but do not predict when the fault will become excessive.

Based on the aforementioned trend analysis, it appears that somehow combining the Kurtosis and the RMS parameters may correctly describe the existence of surface defects and their effects, starting from the very first signs of deterioration to the very end when signs of fatal deterioration are observed. Therefore, and based on our numerical experiment, we have defined a new indicator called TALAF:

$$TALAF = \log \left[Ku + \frac{RMS}{RMS_0} \right] \quad (1)$$

where RMS_0 is the value defined for a healthy bearing.

When the parameter $TALAF$ is plotted as shown in Figure 7, the data from all simulations superpose to give a *four-stage* curve of degradation.

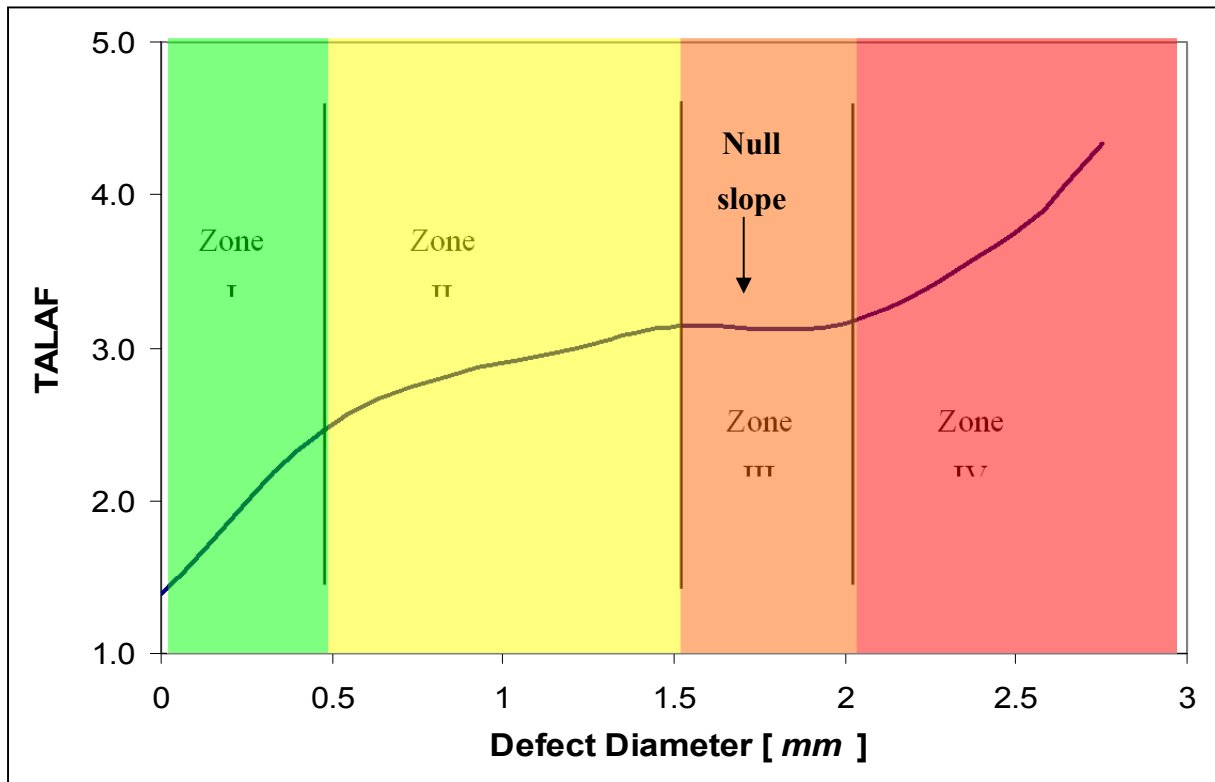


Figure 7: Evolution of the scalar parameter $TALAF$ according to the size of a defect on the outer race

The defect appears during the first phase (usually short and unpredictable through vibration measurements), where $TALAF$ exhibits a high slope. The defect grows and shows a weaker slope at the second stage and a null slope at the third phase, which can easily be identified by the null slope of $TALAF$. When the defect degenerates into final and catastrophic failure at the fourth phase, which is detected after the constant slope, $TALAF$ shows a high slope increase.

The subdivision into four stages is consistent with that proposed by Berry [6], which also calls for the classification of the bearing's degradation into four stages:

- Stage 1:
 - Remaining life more than 10%
 - Normal temperature and noise
 - No presence of bearing frequencies
 - Weak level of global vibration speed
- Stage 2:
 - Residual life higher than 5%
 - Normal temperature, but light noise
 - Light increase in the global vibratory acceleration level
 - Detectable bearing frequencies on a logarithmic amplitude scale
 - Detectable resonance frequencies of the bearing due to shocks (at high frequency)
- Stage 3:
 - Residual life higher than 1%
 - Audible noise level
 - Light increase in temperature
 - Strong increase in the global level of vibration (in acceleration)
 - Frequencies of bearing and harmonics visible on a linear amplitude scale
 - More harmonics and modulation frequencies according to the severity
- Stage 4:

- Residual life lower than 0.2%
- Noise and temperature levels raised
- Increase in the global level of vibration in displacement and speed
- Reduction in the global level of acceleration
- Increase in the vibration at the fundamental frequencies of the bearing and related side bands
- Noise at high frequency (friction induced random vibration)

Whenever the defect size is identified in zone IV as determined by the change in slope from a constant to a high value, failure is imminent, and a shutdown of the production line should be anticipated for shortly thereafter. This is a high emergency case.

It is strongly recommended that once a defective bearing is identified, data should be noted periodically; most managers become puzzled about the evolution of the damage and about the appropriate action to take:

- ✓ When should a machine be taken out of operation in the presence of deteriorating fault conditions, and could it remain reliable and secure until the next scheduled production stop?
- ✓ How long will the damaged bearing last, or should it be repaired immediately?

To answer these questions, another new parameter called *THIKAT*, expressed in Equation 2, has been designed to incorporate data from several parameters (Ku, RMS, CF, Peak) into a single unit of information:

$$THIKAT = \log \left[(Ku)^{CF} + \left(\frac{RMS}{RMS_0} \right)^{Peak} \right] \quad (2)$$

The new parameter, *THIKAT*, plotted in Figure 8, informs the user and/or the decision-maker about the degree of confidence in continuing to use any bearing which has already been diagnosed as defective, and enables the confirmation of the preliminary diagnosis carried out with TALAF:

- Whenever the curve is increasing (positive slope), the manager could keep the production going. The bearing is damaged, but could still remain resistant over a comfortable timeframe.
- However, when the curve starts decreasing (negative slope), the manager should be aware of the gravity of the situation, and an unscheduled and emergency stop should be considered in short order. The bearing is declared to be in its 4th stage of degradation.

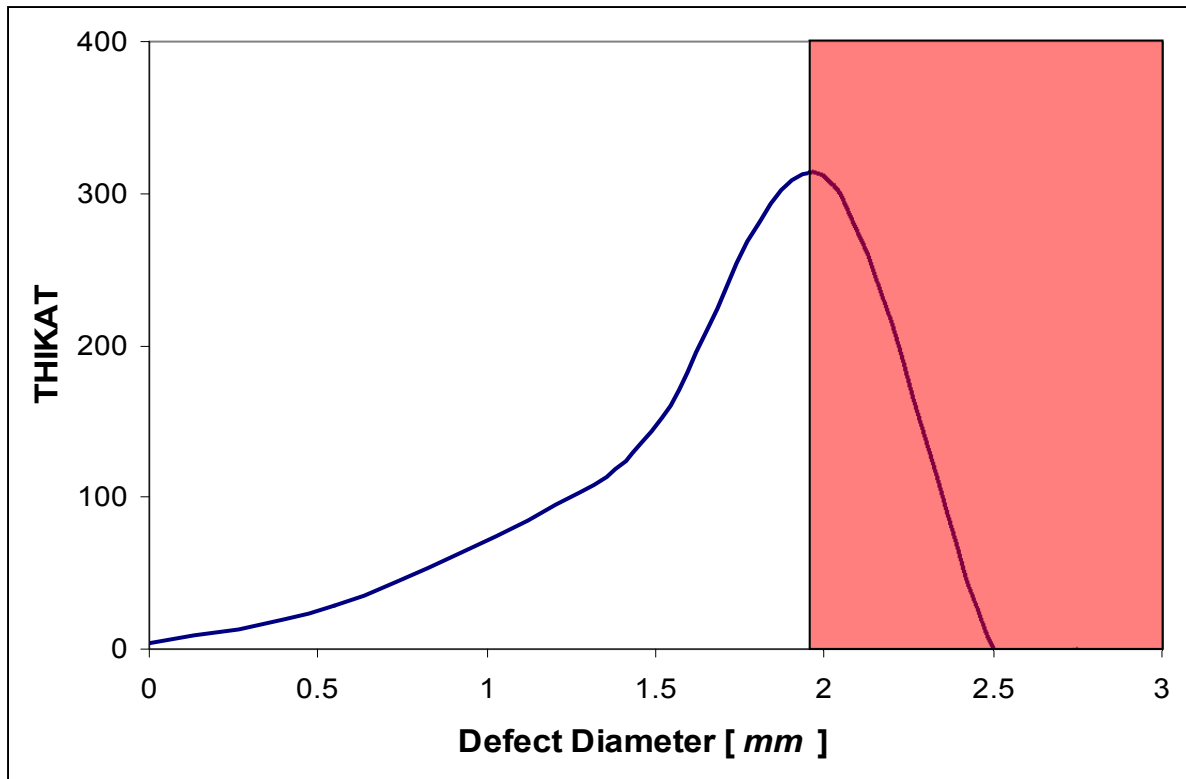


Figure 8: Evolution of the scalar parameter, *THIKAT* according to the size of a defect on the outer race

7. CONCLUSION

The Kurtosis and, to a lesser degree, the Crest factor and the Impulse Factor are three particularly well adapted time scalar indicators for detecting the appearance of initial flaking. However after the defect has reached a maximum, the evolutions of these indicators become decreasing monotonous functions of the deterioration; furthermore, if a trend analysis is not conducted, they are difficult to use as surveillance indicators without being associated to the evolution of the RMS value of the amplitude of the signal. Unfortunately, these scalar indicators decrease with the number of defects, and with the rotational speed, and

they are unable to detect failures resulting from widespread damage. They reveal fault propagation, but do not predict when the fault will become excessive.

To provide more useful information to maintenance teams, two new time domain scalar indicators have been designed. The first parameter is known as TALAF, and enables a description of the evolution of the damage by combining data from Kurtosis and RMS values. It presents the damage in four stages: the first zone designated as *Stage I damage* corresponds to the initiation of the defect; the second and third designated as *Stage II damage* and *Stage III damage* respectively, correspond to the progression of the defect, and finally, the fourth one, designated as *Stage IV damage*, corresponds to the catastrophic failure of the bearing. Whenever the defect size is located in zone IV, failure is imminent, and a shutdown of the production line should urgently be anticipated for shortly thereafter. Consequently, it is recommended to perform maintenance only after Stage 3. This stage is identified by a null slope of TALAF, while stage 4 is marked by a high increase of the TALAF slope.

The second new parameter called *THIKAT*, expressed in terms of several parameters (Ku, RMS, CF, Peak), illustrates the confidence in using the defective bearing. Whenever the curve slope is positive, it is still possible to use the bearing. However, when the slope becomes negative, an imminent catastrophic failure must be anticipated.

The authors hope that the results of this comprehensive work will help to understand the factors that determine the response of a rolling element bearing when affected by a localized defect, provide more insight into the characteristics and methods for identifying defects, and

assist a user in choosing the best indicator for condition monitoring and adopting the best maintenance policies.

8. ACKNOWLEDGEMENTS

The permission of the “Bearing Data Center” (Case Western Reserve University, Cleveland, Ohio, USA) to use their Seeded Fault Test Data is gratefully acknowledged. The authors thank the Natural Science and Engineering Research Council of Canada (NSERC) program for its financial support.

9. REFERENCES

1. Tandon N. and Choudhury A., A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings, *Journal of Tribology International*, 32, 1999, pp. 469-480.
2. Thomas M., 2003, *Fiabilité, maintenance prédictive et vibration de machines*, ÉTS, Montréal, Qc, Can, 616 p.
3. Jones R.M., A guide to the interpretation of machinery vibration measurements, *Sound and Vibration*, Vol. 28, No 9, 1994, pp. 12-20.
4. Archambault Julien, Archambault René et Marc Thomas, *Time domain descriptors for rolling-element bearing fault detection*, Proceedings of the 20th seminar on machinery vibration, CMVA, Québec, 2002, 10 pages.

5. Thomas M., Archambault R. and Archambault J., Modified Julien index as a shock detector: its application to detect rolling element bearing defect, Proceedings of the 21st seminar on machinery vibration, CMVA, Halifax (N.S.), October 2003, 21.1-21.12.
6. Berry J., How to track rolling bearing health with vibration signature analysis, Sound and Vibration, 1991, pp. 24-35.
7. Gluzman D., The use of log scales to analyse bearing failures, Vibrations, Vol. 16, No 3, 2000, pp. 3-5.
8. Shea J.M. and Taylor J.K., Spike energy in faults analysis machine condition monitoring, Noise and Vibration World-wide, 1992, pp. 22-26.
9. De Priego J.C.M., The relationship between vibration spectra and spike energy spectra for an electric motor bearing defect, Vibrations, Vol. 17, No 1, 2001, pp. 3-5.
10. Jones R.M., Enveloping for bearing analysis, Sound and vibration, Vol. 30, No 2, 1996, pp. 10-15.
11. Shiroishi J. et al, Bearing condition diagnosis via vibration and acoustic emission measurements, Mechanical systems and signal processing, 11 (5), 1997, pp. 693-705.
12. Hongbin M., Application of wavelet analysis to detection of damages in rolling element bearings, Proceedings of the international conference on structural dynamics, vibration, noise and control, 1995, pp. 1334-1339.
13. Safizadeh M.S., Lakis A.A., and Thomas M., Time-Frequency distributions and their Application to Machinery Fault Detection, International Journal of Condition Monitoring and Diagnosis Engineering Management, 5 (2), 2002, pp. 41-56.

14. Archambault R.: *Getting More Out of Vibration Signals: using the logarithmic scale*, Proceedings of the 1st International Machinery Monitoring & Diagnostic Conference & Exhibit, Vol. 567, 1989.
15. Ulieru D.: Diagnosis by Measurement of Internal Vibration and Vibration Analysis on Maintenance of Rotating Machinery such as Turbochillers, Proceedings, Annual Technical Meeting-Institute of Environmental Sciences, 2(1993) 525.
16. Barkov A., Barkova N. and Mitchell J.S.: Condition Assessment and Life Prediction of Rolling Element Bearing – Part 1, Journal of Sound and Vibration, 29(6) (1995) 10.
17. Sassi S., Thomas M. and Badri B., Numerical simulation for vibration response of a ball bearing affected by localized defects, Proceedings of the 5th internat. conference on acoustical and vibratory surveillance methods and diagnostic techniques, Senlis, France, paper R48, October 2004, 10 p.
18. Badri B, Thomas M. and Sassi S., BEAT, A numerical simulator for ball bearing affected by localized defects, Proceedings of the 22nd Seminar on machinery vibration, Canadian Machinery Vibration Association, Ottawa, ON, October 2004, 13 p.
19. Hamrock B. J., *Fundamentals of Fluid Film Lubrication*, Mechanical Engineering Series, Mc Graw-Hill Editions, 1994.
20. Case Western Reserve University, bearing data center, 2006.
<http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/download.htm>.
21. Boulanger A. and Pachaud C., *Diagnostic Vibratoire en Maintenance Préventive*, Dunod, 1998, 299 pages.

ANNEXE II

VARIABLE DRIVE FREQUENCY EFFECT ON SPINDLE DYNAMIC BEHAVIOUR IN HIGH SPEED MACHINING

Bechir Badri¹, Marc Thomas¹, Sadok Sassi²

¹ Department of Mechanical Engineering, École de Technologie Supérieure.

1100, Notre-Dame street West, Montreal, H3C 1K3, Quebec, CANADA.

bechir.badri@gmail.com; marc.thomas@etsmtl.ca

² Sohar University, Sohar, Oman

s.sassi@soharuni.edu.om

Abstract. In high speed machining, the interaction between the variable drive frequencies and the excitation frequencies due to bearing defects of the spindle is studied in this paper. The interference between both phenomena causes an amplification of vibration, harmful for the machining stability and chatter, the surface quality, as well as the dynamic behavior of the spindle. Even if the implications of such interference highly affect the reliability of the machining process and the production by creating new critical speeds, this phenomenon has not been yet identified as the cause of the problem. The excited frequencies resulting from this interference imply new critical rotational speeds that should simply be prohibited while establishing cutting parameters. The observation of this phenomena help to diagnose bearing defects. Transient experimental results -conducted up to 30000 rpm- showed the interference phenomenon and pinpointed the critical speeds that can be avoided, after bearing maintenance.

Keywords: High speed machining, bearing spindle vibrations, variable drive frequencies, chatter.

1 Introduction

Surface quality (Fig 1) in high speed machining may be affected by many parameters. Specific combination of rotation speed and cutting depth can lead to the amplification of vibration (regenerative chatter) [Altintas, Y. and Budak, E., 1995; Gagnol, V. et al, 2007].

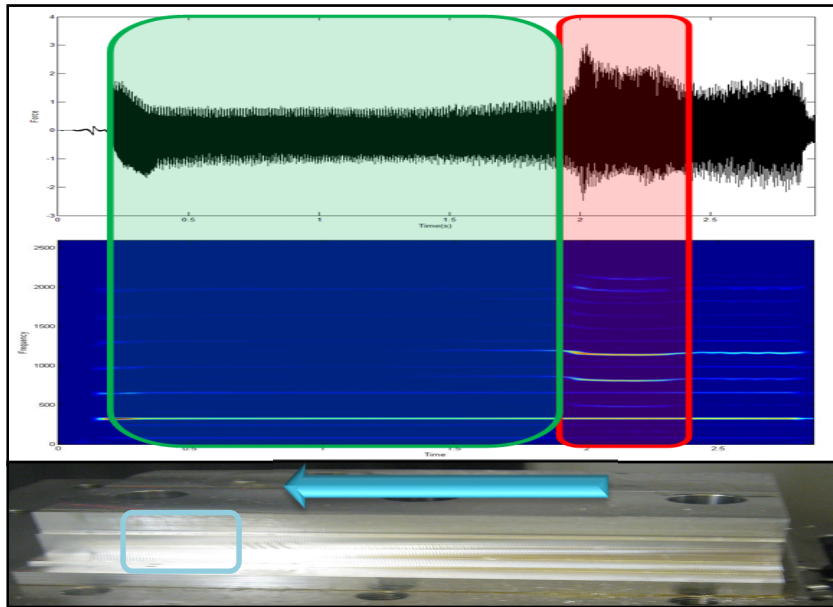


Figure 1 Chatter during machining near the stability limit

In order to insure a good surface quality during the machining process, to prevent damaging the spindle, machining supervisors use stability lobes diagram [Altintas, Y. and Budak, E., 1995].

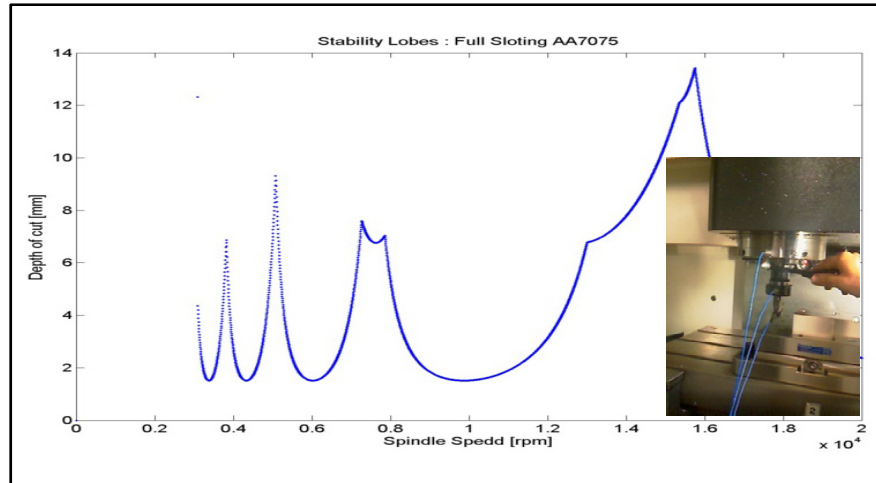


Figure 2 Stability lobes and natural frequencies by impact

Stability diagrams are a graphical representation indicating stable cutting depth (underneath the curve) as a function of rotational speed and are dependent of the natural frequencies of the spindle-tool-workpiece system, measured by impact testing (fig 2).

2 High Speed Machining

Previous works [Badri et al, 2009] already proven that these direct stability lobes are not efficient, since they are calculated with natural frequencies measured in static, neglecting the drift of natural frequencies under the gyroscopic effect, occurring in high rotational speed [Swanson et al, 2005; Lacroix, 1988; Lalanne and Ferraris, 1996]. This phenomena will modify the system dynamic parameters according to the rotation speed, thus, the equation of motion becomes [Lalanne and Ferraris, 1990]:

$$[M] \cdot \{\ddot{y}\} + [C + G(\omega)] \cdot \{\dot{y}\} + [K] \cdot \{y\} = \{F\} \quad (1)$$

The Campbell diagram is obtained by plotting, for each rotating speed, the eigenvalues of the following matrix:

$$A = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} -M^{-1} \cdot K \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} -M^{-1} \cdot C \end{pmatrix} \end{pmatrix} \quad (2)$$

The Campbell diagram (fig 3) indicate the drift of the static natural frequencies (750Hz, 2010Hz and 4820 Hz when rpm=0), and the appearance of two new components corresponding to the Forward and the Backward mode in each frequency.

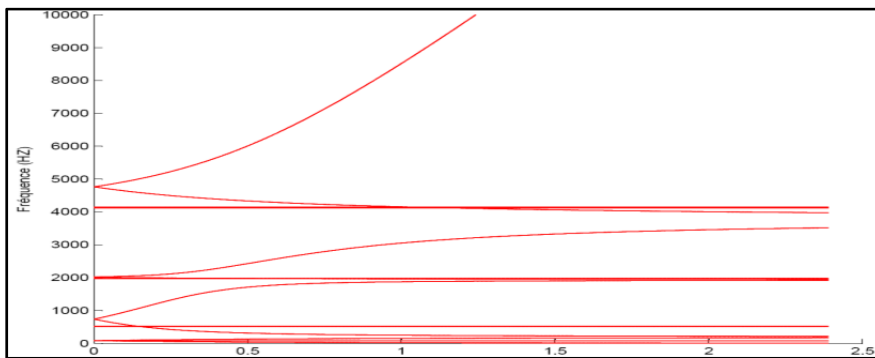


Figure 3 Campbell Diagram

Using the modified natural frequencies (considering the gyroscopic effect), will lead to new stability lobes diagram indicating the maximum cutting rotational speed –for faster machining – and the maximum cutting depth allowed, all under stable machining [Badri et al, 2010].

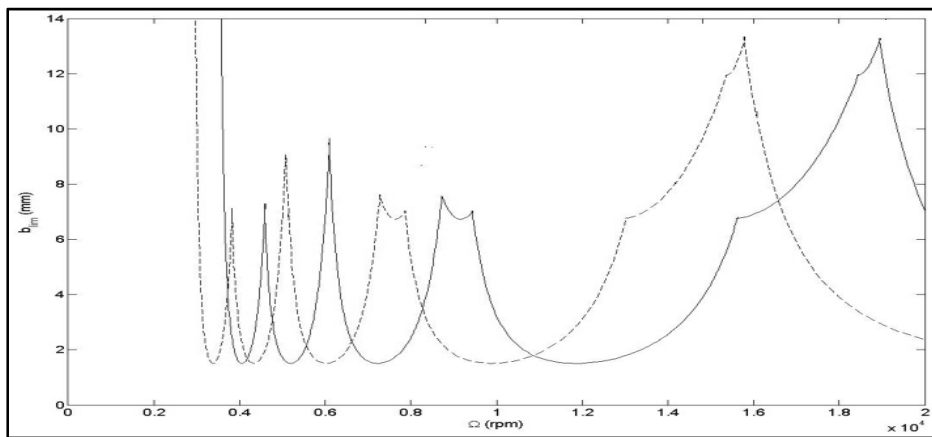


Figure 4 Stability lobes diagram: Static Natural Frequencies (--) Including Gyroscopic Effect(-)

This section already point out some prohibited rotational speeds for the cutting process. The following will investigate the appearance of new critical speeds due to the dynamic interaction of electrical phenomena induced by the Variable Frequency drive.

3 Spindle Model

In order to simulate the spindle dynamic behavior, a numerical simulation, based on a three-dimensional mechanical model with 20 degrees of freedom (Fig. 5), allows for generating the vibratory responses, affected by bearing defects, under variable rotating speed and including the gyroscopic effect. The spindle model is based on a simplified 3 d.o.f. bearing model [Sassi et al, 2007]. In order to integrate the directional XY coupling induced by the gyroscopic effect, the model has to be bi-directional, and 2 bearing housings have been considered to support the shaft. The shaft was modeled using a discrete finite element model in order to consider its flexible modes. Equation of motion is built according the eq. (1), and all dynamic parameters of the model are calculated and detailed in [Badri et al, 2009].

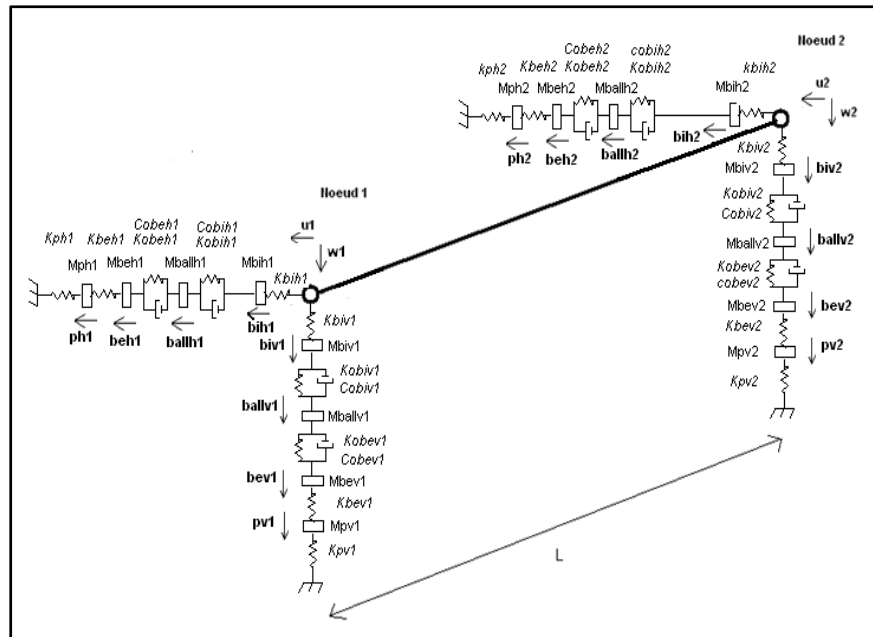


Figure 5: 20 d.o.f. Spindle Model

4 Variable Frequency Drive :

In machining centers, when the rotational speed exceeds 16000 RPM, the most common spindle type is the built-in motorized spindles. The motor is literally built into the spindle. The speed variation is controlled by a VFD (fig. 6a).

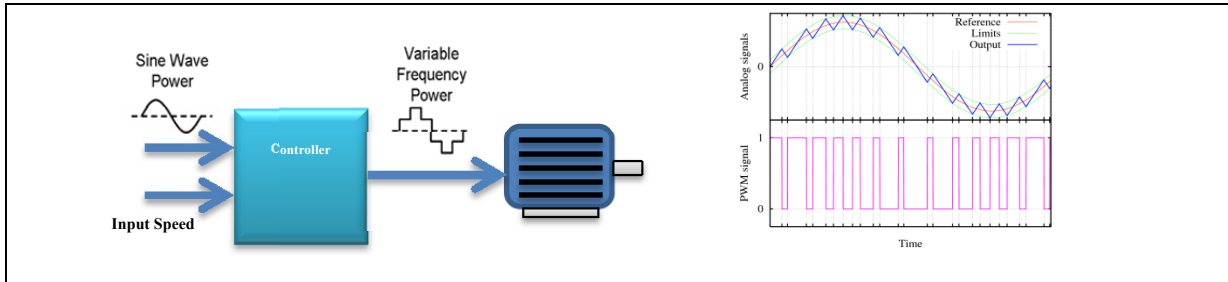


Figure 6 a: VFD Principle; b: pulse width modulation

To perform the speed variation, a pulse width modulation is performed on the input voltage sine wave (Fig. 6b), according to the desired speed. The carrier frequency is the main pulse frequency –usually at high frequency: 5KHz and up-, and side bands modulation frequencies will appear with ΔF proportional to the rotating speed.

The technical specifications provided by the controller manufacturer -Siemens- indicate a carrier frequency located at 11 KHz, This value is confirmed by experimental vibration measurement on the spindle (fig 7).

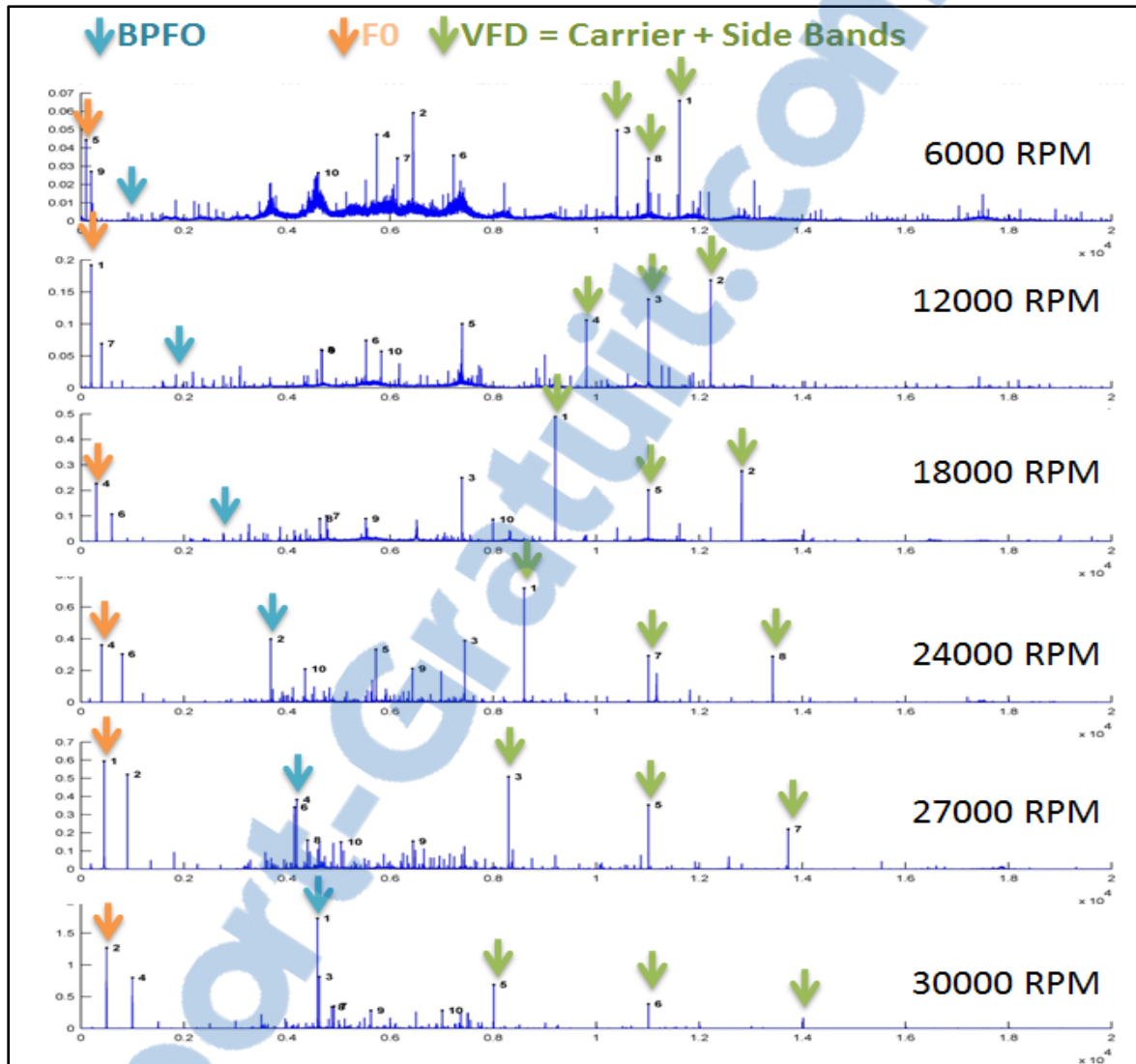


Figure 7 Acceleration spectrum at different speeds

The wideband acceleration spectrums (20Khz) indicate the rotational speed F_0 , an harmonic of the BPFO component due to a bearing defect –more perceptible in higher speed-, as well as the VDF carrier frequency at 11Khz and the corresponding side bands frequencies (varying with the rotational speed). The energy contribution of the variable drive frequency in the measured vibration levels is compiled in table 1. Between 18000 rpm and 24000 rpm, this contribution reaches 88% of the overall vibration energy, due to the interference with an harmonic of the bearing frequency BPFO. This harmonic was due to a spindle bearing defect on the outer race.

Table 1. VFD Energy Contribution in measured vibration levels

Speed(RPM)	RMS Overall (g)	VFD RMS (g)	%
6000	0,29	0,06	22,6 %
12000	0,32	0,17	54,3 %
18000	0,49	0,41	84,5 %
24000	0,65	0,57	88,8 %
27000	0,68	0,46	68,0 %
30000	1,19	0,55	46,6 %

In order to locate the critical rotational speed, the vibration signal (fig 8) is then recorded during linear run up, from 0 to 30 000 RPM (3 to 7 sec), followed by permanent regime (7 to 22.5 Sec), and then a shutdown (from 22.5 to 27 Sec). The signal has been filtered in the frequency domain to remove noise. Fig 8 shows the time-frequency representation. When the fourth harmonic of BPFO crosses the VFD lower side band, large vibration amplifications are noticed, that can be seen from both the time and time-frequency signals. This new critical frequency, very harmful for the spindle dynamic behavior as well as the surface quality, is located around 23 000rpm. For better results, it is recommended to operate at higher rotational speeds.

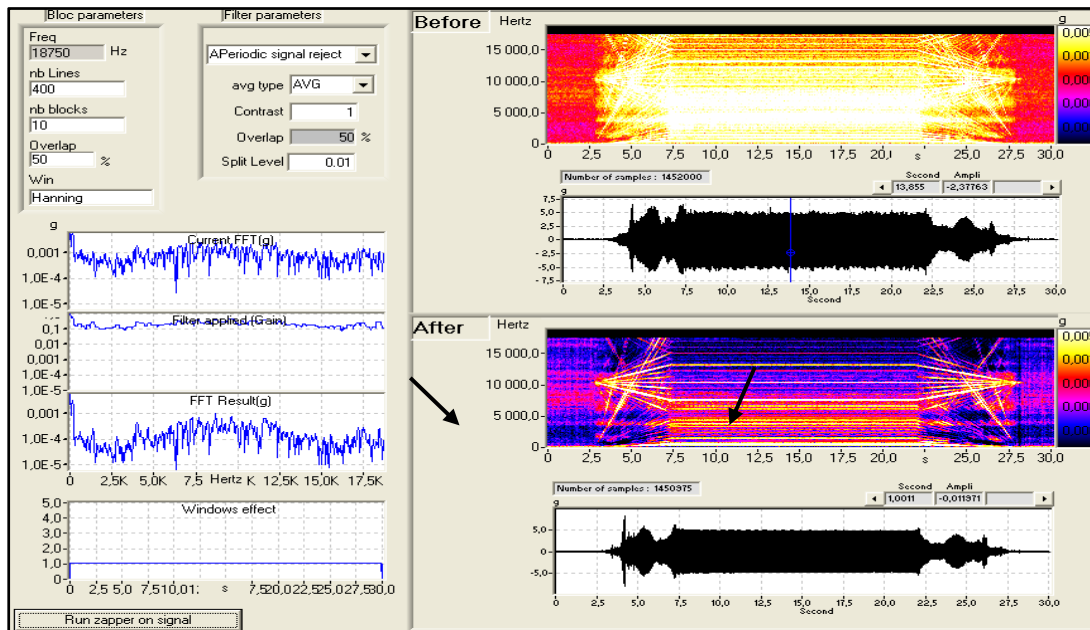


Figure 8 STFT Spectrogram during run up and shut down measurements

5 Conclusion

Machining operators are already aware of prohibited rotating speed frequencies, as detected from the stability lobes diagram. Previous work already allowed adjusting the stability lobes according to the natural frequencies drift caused by the gyroscopic effect. This paper studied the effect of the variable drive frequencies (VDF) on the dynamic behavior of spindles in high speed machining. At specific rotational speeds, the energy contribution of the VDF can reach 88% of the overall acceleration level, due to the interaction with a bearing defect frequency. The new critical frequency allows for detecting the bearing defect (here a BPFO from a defective bearing) and must be avoided if correction to the bearing is not immediately made.

Acknowledgements

This work is supported by : «Conseil de recherche en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG), Bombardier aéronautique, Pratt & Whitney Canada and CRIAQ.

References

1. Sassi S., Badri B. and Thomas M., 2007, A Numerical Model to Predict Damaged Bearing Vibrations Journal of Vibration and Control, Vol. 13, No. 11, Doi: 10.1177/1077546307080040, 1603-1628.
2. Badri B.; M. Thomas; S. Sassi; I. Zaghbani; V. Songméné; A.A. Lakis; N. Mureithi, Mai 2009. Étude du comportement des roulements dans les rotors tournant à haute vitesse. CIRI, Reims, paper CIRI013, 15 pages.
3. Badri B., Thomas M., Sassi S., Zaghbani I. and Songméné V., Oct 2010, Surveillance des machines d'usinage à haute vitesse, Proceedings of the 28th CMVA, Québec, Vol 2, pp 197-216.
4. Swanson E., Powell C.D., and Weissman S., May 2005, A Practical Review of Rotating Machinery Critical Speeds and Modes, Sound and Vibration Magazine, pp. 10-17.
5. Lacroix, J., 1988. Comportement dynamique d'un rotor au passage des vitesses critiques, thèse de doctorat de l'INSA de Lyon France.

6. Lalanne, M. et Ferraris, G., 1996, Dynamique des rotors en flexion, Techniques de l'ingénieur, traité Génie mécanique, pages B5-110-1, B5110-39.
7. Lalanne, M. and Ferraris, G., 1990, Rotordynamics prediction in engineering. J. Wiley (G.B) 198p.
8. Altintas, Y., and Budak, E., 1995, "Analytical Prediction of Stability Lobe in Milling," CIRP Ann., 44_1_, pp. 357-362.
9. Gagnol, V., Bouzgarrou, C. B., Ray, P., and Barra, C., 2007, "Model-Based Chatter Stability Prediction for High-Speed Spindles," Int. J. Mach. Tools Manuf., Vol 47, No (7-8), pp 1176-1186.
10. Gagnol, V. et al : 2007, Stability-Based Spindle Design Optimization Journal of Manufacturing Science and Engineering Vol 127 pp. 407-415.

ANNEXE III

A CLASSIFIER FUSION SYSTEM FOR BEARING FAULT DIAGNOSIS

Abstract

In this paper, a new strategy based on the fusion of different Support Vector Machines (SVM) is proposed in order to reduce noise effect in bearing fault diagnosis systems. Each SVM classifier is designed to deal with a specific noise configuration and, when combined together – by means of the Iterative Boolean Combination (IBC) technique – they provide high robustness to different noise-to-signal ratio. In order to produce a high amount of vibration signals, considering different defect dimensions and noise levels, the BEARING Toolbox (BEAT) is employed in this work. The experiments indicate that the proposed strategy can significantly reduce the error rates, even in the presence of very noisy signals.

1. Introduction

Although the visual inspection of time- and frequency-domain features of measured signals is adequate for identifying machinery faults, there is a need for a reliable, fast and automated procedure of diagnosis (Samanta et al., 2004). Due to the increasing demands for greater product quality and variability, short product life-cycles, reduced cost, and global competition, automatic machine condition monitoring (MCM) has been gaining importance in the manufacturing industry (Liang et al., 2004). MCM systems allow for a significant reduction in the machinery maintenance costs, and, most importantly, the early detection of potential faults (Guo et al., 2005). Mass unbalance, rotor rub, shaft misalignment, gear failures and bearing defects are examples of faults that may lead to the machine's breakdown (Samanta et al., 2004).

Besides the detection of the early occurrence and seriousness of a fault, MCM systems may also be designed to identify the components that are deteriorating, and to estimate the time interval during which the monitored equipment can still operate before failure (Lazzarini and

Volpi, 2011). These systems continuously measure and interpret signals (e.g., vibration, acoustic emission, infrared thermography, etc.), that provide useful information for identifying the presence of faulty symptoms.

The focus of this work is in rotating machines, which usually operate by means of bearings. Since they are the place where the basic dynamic loads and forces are applied, bearings represent a critical component. A defective bearing causes malfunction and may even lead to catastrophic failure of the machinery (Tandon and Choudhury, 1999). Vibration analysis has been the most employed methodology for detecting bearings defects (Thomas, 2011). Each time a rolling element passes over a defect, an impulse of vibration is generated. On the other hand, if the machine is operating properly, vibration amplitude is small and constant (Alguindigue et al., 1993). Another methodology successfully applied to this problem has been the acoustic emission (AE) (Elmaleeh and Saad, 2008; Tandon and Choudhury, 1999).

Automatic bearing fault diagnosis can be viewed as a pattern recognition problem, and several systems have been designed using well-known classification techniques, such as Artificial Neural Networks (ANNs) and Support Vector Machines (SVM). When these systems employ real vibration data obtained from bearings artificially damaged, they have to cope with a very limited amount of samples. Furthermore, with exception of a few works (Guo et al., 2005; Jack and Nandi, 2002) – which consider a validation set, besides the training and test sets –, the choice of the system's parameters, including the feature selection step, too often has been done by using the same datasets employed to train/test the classifiers. This may lead to biased classifiers that will hardly be able to generalize on new data. Another important aspect that has been little investigated in the literature is the presence of noise, which disturbs the vibration signals, and how this affects the identification of bearing defects (Lazzerini and Volpi, 2011).

In this paper, a classification system based on the fusion of different SVMs is proposed to detect early defects on bearings in the presence of high noise levels. Each SVM classifier is designed to deal with a specific noise configuration and, when combined together – by using

the Iterative Boolean Combination (IBC) technique (Khreich et al., 2010) – they provide high robustness to different noise-to-signal ratio.

In order to produce a high amount of bearing vibration signals, considering different defect dimensions and noise levels, the BEARING Toolbox (BEAT) is employed in this work. BEAT is dedicated to the simulation of the dynamic behaviour of rotating ball bearings

in the presence of localized defects, and it was shown to provide realistic results, similar to those produced by a sensor during experimental measurements (Sassi et al., 2007).

This paper is organized as follows. Section 2 presents the state-of-the-art in automatic bearing fault diagnosis. Section 3 describes the experimental methodology, including datasets, measures used to evaluate the system performance, and the IBC technique. Finally, the experiments are presented and discussed in Section 4.

2. The state-of-the-art in automatic bearing fault diagnosis

Fig. 1 illustrates the general structure of a bearing. It is composed of six components: housing, outer race (OR), inner race (IR), rolling elements (RE) (i.e., rollers or balls), cage and shaft (Guo et al., 2005). As previously mentioned, the interaction of defects in rolling element bearings produces impulses of vibration. As these shocks excite the natural frequencies of the bearing elements, the analysis of the vibration signal in the frequency-domain, by means of the Fast Fourier Transform (FFT), has been an effective method for predicting the health condition of bearings (Tandon and Choudhury, 1999).

Each defective bearing component produces frequencies, which allow for localizing different defects occurring simultaneously. BPFO (Ball Pass Frequency on an Outer race defect), BPFI (Ball Pass Frequency on an Inner race defect), FTF (Fundamental Train Frequency) and BSF (Ball Spin Frequency) – as well as their harmonics, modulating frequencies, and envelopes –

are examples of frequency-domain indicators, calculated from kinematic considerations – that is, the geometry of the bearing and its rotational speed (Sassi et al., 2007).

It is worth noting that the shock amplitude is directly related to the defect dimension: the bigger the defect, the bigger the shock.

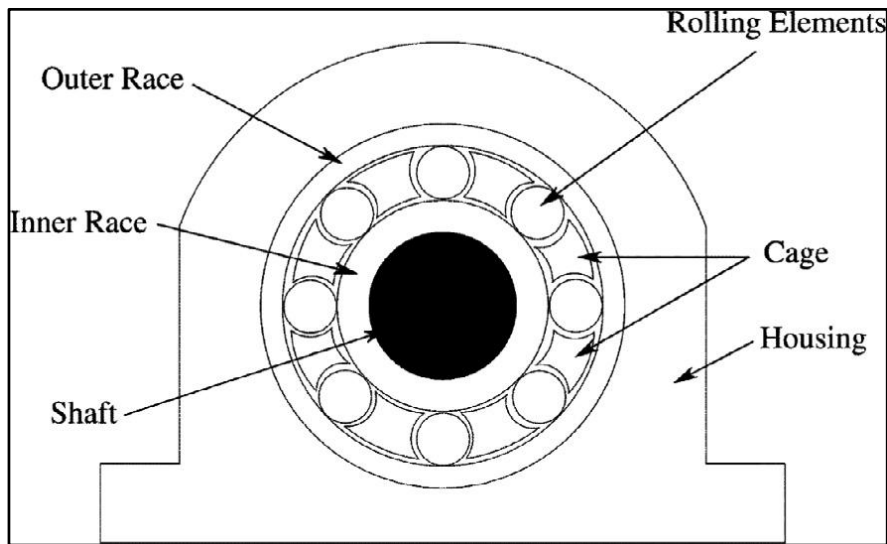


Fig. 1. Typical roller bearing, showing different component parts.
Adapted from Jack and Nandi (2002).

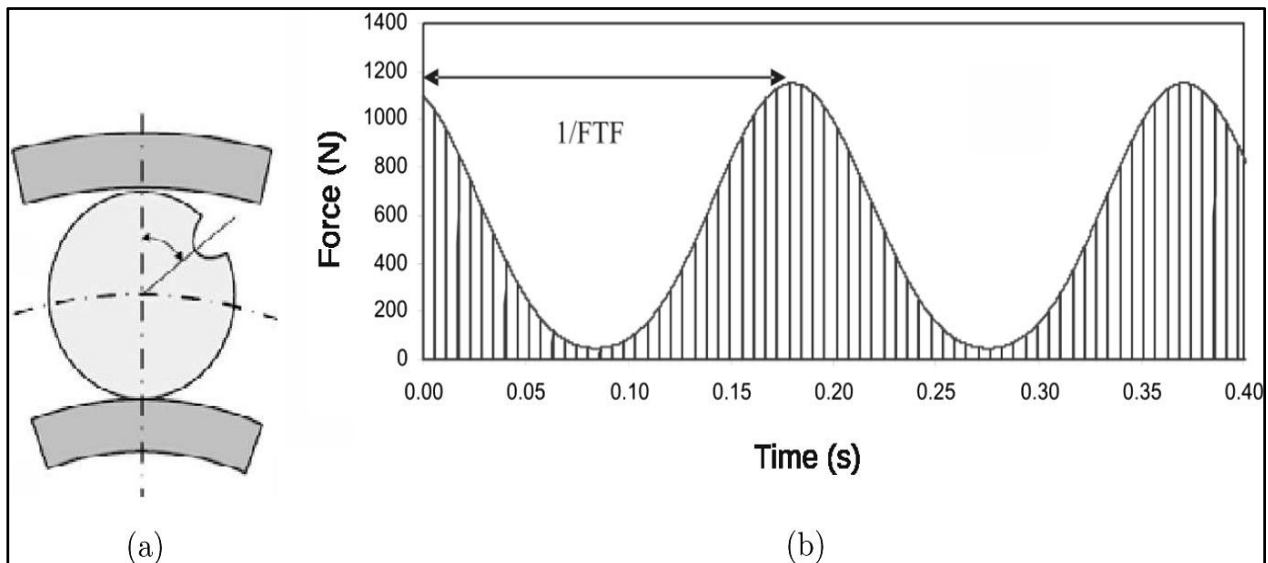


Fig. 2 presents an example of a defect located in the outer race and its corresponding vibration signal.

Not only frequency- but also time-domain indicators have been widely employed as input features to train a bearing fault diagnosis classifier. Time-domain indicators are adimensional, and allow for representing the vibration signal through a single scalar value. For instance, peak is the maximum amplitude value of the vibration signal, RMS (Root Mean Square) represents the effective value (magnitude) of the vibration signal and Kurtosis describes the impulsive shape of the vibration signal. Table 1 presents the effectiveness (advantages and disadvantages) of some time-domain indicators in describing the presence (or absence) of faulty symptoms (Kankar et al., 2011; Sassi et al., 2008; Tandon and Choudhury, 1999).

Table 1
Time-domain indicators.

Indicators	Advantages	Disadvantages
Peak	May indicate the presence of a defect even at the initial stage	The signal source is unknown; May create a false alarm
Root Mean Square (RMS)	Toward the end of the bearing life, the RMS level increases dramatically	Low sensitivity to indicate a defect at the initial stage; The signal source is unknown
Kurtosis	Low sensitivity to the variations of load and speed; Well suited for detecting a defect at the initial stage	When the defect is at an advanced stage, the Kurtosis value comes down to a value of an undamaged bearing; The signal source is unknown
CF,IF	Like Kurtosis, CF and IF are well suited for detecting a defect at the initial stage	Same problems as Kurtosis
Thikat (Sassi et al., 2008)	May indicate the presence of a defect at any rotational speed	Same problems as Kurtosis; No physical meaning; Needs the initial RMS value
Talaf (Sassi et al., 2008)	The talaf value constantly increases with the defect dimension; A slope change is an indication of impending failure; Indicates 4 levels of degradation	The signal source is unknown; No physical meaning; Needs the initial RMS value

A bearing fault diagnosis system may be designed to provide different levels of information about the defect (s). The first and simpler issue investigated in the literature is the detection of the presence or absence of a defect (Jack and Nandi, 2002; Samanta et al., 2004). The second issue is the determination of the defect location, which may occur in different components of a bearing (Alguindigue et al., 1993; Bhavaraju et al., 2010). Often, the type of defect is considered along with the defect location. For instance, some authors consider the following classes: sandblasting of IR/OR, indentation on the roll, unbalanced cage (Lazzerini and Volpi, 2011; Volpi et al., 2010), crack on IR/OR, spall on IR/OR, spalls on rollers (Widodo et al., 2009), generalized fault of two balls (Alguindigue et al., 1993), etc.

Finally, the severity of a bearing defect is the last and perhaps the most difficult information to be predicted. Through this information, it may be possible to estimate the duration during which the equipment can still operate safely. In the literature, this issue has been partially investigated, by associating a different class to each defect dimension (Cococcioni et al., 2009a, 2009b; Widodo et al., 2009). Cococcioni et al. (2009a), for example, have employed three classes for describing the seriousness of an “indentation on the roll”, namely, light (450lm), medium (1.1 mm) and high (1.29 mm). The drawback of this strategy is that other defect dimensions are not considered by the classifier. A more suitable solution would be the estimation of defect dimensions as a regression problem.

Table 2 presents a summary of different systems reported in the literature, with their respective employed classification techniques, types of signal, descriptors (features), types of defects and datasets. It is important to mention that the bearing defects may be categorized as distributed or local. Distributed defects are due to unavoidable manufacturing imperfections, such as surface roughness, waviness, misaligned races and off-size rolling elements (Sassi et al., 2007), whereas localized defects include cracks, pits and spalls on the rolling surfaces (Tandon and Choudhury, 1999). In Tables 2–4, only localized defects are considered.

Refs.	Classifiers	Signals	Features	Defect classes	Datasets
Kankar et al. (2011)	Svm Mlp Som	Real vibration signals, Artificial defects 5 different speeds	Kurtosis, skewness, std (from wavelet coefficients) Number of loaders, speed	Faultless bearing, IR fault, OR fault, RE fault, Fault in all components	150 samples 10-fold cross-validation
Bhavaraju et al. (2010)	Mlp Som	Real vibration signals, Artificial defects, 5 different speeds	Kurtosis, skewness, std (from wavelet coefficients), Number of loaders, speed	Faultless bearing, IR fault, OR fault, RE fault, Fault in all components	150 samples 50% training, 50% test
Lizzerini and volpi (2011)	Ens. of mlps	Real vibration signals, Artificial defects, 10 different noise levels	Fft parameters (performed forward Feature selection)	Faultless bearing, indentation on IR, Indentation on the roll, sandblasting of IR, Unbalanced cage	12740 samples 70% training, 30% test (100 trials)
Volpi et al. (2010)	One-class Chc	Real vibration signals, Artificial defects	Fft parameters (performed forward Feature selection)	Faultless bearing unbalanced cage, Indentation on IR (450 lm), Sandblasting of IR, indentation on the roll (450 lm, 1.1 mm and 1.29 mm)	12740 samples Training with "faultless" class, Test with all classes (30 trials)
Widodo et al. (2009)	Rvm Svm	Real AE and vibration signals, Artificial defects, Considered only low- speeds (e.g., 20 and 80 rpm)	Statistical, time- and Frequency-domain features Selected with pca/ica	Faultless bearing, crack on IR (0.1 mm), Spall on IR (0.6 mm), crack on OR (0.1 mm), Spall on or (0.7 mm), Spalls on rollers (1 mm and 1.6 mm)	105 samples Cross-validation
Cococcioni et al. (2009b)	Ldc, qdc, Mlp, Rbf nn	Real vibration signals, Artificial defects, 10 different noise levels	Fft parameters (performed forward Feature selection)	Faultless bearing, indentation on IR, Indentation on the roll (450 lm, 1.1 mm and 1.29 mm), Sandblasting of IR, unbalanced cage	12740 samples 70% training, 30% test (100 trials)
Cococcioni et al. (2009a)	Ldc, qdc, Mlp, eoc	Real vibration signals, Artificial defects, 5 frequency ranges	Fft parameters (performed forward Feature selection)	Faultless bearing, indentation on IR, Indentation on the roll (450 lm, 1.1 mm and 1.29 mm), Sandblasting of IR, unbalanced cage	12740 samples 70% training, 30% test (10 trials)
Sreejith et al. (2008)	MLP	real vibration signals, artificial defects	time-domain features	faultless bearing, RE fault, OR fault, IR fault	80 samples from CWRU bearing data center (Case Western Reserve University) 60% training, 40% test
Teotrakool et al. (2008)	SVM	motor current signals, artificial defects, 4 different speeds	RMS values from wavelet packet coefficients (feature selection with GA)	faultless bearing vs. OR fault; faultless bearing vs. cage fault	-
Lei et al. (2008)	Improved fuzzy c-means	real vibration signals from locomotive roller bearings	time-domain features	faultless bearing slight rub faults on OR, serious flaking faults on OR	150 samples for clustering
Sugumaran et al. (2008)	one-class & multi-class SVMs	real vibration signals, artificial defects, 3 different speeds	Kurtosis and statistical features (selected with a decision tree)	faultless bearing, OR fault, IR fault, OR fault + IR fault	-
Sugumaran et al. (2007)	SVM, Proximal SVM	real vibration signals, artificial defects, 3 different speeds	Kurtosis and statistical features (selected with a decision tree)	faultless bearing, OR fault, IR fault, OR fault + IR fault	600 samples 83% training, 17% test
Abbasion et al. (2007)	SVM	real vibration signals, artificial defects	Weibull negative log-likelihood function of time-domain signals	faultless bearing, IR-drive fault, IR-fan fault, RE-drive fault, RE-fan fault, OR-drive fault, OR-fan fault	63 samples for test
Rojas and Nandi (2006)	SVM	real vibration signals, speeds	FFT parameters and statistical features	faultless bearing, worn bearing, OR fault, IR fault, RE fault, cage fault	1920 samples 50% training, 50% test
Guo et al. (2005)	MLP, SVM	real vibration signals, defects artificially introduced, 16 different speeds	statistical, frequency- and time-domain features selected with GA	faultless bearing, worn bearing, cage fault, IR fault, OR fault, RE fault	2880 samples 1/3 training, 1/3 test 1/3 validation,
Purushotham et al. (2005)	HMMs (one per class)	real vibration signals, artificial defects, considered multiple faults	MFCC coefficients (wavelet analysis)	2 faults on IR + 1 fault on RE, 2 faults on OR + 1 fault on RE, one fault in each component	training, test (4 different splits)
Samanta et al. (2004)	MLP, RBF NN, PNN	real vibration signals, artificial defects	statistical and time-domain features selected with GA	faultless bearing vs. faulty bearing (OR fault)	288 samples 50% training, 50% test

Samanta et al. (2003)	MLP SVM	real vibration signals, artificial defects	statistical and time-domain features selected with GA	faultless bearing vs. faulty bearing (OR fault)	288 samples 60% training, 40% test
Samanta and Al-Balushi (2003)	MLP	real vibration signals, artificial defects	statistical and time-domain features	faultless bearing vs. faulty bearing (OR fault)	200 samples 60% training, 40% test
Lou and Loparo (2004)	neuro-fuzzy	real vibration signals, artificial defects, 4 different load values	std of wavelet coefficients	faultless bearing, IR fault, RE fault	24 samples 50% training, 50% test
Jack and Nandi (2002)	SVM, MLP	real vibration signals, artificial defects, 16 different speeds	statistical and frequency-domain features selected with GA	faultless (brand new bearing, worn bearing) vs. faulty (OR fault, IR fault, RE fault, cage fault)	2880 samples 1/3 training, 1/3 test, 1/3 validation
Jack and Nandi (2001)	SVM, MLP	real vibration signals, artificial defects, 16 different speeds	statistical and frequency-domain features	faultless bearing, worn bearing, OR fault, IR fault, RE fault, cage fault	960 samples 1/3 training, 1/3 test, 1/3 validation
Alguindigue et al. (1993)	RNN, MLP	real vibration signals, real and artificial defects	high- and low- frequency features	faultless bearing, fault on IR, generalized fault on IR, fault on OR, generalized fault on OR, artificial fault of a ball, generalized fault of two balls, generalized fault of all the components	the test set contained samples from the training set

Some authors have worked with signals obtained from multiple rotational speeds. With exception of Widodo et al. (2009) and Sugumaran et al. (2007) – which developed a different system for each rotational speed –, the classifiers have been trained/tested with data corresponding to several speeds simultaneously (Guo et al., 2005; Jack and Nandi, 2002; Rojas and Nandi, 2006; Teotra- kool et al., 2008), and, sometimes, the rotational speed is employed as input-feature (Bhavaraju et al., 2010; Kankar et al., 2011). However, these systems consider either non-rotating loads or no-load conditions, which means that the shock amplitudes are not affected if the rotational speed changes. So far, no work investigated the case where a same system has to deal with different speeds under a rotating load.

Regarding non-rotating loads, few works have considered signals obtained from multiple load conditions. While (Bhavaraju et al., 2010; Kankar et al., 2011) employed the number of loaders (which goes from 0 to 2) as input-feature, (Lou and Loparo, 2004) acquired vibration data from four load values (0, 1, 2 and 3 Horse Power (HP)). In both cases, the signals regarding the different load conditions were employed to train/test a same classifier.

3. Methodology

The objective of this work is to detect the presence or absence of bearing defects by taking into account six levels of noise, i.e., signal-to-noise ratio ranging from 40 to 5 db. Noise robustness is achieved through the incorporation of noisy data during the training phase, along with the fusion of different SVMs, each one is designed to deal with a specific noise configuration.

The BEAT simulator (Sassi et al., 2007) is employed to generate vibration signals coming from the operation of a ball bearing type SKF 1210 ETK9. The rotational speed is 1800 RPM, subjected to a non-rotating load of 3000 N. From the simulated data, the following time-domain indicators are calculated: RMS, peak, Kurtosis, crest factor, impulse factor and shape factor. As frequency-domain indicators, BPFO, BPFI, 2BSF, as well as their first two harmonics are calculated. It is worth noting that the frequency-domain indicators employed in this work are normalized with respect to the rotational speed. Regarding the time-domain indicators, they are independent of the rotational speed when the load is non-rotating.

The rest of this section describes the datasets and the performance evaluation methods employed in the experiments, as well as the Iterative Boolean Combination technique.

a. Datasets

Six noise configurations ($nc = 1, 2, 3, 4, 5, 6$) are considered in this paper, as indicated in Table 5. For each noise configuration, there is a specific database, that is, $DB(nc)$. Each sample in the databases is composed of a set of frequency and temporal indicators, plus the defect diameter, d_{def} , related to each bearing component, i.e., $d_{def}(OR)$, $d_{def}(IR)$ and $d_{def}(RE)$. Eight classes of defects are defined in Table 6. The flag = 1 indicates that there is a defect in the corresponding component, while flag = 0 indicates the absence of defect. For instance, class 6 corresponds to two different defects occurring simultaneously: one in the

outer race, and another in the ball. For the non-defective components, ddef goes from 0 mm to 0.016 mm. Regarding the defective components, ddef goes from 0.017 mm to 2.8 mm.

Table 5 Noise configurations (nc).

nc	Training/validation	Test
1	40 db	40, 30, 20, 15, 10, 5 db
2	40, 30 db	40, 30, 20, 15, 10, 5 db
3	40, 30, 20 db	40, 30, 20, 15, 10, 5 db
4	40, 30, 20, 15 db	40, 30, 20, 15, 10, 5 db
5	40, 30, 20, 15 10 db	40, 30, 20, 15, 10, 5 db
6	40, 30, 20, 15, 10, 5 db	40, 30, 20, 15, 10, 5 db

Since the objective of this work is to indicate the presence or absence of a bearing defect, regardless its location, only two classes are considered, i.e, faultless and faulty. The faultless class corresponds to the class 0 (see Table 6) and, in order to have two balanced classes, the faulty class contains subsets of samples from classes 1 to 7. Table 7 presents the way the samples are partitioned.

Table 6 Classes of defects.

	OR	IR	RE
Class 0	0	0	0
Class 1	1	0	0
Class 2	0	1	0
Class 3	0	0	1
Class 4	1	1	0
Class 5	1	0	1
Class 6	0	1	1
Class 7	1	1	1

Table 7 Data partitioning for each DB(nc) (1 ≤ nc ≤ 6).

	Positive class	Negative class
trn	3500	3500
vld	1750	1750
tst (per noise level)	1750	1750

Table 8 ROC AUC on validation data.

System	AUC
$S_{(nc=1)}$	1
$S_{(nc=2)}$	0.9999
$S_{(nc=3)}$	0.9999
$S_{(nc=4)}$	0.9996
$S_{(nc=5)}$	0.9992
$S_{(nc=6)}$	0.9989

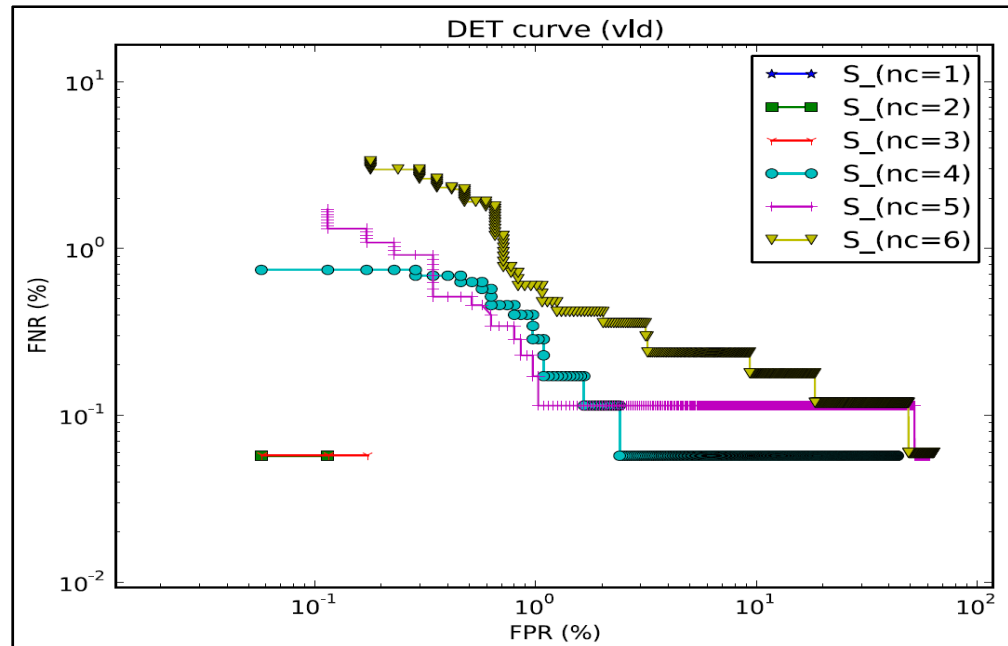
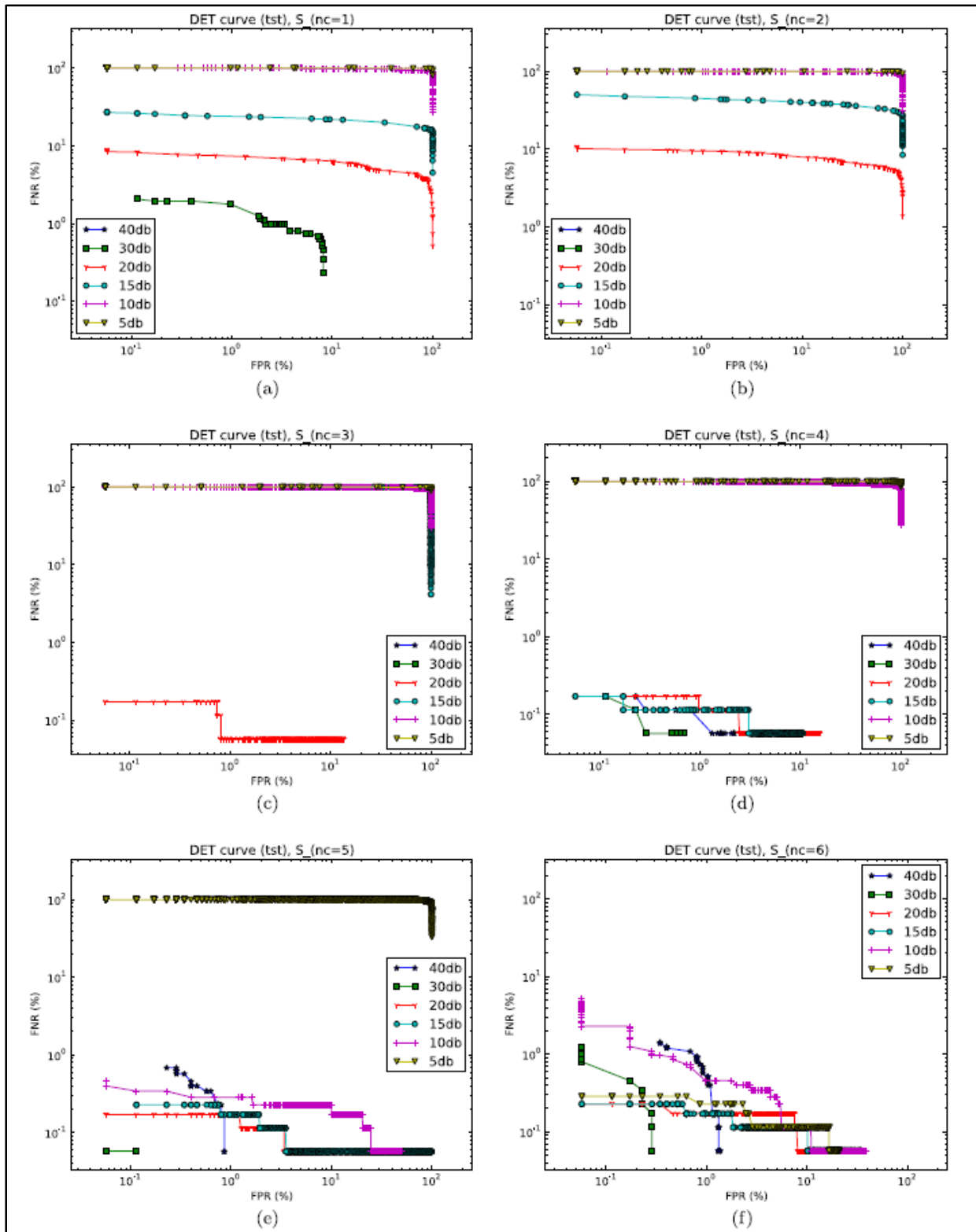


Fig. 3. DET curves of the selected systems $S(nc)$, $1 \leq nc \leq 6$, using their respective validation sets (vld).

b. Performance evaluation methods

The ROC (Receiving Operating Characteristics) curve – where the true positive rates (TPR) are plotted as function of the false positive rates (FPR) – is a powerful tool for evaluating, comparing and combining pattern recognition systems (Khreich et al., 2010).

Several interesting properties can be observed from ROC curves. First, the AUC (Area Under Curve) is equivalent to the probability that the classifier will rank a randomly chosen positive sample higher than a randomly chosen negative sample. This measure is useful to characterize the system performance through a single scalar value. In addition, the optimal threshold for a given class distribution lies on the ROC convex hull, which is defined as being the smallest convex set containing the points of the ROC curve. Finally, by taking into account several operating points, the ROC curve allows for analyzing these systems under different classification costs (Fawcett, 2006). A similar way to evaluate systems is through a DET (Detection Error Trade-off) curve, in which the false negative rates (FNR) are plotted as function of the false positive rates, generally, on a logarithmic scale.



In this work, ROC and DET curves are computed from the output probabilities provided by the classifiers. The validation set, vld , is used for this task. In order to test a given classifier, its corresponding ROC operating points (thresholds) are applied to the set, tst . Results on test are shown as well in terms of equal error rate (EER), which is obtained when the threshold is set to have the false negative rate approximately equal to the false positive rate.

c. Iterative Boolean Combination (IBC)

Ensembles of classifiers (EoCs) have been used to reduce error rates of many challenging pattern recognition problems. The motivation of using EoCs stems from the fact that different classifiers usually make different errors on different samples. When the response of a set of C classifiers is averaged, the variance contribution in the bias-variance decomposition decreases by $1/C$, resulting in a smaller classification error (Tumer and Ghosh, 1996).

It has been recently shown that the Iterative Boolean Combination (IBC) (Khreich et al., 2010) is an efficient technique for combining systems in the ROC space. IBC iteratively combines the ROC curves produced by different classifiers using all Boolean functions (i.e., $a _ b$, $:a _ b$, $a _ :b$, $:(a _ b)$, $a \wedge b$, $: a \wedge b$, $a \wedge :b$, $:(a \wedge b)$, $a _ b$, and $a _ b$), and does not require prior assumption that the classifiers are statistically independent. At each iteration, IBC selects the combinations that improve the Maximum Realiz-able ROC (MRROC) curve – i.e., the convex hull obtained from all individual ROC curves – and recombines them with the original ROC curves until the MRROC ceases to improve. For more details on the IBC technique, please refer to Algorithms 1 to 3 in Khreich et al. (2010).

4. Simulation results and discussions

Two main experiments are performed. In the first experiment, each database $DB(nc)$ ($1 \leq nc \leq 6$) is employed in the generation of baseline system $S(nc)$. For each $DB(nc)$:

trn is used to train n different classifiers c_i , $1 \leq i \leq n$, by employing different SVM parameters;

vld is used to validate each individual classifier c_i , by means of ROC curves, and select that one with the highest AUC. The select classifier is called $S(nc)$; tst is used to test the performance of $S(nc)$.

In the second experiment, the IBC technique (Khreich et al., 2010) is used to combine the best classifier of each noise configuration.

a. Experiment 1

The goal of the first experiment was to obtain the best baseline system for each one of the noise configurations defined in Table 5. For each database $DB(nc)(1 \leq nc \leq 6)$, several SVMs were trained using the grid search technique (Chang and Lin, 2001), so that the SVM providing the highest AUC is selected. To train the SVMs with RBF kernel, the following values were employed: XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX

Since the obtained ROC curves reached AUC close to 1, as indicated in Table 8, DET curves on a log–log scale are presented in-stead (see Fig. 3 (a)). Note that the curve representing system $S(nc=1)$ does not appear in the graphic because a complete separation of both classes was obtained.

Fig. 4 shows the DET curves obtained on test data (tst) using the validation operating points. Observe that DET curves plotted in a same graphic are the results of a same system on different test data. Therefore, these curves are useful in order to analyse the robustness of each system regarding individual noise levels. It is worth noting that system $S(nc=1)$ provided a complete class separation for 40 db (that's why the corresponding DET curve does not appear in the graphic), and, in a similar way, $S(nc=2)$ and $S(nc=3)$ provided a complete class separation for 40 db and 30 db.

Table 9 Average EER $\pm \sigma$ (%) on test data over 10 trials.

tst	$S_{(nc=1)}$	$S_{(nc=2)}$	$S_{(nc=3)}$	$S_{(nc=4)}$	$S_{(nc=5)}$	$S_{(nc=6)}$
40 db	0.02 ± 0.02	0.05 ± 0.05	0.10 ± 0.07	0.17 ± 0.10	0.38 ± 0.17	0.57 ± 0.27
30 db	1.40 ± 1.09	0.00	0.01 ± 0.01	0.09 ± 0.07	0.14 ± 0.10	0.32 ± 0.16
20 db	5.38 ± 0.81	7.51 ± 1.01	0.07 ± 0.06	0.06 ± 0.06	0.08 ± 0.08	0.10 ± 0.06
15 db	20.98 ± 7.4	34.12 ± 6.7	-	0.11 ± 0.03	0.16 ± 0.07	0.15 ± 0.06
10 db	-	-	-	-	0.27 ± 0.09	0.68 ± 0.26
5 db	-	-	-	-	-	0.36 ± 0.08

Table 9 presents the average EER – as well as the standard deviation, σ – obtained for each noise level during test, over 10 trials. The symbol ‘-’ indicates that the system has a random (or worse than random) behaviour for a given test set. A similar situation was observed in the work of Lazzerini and Volpi (2011), where classification accuracies of 50% or less were obtained for high levels of noise. As expected, the systems become more robust to higher noise levels as they are gradually incorporated to the training phase.

Table 10 Operating points of IBC DET curve.

Operating point	FNR (%)	FPR (%)	Average (%)
1	100.00	0.00	50.00
2	0.89	0.00	0.45
3	0.65	0.06	0.36
4	0.48	0.24	0.36
5	0.42	0.42	0.42
6	0.24	1.13	0.69
7	0.18	2.68	1.43
8	0.12	6.25	3.19
9	0.00	15.65	7.83
10	0.00	100.00	50.00

Table 11 Decision thresholds associated to the EER operating point

Classifier	Threshold
c1	0.9919
c2	0.9816
c3	0.9916
c4	1.5587e-004
c5	0.0095
c6	0.0452

b. Experiment 2

In the second experiment, IBC was used to combine the best classifier of each noise configuration, found in the first experiment. For all classifiers, a same validation set containing all noise levels (i.e., 40, 30, 20, 15, 10 and 5 db) was employed. Since a high number of combinations is performed, the number thresholds per curve was limited to 500 (in the previous experiment, all validation scores were employed as thresholds).

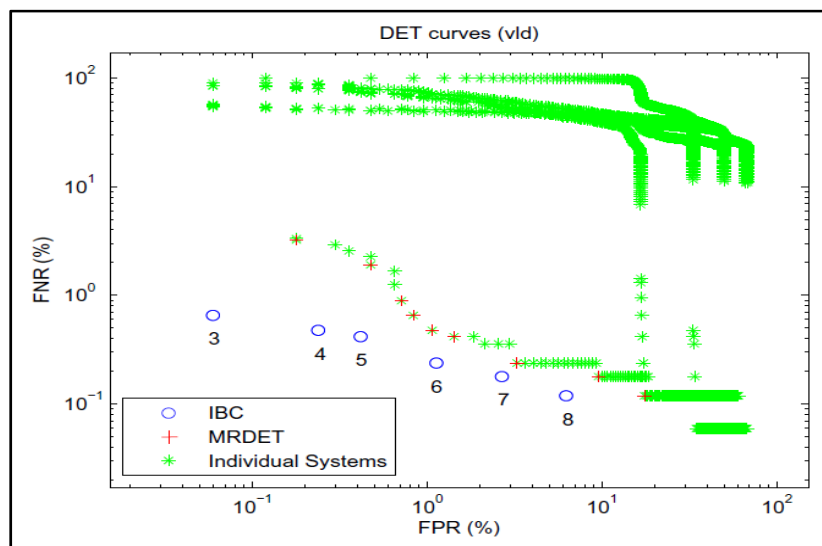


Fig. 5. DET curve obtained with IBC using a validation set containing all noise levels.

The DET curves of the 6 individual systems and the Maximum Realizable DET curve (MRDET) are shown as well.

Fig. 5 shows the DET curve obtained with IBC, along with the DET curves of the six systems employed during the combination process. Note that IBC improved the Maximum Realizable DET (MRDET) curve of the individual systems.

The operating points falling on the IBC curve are presented on Table 10. Each point is the result of a Boolean combination of different individual classifiers. For instance, the operating point 5, which gives the EER, corresponds to a boolean combination (BC) of all 6 classifiers ($c_{j,1} \wedge c_{j,6} \wedge c_{j,6}$), that is, $BCXXX = (c_1 \wedge c_2 \wedge c_3 \wedge c_4 \wedge \neg c_5 \wedge c_6)$, using the decision thresholds indicated in Table 11.

It is worth noting that the AND rule emerges most of the time in the IBC curve of Fig. 5. In the ideal case, when the classifiers are conditionally independent, and their ROC/DET curves are proper and convex, the AND and OR combinations are proven to be optimal, providing a higher performance than the original ROC curves (Khreich et al., 2010). Indeed, the datasets employed to design the proposed system are independent, randomly generated by using the simulator BEAT.

Fig. 6 shows the DET curves obtained on test data using the IBC points indicated in Fig. 5, and Table 12 presents the average EER (over 10 trials) obtained with IBC, Majority vote and with the best single classifier. The Majority vote rule reached very low EER with respect to 40, 30, 20 and 15 db noise levels. On the other hand, a random behaviour was observed for 10 and 5 db noisy data. The reason is due to the fact that the majority of the individual classifiers presents a random behaviour for high levels of noise.

Observe that IBC provided an improvement for almost all test datasets with respect to the single best classifier obtained in the previous experiment.

Finally, Table 13 presents additional results of IBC on test data, when the threshold is set in order to reach $FPR(\%) = .$ These intermediate points are obtained by using interpolation (Scott et al., 1998). Note that the FPR decreases at the expense of an FNR increasing. In practice, the trade-off between FPR and FNR can be adjusted by the operators according to the current error costs.

5. Conclusion

In this paper, a new system based on the fusion of classifiers in the ROC space was proposed in order to detect the presence of absence of bearing defects in noisy environments. Noise robustness was achieved through the incorporation of noisy vibration signals (ranging from 40 to 5 db) during the training phase, along with the Iterative Boolean Combination (IBC) of different SVMs, each one designed to deal with a specific noise configuration. In order to

generate enough vibration signals, considering as well different defect dimensions, the BEARING Toolbox (BEAT) was employed.

Experiments performed using time- and frequency- domain indicators (i.e., RMS, peak, Kurtosis, crest factor, impulse factor, shape factor, BPFO, BPFI, 2BSF, and harmonics) indicated that the proposed system can significantly reduce the error rates, even in the presence of high levels of noise. Future work consist of validating the proposed strategy with real vibration signals.

6. References

1. Abbasion, S., Rafsanjani, A., Farshidianfar, A., & Irani, N. (2007). Rolling element bearings multi-fault classification based on the wavelet denoising and support vector machine. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(7), 2933–2945.
2. Alguindigue, I., Loskiewicz-Buczak, A., & Uhrig, R. (1993). Monitoring and diagnosis of rolling element bearings using artificial neural networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 40(2), 209–217.
3. Bhavaraju, K., Kankar, P., Sharma, S., & Harsha, S. (2010). A comparative study on bearings faults classification by artificial neural networks and self-organizing maps using wavelets (vol. 2, no. 5, pp. 1001–1008).
4. Case Western Reserve University, Bearing Data Center. <<http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/>>.
5. Chang, C., & Lin, C. (2001). LIBSVM: a library for Support Vector Machines. In <<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>>.
6. Cococcioni, M., Lazzerini, B., & Volpi, S. (2009a). Automatic diagnosis of defects of rolling element bearings based on computational intelligence techniques.
7. International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, 970–975. Cococcioni, M., Lazzerini, B., & Volpi S. (2009b). Rolling element bearing fault classification using soft computing techniques. In *IEEE international conference on systems, man and cybernetics*, 2009 (pp. 4926–4931).

8. Elmaleeh, M., & Saad, N. (2008). Acoustic emission techniques for early detection of bearing faults using LabVIEW, in: Fifth international symposium on mechatronics and its applications (pp. 1–5).
9. Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27, 861–874. ISSN 0167-8655.
10. Guo, H., Jack, L., & Nandi, A. (2005). Feature generation using genetic programming with application to fault classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 35(1), 89–99.
11. Jack, L., & Nandi, A. (2001). Support vector machines for detection and characterization of rolling element bearing faults. *Journal of Mechanical Engineering Science*, 215(9), 1065–1074.
12. Jack, L., & Nandi, A. (2002). Fault detection using support vector machines and artificial neural networks, augmented by genetic algorithms. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 16(2–3), 373–390.
13. Kankar, P., Sharma, S., & Harsha, S. (2011). Fault diagnosis of ball bearings using continuous wavelet transform. *Applied Soft Computing*, 11, 2300–2312.
14. Khreich, W., Granger, E., Miri, A., & Sabourin, R. (2010). Iterative Boolean Combination of classifiers in the ROC space: An application to anomaly detection with HMMs. *Pattern Recognition*, 43, 2732–2752. ISSN 0031-320.
15. Lazzerini, B., & Volpi, S. (2011). Classifier ensembles to improve the robustness to noise of bearing fault diagnosis. In *Pattern Analysis and Applications* (pp. 1–17).
16. Lei, Y., He, Z., Zi, Y., & Hu, Q. (2008). Fault diagnosis of rotating machinery based on a new hybrid clustering algorithm. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 35, 968–977. ISSN 0268-3768.
17. Liang, S., Hecker, R., & Landers, R. (2004). Machining process monitoring and control: The state-of-the-art. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 126(2), 297–310.
18. Lou, X., & Loparo, K. (2004). Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(5), 1077–1095.

19. Purushotham, V., Narayanan, S., & Prasad, S. A. (2005). Multi-fault diagnosis of rolling bearing elements using wavelet analysis and hidden Markov model based fault recognition. *NDT & E International*, 38(8), 654–664.
20. Rojas, A., & Nandi, A. (2006). Practical scheme for fast detection and classification of rolling-element bearing faults using support vector machines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7), 1523–1536.
21. Samanta, B., & Al-Balushi, K. (2003). Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time-domain features. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17(2), 317–328.
22. Samanta, B., Al-Balushi, K., & Al-Araimi, S. (2003). Artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithm for bearing fault detection. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 16(7-8), 657–665.
23. Samanta, B., Al-Balushi, K., & Al-Araimi, S. (2004). Bearing fault detection using artificial neural networks and genetic algorithm. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 366–377.
24. Sassi, S., Badri, B., & Thomas, M. (2007). A numerical model to predict damaged bearing vibrations. *Journal of Vibration and Control*, 13(11), 1603–1628.
25. Sassi, S., Badri, B., & Thomas, M. (2008). Tracking surface degradation of ball bearings by means of new time domain scalar descriptors. *International Journal of COMADEM*, 11(3), 36–45.
26. Scott, M., Niranjana, M., & Prager, R. (1998). Realisable classifiers: Improving operating performance on variable cost problems.
27. Sreejith, B., Verma, A., & Srividya, A. (2008). Fault diagnosis of rolling element bearing using time-domain features and neural networks. In *Third international conference on industrial and information systems* (pp. 1–6).
28. Sugumaran, V., Muralidharan, V., & Ramachandran, K. (2007). Feature selection using decision tree and classification through proximal support vector machine for fault diagnostics of roller bearing. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(2), 930–942.

29. Sugumaran, V., Sabareesh, G., & Ramachandran, K. (2008). Fault diagnostics of roller bearing using kernel based neighborhood score multi-class support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 3090–3098.
30. Tandon, N., & Choudhury, A. (1999). A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. *Tribology International*, 32(8), 469–480.
31. Teotrakool, K., Devaney, M., & Eren, L. (2008). Bearing fault detection in adjustable speed drives via a support vector machine with feature selection using a genetic algorithm. In *IEEE instrumentation and measurement technology conference* (pp. 1129 – 1133).
32. Thomas, M. (2011). *Fiabilité, maintenance prédictive et vibration des machines*. 9782760533578. Presses de l'Université du Québec (D3357).
33. Tumer, K., & Ghosh, J. (1996). Analysis of decision boundaries in linearly combined neural classifiers. *Pattern Recognition*, 29(2), 341–348.
34. Volpi, S., Cococcioni, M., Lazzarini, B., & Stefanescu, D. (2010). Rolling element bearing diagnosis using convex hull. In *International joint conference on neural networks* (pp. 1–8).
35. Widodo, A., Kim, E., Son, J., Yang, B., Tan, A., Gu, D., et al. (2009). Fault diagnosis of low speed bearing based on relevance vector machine and support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 36(3, Part 2), 7252–7261.

BIBLIOGRAPHIE

- [1]. Abburi N. R., Dixit. U. S. (2006). "A knowledge-based system for the prediction of surface roughness in turning process." *Robot Computer Integration Manufacturing* 22: 363-372.
- [2]. Abele E., Fiedler. U. (2004). "Creating Stability Lobe Diagrams during Milling." *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 53(1): 309-312.
- [3]. Adams M. L. (2010). *Rotating Machinery Vibration: From Analysis to troubleshooting*. Boca Raton, Florida.
- [4]. Afshari N., Loparo. K. A. (1998). A Model-Based Technique for the Fault Detection of Rolling Element Bearing Using Detection Filter Design and Sliding Mode Technique. *Proceedings of the 37th IEEE on Decision and Control*. 1-4: 2593-2598.
- [5]. Agapiou J., Rivin C. (1995). "Toolholder/spindle interfaces for CNC machine tools." *Annals of the CIRP* 44: 383-387.
- [6]. Al-Habaibeh A., Gindy N. (2000). "new approach for systematic design of condition monitoring systems for milling process " *Journal of Materials Processing Technology* 107: 243-251.
- [7]. Al-Regib E., Ni J., Lee S. H. (2003). "Programming spindle speed variation for machine tool chatter suppression." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 43(12): 1229-1240.
- [8]. Altıntaş Y., Budak E. (1995). "Analytical Prediction of Stability Lobes in Milling." *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 44(1): 357-362.
- [9]. Antoni J., Randhall R. B. (2002). "Differential diagnosis of gear and bearing faults." *ASME Journal of vibration and acoustics* 124: 165-171.
- [10]. Archambault J., Archambault R., Thomas M. (October 2002). Time domain descriptors for rolling-element bearing fault detection. *Proceeding of the 20th seminar on machinery vibration*, CMVA, Quebec, Canada.
- [11]. Arquès P. (1996). *Predictive diagnosis of machinery health*, Masson.
- [12]. Ashetkar A., Sadeghi F., Stacke L. E. (2010). Surface Defects Effects on Bearing Dynamics. *Proceedings of Institute of Mechanical Engineers, Part J: Journal of Engineering Tribology*. 224: 25-35.

- [13]. Ashtekar A., Sadeghi F., Stacke L. E. (2008). "A new approach to modeling surface defects in bearing dynamics simulations." *ASME Journal of Tribology* 130 (No. 4)(041103).
- [14]. Azouzi R., Guillot M. (1997). "On-line prediction of surface finish and dimensional deviation in turning using neural network based sensor fusion." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 37: 1201-1217.
- [15]. Bachrathy D., Gabor S. (2013). "Improved prediction of stability lobes with extended multi frequency solution." *CIRP Annals - Manufacturing Technology*(0).
- [16]. Badri B., Thomas. M., Archambault R., Sassi S. (October 2005). The Julien transform: a new signal processing technique for detecting shocks. Proceedings of the 23rd Seminar on machinery vibration, CMVA, Edmonton, Alberta.
- [17]. Badri B., Thomas. M., Archambault R., Sassi S., Lakis A. (June 2007). Rapid Julien Transform: A new method for shock detection and time-domain classification. Proceedings of the 20th international conference of COMADEM 07, Faro, Portugal.
- [18]. Badri B., Thomas. M., Archambault R., Sassi S., Lakis A., Mureithi N. (December 2007). A new method to detect synchronous and asynchronous shock data in a signal. Proceedings of the 1st international conference on industrial risk engineering CIRI, Montreal.
- [19]. Badri B., Thomas. M., Sassi S. (June 2007). Combination of bearing defect simulator and artificial neural network for the diagnosis of damaged bearings. Proceedings of the 20th international conference of COMADEM 07, Faro, Portugal.
- [20]. Badri B., Thomas. M., Sassi S. (July 2011). "A shock filter of a vibratory signal for damage detection." *Computational Engineering in Systems Applications* 2: 13-17.
- [21]. Badri B., Thomas. M., Sassi S., Zaghbani I., Songméné V. (2010). "Étude du comportement des roulements dans les rotors tournant à haute vitesse." *Jl-IRI* 3(1): 16.
- [22]. Baker J. R., Rouch K. E. (2002). "Use of finite element structural models in analyzing machine tool chatter." *Finite Elements in Analysis and Design* 38(11): 1029-1046.
- [23]. Bardri B., Thomas. M., Archambault R., Sassi S., Lakis A., Mureithi N. (October 2007). The shock Extractor. Proceedings of the 25th Seminar on machinery vibration, CMVA Saint John , NB.
- [24]. Batista L., Badri. B., Sabourin R., Thomas M. (2013). "A classifier fusion system for bearing fault diagnosis." *Expert Systems with Applications* 40: 6788-6797.
- [25]. Benardos P. G., Vosniakos G. C. (2002). "Prediction of surface roughness in CNC face milling using neural networks and Taguchi's design of experiments." *Robot Computer Integration Manufacturing* 18: 343-354.

- [26]. Berggren J. C. (1988). "Diagnosing faults in rolling element bearing, part 1: Assessing bearing condition." *Vibrations* 4(1): 5-14.
- [27]. Berry J. (1991). "How to track rolling bearing health with vibration signature analysis." *Sound and Vibration*: 24-35.
- [28]. Bhavaraju K., Kankar P., Sharma S., Harsha S. (2010). "A comparative study on bearings faults classification by artificial neural networks and self-organizing maps using wavelets." 2 (No. 5): 1001-1008.
- [29]. Bonnardot F. (2004). Comparaison entre les analyses angulaires et temporelles des signaux vibratoires de machines tournantes. Étude du concept de cyclostationnarité floue.
- [30]. Cao Y., Altintas Y. (2007). "Modeling of spindle-bearing and machine tool system for virtual imulations of millin operations." *international Journal of Machine Tools and Manufacture* 47: 1342-1350.
- [31]. Changqing B., Qingyu X. (2006). "Dynamic model of ball bearing with internal clearance and waviness." *Journal of Sound and Vibration* 294: 23-48.
- [32]. Cho S., Asfour S., Onar A., Kaundinya N. (2005). "Tool breakage detection using support vector machine learning in a milling process." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 45: 241-249.
- [33]. Choudhury A., Tandon N. (1999). "A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings." *Journal of Tribology International* 32: 469-480.
- [34]. Ciulli E., Draexl T., Stadler K. (2008). "Film Thickness Analysis for EHL Contacts under steady-state and Transient conditions by Automatic Digital " *Advances in Tribology* Article ID 325187: 16.
- [35]. Ciulli E., Draexl T., Stadler K. (2009). "Non steady state non-conformal contacts: friction and film thickness studies." *Meccanica* 44: 409-425.
- [36]. Cococcioni M., Lazzerini B., Volpi S. (2009). Automatic diagnosis of defects of rolling element bearing based on computational intelligence techniques. *International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*: 970-975.
- [37]. Cococcioni M., Lazzerini B., Volpi S. (2009). Rolling element bearing fault classification using soft computing techniques *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*: 4926-4931.

- [38]. De Priego J. C. M. (2001). "The relationship between vibration spectra and spike energy spectra for an electric motor bearing defect." *Vibrations* 17(1): 3-5.
- [39]. Dimla D. E., (2002). "The correlation of vibration signal features to cutting tool wear in a metal turning operation." *International Journal of Advanced Manufacturing and Technology* 19: 705-713.
- [40]. Dong J. F., Subrahmanyam K. V. R., Wong Y. S., Hong G.S., Mohanty A.R, (2006). "Bayesian-inference-based neural networks for tool wear estimation." *International Journal of Advanced Manufacturing and Technology* 30: 797-807.
- [41]. Duncan G. S., Schmitz T., (2005). An improved RCSA model for tool point frequency response prediction Proceedings of the 23rd International Modal Analysis Conference Orlando.
- [42]. Dweiri F., Al-Jarrah M., Al-Wedyan H., (2003). "Fuzzy surface roughness modeling of CNC down milling of alumic-79." *Journal of Materials Processing Technology* 133: 266-275.
- [43]. El-Saeidy F. M. A., Sticher F., (2010). "Dynamics of a Rgid Rotor Linear/ Nonlinear Bearings System Subject to Rotating Unbalance and Base Excitations." *Journal of Vibration Control* 16: 403-438.
- [44]. Ertürk A., Özguven. H. N., Budak E. (2006). "Analytical modeling of spindle–tool dynamics on machine tools using Timoshenko beam model and receptance coupling for the prediction of tool point FRF." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 46(15): 1901-1912.
- [45]. Ertürk A., Özguven. H. N., Budak E. (2007). "Effect analysis of bearing and interface dynamics on tool point FRF for chatter stability in machine tools by using a new analytical model for spindle–tool assemblies." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 47(1): 23-32.
- [46]. Faassen R. P. H., van de Wouw N., Oosterling J. A. J. , Nijmeijer H. (2003). "Prediction of regenerative chatter by modelling and analysis of high-speed milling." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 43(14): 1437-1446.
- [47]. Ferraris G., Lalanne. M. (1990). *Rotordynamics prediction in engineering*, J. Wiley
- [48]. Forestier F., Gagnol V., Ray P., Paris H. (2011). "Modeling of Self-Vibratory Drilling Head-Spindle System for Predictions of Bearings Lifespan." *Advances in Acoustics and Vibration* 2011: 10.

- [49]. Gagnol V., Bouzgarrou B. C., Ray P., Barra C. (2007). "Model-based chatter stability prediction for high-speed spindles." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 47(7–8): 1176-1186.
- [50]. Gourc E., Seguy S., Arnaud L., Chatter milling modeling of active magnetic bearing spindle in high-speed domain, *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 51 (2011) pp. 928-936.
- [51]. Ghosh N., Ravi Y. B., Patra A., Mukhopadhyay S., Paul S., Mohanty A. R., Chattopadhyay A. B., (2007). "Estimation of tool wear during CNC milling using neural network-based sensor fusion." *Mechanical Systems and Signal Processing* 21: 466-479.
- [52]. Guibert N., Paris H., Rech J. (2008). "A numerical simulator to predict the dynamical behavior of the self-vibratory drilling head." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 48(6): 644-655.
- [53]. Guo H., Jack L., Nandi A., (2005). Feature generation using genetic programming with application to fault classification *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, part B. 35(1): 89-99.
- [54]. Hammock C., (1996). "Evaluation of rolling element bearing condition." *Vibrations* 12(3): 3-8.
- [55]. Hamrock B. J., Schmid S. R., Jacobson B. O. (1984). "Lubrication of machine elements." *Mechanical Engineers' Handbook: Materials and Mechanical Design 1*(Third Edition).
- [56]. Hamrock B. J., Schmid. S. R., Jacobson B. O. (2004). *Fundamentals of Fluid Film Lubrication*.
- [57]. Hamrock B.J., Dowson D., (1981). *Ball Bearing Lubrication: the elastohydrodynamics of elliptical contacts*.
- [58]. Harsha S. P., (2006). "Nonlinear Dynamic Analysis of Rolling Element Bearing Due to Cage Run-Out and Number of Balls " *Journal of Sound and Vibration* 289: 360-381.
- [59]. Hart M., Krupka I., Zhu D., (2006). EHL film thickness behaviour under high pressure comparison between numerical and experimental results. *IUTAM Symposium on Elastohydrodynamics and Microlastohydrodynamics*.
- [60]. Hongbin M., (1995). Application of wavelet analysis to detection of damages in rolling element bearings. *Proceedings of the international conference on structural dynamics, vibration, noise and control*.

- [61]. Hongrui C., Bing L., Zhengjia H. (2012). "Chatter stability of milling with speed-varying dynamics of spindles." *international Journal of Machine Tools and Manufacture* 52: 50-58
- [62]. Jang D. Y., Choi Y. G., Kim H. G., Hsiao A., (1996). "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: 453-464.
- [63]. Jang G., Jeong S. W. (2004). "Vibration Analysis of a Rotating System Due to the Effect of Ball Bearing Waviness." *Journal of Sound and Vibration* 269: 709-726.
- [64]. Jiang S., Zheng S. (2010). "A modeling approach for analysis and improvement of spindle-drawbar-bearing assembly dynamics." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 50(1): 131-142.
- [65]. Jones R. M. (1994). "A guide to the interpretation of machinery vibration measurements." *Sound and Vibration* 28(9): 12-20.
- [66]. Jones R. M. (1996). "Enveloping for bearing analysis." *Sound and Vibration* 30(2): 10-15.
- [67]. Kankar P., Sharma S., Harsha S., (2011). "Fault diagnosis of ball bearings using continuous wavelet transform." *Applied Soft Computing* 11: 2300-2312.
- [68]. Karkkainen A., Helfret H., Aeschlimann B., Mikkola A. (2008). "Dynamic Analysis of Rotor System With Misaligned Retainer Bearings." *ASME Journal of Tribology* 130 (No. 2)(021102).
- [69]. Kirby E., Zhang Z., Chen J. C. (2004). "Development of an accelerometer-based surface roughness prediction system in turning operations using multiple regression techniques." *Journal of Industrial Technology* 20: 1-8.
- [70]. Kohli A., Dixit U. S. (2005). "A neural-network-based methodology for the prediction of surface roughness in a turning process." *International Journal of Advanced Manufacturing and Technology* 25: 118-129.
- [71]. Lacroix J. (1988). *Comportement dynamique d'un rotor au passage des vitesses critiques*, INSA de Lyon France.
- [72]. Lalanne M., Ferraris G. (1996). *Dynamique des rotors en flexion*.

- [73]. Lamraoui M., Thomas M., El Badaoui M. and Girardin F. (2014). "Indicators for monitoring chatter in milling based on instantaneous angular speeds." *Mechanical Systems and Signal Processing* 44(1-2): 72.
- [74]. Lamraoui M., Thomas M., EL Badaoui M. (2014). "Cyclostationarity Approach for Monitoring Chatter and Tool Wear in High speed Milling." *Mechanical Systems and Signal Processing* 44(1-2): 177.
- [75]. Lamraoui M., Thomas M., ELbadaoui M. (2013). "Chatter detection in milling machines by neural networks classification and feature selection." *Journal of Vibration and Control*: 16.
- [76]. Lazzerini B., Volpi S. (2011). "Classifier ensembles to improve the robustness to noise of bearing fault diagnosis " *Pattern Analysis and Applications*: 1-17.
- [77]. Lee J. M., Choi. D. K., Kim J., Chu C. N. (1995). "Real-time tool breakage monitoring for NC milling process." *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 44: 59-62.
- [78]. Lee S. S., Chen J. C. (2003). "On-line surface roughness recognition system using artificial neural networks system in turning operations " *International Journal of Advanced Manufacturing and Technology* 22: 498-509.
- [79]. Li H., Shin Y. C. (2004). "Integrated dynamic thermo-mechanical modeling oh high speed spindles, part1: model development." *Journal of Manufacturing Science and Engineering Transactions of the ASME* 126: 148-158.
- [80]. Li X., Dong S., Venuvinod P. K. (2000). "Hybrid learning for tool wear monitoring " *International Journal of Advanced Manufacturing and Technology* 16: 303-307.
- [81]. Li X. L. (2001). "Detection of tool flute breakage in end milling using feed-motor current signatures." *IEEE-ASME Trans Mechatron* 6: 491-498.
- [82]. Li X. L., Dong S., Yuan Z. J. (1999). "Discrete wavelet transform for tool breakage monitoring." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 39: 1935-1944.
- [83]. Li X. L., Yuan Z. J. (1998). "Tool wear monitoring with wavelet packet transform fuzzy clustering method." *Wear* 219: 145-154.
- [84]. Liew A., Feng. N., Hahn E. J. (2002). "Transient Rotor Dynamic Modeling of Rolling Element Bearing Systems." *ASME Journal of Engineering and Gas Turbines Power* 124: 984-991.
- [85]. Liu T. I., Mengel J. M. (1992). "Intelligent monitoring of ball bearing conditions." *Mechanical systems and signal processing* 6(5): 419-431.

- [86]. Liu Y. M., Wang C. J. (1999). "Neural network based adaptive control and optimisation in the milling process." *International Journal of Advanced Manufacturing and Technology* 15: 791-795.
- [87]. Lo S., (2003). "An adaptive-network based fuzzy inference system for prediction of workpiece surface roughness in end milling " *Journal of Materials Processing Technology* 142: 665-675.
- [88]. Mañé I., Gagnol V., Bouzgarrou B. C., Ray P. (2008). "Stability-based spindle speed control during flexible workpiece high-speed milling." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 48(2): 184-194.
- [89]. Mehrabadi I. M., Nouri M., Madoliat R. (2009). "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.
- [90]. Mousseigne M., Landon .Y, Seguy S., Dessein G., Redonnet J.M, Predicting the dynamic behaviour of torus milling tools when climb milling using the stability lobes theory, *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 65 (2013) pp. 47-57.
- [91]. Movahhedy M. R., Gerami J. M. (2006). "Prediction of spindle dynamics in milling by sub-structure coupling." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 46(3–4): 243-251.
- [92]. Movahhedy M. R., Mosaddegh P. (2006). "Prediction of chatter in high speed milling including gyroscopic effects." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 46(9): 996-1001.
- [93]. Olsson F. (2006). *Rotordynamic Model of a fiber refinery in beast*, Lulea University of technologie.
- [94]. Patil M. S., Mathew J., Rajendrakumar P. K., Desai S. (2010). "A theoretical model to predict the effect of localized defect on vibrations associated with ball bearing " *International Journal of Mechanical Sciences* 52: 1193-1201.
- [95]. Quintana G., Joaquim C. (2011). "Chatter in machining processes: A review." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 51(5): 363-376.
- [96]. Randall R. B., Antoni J. (2011). "Rolling element bearing diagnostics: A tutorial." *Mechanical systems and signal processing* 25: 485-520.
- [97]. Rantatalo M., Aidanpaa J. O., Göransson B. , Norman P. (2007). "Milling machine spindle analysis using FEM and non-contact spindle excitation and response measurement." *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 47(7–8): 1034-1045.

- [98]. Risbood K. A., Dixit U. S., Sahasrabudhe A. D. (2003). "Prediction of surface roughness and dimensional deviation by measuring cutting forces and vibrations in turning process." *Journal of Materials Processing Technology* 132: 203-214.
- [99]. Samanta B., Al-Balaushi K. R. (2001). Use of time domain features for the neural network based fault diagnosis of a machine tool coolant system. *Proceedings of the IMECH E Part I Journal of systems and Control Engineerings*.
- [100]. Samanta B., Al-Balaushi K. R. (2003). "Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time domain features." *Mechanical systems and signal processing* 17(2): 317-328.
- [101]. Samanta B., Al-Balaushi K. R., Al-Araimi S. (2004). "Bearing fault detections using artificial neural networks and genetic algorithm." *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*: 366-377.
- [102]. Samanta B., Al-Balaushi K. R., Al-Araimi S. (2003). "Artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithm for bearing fault detection." *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 16(7-8): 657-665.
- [103]. Sassi S., Badri. B., Thomas M. (2007). "A numerical Model to predict damaged bearing vibrations." *Journal of Vibration and Control* 13(11): 1603-1628.
- [104]. Sassi S., Badri. B., Thomas M. (2008). "Tracking surface degradation of ball bearing by means of new time domain scalar descriptors." *International Journal of COMADEM* 11(3): 36-45.
- [105]. Sassi S., Thomas. M., Badri B. (October 2001). Numerical simulation for vibration response of a ball bearing affected by localized defects. *Proceedings of the 5th international conference on acoustical and vibratory surveillance methods and diagnosis techniques, Senlis, France*.
- [106]. Schiltz R. L. (1990). "Forcing frequency Identification of rolling element bearings." *Sound and Vibration* 24(5): 4.
- [107]. Schmitz T., Duncan G. S. (2005). "Three-component receptance coupling substructure analysis for tool point dynamics prediction." *ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering* 127: 781-790.
- [108]. Schmitz T. L., Donalson R. R. (2000). "Predicting High-Speed Machining Dynamics by Substructure Analysis." *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 49(1): 303-308.
- [109]. Shea J. M., Taylor J. K. (1992). "Spike energy in faults analysis machine condition monitoring." *Noise and Vibration World-wide*: 22-26.

- [110]. Shiroishi J. (1997). "Bearing condition diagnosis via vibration and acoustic emission measurements." *Mechanical systems and signal processing* 11(5): 693-705.
- [111]. Smith S., Winfough W. R., Halley J. (1998). "The effect of drawbar force on metal removal rate in milling." *Annals of the CIRP* 48: 293-296.
- [112]. Sapanen J., Mikkola A. (2003). Dynamic Model of a Deep-Groove Ball Bearing Including Localized and Distributed Defects, Part 1: Theory. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part K-Journal of Multibody Dynamics* 217: 201-211.
- [113]. Sapanen J., Mikkola A. (2003). Dynamic Model of a Deep-Groove Ball Bearing Including Localized and Distributed Defects, Part 2: Implementation and Results. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part K-Journal of Multibody Dynamics* 217: 213-223.
- [114]. Sreejith B., Verma A., Srividya A. (2008). Fault diagnosis of rolling element bearing using time-domain features and neural networks. *Third International Conference on Industrial and Information systems*. 1-6.
- [115]. Swalhi N., Randall R. B. (2008). "Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults: Simulation of the vibrations produced by extended bearing faults." *Mechanical systems and signal processing* 22: 1952-1966.
- [116]. Swanson E., Powell C. D., Weissman S. (May 2005). "A Practical Review of rotating machinery critical speeds and modes." *Sound and Vibration magazine*: 10-17.
- [117]. Sheen. Y. (2008). "An envelope analysis based on the first-vibration- mode of bearing vibration." *Measurement* 41: 797-809.
- [118]. Sheen. Y. (2008). "An envelope analysis based on the resonance modes of the mechanical system for the bearing defects diagnosis." *Measurement* 43: 912-934.
- [119]. Tan C. C. (December 1995). Vibration signals analysis for bearing failure detection. *Proceedings of the international conference on structural dynamics, vibration, noise and control*.
- [120]. Taylor J. I. (1980). "Identification of bearing defects by spectral analysis." *Journal of Mechanical design* 102.
- [121]. Taylor J. I. (1994). *The vibration analysis handbook*, Vibration consultants.
- [122]. Thomas M. (2003). *Reliability and predictive maintenance of machinery (French)*, ETS03.

- [123]. Thomas M., Archambault R., Archambault J. (October 2003). Modified Julien Index as a shock detector: its application to detect rolling element bearing defect. 21th seminar on machinery vibration, CMVA, Halifax (N.S).
- [124]. Thomas M., Archambault R., Archambault J. (October 2004). A new technique to detect rolling element bearing faults, the julien method. Proceedings of the 5th international conference on acoustical and vibratory surveillance methods and diagnostic techniques, Senlis, France.
- [125]. Thomas M., Laville F. (2007). Simulation des vibrations mécaniques par Matlab, Simulink et Ansys.
- [126]. Thomas M., Laville F. (2007). Simultaion of mechanical vibrations by Matlab Simulink et Anasys, ETS.
- [127]. Thomas M., Masounave J., Dao T. M., Le Dinh C. T., Lafleur F. (October 1995). Rolling element bearing degradation and vibration signature relationship. 2nd International conference on monitoring and acoustical and vibratory diagnosis (SFM), Senlis, France.
- [128]. Tlustý J., Poláček M., (1963). "The Stability of the Machine Tool Against Self-Excited Vibration in Machining." ASME Int. res. in production 1: 465-474.
- [129]. Vallejo A. G., Nolazco-Flores J. A., Morales-Menendez R., Sucar L. E., Rodriguez C. A. (2005). Tool-wear monitoring based on continuous hidden markov models. Lecture Notes of Computer Science. 3773: 880-890.
- [130]. Volpi S., Cococcioni M., Lazzerini B., Stefanescu D. (2010). Rolling element bearing diagnosis using convex hull. International Joint Conference on Neural Networks: 1-8.
- [131]. Wang L. T., Mehrabi M. G., Kannatey-Asibu E. (2002). "Hidden markov model-based tool wear monitoring in turning." Journal of Manufacturing Science and Engineering Transactions of the ASME 124: 651-658.
- [132]. Wensing J. (1998). On the dynamics of ball bearings, Twente University.
- [133]. Wensing J. A. (1998). Dynamic behaviour of ball bearings on vibration test spindles, IMAC. Proceedings of the 16th International Modal Analysis Conference: 788-794.
- [134]. Widodo A., Kim E, Son J., Yang B., Tan A., Gu D. (2009). "Fault diagnosis of low speed bearing based on relevance vector machine and support vector machine." Expert Systems with Applications 36 (3, Part 2): 7252-7261.
- [135]. Wiercigroch M., Budak. E. (2001). Sources of non linearities, chatter generation and suppression in metal cutting. Philosophical Transactions of the Royal Society. London.

[136]. Wiercigroch M., Krivtsov. A. M. (2001). "Frictional chatter in orthogonal metal cutting." *Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering: 25.

[137]. Wovk V., (1991). *Machinery vibration, measurement and analysis*, McGraw Hill.

[138]. Zhang J. Z., Chen J. C., (2007). "The development of an in process surface roughness adaptive control system in end milling operations." *International Journal of Advanced Manufacturing and Technology* 31: 877-887.

