

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR - ANNABA UNIVERSITY

UNIVERSITE BADJ MOKHTAR - ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Année: 2013/2014

Faculté des Sciences de l'Ingéniorat
Département de Génie Mécanique

THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat

**DIAGNOSTIC DES MACHINES TOURNANTES PAR
LES TECHNIQUES DE L'INTELLIGENCE
ARTIFICIELLE**

Spécialité: Génie Mécanique

Option: Génie Mécanique

Par:

Ilyes KHELFI

DIRECTEUR DE THÈSE: L. LAOUAR Professeur Université Annaba

DEVANT LE JURY

PRÉSIDENT:	A. HAIAHEM	Professeur	EPST Annaba
EXAMINATEURS:	N. HAMZAOUI	Professeur	INSA Lyon
	K. BEY	MC.A	Université Annaba
	K. BOUKARI	MC.A	Université Annaba
MEMBRE INVITÉ:	D. RÉMOND	Professeur	INSA Lyon

Titre DIAGNOSTIC DES MACHINES TOURNANTES PAR LES TECHNIQUES DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Résumé Dans le milieu industriel, les systèmes de production sont de plus en plus complexes et ne peuvent être exempts de perturbations et de défaillances, influant sur la qualité du produit, pouvant provoquer l'arrêt immédiat d'une machine et porter atteinte au bon fonctionnement d'un système de production entier. Le diagnostic de défauts de ces machines, s'appuie essentiellement sur la surveillance de symptômes liés à différentes conditions de dégradation. Ces symptômes peuvent être tirés et extraits de diverses sources d'information, parmi lesquelles, l'analyse vibratoire occupe une place prépondérante.

Dans ces travaux de thèse, diverses techniques, de traitement des signaux vibratoires, ont été explorées et expérimentées, sur des données issues de plusieurs campagnes d'essais (industrielles et sur bancs). Des approches basées sur la variable angulaire ont aussi été investiguées, permettant une multiplication des sources d'information. En plus des techniques classiques, deux nouvelles procédures d'exploitations de l'information position ont été proposées.

Pour atteindre une exploitation optimale des sources d'information, plusieurs des techniques de l'intelligence artificielle ont été mises au service du diagnostic de défauts des machines tournantes, où plusieurs techniques de sélection et de transformation d'indicateurs ont été explorées lors de la construction des vecteurs d'entrée des classifieurs, et un algorithme efficace a été construit basé sur l'association d'une recherche ascendante et de techniques filtrantes.

La combinaison des techniques de traitement des signaux et de l'intelligence artificielle a permis, en plus de fournir des outils de diagnostic efficaces, de quantifier la pertinence des sources d'information exploitées et proposées.

Mots-clés diagnostic, intelligence artificielle, vibration, approches angulaires, rapport de transmission instantanée, machines tournantes

Title ROTATING MACHINES FAULT DIAGNOSIS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES

Abstract In the industrial field, production systems are growing in complexity, which increase the risk of failure and disruption. The appearance of such phenomenon, in addition to affecting products quality, could cause immediate shutdown of a machine and undermine the proper functioning of an entire production system. Fault diagnosis of industrial machines, is based mainly on monitoring symptoms related to the different degradation conditions. These symptoms could be extracted from various information sources, where, vibration analysis has a privileged position. In this thesis works, various vibration signal processing techniques, were experienced on data extracted from several test campaign (industrial and test rig based campaigns) . Approaches based on the angular variable have also been investigated, allowing a proliferation of information sources. Where, in addition of conventional techniques, two new procedures for position information use have been proposed. In order to achieve optimal exploitation of the several existing information sources, Artificial Intelligence techniques have been used, seeking an optimal fault diagnosis of rotating machinery, where several indicators selection and transformation techniques have been explored in the construction of classifiers input vectors and an efficient algorithm was built based on a combination of forward search procedure and filtering techniques. The combination of signal processing techniques and artificial intelligence has, in addition to providing effective diagnostic tools, quantified the relevance of explored and proposed information sources.

Keywords diagnosis, AI, vibration, instantaneous transmission ratio, rotating machines

عنوان تشخيص الآلات الدوارة من خلال تقنيات الذكاء الاصطناعي

ملخص نظم الإنتاج المعتمدة في القطاع الصناعي حاليا تزداد تعقيدا. هذه الظاهرة تزيد في احتمال وقوع الآلات في اضطرابات و أعطاب، مما يؤثر على جودة المنتج و يمكن أن يسبب الاغلاق الفوري لآلة وإيقاف سير نظام إنتاج بأكمله. يستند تشخيص الأعطاب أساسا على رصد الأعراض المرتبطة بظروف التدهور المختلفة. بحيث يمكن استخراج الأعراض من مصادر مختلفة للمعلومات، أين يحتل تحليل الاهتزازات موقع متميز.

في هذه الأطروحة، تم الاستكشاف عن تقنيات مختلفة لمعالجة و تحليل الاهتزازات، واختبارها على بيانات مستخرجة من عدة حملات فحص (صناعية ومناصب تجارب). موازاة مع ذلك، تم التحقيق عن نهج يعتمد على التغير الزاوي، مما سمح بمضاعفة مصادر المعلومات. حيث تم اقتراح إضافة عن الأساليب المعتمدة سابقا، طريقتين جديدتين لاستغلال المعلومة الزاوية.

لتحقيق الاستخدام الأمثل لمصادر المعلومات المتوفرة، تم استعمال تقنيات الذكاء الاصطناعي في إطار تشخيص أعطاب الآلات الدوارة. حيث تم تنقيب العديد من تقنيات اصطفاء و تحويل المؤشرات المستخدمة في بناء الأسهم الأولية للمصنفات، وبنيت خوارزمية فعالة في هذا الإطار.

مزج تقنيات معالجة الإشارات والذكاء الاصطناعي مكننا، بالإضافة إلى توفير أدوات تشخيص فعالة، من قياس أهمية مصادر المعلومات المستخدمة و المقترحة.

كلمات البحث التشخيص ، الذكاء الاصطناعي ، الاهتزاز ، النهج الزاوي ، آلات الدوارة.

REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé au Laboratoire de Mécanique Industrielle, Département de génie Mécanique, Université Badji Mokhtar Annaba.

Je tiens à remercier en premier lieu, Monsieur Lakhdar LAOUAR, Professeur à l'université d'Annaba, qui a dirigé ces travaux de thèse, et m'a accordé sa confiance pour mener à bien ce travail de recherche.

Je remercie très vivement Monsieur Amar HAIAHEM, Professeur à l'EPST Annaba, pour l'honneur qu'il me fait en présidant le jury de cette thèse.

Je remercie également :

Monsieur Nacer HAMZAOUI, Professeur à l'INSA de Lyon,

Monsieur Kamel BEY, Maitre de Conférences A à l'université d'Annaba,

Madame Karima BOUKARI, Maitre de Conférences A à l'université d'Annaba,

de l'intérêt qu'ils ont montré pour mon travail et d'avoir accepté d'être examinateurs de ma thèse.

Mes remerciements vont aussi à Monsieur Didier RÉMOND, Professeur à l'INSA de Lyon, pour m'avoir invité en France au laboratoire LaMCoS, pour son accueil, ses conseils et échanges, et aussi pour avoir accepté de participer au jury, en qualité de membre invité.

D'autre part, je tiens à exprimer ma reconnaissance à Messieurs A. Belhacini (Fertial), L. Abdelmalek (Arcelor Mittal-Annaba), R. Boulkroune et H. Bendjema (URASM-CSC Annaba), pour leurs aides dans la réalisation d'une grande partie des expérimentations.

Je voudrais aussi remercier les membres de l'équipe DCS du LaMCoS, pour leur accueil et soutien durant mon stage à l'INSA de Lyon, en particulier Monsieur Semchedine Fedala (mon partenaire durant les expérimentations), aussi

Docteur H. André, pour l'intérêt porté à ces travaux, et les techniciens du labo pour leur appui durant les manip.

Je remercie également mes collègues et amis doctorants LMDistes, Sofiane, Takie eddine, Salah, Fakhreddine, Ferhat, Amine, Med Amine (Hebcha), Nawri, Walid et tous les autres, je leur souhaite bon courage pour la suite. Je remercie également tous mes amis hors université (Mohammed, Hichem, Cherif, et la liste est encore longue), pour le soutien, les encouragements apportés, mais aussi pour les bons moments passés ensemble.

Je voudrais aussi exprimer ma reconnaissance à tous les membres du département Génie Mécanique et du LMI (staff, enseignants, techniciens et ingénieurs) : Amar, Ali, Djamel, Chérif, Dalila, Fatima, ainsi que tous les autres, pour l'aide que chacun d'eux a pu m'apporter.

Mes pensées vont également à ma famille : Parents ; grands-parents ; frère et soeur ; oncles et tantes ; cousins et cousines. Je les remercie de leurs aides, soutien et encouragements tout au long de mes études.

Enfin, Merci à tous les "anonymes" qui auraient certainement mérité d'être cités.

Annaba, le 02 Mars 2014.

TABLE DES MATIÈRES

TABLE DES MATIÈRES	ix
LISTE DES FIGURES	xii
LISTE DES TABLEAUX	xvii
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
1 MACHINES TOURNANTES : DÉFAILLANCES ET MÉTHODES DE SURVEILLANCE	5
1.1 POLITIQUES DE MAINTENANCE	7
1.2 DÉFAILLANCES DES MACHINES TOURNANTES	8
1.2.1 Engrenage	9
1.2.2 Roulement	11
1.2.3 Arbres	13
1.2.4 Accouplement	15
1.2.5 Autres défaillances	15
1.3 MÉTHODES DE SURVEILLANCE	15
1.3.1 Sources d'information	16
1.3.2 Chaîne de mesure	18
1.4 TECHNIQUES D'EXPLOITATION	21
1.4.1 Indicateurs scalaires	21
1.4.2 Analyse spectrale	22
1.4.3 Analyse cepstrale	25
1.4.4 Analyse d'enveloppe	25
1.4.5 Analyse Temps-Fréquence	25
1.5 APPROCHES ANGULAIRES	28
1.5.1 Échantillonnage angulaire des signaux vibratoires	29
1.5.2 Fluctuations de la vitesse angulaire instantanée	30
1.5.3 Erreur de transmission	31
1.6 ÉTAT DE L'ART	32
CONCLUSION	35
2 DIAGNOSTIC ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	37
2.1 DIAGNOSTIC ET SURVEILLANCE DES SYSTÈMES	39
2.1.1 Méthodes inductives et déductives	40
2.1.2 Diagnostic à base de méthodes internes	41
2.1.3 Méthodes externes	41
2.2 EXTRACTION DE L'INFORMATION	42
2.3 SÉLECTION DE L'INFORMATION	43
2.3.1 Procédures de recherche	43

2.3.2	Critères d'évaluation	44
2.3.3	Critères d'arrêt	45
2.3.4	Techniques connexes à la sélection d'indicateurs	46
2.4	TRANSFORMATION DE L'INFORMATION	50
2.4.1	Analyse en Composantes Principales	50
2.4.2	Analyse en Composantes Indépendantes	51
2.5	DÉCISION	52
2.5.1	Perceptron multicouche	52
2.5.2	Réseaux à fonctions de base radiale (RBF)	52
2.5.3	Classifieur bayésien naïf	53
2.5.4	Séparateurs à vaste marge	54
2.5.5	Arbres de décision	55
2.6	ÉTAT DE L'ART	56
	CONCLUSION	58
3	APPLICATION AU DIAGNOSTIC : EXPLOITATION DE L'INFORMATION VIBRATOIRE	61
3.1	INTÉRÊT DE LA SÉLECTION D'INDICATEURS LORS DE LA CONSTRUCTION DES OUTILS DE DIAGNOSTIC ADAPTATIFS	63
3.1.1	Première application	64
3.1.2	Deuxième application	73
3.2	APPLICATION SUR BANC (EXPLOITATION DES TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL)	90
3.2.1	Description du banc et des essais menés	90
3.2.2	Traitement et analyse des signaux	90
3.2.3	Extraction de l'information	112
3.2.4	Transformation de l'information	113
3.2.5	Sélection de l'information	114
3.2.6	Résultats de classification	114
3.2.7	Récapitulatif	119
	CONCLUSION	120
4	EXPLOITATION DES POSITIONS ANGULAIRES	123
4.1	DESCRIPTION DE L'EXPÉRIMENTATION	125
4.2	ANALYSE DES SIGNAUX	127
4.2.1	Signaux accélérométriques échantillonnés temporellement	128
4.2.2	Variation de vitesse instantanée	132
4.2.3	Redressement de la variation de vitesse instantanée	136
4.2.4	Signaux accélérométriques ré-échantillonnés angulairement	140
4.2.5	Erreur de transmission	143
4.2.6	Rapport de transmission instantané	146
4.3	EXTRACTION DE L'INFORMATION	151
4.4	TRANSFORMATION ET SÉLECTION DE L'INFORMATION	151
4.5	RÉSULTATS DE CLASSIFICATION	152
	CONCLUSION	160
	CONCLUSION GÉNÉRALE	163
A	ANNEXE	167
A.1	ÉTUDE PRÉLIMINAIRE RÉALISÉE SUR LE BANC URASM	169
A.1.1	Expérimentations	169

A.1.2	Traitement du signal	169
A.1.3	Extraction de l'information	169
A.1.4	Transformation et sélection de l'information	170
A.1.5	Décision	170
A.1.6	Déroulement de la procédure	170
A.1.7	Résultats et discussions	170

BIBLIOGRAPHIE	173
----------------------	------------

LISTE DES FIGURES

1.1	Usure abrasive "Engrenages"	10
1.2	Pitting	10
1.3	Écaillage ou Spalling	10
1.4	Fissuration	11
1.5	Grippage	11
1.6	Différents types de roulements (Moret et Guay 2013)	12
1.7	Quelques défaillances affectant les roulements	13
1.8	Dissymétrie de raideur altérant le comportement en rotation d'un arbre	14
1.9	Défaut de courroie "Partie arrachée"	15
1.10	Bandes fréquentielles associées aux différents modes de fixation (1) Tenue à la main (2) À aimant (3) Ciment ou colle (4) Goujon isolé (5) Cire d'abeilles (6) Goujon fileté	19
1.11	Arbre de décomposition (AMRO)	28
1.12	Principe de fonctionnement du ré-échantillonnage angulaire des signaux accélérométriques	30
1.13	Schématisation de l'acquisition	31
1.14	Principe de mesure de l'erreur de transmission	32
2.1	Architecture d'un système de supervision	39
2.2	Perceptron multi-couches	52
2.3	La classification avec les SVM	54
2.4	Principe de fonctionnement des arbres de décision	56
3.1	Déroulement de la procédure proposée	64
3.2	Schématisation de l'installation de pompe	65
3.3	VIBROTEST 60	65
3.4	Mise en place de la mesure	66
3.5	Spectres superposés extraits de l'installation motopompe sans la présence de défauts	66
3.6	Spectres superposés extraits de l'installation motopompe sans la présence de défauts (échelle logarithmique)	67
3.7	Spectres superposés extraits de l'installation motopompe avec la présence de balourd	68
3.8	Spectres superposés extraits de l'installation motopompe avec la présence d'un défaut au niveau des roulements	68
3.9	Spectres superposés extraits de l'installation motopompe avec la présence d'un défaut au niveau des roulements "agrandissement"	69
3.10	Evolution des performances de diagnostic (Application motopompe : 2 conditions de fonctionnement) avec comme classifieur : (a) RBF, (b) CNB et (c) SVM	70

3.11 Performances moyennes obtenues (Application motopompe : 2 conditions de fonctionnement)	71
3.12 Evolution des performances de diagnostic (Application motopompe : 3 conditions de fonctionnement) avec comme classifieur : (a) RBF, (b) CNB et (c) SVM.	72
3.13 Performances finales obtenues (Application motopompe : 3 conditions de fonctionnement)	73
3.14 Installation ventilateur industriel (1)Ventilateur (2) Palier à roulements (3) Accouplement (4)Moteur	74
3.15 Schématisation de l'installation ventilateur industriel	74
3.16 Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur sans la présence de défauts.	75
3.17 Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un balourd.	76
3.18 Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un défaut de fixation.	76
3.19 Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un défaut de fixation "agrandissement".	77
3.20 Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un défaut affectant la bague intérieure du roulement.	77
3.21 Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un défaut affectant la bague extérieure du roulement.	78
3.22 Évolution des performances de diagnostic (Application ventilateur : 2 conditions de fonctionnement (a) RBF, (b) CNB et (c) SVM.	79
3.23 Performances finales obtenues (Application ventilateur : 2 conditions de fonctionnement.)	80
3.24 Évolution des performances de diagnostic (Application ventilateur : 3 conditions de fonctionnement(a) RBF, (b) CNB et (c) SVM.	81
3.25 Performances moyennes obtenues (Application ventilateur : 3 conditions de fonctionnement)	82
3.26 Évolution des performances de diagnostic (Application ventilateur : 4 conditions de fonctionnement(a) RBF, (b) CNB et (c) SVM)	83
3.27 Performances moyennes obtenues (Application ventilateur : 4 conditions de fonctionnement)	84
3.28 Évolution des performances de diagnostic (Application ventilateur : 5 conditions de fonctionnement RBF, (b) CNB et (c) SVM)	85
3.29 Performances moyennes obtenues (Application ventilateur : 5 conditions de fonctionnement)	86
3.30 Schématisation du banc d'essais URASM	90
3.31 Signal temporel de l'impulsion au marteau de choc	91
3.32 Fonction de transfert de la structure	91
3.34 Spectre de puissance extrait sans présence de défauts : vitesse de rotation 1200 tr/min	92
3.35 Représentation temps-fréquence : (STFT) (100 ms) Sans la présence de défauts	93
3.36 Représentation temps-fréquence : (STFT) (3.125 ms) Sans la présence de défauts	93
3.37 Représentation temps-fréquence : (DWV) Sans la présence de défauts	94
3.38 Représentation temps-fréquence : (SPWV) Sans la présence de défauts	94

3.39	Représentation temps-fréquence : (TOC) Sans la présence de défauts	95
3.40	Coefficients de détails et d'approximations : Sans la présence de défauts	95
3.41	Détails et approximations : Sans la présence de défauts	96
3.42	Spectres des signaux de détails et d'approximations : Sans la présence de défauts	96
3.43	Introduction du défaut de balourd	97
3.44	Signaux vibratoires temporels, acquis avec la présence d'un défaut de balourd	97
3.45	Spectre de puissance extrait avec la présence d'un défaut de balourd : vitesse de rotation 1200 tr/min	98
3.46	Représentation temps-fréquence : (STFT) (100 ms) défaut de balourd	98
3.47	Représentation temps-fréquence : (STFT) (3.125 ms) défaut de balourd	99
3.48	Représentation temps-fréquence : (DWV) défaut de balourd	99
3.49	Représentation temps-fréquence : (SPWV) défaut de balourd	100
3.50	Représentation temps-fréquence : (TOC) défaut de balourd	100
3.51	Coefficients de détails et d'approximations : Sans la présence de défaut de balourd	101
3.52	Détails et approximations : en la présence de défaut de balourd	101
3.53	Spectres des signaux de détails et d'approximations : Sans la présence de défaut de balourd	101
3.54	Signaux vibratoires temporels, acquis avec la présence d'un défaut d'engrènement	102
3.55	Spectre de puissance extrait avec la présence d'un défaut d'engrènement : vitesse de rotation 1200 tr/min	103
3.56	Représentation temps-fréquence : (STFT) (100 ms) défaut d'engrènement	103
3.57	Représentation temps-fréquence : (STFT) (3.125 ms) défaut d'engrènement	104
3.58	Représentation temps-fréquence : (DWV) défaut d'engrènement	104
3.59	Représentation temps-fréquence : (SPWV) défaut d'engrènement	105
3.60	Représentation temps-fréquence : (TOC) défaut d'engrènement	105
3.61	Coefficients de détails et d'approximations : Sans la présence de défaut d'engrènement	106
3.62	Détails et approximations : en la présence de défaut d'engrènement	106
3.63	Spectres des signaux de détails et d'approximations : Sans la présence de défaut d'engrènement	106
3.64	Défaut sur la denture de la courroie	107
3.65	Signaux vibratoires temporels, acquis avec la présence d'un défaut sur la courroie	107
3.66	Spectre de puissance extrait avec la présence d'un défaut sur la courroie : vitesse de rotation 1200 tr/min	108
3.67	Spectre de puissance extrait avec la présence d'un défaut sur la courroie (échelle logarithmique) : vitesse de rotation 1200 tr/min	108
3.68	Représentation temps-fréquence : (STFT) (100 ms) défaut sur la courroie	109
3.69	Représentation temps-fréquence : (STFT) (3.125 ms) défaut sur la courroie	109
3.70	Représentation temps-fréquence : (DWV) défaut sur la courroie	110

3.71	Représentation temps-fréquence : (SPWV) défaut sur la courroie	110
3.72	Représentation temps-fréquence : (TOC) défaut sur la courroie	111
3.73	Coefficients de détails et d'approximations : Sans la présence d'un défaut sur la denture de la courroie	111
3.74	Détails et approximations : en la présence d'un défaut sur la denture de la courroie	112
3.75	Spectres des signaux de détails et d'approximations : Sans la présence d'un défaut sur la denture de la courroie	112
4.1	Photographie du banc Technivib	125
4.2	Schématisation du banc Technivib	126
4.3	Pignon défectueux (DDL)	126
4.4	Pignon défectueux (UG)	127
4.5	Signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	128
4.6	Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	129
4.7	Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m). "Agrandissement"	129
4.8	Signaux AET (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	130
4.9	Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	130
4.10	Signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).	131
4.11	Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).	131
4.12	Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m). "agrandissement"	132
4.13	Signaux VVI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	133
4.14	Spectres des signaux VVI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	133
4.15	Signaux VVI (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	134
4.16	Spectres des signaux VVI (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	134
4.17	Signaux VVI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).	135
4.18	Spectres des signaux VVI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).	136
4.19	Redressement du signal de VVI : (a) Signal VVI (b) fenêtrage avant moyennage (c) signal VVI et signal de vitesses moyennes (d) VVIR.	137
4.20	Signaux VVIR (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	138
4.21	Spectres de signaux VVIR (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	138
4.22	Signaux VVIR (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	139
4.23	Spectres des signaux VVIR (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	139
4.24	Signaux VVIR (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).	140
4.25	Spectres des signaux VVIR (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).	140

4.26	Signaux ARéEA (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	141
4.27	Spectres des signaux ARéEA (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	141
4.28	Spectres des signaux ARéEA (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	142
4.29	Spectres des signaux ARéEA (Vitesses de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m)	143
4.30	Signaux ET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	143
4.31	Spectres des signaux ET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	144
4.32	Signaux ET (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	145
4.33	Spectres des signaux ET (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	145
4.34	Signaux ET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m)	146
4.35	Spectres des signaux ET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).	146
4.36	Signaux RTI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	148
4.37	Spectres des signaux RTI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).	148
4.38	Signaux RTI (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	149
4.39	Spectres des signaux RTI (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).	149
4.40	Signaux RTI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).	150
4.41	Spectres des signaux RTI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).	150
4.42	Répartition des indicateurs, selon leurs origines, dans le meilleur sous ensemble.	160
A.1	Schématisation du banc URASM (2ème configuration)	169
A.2	Évolution des performances de classification en fonction du nombre de composantes incluses dans le vecteur d'entrée.	171

Liste des tableaux

1.1	Les principales techniques de diagnostic et leurs utilisations	8
1.2	Localisation des défauts dans les systèmes de transmissions à engrenage	9
1.3	Fréquences caractéristiques des principales défaillances affectant les machines tournantes	24
3.1	Caractéristique du roulement installé sur l'application motopompe	66
3.2	Performances finales obtenues (Application motopompe : 2 conditions de fonctionnement)	70
3.3	Performances moyennes obtenues (Application motopompe : 2 conditions de fonctionnement)	70
3.4	Performances finales obtenues (Application motopompe :3 conditions de fonctionnement)	72
3.5	Performances moyennes obtenues (Application motopompe :3 conditions de fonctionnement)	72
3.6	Caractéristique du roulement installé sur l'application ventilateur .	75
3.7	Performances finales obtenues (Application ventilateur :2 conditions de fonctionnement)	79
3.8	Performances moyennes obtenues (Application ventilateur : 2 conditions de fonctionnement)	79
3.9	Performances finales obtenues (Application ventilateur : 3 conditions de fonctionnement)	81
3.10	Performances moyennes obtenues (Application ventilateur :3 conditions de fonctionnement)	81
3.11	Performances finales obtenues (Application ventilateur :4 conditions de fonctionnement)	83
3.12	Performances moyennes obtenues (Application ventilateur :4 conditions de fonctionnement)	83
3.13	Performances finales obtenues (Application ventilateur :5 conditions de fonctionnement)	85
3.14	Performances moyennes obtenues (Application ventilateur :5 conditions de fonctionnement)	85
3.15	Ordonnancement des indicateurs par les filtres de sélection : Application motopompe	87
3.16	Ordonnancement des indicateurs par les filtres de sélection : Application Ventilateur	88
3.17	Performances de classification avant sélection d'indicateurs	114
3.18	Performances après sélection sur l'ensemble EII	116
3.19	Performances après sélection sur l'ensemble EGP	117
3.20	Performances après sélection sur l'ensemble EGI	118

3.21	Performances après sélection sur l'ensemble EMIP	119
4.1	Performances de classification avant sélection	152
4.2	Performances de classification de l'ensemble construit à partir de AET	153
4.3	Performances de classification de l'ensemble construit à partir de VVI	154
4.4	Performances de classification de l'ensemble construit à partir de VVIR	155
4.5	Performances de classification de l'ensemble construit à partir de ARéEA	156
4.6	Performances de classification de l'ensemble construit à partir de ET	157
4.7	Performances de classification de l'ensemble construit à partir du RTI	158
4.8	Performances de classification de l'ensemble construit à partir du MTI	159
A.1	Performances de classification	170

INTRODUCTION GÉNÉRALE

LES ventilateurs industriels, pompes centrifuges, moteurs électriques, réducteurs de vitesse, entre autres machines tournantes font partie intégrante et indissociable de l'industrie moderne. Un défaut de roulement, de fixation ou d'alignement peut compromettre la production et conduire à la baisse technico-économique de l'entreprise. L'installation d'un contrôle efficace et constant de ces machines est donc un aspect important à prendre en considération dans les différentes politiques de gestion de tout système de production.

La surveillance de ces machines, s'appuie essentiellement sur l'extraction d'informations révélatrices des conditions de dégradation rencontrées. Dans ce contexte, plusieurs sources d'information ont été explorées et expérimentées dans le passé, avec plus ou moins d'efficacité. Parmi lesquelles nous pouvons citer, l'analyse d'huile, l'analyse de température, l'émission acoustique et l'analyse vibratoire avec une plus grande intensité.

L'analyse vibratoire occupe une place prépondérante dans le dépistage et le diagnostic de défauts des machines tournantes, et ce, de façon croissante en raison des performances toujours plus accrues en matière de traitement du signal. L'acquisition de l'information vibratoire s'effectue sur plusieurs étapes : Avec en premier lieu, la transformation des déplacements mécaniques en un signal électrique par le biais de capteurs installés sur la machine ; suivie par l'acquisition des signaux à partir des capteurs et leur échantillonnage (classiquement à pas temporel constant) afin de les rendre exploitables par les organes de calcul ; et pour finir le traitement digital des signaux afin de pouvoir extraire une information utile à la reconnaissance des états de fonctionnement.

Les géométries discrètes des machines tournantes, ainsi que les mouvements cycliques qu'elles produisent perturbent les techniques classiques d'exploitation des signaux (basée sur un échantillonnage temporel), et ce, de manière plus significative, dans des conditions de fonctionnement non stationnaires (variations de vitesse et de charge). Pour pallier les insuffisances des approches temporelles, des approches alternatives basées sur la variable générique des machines tournantes (variable angulaire), ont suscité ces dernières années, un vif intérêt de la part de la communauté scientifique. Par conséquent, plusieurs techniques d'échantillonnage et de ré-échantillonnage des signaux à pas angulaire constant ont été développées. Parallèlement d'autres sources d'information (vitesses de rotation instantanées, erreurs de transmission...), exploitant les positions angulaires des arbres tournants, ont aussi été investiguées et ont montré une certaine compatibilité avec les modes de fonctionnement des machines tournantes.

Avec la multiplication des sources d'information et la croissance des techniques de traitement du signal, l'exploitation optimale de l'information, et l'évaluation objective de sa pertinence deviennent des tâches fastidieuses. Les techniques de l'intelligence artificielles se présentent aujourd'hui comme une solution, permettant de résoudre un grand nombre de ces problèmes. En effet, la fonction de

diagnostic pourrait s'assimiler à une fonction de classification, tachant de distinguer, en se basant sur l'information fournie (sous forme de vecteur d'entrée), les conditions de fonctionnement des machines supervisées. Les performances de ces techniques de classification ne sont en fait, que les résultantes de la pertinence de l'information fournie.

Dans ces travaux de thèse, diverses techniques de traitement des signaux vibratoires, ont été explorées et expérimentées, sur des données issues de plusieurs campagnes d'essais (industriels et sur bancs). Les approches basées sur la variable angulaire, permettant une multiplication des sources d'information, ont été aussi investiguées, où en plus des techniques classiques, deux nouvelles procédures d'exploitation de l'information position ont été proposées (les signaux de variations de vitesse instantanée redressés, et le rapport de transmission instantané).

Plusieurs des techniques de l'intelligence artificielle ont été mises au service du diagnostic de défauts des machines tournantes, avec une attention particulière donnée à l'exploitation optimale de l'information recueillie, lors de la construction des vecteurs d'entrée des classifieurs. Dans ce contexte, plusieurs techniques de sélection et de transformation d'indicateurs ont été explorées, et un algorithme efficace basé sur l'association d'une recherche ascendante et de techniques filtrantes, a été construit. La combinaison des techniques de traitement des signaux et de l'intelligence artificielle a permis en plus de fournir des outils de diagnostic efficaces, de quantifier la pertinence des sources d'information exploitées.

Les travaux menés dans cette thèse ont été scindés en quatre chapitres.

Le premier chapitre se présente comme une entrée en matière dans le domaine des machines tournantes, où après la mise en évidence de la criticité de leurs applications, les différentes défaillances pouvant altérer leur fonctionnement ainsi que les techniques et moyens actuels mis en place pour leur surveillance seront décrits. Un état de l'art de la surveillance des machines tournantes sera par la suite dressé, orientant les directions de recherche de ces travaux de thèse.

Le deuxième chapitre, a été consacré à la démarche de diagnostic, présentant de manière globale les différentes approches existantes pour son établissement, parmi lesquelles se trouve l'approche adoptée, basée sur les méthodes externes et l'intelligence artificielle. Dans le cadre de cette approche, le processus de diagnostic a été abordé en trois phases : (1) Extraction de l'information la plus complète à partir des différentes sources d'information disponibles ; (2) La réduction de dimensionnalité des vecteurs d'entrée ; (3) La génération des règles de décision. Chaque phase sera largement décrite et détaillée. Le chapitre s'achève par un état de l'art présentant diverses applications des techniques de l'intelligence artificielle dans le cadre du diagnostic des machines tournantes, situant ces travaux dans la continuité de recherches antérieures.

Dans le troisième chapitre, sont montrées plusieurs applications effectives, des techniques de l'intelligence artificielle, pour le diagnostic des machines tournantes. Ce chapitre est scindé en deux parties : La première concerne la construction d'un algorithme de sélection, ses performances sur deux applications industrielles seront analysées et comparées à celles obtenus par l'approche *J48* largement vue dans la littérature. La sélection d'indicateurs est mise à jour,

à chaque apparition d'une classe de défaillance. Cette partie a pour but de mettre en évidence l'importance de la sélection d'indicateurs lors des procédures de diagnostic. La deuxième partie, basée sur une application sur banc, illustre l'expérimentation de plusieurs techniques de traitement du signal, et la construction d'un vecteur d'entrée d'une dimensionnalité importante. Ceci est effectué parallèlement à l'expérimentation de deux techniques de transformation d'indicateurs, générant un grand nombre de nouveaux indicateurs. L'approche proposée pour la sélection d'indicateurs, dans la première partie du chapitre a été reconduite et ses performances ont été comparées à celles d'une approche génétique.

Dans le quatrième chapitre, à partir d'une campagne d'essais sur banc, une nouvelle classe de fonctionnement des machines tournantes « conditions de fonctionnement non stationnaires » sera explorée, en exploitant de nouvelles sources d'information. Ces dernières sont basés essentiellement sur les positions angulaires des arbres en rotation. Cette information sera extraite en exploitant les signaux délivrés par des codeurs angulaires, montés sur les arbres en rotation. En plus des techniques décrites dans le premier chapitre, deux nouvelles propositions originales vont être formulées pour la génération de nouveaux signaux, étudiés et analysés par la suite. Ensuite, les techniques de l'intelligence artificielle, sélectionnées par rapport à leurs performances dans les travaux des précédents chapitres, ont été réappliquées avec pour objectifs : (1) Construire un outil de diagnostic performant, (2) Mesurer la pertinence des différentes sources d'information, et valider les approches proposées.

La thèse s'achève par une conclusion générale présentant une synthèse des contributions apportées ainsi que les pistes définissant des perspectives possibles pour de futurs travaux, une annexe et les références bibliographiques.

Cette thèse a fait l'objet de divers travaux écrits :

Article de revue

Ilyes Khelf, Lakhdar Laouar, Abdelaziz M. Bouchelaghem, Didier Rémond, Salah Saad, Adaptive fault diagnosis in rotating machines using indicators selection, Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 40, Issue 2, November 2013, Pages 452-468, ISSN 0888-3270, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymssp.2013.05.025>.

Articles de conférences

Ilyes KHELF, Lakhdar LAOUAR, « Influence du choix des indicateurs lors du diagnostic des machines tournantes » 4ème Congrès International Conception et Modélisation des Systèmes Mécaniques CMSM'2011 Sousse, Tunisie 28-1 Juin 2011.

Ilyes KHELF, Lakhdar LAOUAR, « Amélioration du diagnostic d'une machine tournante par la sélection du vecteur d'entrée ». 20ème Congrès Français de Mécanique, Besançon, France 28-2 Septembre 2011.

Ilyes KHELF, Lakhdar LAOUAR et Mounira BOURBIA « Amélioration du diagnostic des machines tournantes par les techniques de l'Intelligence Artificielle » Congrès Algérien de Mécanique CAM 2011, Guelma, Algérie, 14-17

Novembre 2011.

Ilyes KHELFI, Lakhdar LAOUAR, «Automated diagnosis of an industrial machine using intelligent techniques» International Conference on Automation and Mechatronics CIAM 2011, Oran, Algérie, 22-24 Novembre 2011

Nour El Islem KARABADJI, Ilyes KHELFI, Hassina SERIDI, Lakhdar LAOUAR «Genetic optimization of decision tree choice for fault diagnosis in an industrial ventilator» 2nd International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-stationary Condition CMMNO 2012, Hammamet, Tunisie, 26-28 Mars 2012

Ilyes KHELFI, Lakhdar Laouar, Hocine Bendjama, Abdelaziz Mahmoud Bouchelaghem «Combining RBF-PCA-Relief Filter for a better diagnosis performances in rotating machines» 2nd International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-stationary Condition CMMNO 2012, Hammamet, Tunisie, 26-28 Mars 2012.

MACHINES TOURNANTES : DÉFAILLANCES ET MÉTHODES DE SURVEILLANCE

1

SOMMAIRE

1.1	POLITIQUES DE MAINTENANCE	7
1.2	DÉFAILLANCES DES MACHINES TOURNANTES	8
1.2.1	Engrenage	9
1.2.2	Roulement	11
1.2.3	Arbres	13
1.2.4	Accouplement	15
1.2.5	Autres défaillances	15
1.3	MÉTHODES DE SURVEILLANCE	15
1.3.1	Sources d'information	16
1.3.2	Chaine de mesure	18
1.4	TECHNIQUES D'EXPLOITATION	21
1.4.1	Indicateurs scalaires	21
1.4.2	Analyse spectrale	22
1.4.3	Analyse cepstrale	25
1.4.4	Analyse d'enveloppe	25
1.4.5	Analyse Temps-Fréquence	25
1.5	APPROCHES ANGULAIRES	28
1.5.1	Échantillonnage angulaire des signaux vibratoires	29
1.5.2	Fluctuations de la vitesse angulaire instantanée	30
1.5.3	Erreur de transmission	31
1.6	ÉTAT DE L'ART	32
	CONCLUSION	35

Ce chapitre se présente comme une entrée en matière dans le domaine des machines tournantes. Après la mise en évidence de leur criticité, les différentes défaillances pouvant altérer leur fonctionnement ainsi que les techniques et moyens actuels mis en place pour leur surveillance vont être décrits. Pour finir un état de l'art de la surveillance des machines tournantes va être dressé et les conclusions orientant les directions de recherche de ces travaux de thèses extraites.

1.1 POLITIQUES DE MAINTENANCE

Dans un monde où la compétitivité est de plus en plus accrue, la disponibilité des machines de production devient un facteur primordiale quant à la survie des systèmes de production. Dans ce sens, l'établissement d'une politique de maintenance efficace entre en premier plan des systèmes de gestion.

La politique de maintenance des machines était en premier lieu corrective (Randall 2011), et visait à exploiter les équipements et machines jusqu'à l'apparition d'une panne, ce qui conduisait à un arrêt de production pouvant être important et couteux financièrement, et qui en plus pouvait porter atteinte à la sécurité des personnes en contact avec ces équipements.

Dès qu'une installation ou une machine est jugée couteuse ou critique, la maintenance corrective est vite abandonnée au profit d'une maintenance préventive (Héng 2002), systématique ou conditionnelle.

Les actions de la maintenance préventive systématique sont menées à périodes régulières, déterminées à partir de retours d'expériences et de modèles fiabilistes, afin de prévenir l'arrêt de la machine.

La maintenance conditionnelle est reconsidérée depuis peu comme la stratégie de maintenance la plus efficace, notamment depuis l'élaboration et l'évolution de techniques de surveillance de machines plus efficaces. Elle permet en effet de palier à certaines lacunes de la maintenance préventive systématique, notamment ceux rencontrées face aux problèmes de dispersion de géométries, d'hétérogénéité des matériaux utilisés, d'environnement hostile ou de surcharges d'utilisation pouvant entraîner des pannes avant la date optimale prévue (Breneur 2002).

Pour pouvoir assurer une meilleure application de cette dernière politique de maintenance, et une surveillance accrue des machines, il faudrait en extraire l'information pertinente, représentative de leur état de fonctionnement. Cette information peut être extraite à partir de différentes techniques et analyses se basant sur des grandeurs physiques entourant la machine à surveiller « vibrations, bruits, vitesses . . . ».

La sélection d'une source d'information et d'une technique d'analyse adéquate est une étape primordiale quant à la réussite de la campagne de surveillance d'une machine. Ce choix est fait en tenant compte des caractéristiques cinématiques de la machine à surveiller, de son environnement et de la nature des défauts qui peuvent l'atteindre.

Nous pouvons voir dans le tableau 1.1, tiré des travaux de (Zani 2003) et repris dans les travaux de (Moumene 2010) une liste non exhaustive des principales sources d'information et leur utilisation pour le cas spécifique des machines tournantes.

Tab. 1.1 – Les principales techniques de diagnostic et leurs utilisations

	Principaux avantages	Principales limitations	Champ d'applications privilégié
Analyse vibratoire	<ul style="list-style-type: none"> – Détection de défauts a un stade précoce – Possibilité de réaliser un diagnostic approfondi – Autorise une surveillance continue. – Permet de surveiller l'équipement a distance. (télémaintenance) 	<ul style="list-style-type: none"> – Spectres parfois difficiles a interpréter. – Dans le cas de la surveillance continue, installations relativement couteuses. 	<ul style="list-style-type: none"> – Détection des défauts de tous les organes cinématiques de la machine (balourd, défauts d'alignement, jeux, etc.) et de sa structure.
Analyse d'huile	<ul style="list-style-type: none"> – Détection d'une pollution anormale du lubrifiant, avant que celle-ci n'entraîne une usure ou un échauffement. – Possibilité de connaître l'origine de l'anomalie par analyse des particules. 	<ul style="list-style-type: none"> – Ne permet pas de localiser précisément le défaut – Nécessite de prendre de nombreuses précautions dans le prélèvement de l'échantillon. 	<ul style="list-style-type: none"> – Contrôle des propriétés physico-chimiques du lubrifiant, détection d'un manque de lubrification, analyse des éléments d'usure, analyse de contamination par le process (étanchéité), etc.
Thermographie IR	<ul style="list-style-type: none"> – Permet de réaliser un contrôle rapide de l'installation. – Interprétation souvent immédiate des résultats. 	<ul style="list-style-type: none"> – Détection de défauts a un stade moins précoce que l'analyse vibratoire – Contrôle limité a ce que "voit" la caméra (échauffements de surface). – Ne permet pas de réaliser un diagnostic approfondi 	<ul style="list-style-type: none"> – Détection de tous les défauts engendrant un échauffement (manque de lubrification en particulier).
Analyse acoustique	<ul style="list-style-type: none"> – Permet de détecter l'apparition de défauts audibles – Autorise une surveillance continue. 	<ul style="list-style-type: none"> – Sensibilité au bruit ambiant. – Diagnostic souvent difficile a réaliser – Problemes de répétabilité des mesures. 	<ul style="list-style-type: none"> – Détection d'un bruit inhabituel pouvant ensuite etre analysé par analyse vibratoire.

1.2 DÉFAILLANCES DES MACHINES TOURNANTES

Une machine tournante n'est enfaite qu'un jeux de mécanismes mobiles entre eux, et d'organes combinés dans le but d'effectuer une tache précise, transformer une énergie, transmettre un mouvement ... etc. Une panne dans une machine tournante n'est que la résultante d'une avarie ou d'une suite d'avarie sur l'un ou plusieurs de ses organes. Les statistiques montrées dans le tableau 1.2 (Breneur

2002), expriment les causes de défaillances et les localisations de défauts dans les systèmes de transmission de puissances par engrenage.

Tab. 1.2 – Localisation des défauts dans les systèmes de transmissions à engrenage

Localisation des défauts	Pourcentage
Denture	60
Paliers	19
Arbres	10
Carters	7
Autres	4

Dans ce qui suit nous allons voir quelques-uns des organes les plus importants et les plus courants dans les machines tournantes, ainsi que les plus importantes défaillances qui peuvent les atteindre.

1.2.1 Engrenage

L'engrenage est un des mécanismes élémentaires les plus utilisés pour transmettre du mouvement, et adapter les vitesses de rotation entre organes moteurs et récepteurs. Il est constitué de deux roues dentées mobiles autour d'axes de rotation, et dont l'une entraîne l'autre par l'action de dents successivement en contact.

Les engrenages sont parmi les organes les plus sensibles de la chaîne cinématique et peuvent être soumis à un grand nombre d'avaries apparaissant lors du fonctionnement, et dont les causes sont multiples.

Mis-à-part les défauts de fabrication et de montage, on distingue principalement deux catégories de défauts pouvant atteindre un jeu d'engrenage, les défauts généralisés et localisés (Feki 2012).

Défauts généralisés

Usure abrasive Phénomène présent sur une grande partie de la denture se caractérisant par un enlèvement de matière dû au glissement des deux surfaces en contact. Le développement de cette usure est lié à la charge mécanique à transmettre et à la vitesse de glissement, ainsi qu'à la présence d'éléments abrasifs dans le lubrifiant. Elle peut être normale, inversement proportionnelle à la dureté superficielle de la denture et progressant lentement, ou anormale lorsque le lubrifiant est pollué de particules abrasives ou corrosives. Elle conduit à un mauvais fonctionnement voir à une mise hors service.

Pitting ou piqûres Il s'agit de trous plus ou moins profonds qui affectent toutes les dents. Se produisant surtout sur des engrenages en acier de construction relativement dur. Cette avarie peut apparaître à la suite de légers désalignements d'axes par exemple, à cause de surpressions locales.

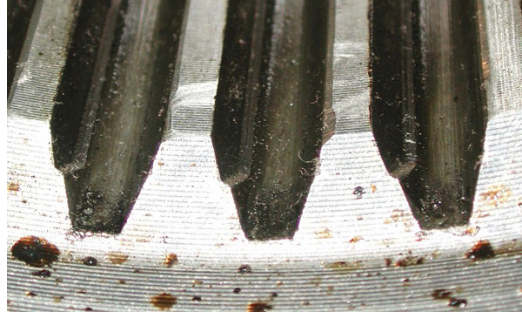


FIGURE 1.1 – Usure abrasive "Engrenages"



FIGURE 1.2 – Pitting ou piqûres "Engrenages"

Défauts localisés

Écaillage Se manifestant par des trous moins nombreux que ceux du *pitting*, mais plus profonds et plus étendus. Les dégradations sont produites par fatigue en sous-couche, au point de cisaillement maximal. Ce phénomène rencontré le plus souvent dans les engrenages cimentés, évolue très rapidement vers la rupture, sans passer par une phase d'usure.

Fissuration Généralement au pied de la dent, elle progresse à chaque mise en charge. Son apparition est due à un dépassement de la limite élastique en contrainte au pied de dent, du côté de la dent en traction.

Grippage Conséquence directe d'une destruction brutale du film d'huile, ou d'un frottement sous charge provoquant des hausses de températures. Le grippage est favorisé essentiellement par des vitesses élevées, de gros modules, un

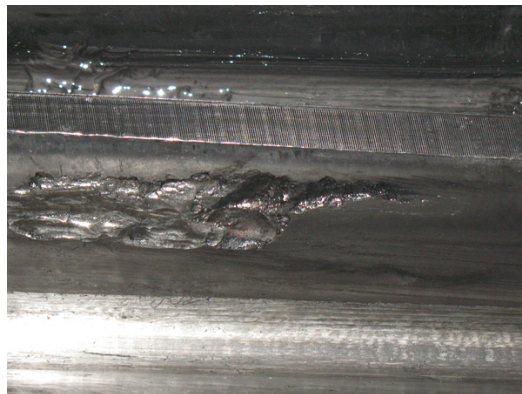


FIGURE 1.3 – Écaillage ou Spalling

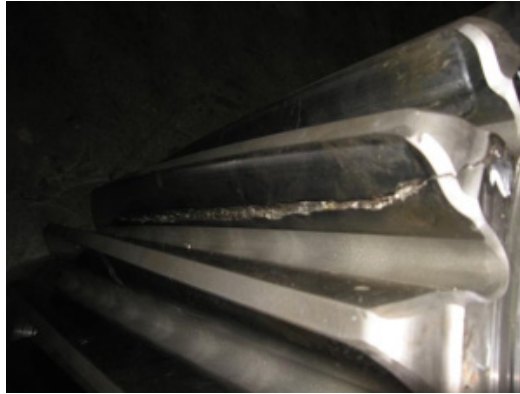


FIGURE 1.4 – Fissuration ou cracks "Engrenages"

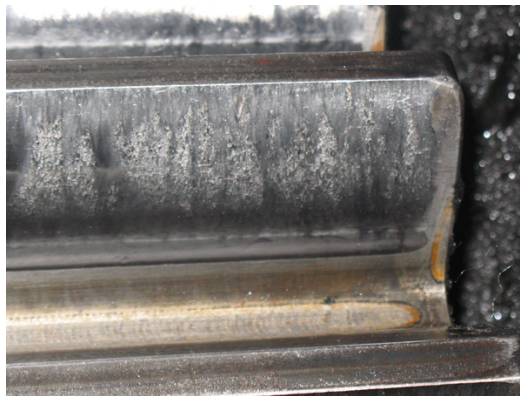


FIGURE 1.5 – Le grippage "Engrenage"

faible nombre de dents en contact.

1.2.2 Roulement

Le roulement, organe de base pouvant assurer à lui seul plusieurs fonctions parmi lesquelles la liaison mobile en rotation avec un minimum de frottement entre deux éléments, tout en supportant des charges radiales ou axiales plus ou moins importantes, il peut être aussi utilisé pour assurer un positionnement précis de l'arbre, et corriger des défauts d'alignement. Selon le type de roulement utilisé (Moret et Guay 2013). Le roulement est composé des éléments suivants :

- Deux bagues concentriques, une bague intérieure et une bague extérieure, comportant des chemins de roulement
- Des corps roulants, billes, rouleaux ou aiguilles, permettant la rotation des deux bagues avec un frottement minimal ;
- Une cage séparant et guidant les éléments roulants

En pratique pour chaque application existe un roulement approprié. Le roulement à billes offre un faible frottement grâce au contact ponctuel mais n'est utilisé que pour des charges limitées. Le roulement à rouleaux offre une plus grande capacité de chargement grâce au contact linéaire provoquant aussi un frottement plus important. Les rouleaux peuvent prendre différentes formes cylindriques, coniques ou sphériques. Les roulements à aiguilles sont quant à eux utilisés lorsqu'un rapport charge/encombrement important est requis. Les

principaux types de roulements sont illustrés dans la figure 1.6.

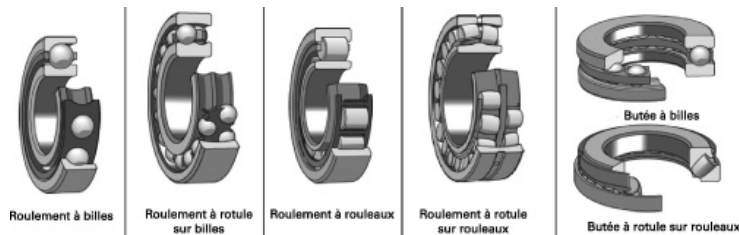


FIGURE 1.6 – Différents types de roulements (Moret et Guay 2013)

Selon leurs applications, et la criticité des machines sur lesquelles ils sont montés, les roulements nécessitent plus ou moins une surveillance et un entretien préventif. Pour cela le suivi des niveaux de vibration et de température, sont les sources d'information les plus utilisées. Un modèle théorique pour le calcul de la durée de vie des roulements est souvent fourni par les constructeurs. Cependant l'apport de nombreux facteurs, dévie les conditions normales de fonctionnement en provoquant des détériorations prématurées, et altère la durée de fonctionnement prédite. Les aspects de ces détériorations se manifestant dans la plupart des cas par un arrachement de matière plus ou moins important, sont décrits comme suit :

Écaillage Se caractérise par des traces de fissuration et d'arrachement de fragments de matière ;

Grippage En plus de l'arrachement de matière, des traces brunes dues à l'échauffement, des déformations de corps roulants, et des micro fusions peuvent apparaître ;

Empreintes de corps roulants :

- Par déformation : Des empreintes des corps roulants apparaissent avec un fond brillant, on y retrouve les traces de la rectification mais sans traces d'usure.
- Par abrasion : Dans ce cas les empreintes peuvent ne pas correspondre à l'écartement des corps roulants. L'enlèvement de matière cette fois par usure due à la vibration sans rotation du roulement (faux effet Brinell), ce défaut peut apparaître sur des machines jamais mises en marche ;

Usure généralisée apparaissant sur des corps roulants, des pistes et des cages (teinte grise), due à l'intrusion d'une particule abrasive ;

Cratères et cannelures Les premiers sont caractérisés par des piqûres à bords nets liées en chapelet et sont propres aux roulements à billes, quant aux cannelures propres aux roulements à rouleaux, sont caractérisées par une succession de plages étroites parallèles ;

Coups, fissures, cassures Se manifestant avec des traces visibles d'outils, et des ruptures des bagues ;

Corrosion de contact Se manifestant avec des taches d'oxydation sur l'alésage, le diamètre extérieur et les faces d'appui du roulement ;

Coloration Due à une oxydation localisée ou généralisée elle se manifeste avec une coloration des chemins de roulement et des corps roulants ;

Détérioration des cages se manifestant sous plusieurs formes : déformation ; usure ou rupture des cages.

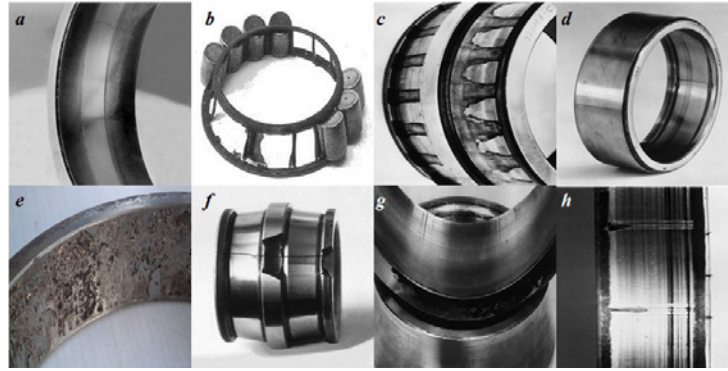


FIGURE 1.7 – Quelques défaillances affectant les roulements a- Usure généralisée b- Cage détériorée c-Corrosion d- Présence de cratères e- Écaillage f- Fissure et cassure g- Grippage h- Traces d’empreintes

1.2.3 Arbres

L’arbre dans une machine tournante est un organe de transmission assurant le mouvement de rotation, supporté par un ou plusieurs paliers selon la configuration de la ligne d’arbre (Morel 2005).

L’arbre sert de soutien et d’élément de liaison pour les autres organes de la machine. l’ensemble des éléments tournants, assemblés sur l’arbre est appelé rotor. Les défauts d’arbres tournants, et plus globalement de rotors sont assez courants dans les machines tournantes. En réalité, il est pratiquement impossible de réaliser un centrage parfait de tous les éléments d’un rotor, ce qui est en cause d’une des plus récurrentes défaillances sur une machine tournantes, le balourd.

Un balourd peut avoir comme initiateur plusieurs origines ; défauts d’usinage, d’assemblage des rotors ou de montage. Les rotors peuvent aussi se déformer sous l’influence d’un échauffement dissymétrique. Quelques phénomènes pouvant causer l’apparition de balourd, sont décrits comme suit :

Balourd d’origine mécanique

Perte de matière « ailette, rupture d’une aube, etc » Un balourd peut être provoqué par une perte de matière, par exemple par la perte d’une ailette ou la rupture d’une aube. On observe alors une élévation instantanée des niveaux de vibrations.

Fluage Un balourd peut être aussi observé suite à un phénomène de fluage créant une déformation permanente de l’arbre et générant des vibrations élevées. Ce phénomène est souvent rencontré après une période d’arrêt prolongée de la machine.

Érosion, dépôt de matière L’érosion des aubes conduit, dans la plupart des cas, à la création d’un balourd. Le balourd se manifeste alors avec une évolution lente des vibrations à la fréquence de rotation.

Balourd d’origine thermique

Déformation des rotors Un balourd peut se manifester suite à une déformation dissymétrique du rotor sous l’effet de contraintes thermiques, ceci se produit lorsque les rotors ne sont pas homogènes, ou lorsque la température n’est pas répartie de façon uniforme.

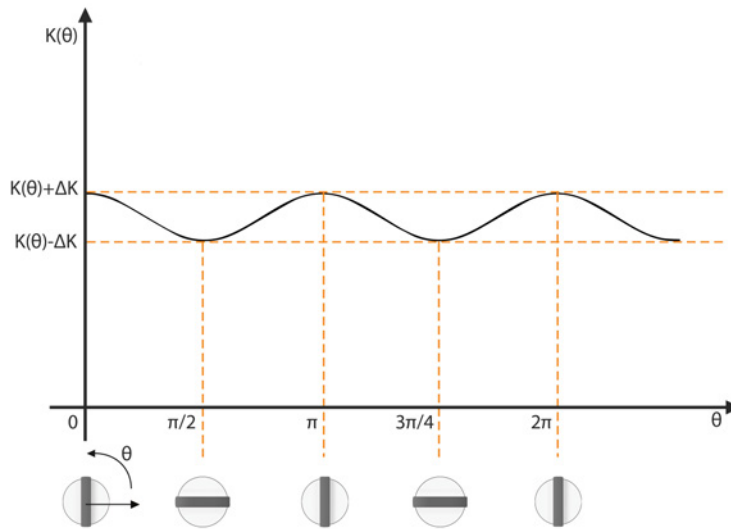


FIGURE 1.8 – Dissymétrie de raideur altérant le comportement en rotation d'un arbre

Ce genre de phénomène peut être détecté en corrélant les variations de température et de vibrations. La rapidité de l'évolution renseignera sur l'origine du défaut.

Glissement et dilatation contrariée des bobinages de machines électriques

Un balourd peut se manifester aussi suite à une mauvaise dilatation du bobinage provoquant une torsion du rotor, ce qui produit d'importants niveaux de vibration.

Dissymétrie d'arbres

La présence d'encoches ou de bobinage crée une dissymétrie de raideur et altère le comportement d'un arbre. La position du centre de gravité dépend de la raideur de l'arbre, or dans le cas d'une dissymétrie, la raideur varie en fonction de la rotation de l'arbre. Comme illustré dans la figure 1.8 au cours d'une rotation de l'arbre, sa raideur varie X fois, provoquant des vibrations à une fréquence X fois la fréquence de rotation.

Fissuration transverse d'arbre

Les fissures dans les matériaux sont très dangereuses pour les machines tournantes. Une détection précoce de ces fissures est primordiale avant une rupture totale aux conséquences souvent fatales.

De même que pour la dissymétrie d'arbre la présence de fissuration provoque une variation de raideur lors de la rotation. Pour différencier les deux cas, il est recommandé de surveiller l'évolution des amplitudes de vibration dans le temps, mais aussi l'apparition de pics à la moitié ou au tiers des vitesses critiques.

1.2.4 Accouplement

Les accouplements sont des dispositifs de liaisons utilisés pour raccorder entre eux deux ou plusieurs rotors tout en transmettant le couple. Les accouplements permettent selon leurs types, des dilatations axiales de la machine, ou des déplacements radiaux. Chaque type possède une gamme de puissances, de températures, et de jeux fonctionnels. Quelques défauts susceptibles de les atteindre, sont listés comme suit :

- Un mauvais centrage des plateaux ou un défaut de parallélisme (Accouplement à plateaux)
- Instabilités des lames de lubrifiant centrifugées et défauts de dentures (Accouplement à denture)
- Fléchissement des arbres dû à un mauvais glissement des dentures (Accouplement à denture)

1.2.5 Autres défaillances

Défaillances des courroies

La courroie est un organe de transmission d'un arbre moteur à un arbre récepteur Boulenger et Pachaud (2009). Bien que leur utilisation présente certains avantages par rapport à une transmission à engrenages « moins de bruits et une usure moins importante », la transmission par courroies peut être cible d'une multitude de défaillances tels que ; une détérioration localisée (partie arrachée, défaut de jointure), des courroies trop détendues, un mauvais alignement des poulies ou bien une poulie excentrée.



FIGURE 1.9 – Défaut de courroie "Partie arrachée"

Résonances

Les vibrations des machines sont conséquence de la réponse de la fonction de transfert d'une structure à une force d'excitation. Cette réponse peut être amplifiée si la fréquence d'une force d'excitation (fréquence de rotation, fréquence de choc) coïncide avec une des fréquences propres de la structure.

1.3 MÉTHODES DE SURVEILLANCE

De manière générale, la surveillance s'assimile au suivi des conditions de fonctionnement d'un système, afin de détecter les éventuelles carences de ce der-

nier. Alors que le diagnostic est assimilé à l'identification du dysfonctionnement une fois le mode défaillant décelé. Quelques concepts de base de la surveillance des systèmes sont donnés comme suit :

Mode de fonctionnement Le mode normal de fonctionnement d'un système est observé lorsque la variance de ses variables caractéristiques n'excède pas un certain seuil autour de leurs valeurs nominales. Dans le cas contraire, le système est considéré en mode défaillant.

Un défaut est défini comme une anomalie du comportement normal du système qui ne remet pas forcément en cause sa fonction

Une panne est considérée comme l'incapacité d'un dispositif à remplir une tâche requise. Un système peut toutefois être considéré en panne dès l'apparition d'une défaillance.

Un symptôme est l'événement ou l'ensemble d'évènements à travers lesquels est détecté le passage d'un mode de fonctionnement normal à un mode défaillant (et/ou) est identifié le mode de défaillance rencontré.

Dans le cas des systèmes complexes, l'apparition d'un seul symptôme ne signifie pas forcément le passage en mode de défaillance, la supervision basée sur une seule variable peut induire à des résultats incorrects à cause du manque d'information.

1.3.1 Sources d'information

Pour le cas des machines tournantes les sources d'information représentatives de leurs modes de fonctionnement sont nombreuses, et leurs techniques d'exploitation encore plus. Le choix d'une bonne source d'information ainsi que d'une technique d'exploitation adéquate est un facteur de premier plan afin de construire un système de surveillance et de diagnostic efficace. Ce choix est fait en fonction de plusieurs paramètres tel que : les paramètres de cout d'installation ; les paramètres relatifs à la dynamique et la cinématique de la machine ; les paramètres environnementaux et d'encombrement ; et le niveau de criticité de l'application.

Dans ce qui suit seront décrites les principales sources d'information pour la surveillance et le diagnostic des machines tournantes ainsi que leurs principales techniques d'exploitations.

L'analyse du lubrifiant

Le rôle principal du lubrifiant est d'assurer un contact fluide entre les différents composants d'une machine et ainsi diminuer le risque d'usure. Il peut aussi assurer d'autres tâches telles que le refroidissement, la protection contre la rouille et la corrosion, mais aussi le contrôle non destructif de l'état de fonctionnement de la machine (Randall 2011) (Breneur 2002).

Dans le cas d'apparition d'une défaillance dans un organe de la machine, le suivi des caractéristiques physico-chimiques du lubrifiant peut contenir des informations sur son type et son niveau de dégradation, notamment dans le cas de dégradation, liée à l'oxydation du lubrifiant, ou de contamination, liée à la présence de débris d'usure. Ces informations peuvent provenir de vérifications et visites quotidiennes, avec des tests simples à base d'examen visuels, d'observations de l'odeur et de la couleur du lubrifiant, ou d'analyses plus poussées en laboratoire tels que la chromatographie, photométrie ou spectrométrie.

Les principaux inconvénients de l'utilisation de l'analyse des lubrifiants pour le diagnostic des défauts dans les machines tournantes sont, la difficulté de localisation et d'isolation de l'organe défaillant, ainsi que la lenteur des analyses réduisant les possibilités de suivi dans le cas d'avaries à progression rapide.

La thermographie infrarouge

La thermographie infrarouge part du principe que tout corps dont la température est supérieure à 0°C émet une énergie sous forme de rayonnement électromécanique. Cette énergie est fortement corrélée avec sa température de surface. La thermographie infrarouge consiste à relever ce rayonnement, le quantifier et, s'il est bien calibré, le reconstituer avec une cartographie des températures à la surface de l'objet observé (Héng 2002) (Randall 2011).

La thermographie infrarouge est plus généralement utilisée pour la surveillance des installations électriques sous tension, des réseaux de chauffage, ou de certains procédés industriels tels que le soudage et le laminage. Son application pour le suivi de l'état de fonctionnement des machines tournantes est plus réduite. Une des principales raisons est l'obligation de ne rencontrer aucun obstacle entre la caméra et la surface de l'organe à surveiller.

L'émission acoustique

L'étude de l'émission acoustique est une technique de surveillance qui tend à se généraliser, surtout avec l'apport de techniques avancées pour le traitement et le dé-bruitage des signaux.

Bien qu'elle se soit avérée efficace, notamment pour le diagnostic des défauts de roulements et d'engrenages à un stade précoce, elle a aussi montré certains inconvénients. En plus de sa forte sensibilité au bruit, l'émission acoustique s'atténue à travers les différentes interfaces, ce qui requiert un placement des capteurs au plus près de l'installation à surveiller pour une acquisition fiable (Eftekharnjad 2010) (Randall 2011).

L'analyse vibratoire

Une machine tournante en fonctionnement engendre forcément l'apparition d'efforts plus ou moins variables. Ces efforts peuvent être cause de défaillances ultérieures comme ils peuvent être conséquence de défaillances antérieures (Morrel 2005).

Les vibrations des machines sont considérées comme la réponse de la fonction de transfert de leurs structures aux différents efforts auxquels elles sont sollicitées. La surveillance des vibrations de ces structures peut permettre donc de déceler l'apparition d'efforts perturbateurs à un stade précoce, permettant par la même occasion, de détecter ou d'avorter l'apparition de défaillances. En plus de son

efficacité, la facilité relative de son installation rend l'analyse des signaux vibratoires une des techniques les plus utilisées pour la surveillance et le diagnostic des défauts des machines tournantes.

Lors de l'acquisition de l'information vibratoire, le choix des éléments constitutifs de la chaîne de mesure ne doit pas être négligé, et ce afin de pouvoir enregistrer des signaux englobant l'information vibratoire la plus complète. Les techniques d'exploitation et de traitement des signaux vibratoires diffèrent d'un cas à l'autre en fonction de la dynamique et de la cinématique de la machine surveillée ainsi que de la nature des défauts soupçonnés. Dans les sections suivantes, seront décrites dans cet ordre la chaîne de mesure des signaux vibratoires ainsi que les principales techniques de leurs exploitations.

1.3.2 Chaîne de mesure

Afin de pouvoir acquérir de manière correcte un signal vibratoire représentatif des efforts agissant sur la structure, plusieurs procédures sont accomplies par les éléments constitutifs de la chaîne de mesure. Les différentes procédures sont décrites comme suit (Héng 2002) :

Transformation de la vibration mécanique en un signal électrique

Selon le type de capteur utilisé, le signal obtenu peut être une tension ou une charge électrique. En plus du choix du type de capteurs à utiliser, la position et le mode de fixation de ce dernier peuvent avoir une influence importante sur les résultats de mesure. Les principaux types de capteurs de vibration sont décrits comme suit :

Les Proximètres Les proximètres mesurent la distance comprise entre la surface surveillée et la sonde du capteur. Ce sont des capteurs dits relatifs, un capteur de déplacement à courants de Foucault par exemple, peut mesurer le mouvement relatif de l'arbre par rapport à la position de fixation du capteur. Bien que limité aux basses fréquences, ce type de capteur est principalement utilisé pour la surveillance des machines à paliers à film d'huile, ceci est dû à leur capacité à isoler le mouvement de l'arbre tournant de l'environnement extérieur.

Outre leurs bandes fréquentielles limitées, et la difficulté de leur mise en place, les proximètres sont sensibles à des phénomènes parasites appelés erreurs « *run-out* », pouvant provenir d'origines mécaniques ou électriques, et nécessitant souvent plusieurs opérations correctives.

Les vélocimètres Les vélocimètres (capteurs de vitesse) sont constitués d'une sonde à contact mesurant le mouvement absolu de la structure sur lequel elle est fixée. En général, constitués d'une masse sismique reliée au boîtier par un ressort et solidaire d'une bobine se déplaçant dans un champ magnétique permanent. La vibration de la structure provoque un déplacement de la bobine, générant une tension proportionnelle à sa vitesse.

Avec une gamme dynamique n'excédant pas les 2000 Hz, l'utilisation de ce type de capteurs tend à disparaître au profit d'accéléromètres piézo-électriques moins encombrants et possédant une gamme dynamique plus importante.

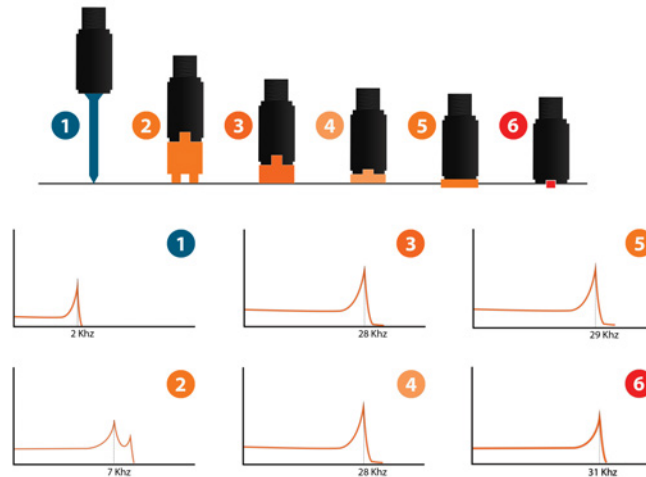


FIGURE 1.10 – Bandes fréquentielles associées aux différents modes de fixation (1) Tenue à la main (2) À aimant (3) Ciment ou colle (4) Goujon isolé (5) Cire d'abeilles (6) Goujon fileté

Les accéléromètres Les accéléromètres produisent un signal proportionnel à l'accélération. Les accéléromètres piézoélectriques sont les capteurs les plus utilisés pour la mesure de vibrations des machines. Ils utilisent les propriétés piézoélectriques de certains cristaux et céramiques, qui génèrent une charge électrique proportionnelle à la contrainte de compression ou de cisaillement subie.

Un des principaux atouts des accéléromètres piézoélectriques est la largeur de leurs bandes passantes (8-20kHz) bien que cette dernière peut être influencée par leur mode de fixation comme montrée dans la figure 1.10.

Les vibromètres laser Les vibromètres laser déduisent la vibration à partir de l'effet doppler, variation entre le signal émis et le signal réfléchi, mesuré en utilisant une source lumineuse monochromatique (Laser) et un interféromètre. Effectuant une mesure sans contact, les vibromètres laser présentent, à priori, plusieurs avantages. Bien que largement utilisés en aérospatiale ou en automobile pour des analyses modales ou des tests dynamiques de structures, leurs coûts relativement élevés limitent actuellement leur utilisation à des fins de diagnostic dans le cas des machines tournantes.

Le conditionnement du signal

Les signaux issus des capteurs de vibration doivent passer par un ensemble d'étapes afin de les rendre exploitables par l'utilisateur (Chimentin 2007).

Pré-amplification Cette étape permet une première transformation du signal délivré par le capteur afin de le rendre exploitable et transportable vers l'instrument de mesure et d'analyse. On peut noter pour le cas des accéléromètres, trois type de préamplificateurs : Les convertisseurs de charge tension, Les préamplificateurs de tension, et plus récemment de l'électronique intégrée aux capteurs avec les accéléromètres (*ICP*, *IEPE*), avec une pré-amplification au plus près de la mesure. Dont l'utilisation tend à se généraliser.

L'intégration Une étape qui tend à disparaître au profit d'une intégration numérique en post-traitement. L'intégration des signaux permet par exemple de

passer de l'information accélération, pour le cas des signaux acquis à partir d'un accéléromètre, à l'information vitesse ou déplacement plus utile dans certaines plages fréquentielles.

Le filtrage En plus du filtrage analogique anti-repliement, indispensable avant échantillonnage. L'étape de filtrage est souvent utiles dans le cas de surveillance des machines, afin d'éliminer par exemple les effets de résonances ou de composantes fréquentielles indésirables, perturbant et masquant les phénomènes vibratoires que nous voulons surveiller.

L'amplification l'amplification à ce stade permet d'avoir un signal net exploitable. En effet les amplitudes des vibrations générées par les machines diffèrent d'un cas à l'autre, elles peuvent aller de quelques g jusqu'à des centaines de g. De ce fait l'amplification du signal doit s'adapter afin de rendre visibles et observables tous les phénomènes à surveiller, et de pleinement profiter de la gamme dynamique du système d'acquisition.

La conversion Analogique/Numérique Une étape primordiale, dont les paramètres doivent être fixés rigoureusement afin d'obtenir une résolution Δf adéquate dans la bande fréquentielle utile f_{max} . En effet, afin de pouvoir dissocier deux composantes dont l'espacement fréquentiel est de δf une résolution de $\Delta f = \frac{\delta f}{4}$ est nécessaire. Parmi les paramètres régissant la résolution obtenue, la fréquence d'échantillonnage f_e , définie par l'utilisateur selon la nature des phénomènes à suivre. Comme souligné auparavant un filtrage respectant le théorème de *Shannon* doit être effectué avant toute procédure d'échantillonnage, afin d'éviter le phénomène de repliement spectrale, pour ce, la fréquence d'échantillonnage est obtenue selon.

$$f_e = 2.56 f_{max} \quad (1.1)$$

En plus de la fréquence d'échantillonnage, le nombre d'échantillons est le deuxième paramètre à prendre en compte pour la définition de la résolution finale, ceci selon l'équation 1.2.

$$\Delta f = \frac{f_e}{N_e} \quad (1.2)$$

Où N_e représente le nombre de points relevés durant l'acquisition.

La collecte des signaux

Les systèmes de collecte de signaux installés en industrie peuvent être, soit en ligne ou hors ligne, Selon l'application et la criticité de la machine à surveiller. La collecte hors ligne se fait par le biais de collecteurs et de capteurs portatifs, où l'opérateur se déplace sur la machine et effectue des mesures périodiques. Les collecteurs selon leurs types et leurs complexités offrent instantanément certaines mesures, telles que quelques indicateurs scalaires (*Kurtosis*, *Facteur Crête*, *Niveau Global*), et la possibilité d'observer de façon grossière, les spectres des signaux. Pour une analyse plus poussée, l'opérateur doit connecter le collecteur à un ordinateur équipé du logiciel d'analyse.

La collecte des signaux en ligne se pratique sur les machines critiques, nécessitant une surveillance accrue, où des capteurs sont placés dans des positions sensibles et reliés en permanence à une station de calcul. Les signaux peuvent être analysés instantanément « en-ligne » avec des techniques prédéterminées et

être stockés dans des bases de données pour une utilisation ultérieure. En laboratoire des systèmes d'acquisition plus souples existent, reliant les capteurs à un ordinateur ou une station de calcul, en permettant d'utiliser et d'expérimenter plus de possibilités en matière de traitement et d'analyse.

1.4 TECHNIQUES D'EXPLOITATION

Un intérêt particulier a été donné dans ces travaux à l'analyse vibratoire comme source d'information vue, par la plupart, comme la technique la plus adéquate et la plus globale pour la surveillance des machines tournantes. Dans cette section seront décrites les principales techniques et méthodes d'exploitation de l'information délivrée par les capteurs de vibration.

1.4.1 Indicateurs scalaires

Basée sur les signaux temporels extraits des capteurs de vibration et filtrés sur certaines plages fréquentielles. Cette technique rapide, extrait des indicateurs, pour la plupart statistiques, résumant l'information contenue dans le signal et permettant de générer un repère. Le suivi d'évolution du repère donne une information plus ou moins précise et complète, sur son état de fonctionnement. L'utilisation de ces techniques donne une première information à partir des signaux, mais nécessite d'être accompagnée par des investigations plus poussées dans le cadre du diagnostic.

Une multitude d'indicateurs existent, plus ou moins performants et adéquats pour le dépistage de certaines défaillances plus que d'autres. Les indicateurs les plus utilisés sont décrits comme suit (Djebala 2008).

RMS

Le *RMS*, nommée aussi valeur efficace ou moyenne quadratique d'un signal, correspond à la racine carré du moment d'ordre deux et est calculé comme montré par l'équation 1.3 :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [s(t)]^2} \quad (1.3)$$

Le *RMS* est un des premiers indicateurs utilisé en industrie, dû notamment à sa simplicité et à sa rapidité d'exécution. Une variation excessive du niveau *RMS* signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc une défaillance. L'un des inconvénients majeurs de l'utilisation du *RMS* c'est qu'il donne généralement une alarme assez tardive, notamment pour le cas des défauts de roulements, où la variation du signal due à l'apparition du défaut est masquée par d'autres composantes d'amplitudes plus élevées.

Facteur crête

Le facteur crête *FC* est un indicateur plus spécifique, qui permet d'observer de plus près le signal vibratoire. Le suivi du facteur crête permet un dépistage

plus précoce des défauts en mesurant le rapport entre la valeur maximale du module du signal (valeur crête) sur la valeur efficace, comme montré par l'équation 1.4.

$$FC = \frac{\text{Valeur crête}}{RMS} = \frac{\text{Sup } |s(t)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [s(t)]^2}} \quad (1.4)$$

Le facteur crête suit une distribution normale, sa valeur varie en générale entre 3 et 6, pour un fonctionnement sans défaut et peut aller au-delà de 6 dès l'apparition d'une défaillance.

D'autres indicateurs ont été développés sur la base du facteur crête, tels que le *facteur K*, en multipliant la valeur crête par la valeur efficace ou la valeur *crête à crête*, mesurant l'écart entre les amplitudes des pics supérieur et inférieur.

Kurtosis

Plus spécifique au dépistage des défauts de roulements, le *kurtosis* est une grandeur statistique permettant d'analyser le caractère « pointu » ou « plat » d'une distribution, et donc d'observer la forme du signal. Dérivé du moment statistique d'ordre quatre, il est défini comme le rapport de la valeur moyenne du signal élevée à la puissance 4 sur le carré de son énergie. Il est donné par la formule suivante :

$$\text{Kurtosis} = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (S(t) - \bar{S})^4}{\left[\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (S(t) - \bar{S})^2 \right]^2} \quad (1.5)$$

Le Kurtosis approche la valeur de 3 pour un fonctionnement sans défauts de roulement, et augmente de façon remarquable dès l'apparition d'impulsions dues à la naissance d'un défaut. Le Kurtosis tend à revenir à 3 dès que la dégradation entre en phase terminale.

Pour être plus efficaces le Kurtosis et le facteur crête sont calculés dans certaines bandes fréquentielles où l'effet engendré par les dégradations est plus visible.

1.4.2 Analyse spectrale

Le signal vibratoire extrait d'une machine tournante est très complexe, originare des différents organes la composant. La transformée de Fourier est un outil mathématique permettant de transformer ces signaux complexes, de les décomposer en une multitude de composantes élémentaires sinusoïdales et de les représenter sous forme d'un spectre « Amplitudes-fréquence » (Randall 2011) (Djebala 2008). La transformée de Fourier rapide *FFT* développée par James Cooley et John Tukey, ne requiert qu'un temps de calcul minime pour appliquer la transformée de Fourier Discrète. La *FFT* a été largement implémentée dans les systèmes de diagnostic des machines tournantes. Les formules (1.6) et (1.7) représentent respectivement la transformée de Fourier et sa variante discrète.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-i2\pi f t} dt \quad (1.6)$$

$$X(f) = \sum_{k=0}^{N_e-1} x(k) \cdot e^{-2i\pi f \frac{k}{N}} \quad (1.7)$$

Le théorème de PARCEVAL exprime que l'énergie contenue dans le signal temporel est égale à celle dans sa représentation fréquentielle. A partir de là nous pouvons parallèlement construire sur les signaux de puissance finie des spectres de puissance (Densité spectrale de puissance *DSP*), représentatifs du carré du module de la transformée de Fourier, rapportée au temps d'observation.

Dans des conditions de fonctionnement stationnaires « vitesses de rotations et chargements stationnaires », chaque organe de la machine émet des vibrations à un certain niveau d'amplitude, et à une cadence « fréquence » constante dans le temps. L'apparition de défauts dans les organes de la machine tournante génère des efforts supplémentaires qui se traduisent par des vibrations se répétant à une cadence « fréquence » constante, relative à la fréquence de rotation. Suivre les amplitudes des vibrations à ces fréquences, permet de suivre les conditions de fonctionnement des différents organes de la machine tournante. Le tableau 1.3 montre les défaillances les plus courantes affectant les machines tournantes et leurs fréquences caractéristiques.

Tab. 1.3 – Fréquences caractéristiques des principales défaillances affectant les machines tournantes

Défaut	Fréquences caractéristiques
Balourd	Fréquence de rotation (FR)
désalignement	FR, 2FR, Généralement 2FR est plus élevée que FR, et les vibrations axiales sont plus élevées que les radiales.
Défaut de fixation	0.5FR, FR et plusieurs de leurs harmoniques
Tourbillons d'huile	40-50% de FR
Roulements	Fréquences correspondantes aux passages des éléments roulants données par les équations suivantes
	$Bague\ externe = \frac{FR}{2} N_b \left(1 - \frac{D_b \cos\theta}{D_p} \right) \quad (1.8)$
	$Bague\ interne = \frac{FR}{2} N_b \left(1 + \frac{D_b \cos\theta}{D_p} \right) \quad (1.9)$
	$Cage = \frac{FR}{2} \left(1 - \frac{D_b \cos\theta}{D_p} \right) \quad (1.10)$
	$Bille = \frac{FR}{2} \frac{D_p}{D_b} \left[1 - \left(\frac{D_b \cos\theta}{D_p} \right)^2 \right] \quad (1.11)$
	N : Nombre d'éléments roullants D_b : Diametre des éléments roullants D_p : Le diamètre moyen du roulement θ L'angle de contact.
Engrenages	Donné par
	$Engrenage = NFR \pm kFR \quad (1.12)$
	N= Nombre de dents k= 0,1,2,3...
Courroie	La fréquence de rotation de la courroie est donnée par
	$F_{rc} = \frac{\pi D_1}{L} f_1 = \frac{\pi D_2}{L} f_2 \quad (1.13)$
	Pour le cas d'usure dans les courroies crantées :
	$F_c = NFR \pm kF_{rc} \quad (1.14)$
	D_1 Diamètre de la poulie 1 D_2 Diamètre de la poulie 2 L : Longueur de la courroie N : Nombre de dents de la poulie k= 0,1,2,3...

1.4.3 Analyse cepstrale

L'analyse cepstrale est une technique complémentaire d'analyse, développée sur plusieurs variantes, dont les plus utilisées sont le cepstre complexe; définit comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier, s'exprime selon une variable uniforme au temps, et est représentée par la formule 1.15 (Randall 2011).

$$C = TF^{-1} [Ln |X(f)|] \quad (1.15)$$

Et le cepstre de puissance définit comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal du module de la transformée de Fourier du signal, représenté sur l'équation 1.16

$$C = TF^{-1} [Ln |X(f)|^2] \quad (1.16)$$

De même que la transformée de Fourier permet de mettre en évidence les périodicités d'un signal temporel, le cepstre met en évidence les périodicités de sa transformée de Fourier. Opinant par la même occasion, de rechercher, d'identifier et de quantifier rapidement toute les familles de composantes périodiques, qui peuvent se manifester dans le spectre sous forme de peignes de raies ou bandes latérales de modulation autour d'une fréquence caractéristique ce qui n'est pas toujours évident dans le cadre de l'analyse spectrale.

Les unités et grandeurs sont autres dans le cepstre que ceux utilisés dans l'analyse spectrale, ainsi on trouve entre autres; les périodicités qui sont appelées Quéfrances et sont exprimées en secondes ou millisecondes et les harmoniques qui deviennent des Rahmoniques.

Cependant, la bonne utilisation de cet outil nécessite de prendre plusieurs précautions dans la définition des plages fréquentielles, des résolutions et du nombre de lignes spectrales, et de toujours l'associer à d'autres techniques « analyse spectrale par exemple ». Ceci est notamment dû à sa sensibilité importante au bruit de fonds influençant l'évolution de ces amplitudes.

1.4.4 Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe est une technique de détection précoce des défauts de type choc. Pour ce faire le signal vibratoire est relevé dans une bande fréquentielle large, et filtré autours d'une fréquence de résonance. Le signal est ensuite redressé « en mettant au positive toutes les valeurs négatives », et la transformée d'Hilbert est appliquée afin de relever son enveloppe et ainsi dissocier, le signal modulé (fréquences de résonance) du signal modulant correspondant au défaut recherché. Le diagnostic final pourra par la suite être rendu après analyse spectrale de l'enveloppe (Trajin 2009).

1.4.5 Analyse Temps-Fréquence

L'analyse spectrale classique basée sur la transformée de Fourier présente un sérieux inconvénient, vu qu'elle suppose que la majorité des signaux sont infinis dans le temps ou périodiques, alors qu'en réalité ils peuvent être de courte durée et comporter des variations au cours du temps d'acquisition.

Pour palier cet inconvénient, des techniques ont été développées analysant les

variations fréquentielles au cours du temps. Parmi ces techniques on trouve, la transformée de Fourier à Court Terme, la Distribution de Wigner-Ville, ou les techniques à base d'ondelettes.

La transformée de Fourier à court terme (STFT)

Développée par Gabor en 1946 (Gabor 1946) La transformée de Fourier à court terme, transformée de Fourier à fenêtre glissante ou bien encore connue sous le nom de Short-Time Fourier Transform (*STFT*), est un développement basé sur la technique de transformée de Fourier standard. Cette technique permet d'outrepasser les lacunes de la *FFT* en analysant des variations fréquentielles de courte durée au cours de l'acquisition.

Le principe de cette technique est de scinder le signal étudié en segments supposés stationnaires. Ceci est fait en multipliant le signal par une fonction g , appelée « fenêtre », caractérisée par une largeur « où le signal peut être considéré comme stationnaire » et une position temporelle « glissante » (Feki 2012) Mosher et al. (2003).

Étant donné un intervalle de temps $T > 0$, soit $g(u)$ une fonction (fenêtre) qui s'annule en dehors de l'intervalle $-T \leq u \leq 0$. La (*TFCT*) d'une fonction $f(u)$ est définie par l'équation 1.17 :

$$F(\omega, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \bar{g}(u-t)f(u)e^{2\pi i\omega u} du \quad (1.17)$$

Avec $\bar{g}(u)$, le complexe conjugué de la fonction $g(u)$ (appelée fenêtre) et t le paramètre de localisation temporelle de la fenêtre g .

Une des principales limitations de cette méthode est caractérisée dans le principe d'incertitude d'Heisenberg, où l'image temps-fréquentielle obtenue n'est représentative que d'un intervalle de temps dans lequel une bande de fréquence existe. Ceci se traduit mathématiquement par l'équation 1.18 :

$$\Delta f \cdot \Delta t = \frac{1}{4\pi} \quad (1.18)$$

Ce qui montre un sérieux problème de résolution. En effet, une fenêtre g de très large dimension (haute résolution fréquentielle), amènerai à perdre une grande partie de l'information relative au temps, de même que pour la transformée de Fourier classique. Aussi, une fenêtre trop étroite (haute résolution temporelle), conduirai à une faible résolution fréquentielle (une bande de fréquence au lieu d'une raie).

Distribution de Wigner Ville (DWV)

La Distribution de Wigner Ville (DWV) est une transformation non linéaire, qui de même que pour la transformée de Fourier à court terme permet de visualiser le signal sous forme « temps-fréquence ». Le principal atout de cette méthode, c'est qu'elle n'oppose aucune restriction sur les résolutions temporelles et fréquentielles, elle est donc en théorie très adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires. Cette transformation peut être interprétée comme la densité spectrale de puissance instantanée du signal et possède donc des unités de

puissance et non d'amplitude.

Étant donné une fonction $f(u)$, la Distribution de Wigner Ville est définie par l'équation 1.19 (Feki 2012) (Mosher et al. 2003) :

$$W(t, \omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \bar{f}\left(t + \frac{u}{2}\right) f\left(t - \frac{u}{2}\right) e^{i\omega u} du \quad (1.19)$$

Avec $\bar{f}(u)$ est le complexe conjugué de $f(u)$.

la non-linéarité de cette transformée est l'un des principaux freins quant à l'utilisation massive de cette technique, se manifestant par l'apparition d'interférences et d'énergies négatives dans la distribution temps fréquence de l'énergie du signal. Ces phénomènes apparaissent, par exemple, lorsqu'il y a présence de deux événements distincts en temps et en fréquence. Ce phénomène est totalement irréaliste d'un point de vue physique et rend très difficile l'interprétation de l'image « temps-fréquentielle » obtenue. Pour palier à ce problème des solutions « post-traitement » sont trouvées dans la littérature, parmi lesquelles, on peut citer l'utilisation d'un noyau de lissage (fonction à deux variables) afin d'adoucir localement la rigueur de la résolution.

Ondelettes

Contrairement à la *STFT*, La transformée d'ondelette est une méthode de traitement de signaux possédant une résolution adaptative à la taille de l'objet ou du détail analysé.

De même que pour la transformée de Fourier cette technique décompose le signal dans une base de fonctions particulières, sauf que ces fonctions « appelées ondelettes », contrairement aux fonctions sinusoïdales de l'analyse de Fourier, sont des fonctions oscillantes au sens large et peuvent être rapidement amorties. Par ailleurs, les ondelettes possèdent la propriété de pouvoir être bien localisées en temps ou en fréquence, une ondelette dilatée observe les composantes basses fréquences nécessitant une large fenêtre temporelle, alors qu'une ondelette contractée observe les composantes hautes fréquences où une haute résolution temporelle est requise (Mallat 1989).

Ses premières applications sont apparues avec les travaux de Morlet et de Daubechies (Daubechies 1988), (Trajin 2009) définissant ses bases.

Les éléments de base de la Transformée en Ondelettes sont des fonctions localisées en temps autour d'un paramètre b et oscillant à une fréquence a . Et sont générées par translation b et dilatation a à partir d'une fonction, l'ondelette mère de moyenne nulle, comme montré dans l'équation 1.20.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.20)$$

La transformée en Ondelettes d'une fonction $x(t)$ est définie au moyen du produit scalaire montré par l'équation 1.21 conduisant à une représentation temps-échelle en fonction des variables décalage et échelle.

$$TOC(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} X(t) * \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1.21)$$

Une discrétisation de la transformée est possible en posant 2^m et $n2^m$ au lieu des paramètres a et b , avec m et n des entiers, comme montré dans l'équation 1.22 (Djebala et al. 2007)

$$TOD(m, n) = 2^{\frac{-m}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} X(t) * \psi^* (2^{-m}(t - n)) dt \quad (1.22)$$

Dans le cadre des signaux numériques, L'Analyse Multi Résolution en Ondelette (AMRO) est largement utilisée, permettant de décomposer un signal, en sous bandes fréquentielles, sans perte ou redondance d'informations (Mallat 1989). Cette technique génère à chaque niveau un coefficient d'approximation contenant l'information (basses fréquences), et un coefficient de détail contenant l'information (hautes fréquences) du signal d'origine. L'opération peut être répétée sur plusieurs niveaux et conduit à la création de l'arborescence montrée dans la figure 1.11.

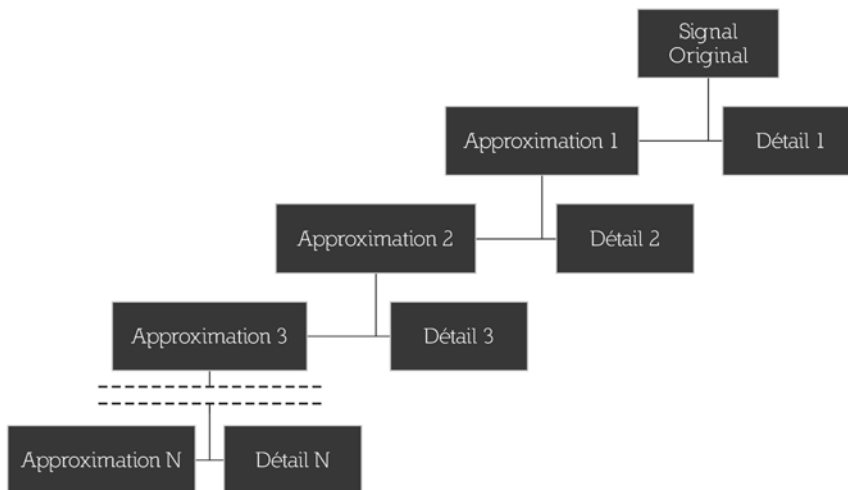


FIGURE 1.11 – Arbre de décomposition (AMRO)

Ces coefficients subissent un sous-échantillonnage lors de l'analyse, pour pallier à cela un banc de filtres de synthèse est employé, réalisant les opérations duales de celles effectuées lors de la décomposition et permettant de reconstruire les signaux A Approximation et D Détails satisfaisant la relation suivante :

$$A_{k-1} = A_k + D_k \text{ et } X = A_k + \sum_{i \leq k} D_i \quad i \text{ et } k \text{ sont des entiers} \quad (1.23)$$

1.5 APPROCHES ANGULAIRES

Les techniques conventionnelles utilisées pour le suivi de fonctionnement des machines tournantes, reposant principalement sur l'analyse des signaux vibratoires échantillonnés temporellement, ne sont viables qu'à une seule condition ; assurer un fonctionnement stationnaire ou cyclo-stationnaire dans le temps

(Antoni et al. 2002). Ceci passe obligatoirement par des conditions de fonctionnement stationnaires « niveaux de vitesses et de chargements parfaitement constants ».

Assurer des conditions de fonctionnement parfaitement stationnaires, est quelque chose de difficile voir quasi-impossible en pratique. Ceci est dû notamment aux fluctuations de vitesses générées par la nature discrètes des géométries présentes dans les machine.

Les machines tournantes en fonctionnement génèrent un mouvement répétitif, dont la fréquence de répétition dépend du cycle de rotation de la machine tournante, et ceci indépendamment du fait que la vitesse de rotation soit constante ou non. De ce fait, le suivi du comportement des machines tournantes en fonction de la variable temporelle montre ses limites et cède la place à la variable générique dans les machines tournantes, qui est l'angle de rotation.

Bien que peu courante, plusieurs techniques permettant d'exploiter la variable angulaire à des fins de diagnostic existent, tirant avantage des avancées réalisées en traitement de signaux vibratoires. Quelques unes de ces techniques ont été exploitées dans ces travaux et sont décrites comme suit.

1.5.1 Échantillonnage angulaire des signaux vibratoires

Bien qu'il présente les sérieuses lacunes citées précédemment, l'échantillonnage temporel est la technique la plus utilisée lors de la conversion analogique numérique des signaux accélérométriques. L'échantillonnage angulaire de ces signaux se présente comme une alternative alléchante permettant de passer de la variable temporelle, à l'angle de rotation, la variable générique des machines tournantes. Et à partir de là, envisager de passer à une autre étape ; le suivi de fonctionnement des machines à vitesses variables.

Plusieurs techniques d'échantillonnage angulaire existent, et plusieurs configurations sont possibles. L'échantillonnage angulaire peut être direct ou indirect.

Échantillonnage Angulaire Direct

Le principale inconvénient de cette technique c'est qu'elle soit couteuse en matériel d'acquisition. L'information position angulaire est garantie par l'installation d'un codeur rotatif (ou autre capteur de position), fixé sur un des arbres de la machine tournante, délivrant un signal carré dont l'écart entre chaque deux fronts montant correspond à un écart angulaire défini par la résolution du capteur. En plus du codeur, des accéléromètres sont placés sur la machine tournante délivrant un signal analogique qui sera échantillonné par la suite sur les fronts montants du codeur, désigné comme horloge externe (Remond et Mahfoudh 2005) (Bonnardot 2004). La résolution du codeur en plus de la vitesse de rotation définit la fréquence d'échantillonnage.

Le ré-échantillonnage Angulaire

Le ré-échantillonnage angulaire est une alternative moins couteuse en matériel d'acquisition, néanmoins aussi efficace que l'échantillonnage angulaire direct. De même que pour la technique précédente, l'information position angulaire est délivrée par un capteur rotatif « codeur optique, top-tour... », le si-

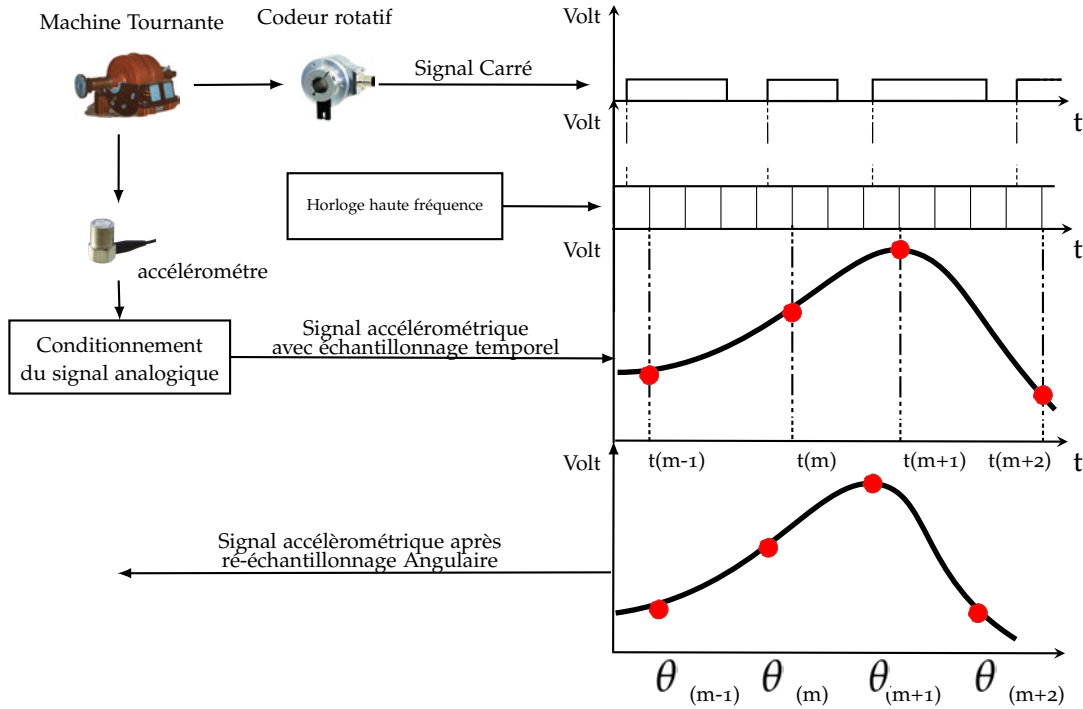


FIGURE 1.12 – Principe de fonctionnement du ré-échantillonnage angulaire des signaux accélérométriques

gnal accélérométrique est relevé simultanément, en utilisant un échantillonnage temporel classique. Les correspondances sont ensuite révélées par interpolation permettant de passer du repère temporel au repère angulaire. La figure 1.12 schématise la technique de ré-échantillonnage angulaire. D'autres techniques de ré-échantillonnage angulaire ou d'échantillonnage angulaire indirect ont été développées permettant même dans certains cas, de se passer de l'utilisation du capteur rotatif. Le lecteur pourra s'orienter vers les références (Bonnardot 2004) (Ibrahim 2009) (Fyfe et Munck 1997) pour plus de détails sur ces techniques.

1.5.2 Fluctuations de la vitesse angulaire instantanée

Pour la mesure des vitesses angulaires instantanées d'un arbre tournant à partir de l'information délivrée par un codeur rotatif deux stratégies existent (Li et al. 2005) (André et al. 2013) ; la mesure du nombre d'impulsions du codeur à une cadence temporelle fixe, ou la mesure du temps passé entre deux impulsions du codeur. Dans ces travaux, la deuxième technique est exploitée en utilisant le comptage du nombre d'impulsions délivrées par une horloge haute fréquence entre chaque deux fronts montants du signal carré délivré par un codeur rotatif, installé sur un arbre tournant, comme schématisé sur la figure 1.13

La vitesse angulaire instantanée est calculée via la formule 1.24 :

$$\omega_i = \frac{2\pi}{R} \frac{f_h}{t(\alpha_i) + \varepsilon} \quad (1.24)$$

Où R représente la résolution du codeur, f_h la fréquence d'horloge, α_i représente le temps passé entre les deux impulsions du codeur, et ε représente l'ensemble

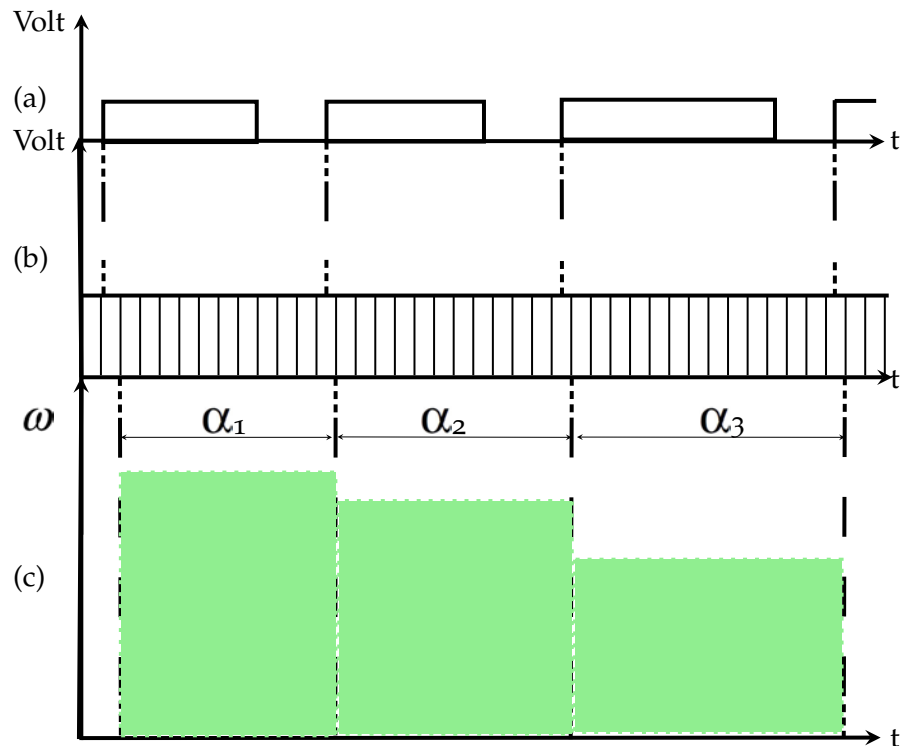


FIGURE 1.13 – Mesure de la variation de vitesse instantanée. (a) Signal carré du codeur. (b) Horloge haute fréquence (c) estimation de la VVI

des erreurs de mesure, électriques et géométriques. Une analyse spectrale des fluctuations de la vitesse angulaire instantanée peut par la suite être effectuée, et mettre en évidence les périodicités cycliques, délivrant une information sur l'état de santé des différents organes de la machine tournantes (Renaudin et al. 2010) (André et al. 2011).

1.5.3 Erreur de transmission

L'erreur de transmission est définie comme la différence entre la position de la roue menée et celle du pignon par rapport à la position qu'elle devrait occuper si les engrenages étaient rigides et géométriquement parfaits. Elle représente donc la différence des positions angulaires des engrenages réels et parfaits, en d'autres termes l'écart entre la position réelle et la position théorique (Remond 1998) (Remond et Mahfoudh 2005).

$$ET = \theta_1 - \frac{Z_1}{Z_2} \theta_2 \quad (1.25)$$

L'erreur de transmission peut être relevée expérimentalement en utilisant deux codeurs rotatifs, un sur chaque arbre. La position angulaire des deux arbres est retrouvée par comptage des impulsions d'une même horloge haute fréquence, entre chaque deux fronts montants délivrés par le codeur.

Ceci permet de reconstruire la loi d'évolution des positions angulaires des deux codeurs, en fonction du temps, à une cadence dirigée par l'écart angulaire entre les raies des codeurs.

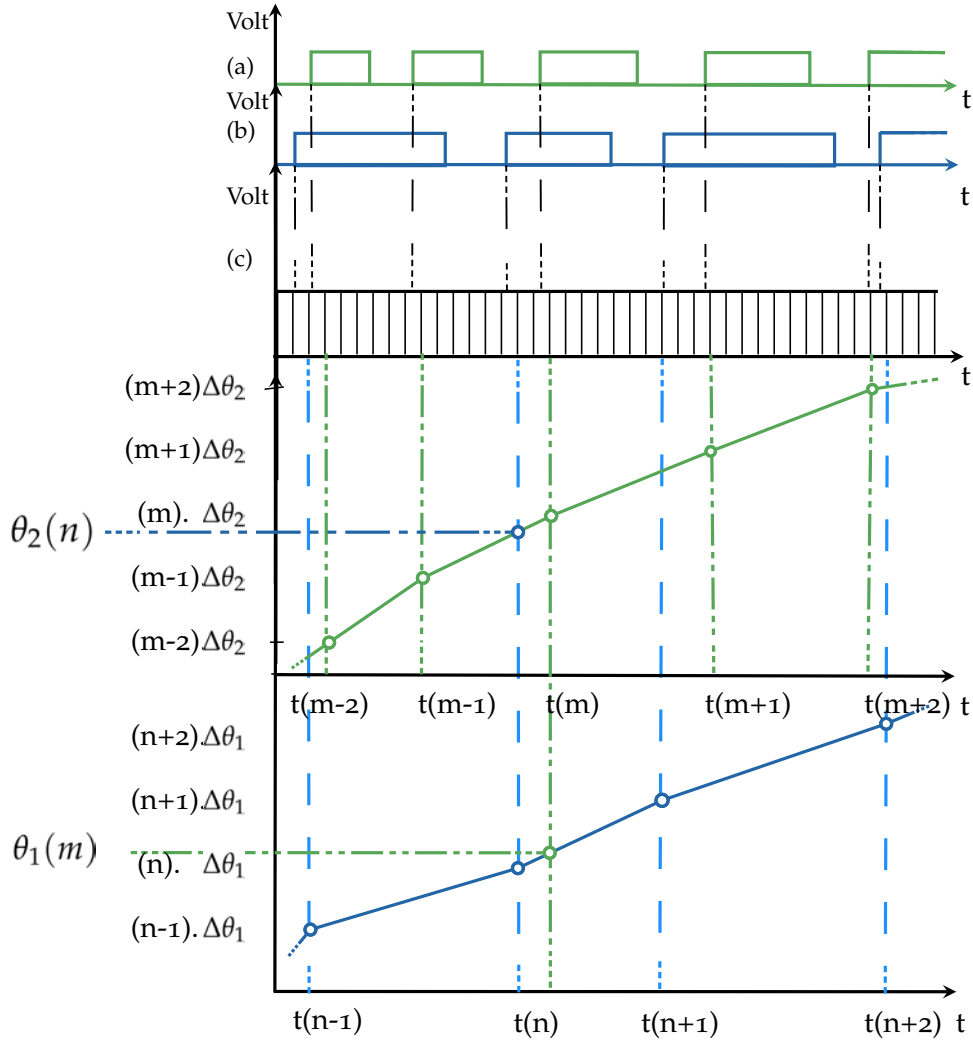


FIGURE 1.14 – Principe de mesure de l'erreur de transmission

Comme schématisé sur la figure 1.14, et par interpolation, les positions angulaires du deuxième arbre sont calculées en fonction du capteur rotatif installé sur le premier arbre et les positions angulaires du premier arbre sont calculées en fonction du capteur rotatif installé sur le deuxième arbre. L'erreur de transmission est calculée ensuite en fonction du premier arbre par l'équation 1.26.

$$ET(n) = \theta_1(n) - \frac{Z_1}{Z_2} \theta_2(n) = n. \Delta \theta_1 - \frac{Z_1}{Z_2} \theta_2(n) \quad (1.26)$$

Et en fonction du deuxième arbre par l'équation 1.27.

$$ET(m) = \theta_1(m) - \frac{Z_1}{Z_2} \theta_2(m) = \theta_1(m) - \frac{Z_1}{Z_2} . m. \Delta \theta_2 \quad (1.27)$$

ce qui constitue une solide référence en déphasage angulaire.

1.6 ÉTAT DE L'ART

Ces dernières décennies, plusieurs voies ont été explorées pour la surveillance des états de fonctionnement des machines. Une série d'articles publiés en Août 1970 (Dowson 1970) (March 1970) (Monitoring3) montre les premières approches

explorées où on trouve entre autres, l'analyse des lubrifiants et l'analyse sonore, et une attention particulière donnée à l'analyse vibratoire. Dans un autre travail paru en 1988 (Cempel 1988), l'auteur dresse déjà un état de l'art de l'analyse et du diagnostic vibro-acoustique qu'il décrit comme une nouvelle discipline très prometteuse. Il pointe aussi du doigt le manque d'indicateurs fiables adaptés aux différentes défaillances, pouvant altérer le fonctionnement des machines tournantes.

L'extraction d'indicateurs représentatifs à partir des signaux temporels a d'abord été investiguée, où parmi les premiers travaux on trouve (Gustafsson et Tallian 1962) proposant une méthode de détection des défauts dans des roulements, à partir du comptage du nombre de pics dans le signal temporel. D'autres indicateurs caractérisant la forme temporelle du signal vibratoire ont été explorés. Ainsi, les travaux de (Dyer et Stewart 1978) constituent une des premières applications du *Kurtosis* pour la surveillance des roulements en fonctionnement. D'autres travaux suivirent utilisant ce même indicateur ou le combinant et comparant à d'autres indicateurs scalaires tels que le *RMS* et le Facteur crête (Tandon 1994).

Afin d'améliorer les performances de détection de certains indicateurs, des techniques de filtrage des signaux vibro-acoustiques, dans certaines bandes fréquentielles, ont été expérimentées dans plusieurs travaux (Rogers 1979) (Tandon et Nakra 1992). Pour de plus amples informations sur les principaux indicateurs scalaires, et leurs utilisations, le lecteur peut s'orienter vers l'ouvrage (Boulenger et Pachaud 2007) contenant un descriptif détaillé ainsi que plusieurs exemples applicatifs.

Avec l'implantation de la transformée de Fourier dans les outils de diagnostic, l'analyse vibratoire a pleinement profité de la conversion des signaux dans le domaine fréquentiel pour le diagnostic des défauts de machines tournantes. Ainsi plusieurs travaux (Broch et Olesen 1970) (Randall et Upton 1978) (Thrane 1979) (Thrane 1980) (Lee et al. 1999) la décortiquant ont été publiés.

Malgré le fait que cette technique soit considérée aujourd'hui comme la pièce maîtresse pour le diagnostic des machines tournantes, elle s'est avérée efficace dans certains cas plus que d'autres, d'où la nécessité de la combiner avec d'autres techniques de traitement plus avancées.

La démodulation du signal en utilisant une analyse d'enveloppe de ce dernier après filtrage autour d'une bande fréquentielle de résonance, est apparue comme une technique prometteuse pour la détection de défauts de roulement. Les premières applications aux signaux vibratoires sont apparues au début des années 1970 avec les recherches menées dans (Burchill et al. 1973) (Burchill 1973), suivies de plusieurs investigations et un premier état de l'art apparut en 1984 (McFadden et Smith 1984). Les avancées technologiques importantes réalisées en électronique et en informatique ont permis l'exploitation massive de cette technique (Feldman 2011) ainsi que son implémentation dans de nombreux outils de diagnostic industriels (Thrane 1984) (Thrane et al. 1995).

Proposée initialement dans les travaux de (Bogert et al. 1963) pour le traitement des signaux sismiques, l'analyse cepstral a été adaptée par la suite pour le traitement des signaux vibratoires. Cette technique s'est montrée efficace notamment pour le diagnostic des défauts d'engrènement, et plusieurs travaux ont vu le jour mettant au point les bases de son utilisation dans ce domaine (Randall 1980)

(Randall et Hee 1981). Un peu plus tard, dans les travaux de (Badaoui et al. 2004), l'analyse cepstrale a été associée avec un échantillonnage angulaire, et un indicateur robuste pour le diagnostic des défauts d'engrènement a été construit sur cette base. L'analyse cepstrale est toujours considérée comme une des principales techniques complémentaires pour le diagnostic des défauts, et plusieurs travaux l'exploitant et la développant dans ce cadre, ont été et continuent d'être publiés (Badaoui et al. 2001) (Hanson et al. 2007).

Les techniques classiques basées sur la transformée de Fourier montrent leurs limites dans le cas où les signaux comportent des non stationnarités et des variations au cours du temps d'acquisition. Pour traiter et visualiser ces phénomènes, des techniques Temps-Fréquence analysant les variations fréquentielles au cours du temps existent. Parmi lesquelles on trouve, la Transformée de Fourier à Court Terme développée dans (Gabor 1946), cette technique a beaucoup été utilisée pour la détection précoce des défauts d'engrènement (Wang et McFadden 1993b) (Wang et McFadden 1992) (Williams et Zalubas 2000).

Pour pallier le principal inconvénient quant à l'utilisation de la *STFT*, lié à la résolution d'analyse (voir § 1.4.5), la Distribution de Wigner Ville, définie comme la distribution Wigner (Wigner 1932) d'un signal analytique (Ville 1948), a été largement utilisée. Cette technique a été introduite aux traitements des vibrations, avec les travaux de (Forrester 1990) vers la fin des années 1980 où il a utilisé la (*DWV*) pour le traitement des signaux vibratoires issue d'une boîte de transmission défectueuse d'un hélicoptère de la marine royale australienne. Ces travaux ont été suivis par ceux de (McFadden et Wang 1992), en décortiquant ses propriétés à la fois pour les signaux discrets et continus.

plusieurs travaux ont été menés par la suite exploitant la *DWV* et ses variantes pour la détection de défauts, et un nombre d'indicateurs ont été extraits et construits pour le suivi des avaries (Samuel et Pines 2005).

Au début des Années 1990, divers travaux ont été développés, montrant que des techniques alternatives se basant sur la théorie des ondelettes, pouvaient surpasser les techniques classiques d'analyse temps-fréquence (Wang et McFadden 1993a) (Staszewski et Tomlinson 1994). Depuis plusieurs travaux ont été menés, exploitant les techniques à base d'ondelettes sous ses différentes variantes (Tse et al. 2001) (Choy et al. 2003). Plus récemment dans les travaux de (Djebala et al. 2007), les auteurs ont expérimenté l'analyse multi résolution en ondelette comme filtre passe bandes, et optimisé ses différents paramètres afin d'améliorer les performances de détection des indicateurs scalaires classiques.

Une méthodologie alternative aux techniques classiques de diagnostic est apparue au cours de ces deux dernières décennies, visant à utiliser une base angulaire en lieu et place de la base temporelle classique, et en exploitant l'information position angulaire. Cette méthodologie permet par la même occasion de tirer pleinement profit du caractère cyclo-stationnaire des machines tournantes (Antoni et al. 2002) (Antoni 2009). Dans cette voie plusieurs travaux ont vu le jour exploitant l'information position angulaire à travers les différentes techniques d'échantillonnage ou de ré-échantillonnage angulaire (Fyfe et Munck 1997), mais aussi, de l'erreur de transmission et des variations de la vitesse angulaire instantanée. Ainsi, dans les travaux de (Remond 1998) on trouve une approche originale pour la mesure de l'erreur de transmission en utilisant des codeurs optiques. Cette approche a été expérimentée dans les travaux de (Bard et al.

1994) afin d'évaluer l'influence de plusieurs paramètres géométriques à partir d'indicateurs statistiques extraits des mesures expérimentales d'erreur de transmission. D'autres indicateurs statistiques ont été extraits à partir des mesures de ($E.T$) dans les travaux de (Mahfoud et Remond 2003), pour la détection de défauts dans des engrenages. Dans les travaux de (Remond et Mahfoudh 2005) les auteurs ont mis en évidence l'importance et la robustesse de l'échantillonnage angulaire de l'erreur de transmission pour le suivi du fonctionnement des machines tournantes à géométries discrètes.

Dans les travaux de (Bonnardot et al. 2005) une technique d'échantillonnage angulaire indirecte a été proposée sans l'ajout de capteur de position, en filtrant le signal autour des fréquences d'engrènement, et en utilisant les composantes de cette dernière dans le signal temporel comme repère angulaire. Cette technique bien que moins coûteuse que l'échantillonnage angulaire direct n'est efficace qu'à la présence de plusieurs conditions, notamment la condition de petite variation de vitesse angulaire. Mehmet Akar (Akar 2013) a expérimenté avec succès un ré-échantillonnage des signaux de courant sur la base des positions angulaires délivrées par un codeur installé sur l'arbre d'un banc d'essais, pour la détection du défaut d'excentricité statique dans des conditions de fonctionnement non-stationnaires. Plus récemment (Leclère et Hamzaoui 2013), ont étudié l'application d'un moyennage angulaire synchrone des signaux acoustiques sur deux applications, et ont montré son efficacité par rapport au moyennage temporel synchrone classique. Une autre information utile au diagnostic peut être aussi tirée à partir de l'information position angulaire, à savoir, les variations de vitesse angulaire instantanée. (Li et al. 2005) ont présenté un récapitulatif des principales techniques de mesure de la vitesse angulaire instantanée, et les travaux de (Reinaudin et al. 2010) ont fournis une solide preuve de l'efficacité de cette dernière, notamment dans des conditions de non stationnarité sévères, dans le cadre de détection de défauts de roulement. Plus récemment les travaux menés par (André et al. 2012) montrent une application de surveillance d'une machine tournante en l'occurrence une éolienne, avec une optimisation d'indicateurs extraits de la variation de vitesse angulaire instantanée (VVI), et dressent dans (André et al. 2013) un état des lieux de l'acquisition de (VVI) en quantifiant la précision de ces mesures, à prendre en compte lors de la construction d'un système de diagnostic.

CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons commencé par présenter de manière générique le domaine des machines tournantes, et apprécier leur importance et la criticité de leurs applications. Nous avons aussi vu de près un nombre important et non exhaustif de défaillances pouvant altérer leurs fonctionnements. Pour l'exploitation optimale de ces machines, une surveillance accrue de leurs conditions de fonctionnement est souvent nécessaire, pour cela, plusieurs techniques existent, dont un bon nombre a été décrit, avec une attention particulière donnée aux techniques à base d'analyse vibratoire et de positions angulaires.

Une synthèse bibliographique a été présentée par la suite, montrant un état de l'art du diagnostic des machines tournantes, qui nous a permis de prendre conscience de l'énorme quantité d'information que nous pouvons extraire de l'environnement de ces machines. Ceci pose aussi un énorme problème en vue de l'automatisation de leurs surveillances. Ce problème s'exprime dans le

choix de l'information pertinente nécessaire à la reconnaissance des défaillances spécifiques, pouvant atteindre une machine spécifique, dans des conditions de fonctionnement données.

Le chapitre suivant ouvre une brèche en vue de l'automatisation du diagnostic des machines tournantes avec l'utilisation des techniques de l'intelligence artificielle, et explore le domaine de la sélection d'indicateurs afin de tirer profit du meilleur des techniques de diagnostic citées précédemment.

DIAGNOSTIC ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

2

SOMMAIRE

2.1	DIAGNOSTIC ET SURVEILLANCE DES SYSTÈMES	39
2.1.1	Méthodes inductives et déductives	40
2.1.2	Diagnostic à base de méthodes internes	41
2.1.3	Méthodes externes	41
2.2	EXTRACTION DE L'INFORMATION	42
2.3	SÉLECTION DE L'INFORMATION	43
2.3.1	Procédures de recherche	43
2.3.2	Critères d'évaluation	44
2.3.3	Critères d'arrêt	45
2.3.4	Techniques connexes à la sélection d'indicateurs	46
2.4	TRANSFORMATION DE L'INFORMATION	50
2.4.1	Analyse en Composantes Principales	50
2.4.2	Analyse en Composantes Indépendantes	51
2.5	DÉCISION	52
2.5.1	Perceptron multicouche	52
2.5.2	Réseaux à fonctions de base radiale (RBF)	52
2.5.3	Classifieur bayésien naïf	53
2.5.4	Séparateurs à vaste marge	54
2.5.5	Arbres de décision	55
2.6	ÉTAT DE L'ART	56
	CONCLUSION	58

CE chapitre, sera consacré à la démarche de diagnostic. Il présente en premier lieu une revue des méthodes utilisées en diagnostic des systèmes, avec une attention particulière donnée à l'approche à base de méthodes externes et d'intelligence artificielle dans le cadre de l'automatisation du processus de diagnostic. Pour ce faire, le processus d'automatisation va s'effectuer selon plusieurs étapes : (1) Extraction de l'information la plus complète à partir des différentes sources d'information disponibles. (2) La réduction de la dimensionnalité des vecteurs d'entrée, et dans ce sens, différentes approches vont être présentées, scindées en deux principales familles : des techniques de sélection et de transformation

d'indicateurs. (3) La génération de règles de décision, réalisée par le biais de classifieurs ; les caractéristiques de plusieurs classifieurs parmi les plus considérés dans la littérature vont être présentées.

Pour finir une synthèse bibliographique présentant les différentes recherches menées appliquant les techniques de l'intelligence artificielle dans le cadre du diagnostic des machines tournantes va être dressée, orientant les travaux menés dans les chapitres suivants.

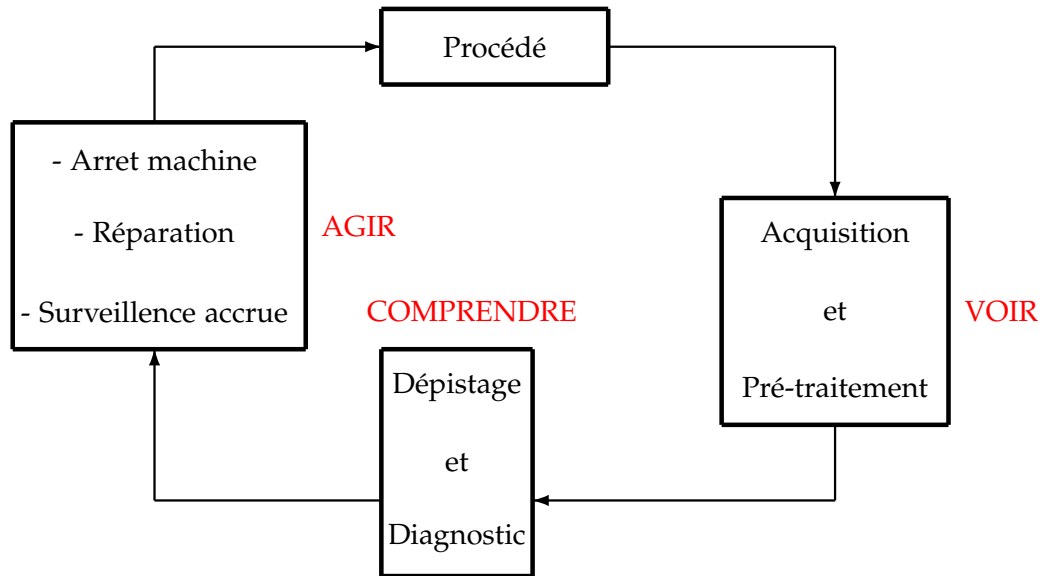


FIGURE 2.1 – Architecture d'un système de supervision

2.1 DIAGNOSTIC ET SURVEILLANCE DES SYSTÈMES

Nous avons pu apprécier tout au long du chapitre précédent l'importance accordée à la maintenance des équipements et à la surveillance de leur bon fonctionnement dans les systèmes de production, ainsi que la complexité de ces tâches. La surveillance des équipements est basée généralement sur une même architecture, combinant trois fonctions principales « voir, comprendre et agir » représentée sur la figure 2.1, où à partir de l'information disponible l'objectif est de détecter, localiser et identifier les défaillances pouvant altérer la sûreté de fonctionnement des machines.

En pratique, cette tâche de diagnostic peut être réalisée selon plusieurs méthodes (Zwingelstein 1995), dont les typologies, bien que respectant l'architecture précédemment citée, sont diverses et variées. On peut distinguer selon leurs typologies trois grandes familles de méthodes de diagnostic : méthodes inductives et déductives ; méthodes internes et méthodes externes. Le choix d'une méthode de diagnostic par rapport à une autre s'effectue en fonction de deux principaux paramètres : les connaissances a priori et les connaissances issues des observations.

La connaissance a priori est désignée comme la connaissance que l'on a sur les modes de fonctionnement du système. Elle peut être acquise soit par l'analyse d'un expert reliant les différents modes de fonctionnement « Mode de fonctionnement sans défaut, Modes de fonctionnements défectueux » à leurs causes et symptômes, ou par analyse de l'historique du système et extraction de paramètres et d'indicateurs pertinents identifiant les modes de fonctionnement.

Les connaissances issues des observations, sont définies comme l'ensemble des informations dont on dispose à un instant t pour l'identification du mode de fonctionnement du système. Cette information peut provenir de façon directe à partir des capteurs ou des instruments de mesure, mais aussi, par transformation et analyse de cette information.

Lorsque les observations sont sous forme de faits, de nature symbolique ou

qualitative, on s'oriente plutôt vers des méthodes inductives et déductives ; alors que face à des observations numériques les méthodes externes et internes sont plus adéquates (MAMAR 2008).

2.1.1 Méthodes inductives et déductives

Ces méthodes sont assimilés la plupart du temps à des systèmes experts, définis par (Zwingelstein 1995) comme « un système informatique destiné à résoudre un problème précis, à partir d'une analyse et d'une représentation des connaissances et du raisonnement d'un ou de plusieurs spécialistes ». Les systèmes experts ont pour but de reproduire le raisonnement d'un expert humain le conduisant à l'identification du mode de fonctionnement d'un système à partir d'observations qualitatives et symboliques de ce dernier.

Un système expert comporte trois principaux éléments :

- Une base de connaissances composée d'une base de faits, regroupant toutes les observations faites sur le système à diagnostiquer, et d'une base de règles contenant les lois qui associent les faits entre eux ;
- Un moteur d'inférence, qui est un outil informatique développé de façon à raisonner et à tirer des conclusions à partir de la description d'un problème donné, en utilisant la base de connaissances.
- Des interfaces utilisateurs, permettant une consultation souple du système expert mais aussi, la vérification et la mise à jour de ses bases de connaissances.

Parmi les méthodes à base de systèmes experts utilisées, deux sortent du lot et sont les plus répondues et employées dans l'industrie :

- Les arbres de défaillances adoptant un raisonnement inductif. Ils identifient toutes les combinaisons d'évènements possibles conduisant à l'apparition de défaillances et les représentent sous forme d'un arbre à plusieurs niveaux, reliés par des opérateurs logiques. Les évènements de chaque niveau de l'arbre des défaillances ne sont, en fait, que les résultantes d'une combinaison logique d'un ensemble d'évènements du niveau précédent.
- Par opposition aux arbres de décision, les *AMDEC* (Analyse de Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité) utilisent un raisonnement déductif. Démarrant avec le mode de fonctionnement défaillant, toutes les causes possibles de leur apparition sont identifiées. Dans le cadre de l'*AMDEC* une grille récapitulative est dressée présentant pour chaque couple (cause / mode de fonctionnement défaillant) les effets sur le système et sur l'opérateur, ainsi que leurs niveaux possibles de détection et leur criticité.

Pour des systèmes complexes, la construction d'une base de connaissance dans le cadre de l'application de ce type de méthodes devient vite une tâche fastidieuse. Elle n'est utilisée en pratique que pour l'identification des relations de causalité « Défaillance-Symptôme ». Autre part, la nature binaire des évènements considérée par ses techniques induit une rigidité incompatible avec la complexité de certains systèmes, et le suivi de certaines défaillances, telles que celles altérant le fonctionnement des machines tournantes.

2.1.2 Diagnostic à base de méthodes internes

Les méthodes de diagnostic sont dites internes, car elles exploitent les paramètres de fonctionnement internes du système pour la surveillance de son fonctionnement (Debiolles 2007).

La première étape étant la génération d'un modèle « Entrées-Sorties », descriptif du fonctionnement d'un système donné, pour ce, trois méthodes sont principalement catégorisées :

- Les modèles « boîte noire » : ce type de modélisation vise à décrire le comportement global d'un système sans considération par rapport à son fonctionnement interne, en exploitant les relations existantes entre ses entrées et ses sorties. Bien que possédant l'avantage d'être facilement mis en oeuvre et permettant, par la même occasion, de modéliser des systèmes assez complexes, le comportement de ce type de méthodes est compliqué à analyser puisque ses paramètres ont généralement peu ou pas de sens physique.
- Les modèles « boîte blanche » : ils reposent entièrement sur les lois physiques régissant le système, et consistent à décrire les différents phénomènes observés via une modélisation analytique. Ceci octroie aux paramètres de ces modèles un sens physique concret et compréhensible dans le cadre d'élaboration d'un processus de diagnostic. Le développement de ce type de modèle nécessite une connaissance approfondie et exhaustive du système, ce qui est d'un point de vue pratique, assez difficile, voir quasi impossible dans le cas de systèmes complexes.
- Les modèles « boîte grise » : Ce sont des modèles situés à mi-chemin entre les modèles « boîte noire » et les modèles analytique « boîte blanche », utilisés pour palier à l'insuffisance des connaissances « exprimées sous forme d'équations », afin de concevoir un modèle analytique satisfaisant, qui prend compte des connaissances disponibles et incluant des modèles « boîte noire » pour combler les insuffisances. Ce type de modélisations réunit les avantages de l'intelligibilité d'un modèle « boîte blanche », avec la souplesse d'un modèle « boîte noire », permettant de prévoir le comportement de systèmes assez complexes.

Après le développement du modèle décrivant le comportement du système, une confrontation avec des données fiables, souvent expérimentales, est nécessaire afin de lui garantir une validité et une robustesse. Le suivi du fonctionnement et le diagnostic du système s'effectuent ensuite, en surveillant la différence entre les valeurs numériques mesurées sur le système et leurs valeurs prédites par les sorties du modèle construit. Cet écart est appelé résidu. Une décision peut être prise sur la présence ou non d'un défaut à partir de l'évaluation des résidus. Pour l'identification et la localisation des défauts, une connaissance a priori sur les types de défaillance pouvant affecter le système, est indispensable. L'application de cette approche pour le cas du diagnostic des machines tournantes est assez difficile. Ceci est dû au nombre de phénomènes assez complexes régissant leurs comportements, et à la grande variété de configurations rencontrées.

2.1.3 Méthodes externes

Face à la difficulté liée à la génération de modèles physiques représentatifs du fonctionnement d'un système et de ses différents composants, les méthodes

externes ont souvent prouvé leur efficacité. Ces méthodes exploitent les informations délivrées par les signaux des capteurs installés sur les machines, tels que les signaux vibratoires pour le cas des machines tournantes, pour construire une image représentative « instance, observation » et l'assigner à son mode de fonctionnement. Pour ce, les techniques de classification et de l'intelligence artificielle sont les outils adéquats pour la réalisation de cette tâche.

Tout ceci est réalisé sur plusieurs étapes, en premier lieu l'information la plus complète possible est extraite à partir des signaux délivrés par les capteurs, sous forme d'indicateurs ; cette information est traitée ensuite via des techniques de transformation et de sélection d'indicateurs, pour la rendre plus robuste et plus pertinente ; l'ensemble d'indicateurs pertinents est utilisé par la suite comme vecteur d'entrée aux classifieurs permettant d'assigner les différentes instances et observations aux modes de fonctionnement. Ces méthodes semblent les plus adaptées au diagnostic des défauts des machines tournantes exploitant au mieux les informations issues des capteurs, installés sur les machines et ne nécessitant pas le développement de modèles élaborés, difficile dans ce cas complexe. Les différentes étapes permettant le développement de cette méthode de diagnostic sont détaillées dans les sections suivantes.

2.2 EXTRACTION DE L'INFORMATION

La première étape d'une procédure de diagnostic avec les méthodes externes est l'extraction de l'information. Celle-ci doit être la plus complète possible permettant de nous renseigner sur le mode de fonctionnement du système ou de la machine surveillée. Son évolution ou sa transformation dans le temps doit être indicatrice d'un changement ou d'une transformation du mode de fonctionnement de la machine.

Pour le cas des machines tournantes, beaucoup de sources d'information peuvent être utilisées. Plusieurs d'entre elles ont largement été présentées dans le premier chapitre. Bien que des techniques nouvelles émergent tels que l'analyse des variations de vitesse instantanée ou de l'erreur de transmission ; l'analyse des signaux vibratoires reste la source d'information la plus utilisée pour la surveillance des états de fonctionnement des machines tournantes.

A partir de ces sources d'information, un nombre assez important d'indicateurs peut être extrait, des indicateur énergétique temporelle, bande large ou étroite, tel que le Kurtosis ; le Facteur Crête ; ou le RMS (décrits précédemment dans le § 1.4.1), Mais aussi des indicateurs spectraux typologiques, spécifiques ou globaux, extraits après transformation et traitement des signaux acquis par les capteurs via des techniques d'analyse avancées « FFT, Cepstre, Enveloppe, Ondelette... » ; l'amplitude de la composante d'une fréquence caractéristique dans un spectre ; la distance fréquentielle entre deux bandes latérales dans un Cepstre ; ou la position fréquentielle de l'amplitude la plus élevée dans un spectre fréquentiel sont autant d'indicateurs spectraux typologiques qu'il nous ait possible d'utiliser dans le cadre de la surveillance d'une installation.

Retenir un nombre important d'indicateurs dans une procédure de diagnostic « Convertit en procédure de classification », pose plusieurs problèmes. Ainsi, du bruit, des indicateurs nuisibles ou redondants peuvent se joindre aux indicateurs retenus, alors que, comme montrées par plusieurs études (Chouaib 2011) ,(Zoubek 2008), la présence de ce genre de phénomènes perturbe le fonctionnement

de la plupart des algorithmes de classification.

En addition du gain obtenu en complexité et en espace de stockage, réduire le nombre d'indicateurs retenus pour le diagnostic peut aussi permettre un gain en terme de performances de classification. De là, (Bellman 1961) a introduit l'expression « malédiction de la dimensionnalité » (curse of dimensionality), mettant au claire le problème causé par l'utilisation d'un espace de représentation de grandes dimensions, face à un nombre d'observations limité. Montrant par la même occasion, que le nombre d'échantillons nécessaires pour prédire une distribution de données augmente exponentiellement avec la dimension de son espace de représentation.

Pour la réduction de l'espace de représentation, deux approches existent : Une réduction basée sur la sélection d'un ensemble d'indicateurs à partir de l'ensemble complet ; et une deuxième approche basée sur leur transformation à partir de l'espace originel, dans un espace de représentation réduit. Dans ce qui suit les deux approches ainsi que quelques-unes des techniques les performants vont être plus largement décrites.

2.3 SÉLECTION DE L'INFORMATION

La sélection de l'information se modélise comme un problème d'optimisation, consistant à trouver le sous-ensemble d'indicateurs permettant de maximiser une certaine fonction objectif, pour notre cas la performance de classification. Soit $X = IN_1, IN_2 \dots IN_k$, un ensemble d'indicateurs de taille k où k représente le nombre total d'indicateurs disponible. Soit FIT une fonction qui permet de mesurer la pertinence d'un sous-ensemble d'indicateurs. Est supposé que la plus grande valeur de FIT soit obtenue pour le meilleur sous-ensemble d'indicateurs. Le but recherché à travers cette procédure est de trouver un sous-ensemble $X' (X' \subset X)$ de taille $k' (k' \in k)$ tel que :

$$FIT(F') = \max_{Z \subset X} FIT(Z) \quad (2.1)$$

Où $|Z| = k'$ et k' le nombre d'indicateurs à retenir, définit selon la méthode de sélection. La procédure de sélection se déroule généralement selon plusieurs étapes, passant par la définition de la technique de recherche, associée à un critère d'évaluation, et régie par un critère d'arrêt. Dans ce qui suit seront décrites les étapes citées précédemment associées aux procédures de sélection d'indicateurs, et quelques techniques et méthodes servant à leur construction.

2.3.1 Procédures de recherche

La procédure de recherche se divise en deux étapes, la première consiste en l'initialisation de l'ensemble d'indicateurs, ce qui revient à fixer un point de départ ou une base à partir de laquelle sera lancée la recherche ; ensuite une stratégie de recherche doit être définie et appliquée. On distingue généralement trois différentes stratégies de recherche : exhaustive, heuristique et aléatoire.

La recherche exhaustive

L'application de cette stratégie revient à parcourir tous les sous-ensembles d'indicateurs qu'il est possible de construire à partir de l'ensemble complet d'in-

dicateurs et d'en sélectionner "le meilleur" sous-ensemble. Cette stratégie de recherche garantit de trouver le meilleur sous-ensemble au détriment d'une complexité immense, qui croît exponentiellement en fonction du nombre d'indicateurs. Ceci fait que pour un ensemble constitué d'un nombre assez élevé de k indicateurs, le parcours des 2^k combinaisons possibles rend l'application de cette stratégie impossible (NP-Hard problems, (Blum et Rivest 1992)).

La recherche heuristique

Cette stratégie implique souvent une approche heuristique pour guider la recherche en appliquant un parcours séquentiel, où à chaque séquence ou itération un indicateur est soit ajouté, soit enlevé de l'ensemble d'indicateurs sélectionné. Bien que ce type de stratégies ne permet pas un parcours complet de l'ensemble des possibilités, il a l'avantage d'être rapide, simple à appliquer et de fournir souvent des solutions assez acceptables. Dans cette stratégie on distingue généralement trois approches :

Forward ou approche ascendante, à comme point de départ l'ensemble vide et à chaque itération un ou plusieurs indicateurs sont ajoutés à l'ensemble sélectionné.

Backward ou approche descendante, inversement à l'approche précédente, à comme point de départ l'ensemble complet d'indicateurs et à chaque itération un ou plusieurs indicateurs sont retirés.

Stepwise un mixage des deux approches est proposé ici, avec une possibilité d'ajout ou de retrait d'indicateurs à partir de l'ensemble sélectionnés à chaque itération, aussi, le point de départ doit être défini par l'utilisateur.

Recherche aléatoire

Les méthodes de recherche dites aléatoires, stochastiques ou non-déterministe, fournissent généralement, par opposition aux méthodes de recherches heuristiques, des solutions différentes à chaque exécution, et tendent à trouver des solution « sub-optimal » aux problèmes donnés par un parcours aléatoire des possibilités.

2.3.2 Critères d'évaluation

Dans le cadre de la sélection d'indicateurs, pouvoir mesurer de façon objective la pertinence des sous-ensembles construits est primordial. Dans cette voie, il est possible de distinguer principalement trois approches pour l'évaluation de ces sous-ensembles :

L'approche filtre

L'approche filtre a été au début, l'approche prédominante pour la sélection d'indicateurs. Ceci est dû notamment à sa légèreté et sa rapidité d'exécution. Cette approche est basée sur l'évaluation individuelle des indicateurs, et l'attribution d'un score à chacun d'entre eux. Les indicateurs sont ensuite triés en

ordre ascendant en fonction de ce score « feature ranking », et les meilleurs k indicateurs sont sélectionnés pour la tâche de classification (John et al. 1994). L'évaluation individuelle des indicateurs est réalisée via un critère de sélection. Les critères de sélection calculent la mesure de pertinence des indicateurs, selon leurs types, en fonction de la dépendance entre les indicateurs et les classes, et l'indépendance des indicateurs entre eux. Plusieurs critères d'évaluation individuelle seront détaillés par la suite dans la section 2.3.4.

L'approche enveloppante

Avec l'évolution du développement informatique, allouant plus de possibilités en complexité et en temps de calcul, la sélection d'indicateurs basée sur l'approche enveloppante « *wrapper* », devient plus intéressante et a beaucoup été explorée.

Par opposition à l'approche précédemment citée « *filtre* », l'approche enveloppante évalue non pas la pertinence individuelle des indicateurs, mais plutôt la pertinence d'un sous-ensemble d'indicateurs en tenant compte des performances de classification, obtenues avec le sous-ensemble sélectionné. Bien que cette approche fournit en générale de bien meilleurs résultats comparée à l'approche filtre, elle présente aussi deux sérieux inconvénients :

- La complexité et le temps de calcul nécessaires pour la sélection sont nettement supérieurs que ceux obtenus via les approches par filtrage, ceci est notamment dû aux temps que prends l'apprentissage et l'évaluation d'un classifieur, ainsi qu'au nombre important de combinaisons à parcourir (Kohavi et John 1997).
- La deuxième limitation de l'approche "*wrapper*" réside dans le fait que l'évaluation des indicateurs est basée sur la performance d'un seul classifieur. Ainsi le sous-ensemble sélectionné s'adapte aux spécificités et aux hypothèses que posent les classifieurs utilisés et donc peut être moins pertinent dans un autre contexte.

L'approche intégrée

Les méthodes intégrées dites aussi « *embedded* », incorporent la sélection d'indicateurs lors du processus d'apprentissage et de construction du classifieur. Un des principaux avantages favorisant leur utilisation est leur rapidité par rapport aux approches enveloppantes ; l'apprentissage du classifieur se fait de manière séquentielle et ne démarre pas à chaque fois du zéro. On peut trouver ce type d'approche dans la construction de classifieurs, tels que les arbres de décision ou les machines à vecteurs support.

2.3.3 Critères d'arrêt

La définition d'un critère d'arrêt, dépend essentiellement des deux précédentes étapes, comme suit certains critères d'arrêt pouvant être définis :

- Un nombre fini d'indicateurs sélectionnés ;
- Un niveau seuil de performance atteint dans la mesure de qualité ;
- Un nombre fini d'itérations performées.

2.3.4 Techniques connexes à la sélection d'indicateurs

Ci-dessous sont brièvement décrites, quelques unes des techniques les plus utilisées en sélection d'indicateurs, certaines sont plus utilisées comme critère d'évaluation ; d'autres comme procédure de recherche adoptant l'approche *wrapper*.

Ratio du Gain (RG)

L'un des critères de sélection d'indicateurs les plus utilisés reste le critère de gain d'information de (Quinlan 1993), défini comme suit :

$$Gain(S, IN) = Info(S_c) - \sum_{v \in V(IN)} \frac{S_v}{S} E(S_v) \quad (2.2)$$

$$E(S_c) = \sum_{c \in cl} - \frac{|S_c|}{|S|} \log_2 \frac{|S_c|}{|S|} \quad (2.3)$$

$$E(S_v) = \sum_{v \in V(IN)} - \frac{|S_v|}{|S|} \log_2 \frac{|S_v|}{|S|} \quad (2.4)$$

Où S représente l'ensemble complet de données, S_c le sous-ensemble de données où la classe cl prend la valeur c , S_v le sous-ensemble de données où l'indicateur IN prend la valeur v . Le critère de gain d'information présente un sérieux inconvénient. En effet, il favorise les indicateurs ayant un nombre élevé de valeurs. Pour y remédier, Quinlan propose une normalisation connue sous le nom de Ratio du Gain (Gain ratio) qui n'est autre que le gain d'information calibré par *SplitInfo* :

$$Gain_{ratio}(S, IN) = \frac{Gain(S, IN)}{(Split\ Info(IN))} \quad (2.5)$$

Où *SplitInfo*(IN_k) est définie comme étant l'information contenue dans l'indicateur IN_k

$$Split\ info(IN) = - \sum_{v \in V(IN)} \frac{|S_v|}{|S|} \log_2 \frac{|S_v|}{|S|} \quad (2.6)$$

Avec ce critère amélioré, nous pouvons évaluer nos indicateurs et les classer en fonction de cette évaluation, pour n'en sélectionner que les meilleurs.

Symmetrical uncertainty

De même que le ratio du gain, le critère Symmetrical Uncertainty *SYM* mesure la corrélation entre les indicateurs et les classes en se basant sur le critère de gain de l'information (Hall 1999). Le critère (*SYM*) propose une autre solution pour contrecarrer l'évaluation biaisée du critère de l'information mutuelle, favorisant les indicateurs avec un nombre élevée de valeurs, avec une normalisation

dans l'intervalle $[0,1]$ montrée par l'équation 2.7,

$$SYM(S, IN) = 2 \times \frac{GI}{E(S_{(c)}) + E(S_{(v)})} \quad (2.7)$$

La valeur de $SYM = 0$, lorsque l'indicateur et la classe sont indépendants. Plus SYM est proche de 1, plus forte est la liaison.

ReliefF

ReliefF est une extension du filtre Relief (Kira et Rendell 1992), utilisant une méthode statistique pour évaluer la pertinence des indicateurs. Il s'agit d'un algorithme basé sur le poids d'un indicateur inspiré des algorithmes d'apprentissage à base d'exemples.

L'idée principale de l'algorithme est d'estimer la qualité des indicateurs selon la distance entre les exemples proches. Dans ce but, étant donné un exemple aléatoirement choisi X à partir d'un ensemble de données S avec k indicateurs, ReliefF recherche dans l'ensemble de données ses voisins les plus proches : z exemples de la même classe, appelés nearest hit H , et z autres de chacune des classes différentes, appelés nearest misses M . Il met à jour l'estimation de la qualité $W[IN_i]$ pour tous les indicateurs IN_i , sur la base des valeurs de la fonction de différence $Diff()$ pour X , H et M , m fois, où m est un paramètre défini par l'utilisateur. Pour les exemples, X_1 , X_2 , la fonction $Diff(IN_i, X_1, X_2)$ calcule la différence entre les valeurs (X_1, X_2) pour l'indicateur IN_i .

$$Diff(IN_i, X_1, X_2) = \frac{|value(IN_i, X_1) - value(IN_i, X_2)|}{max(IN_i) - min(IN_i)} \quad (2.8)$$

La qualité $W[IN_i]$ est mise à jour selon l'équation 2.9

$$W[IN_i] = W[IN_i] - \frac{\sum_{j=1}^z Diff(IN_i, X, H_j)}{m.z} + \sum_{C \neq cl(R_i)} \left[\frac{P(C)}{1 - P(class(R_i))} \frac{\sum_{j=1}^z Diff(IN_i, X, M_j)}{m.z} \right] \quad (2.9)$$

Le critère CHI2

La statistique $CHI2$ mesure la dépendance entre un indicateur et une classe par rapport à l'ensemble des classes, et fournit un ordonnancement des indicateurs basé sur la mesure de cette statistique (Liu et Setiono 1995).

Pour ce faire, l'algorithme évolue sur deux phases ; en premier lieu, les valeurs numériques de chaque indicateur sont discrétisés en plusieurs intervalles « Dans la première itération chaque valeur constitue un intervalle », ensuite la statistique $CHI2$ représentée par l'équation 2.10 est calculée pour chaque pair d'intervalle adjacents, les deux intervalles dont la valeur $CHI2$ est la plus basse sont par la suite fusionnés. La procédure de fusion des intervalles est reproduite jusqu'à ce que le $CHI2$ de chaque pair d'intervalle soit supérieur à un $SigLevel$ déterminé à l'avance. Cette phase est ensuite reproduite avec un niveau inférieur de $SigLevel$ avec comme critère d'arrêt une probabilité d'indépendance minimum à respecter. La deuxième phase est plus fine puisque la décrémentation du $Siglevel$ se fait de

manière indépendante pour chaque indicateur et la vérification de la probabilité d'indépendance se fait à la suite de chaque fusion.

A la fin de l'exécution de l'algorithme, si un indicateur ne contient plus qu'un seul intervalle, il est jugé peu pertinent pour la classification.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^k \frac{(A_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}} \quad (2.10)$$

Où

k = Nombre de classes ;

A_{ij} = Nombre d'exemples dans le i^{ieme} intervalle et dans la j^{ieme} classe ;

R_i = Nombre d'exemples dans le i^{ieme} intervalle = $\sum_{j=1}^k A_{ij}$;

C_j = Nombre d'exemples dans la j^{ieme} classe = $\sum_{i=1}^2 A_{ij}$;

N = Nombre total d'exemples = $\sum_{i=1}^2 R_i$;

E_{ij} = Fréquence espérée de A_{ij} = et est $\frac{R_i \times C_j}{N}$.

Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation stochastiques dérivés de la génétique et des mécanismes d'évolution naturelle : croisements, mutations, sélections, etc. . . , appartenant à la classe des algorithmes évolutionnaires. Ces algorithmes sont particulièrement adaptés à l'optimisation de problèmes combinatoires « NP-complets ou *NP-Hard problems* » qui comme décrit précédemment, nécessitent un temps de calcul qui croit de façon exponentielle avec la complexité du problème. Les algorithmes génétiques combinent la stratégie de "survie des plus forts" avec un échange d'information aléatoire et structuré (Goldberg et Corruble) (Karabadji et al. 2012a).

Pour la résolution de ces problèmes combinatoires, un sous-ensemble de solutions possibles est généré aléatoirement, formant une population. Dans le cadre de la sélection d'indicateurs, ces derniers sont alors combinés et forment des séquences de gènes, constituant des chromosomes ou individus « où chaque individu représente une solution ». Les individus vont par la suite être évalués sur la base d'une fonction objectif, sélectionnés, reproduits et vont subir des mutations selon un processus itératif, et ce, jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt. Trivialement, un algorithme génétique suit les phases suivantes lors de son déroulement :

1. Initialisation : Génération aléatoire de la population initiale composée de k chromosomes.
2. Évaluation : estimation des capacités de chaque individu de la population via une fonction objectif « fitness »
3. Reproduction : Après application de l'opérateur de sélection choisie, les opérateurs (croisement et mutation) génèrent une nouvelle population toujours constituée de k chromosomes.

4. Itération : les étapes 2 et 3 sont reproduites, jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt.

Opérateurs génétiques Trois opérateurs génétiques à savoir la sélection ; le croisement ; et la mutation, interviennent dans l'étape de reproduction définissant ses propriétés. Ces trois opérateurs sont décrits comme suit :

Sélection Elle permet de choisir parmi les individus composant la population ceux qui survivront, ceux qui serviront à la génération de nouveaux enfants, ou ceux qui subiront une mutation. Il existe plusieurs approches pour la sélection dont les principales sont :

- *La roulette russe* : C'est l'une des premières techniques à être utilisée, consistant à accompagner chaque individu X_i par une probabilité proportionnelle à son évaluation par la fonction objectif, selon l'équation 2.11. Ainsi les meilleurs individus ont plus de chance de survivre à la prochaine évaluation.

$$P_{sel}(X_i) = \frac{fitness(X_i)}{\sum_{j=1}^k fitness(X_j)} \quad (2.11)$$

- *La sélection par rang* : Dans cette approche un ordonnancement des individus est effectué selon l'évaluation de la fonction objectif. Une probabilité de sélection (équation 2.12) est ensuite attribuée à chaque individu X_i en fonction de son rang, par rapport au nombre k d'individus dans la population.

$$P_{sel}(X_i) = \frac{Rang(X_i)}{\sum_{j=1}^k Rang(X_j)} \quad (2.12)$$

- *Sélection par tournoi* : Plusieurs sous-ensembles sont tirés aléatoirement de la population, à partir de chaque sous-ensemble, l'individu répondant au mieux à la fonction objectif survit à la prochaine itération.
- *Sélection par élitisme* : La sélection par élitisme permet de sauvegarder à chaque itération, directement les meilleurs individus de l'itération précédente. Cette approche peut être aussi associée aux approches précédentes.

Croisement Le croisement est la procédure de génération à partir de deux individus initiaux ou parents, deux nouveaux individus (enfants) qui héritent de certaines caractéristiques de leurs parents. Le croisement sélectionne des gènes parmi ceux des parents avec une probabilité de croisement, définie par le nombre de croisement effectué sur le nombre k d'individus dans la population.

Le croisement peut être à un point où est effectuée une permutation des sous-ensembles de gènes se trouvant de part et d'autre de ce point ; ou à plusieurs points où la permutation se fait sur les différentes parties des séquences de gènes cernées par ces points, et s'effectue toujours entre les deux parents.

Mutation La mutation applique une modification aléatoire d'un gène dans un chromosome, permettant l'ajout d'un bruit et empêchant l'évolution de se figer. Cette opération régulée par une probabilité de mutation, permet de surpasser les optimaux locaux pour arriver à l'optimal global.

Critère d'arrêt La définition d'un critère d'arrêt adéquat est nécessaire afin d'aboutir à une solution optimale dans un temps raisonnable, et peut être régie entre autres par :

- Un nombre fini d'itérations complété ;
- Une performance seuil atteinte ;
- Une stabilité dans la population.

Recherche avec tabous

La recherche avec tabous a été proposée dans les travaux de (Glover 1986). Depuis, la méthode est devenue très populaire, grâce aux succès qu'elle a remporté pour résoudre de nombreux problèmes, elle est décrite comme étant une méta-heuristique efficace pour la résolution de problèmes d'optimisation combinatoire. Cette méta-heuristique se comporte comme une technique de recherche à mémoire adaptative, « mémorisant les espaces de recherche parcourus », orientant l'exploration de l'espace des solutions vers la solution optimale.

La caractéristique de mémoire adaptative crée en effet un comportement de recherche plus flexible, permettant dans certains cas « stagnation des résultats », la génération d'une solution détériorant la fonction objectif ; mais offrant par la même occasion, la possibilité de sortir d'un optimum local. Ceci passe par la construction d'une liste tabou, contenant la liste des solutions récemment visitées, et permettant d'éviter de retomber en permanence dans un optimum local. Ceci afin de la diriger vers d'autres régions non parcourues de l'espace des solutions.

Une procédure de recherche avec tabou peut être scindée en trois phases principales : Recherche locale ; intensification de la recherche dans des régions de l'espace de solutions reconnues comme prometteuses (intensification) ; réorientation de la recherche dans une région de l'espace de solutions non encore parcourues (diversification).

2.4 TRANSFORMATION DE L'INFORMATION

Pour la réduction de la dimensionnalité de l'espace de représentation, en plus de la sélection des indicateurs, une autre approche consiste en leur transformation, partant de leur espace originel vers un nouvel espace de plus faible dimension. Parmi les techniques illustrant cette approche on trouve L'analyse en Composantes Principales (ACP) et Analyse en Composantes Indépendantes (ACI).

2.4.1 Analyse en Composantes Principales

L'Analyse en Composantes Principales (Bendjama et al. 2010) (Bendjama 2012) est une technique de réduction de dimensionnalité dont le principe repose sur la construction de nouveaux indicateurs synthétiques sur la base d'une combinaison linéaire des indicateurs initiaux, possédant une variance, la plus grande possible. L'ACP cherche une représentation dans des sous-espaces vectoriels de plus faible dimension préservant au mieux la distribution des observations. Les indicateurs de la nouvelle représentation ne sont donc pas corrélés et permettent

d'apporter une solution aux problèmes des indicateurs redondants. Concrètement, l'ACP construit, et ceci de manière itérative, des axes orthogonaux, le premier axe principal et celui qui maximise la variance des observations, puis le deuxième axe principal, orthogonal au premier, maximisant toujours la variance. La construction des autres axes se poursuit selon la même logique.

Les coordonnées de ces nouveaux axes dans l'espace des variables d'origines sont obtenues par le calcul des vecteurs propres de la matrice des covariances. Les vecteurs propres μ associés à chacun des axes principaux sont ordonnés selon la variance restituée sur chacun d'eux, qui elle est obtenue par les valeurs propres λ . Ces mêmes valeurs propres donnent une information sur la contribution d'inertie de chacun des k axes principaux.

Le pourcentage d'inertie expliqué I_q par les q premiers axes est donné par l'équation 2.13 :

$$I_q = \frac{\sum_{j=1}^q \lambda_j}{\sum_{i=1}^q \lambda_i}, q \leq k. \quad (2.13)$$

Les nouvelles coordonnées Y_i d'une instance ou observation X_i contenant k indicateurs sont trouvées par projection sur les q nouveaux axes, tel que chacun des nouveaux indicateurs q du vecteur Y_i est obtenu par $Y_j = X_i \mu_j$, avec $j = 1, \dots, q$ et μ_j donne le vecteur propre associé à la j -ème composante principale. Dès lors, la projection de toutes les instances disponibles donne les nouveaux indicateurs appelés composantes principales (CPs). Chacune des q composantes principales est une combinaison linéaire des k indicateurs initiaux, telle que la h -ème CP est définie par l'équation 2.14 :

$$cp_h = X \mu_h. \quad (2.14)$$

Les composantes construites sont ordonnées en fonction de leurs variances. Ainsi, on arrive à réduire la dimensionnalité en éliminant les axes où la variance est faible. Reste maintenant le problème du nombre d'axes à éliminer, plusieurs critères ont été construits pour répondre à ce problème. Un des critères les plus utilisés est celui se basant sur le pourcentage d'inertie à retenir (entre 80 et 95%) permettant de conserver l'essentiel de l'information.

2.4.2 Analyse en Composantes Indépendantes

Parallèlement à l'ACP, l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) a été initialement développée pour la séparation aveugle des sources, mais nous pouvons lui trouver dans la littérature une multitude d'applications : la compression de données (Wang et al. 2004), la localisation de sources (Zoo et al. 2006), et comme dans ces travaux l'extraction et la transformation d'indicateurs (Kwak et al. 1997) (Cao et al. 1990).

Par opposition à l'ACP, l'ACI utilise des statistiques d'ordres supérieurs, et cherche à expliquer un vecteur aléatoire n -dimensionnel x , par la définition de composantes qui soient linéairement et statistiquement indépendantes (l'indépendance implique la dé-corrélation, l'inverse n'est pas forcément vrai), sans être nécessairement orthogonales. Il existe un grand nombre de méthodes pour mesurer l'indépendance, scindées en deux principales familles : celle basée sur le maximum de vraisemblance, et celle basée sur la non-gaussianité. La méthode choisie détermine le principe de l'algorithme d'ACI.

L'approche utilisée dans ces travaux, s'appuie sur l'algorithme *FastICA* (Hyvarinen 1999), adoptant des mesures de «non gaussianité», pour maximiser l'indépendance entre les composantes.

2.5 DÉCISION

Une fois le vecteur d'entrée construit, l'étape suivante dans le cadre d'une procédure de diagnostic, est la construction des règles de décision.

Ceci peut être fait via l'utilisation des outils de classification offerts par l'intelligence artificielle et la fouille de données « *Data Mining* ». Parmi les outils de classification les plus populaires on trouve, les réseaux de neurones artificiels, les réseaux bayésiens ou les séparateurs à vaste marge.

2.5.1 Perceptron multicouche

Surnommé aussi « MultiLayer Perceptron » ou *MLP*, il représente l'un des réseaux de neurones les plus utilisés pour la classification de données Freeman et Skapura (1991).

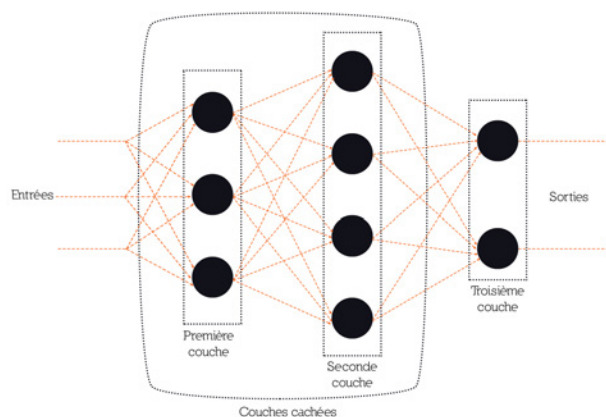


FIGURE 2.2 – Perceptron multi-couches

Ce type de réseau se compose d'une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie, comme montrée sur la figure 2.2.

Le choix du nombre de neurones dans la couche cachée se fait en fonction du nombre de neurones dans les couches d'entrée et de sortie, pour améliorer les possibilités de généralisation et éviter les problèmes de sur-ajustement.

Le calcul des sorties des neurones u de la couche cachée, se fait en tenant compte des différentes entrées, de la fonction d'activation f (qui est le plus souvent une fonction identité, sigmoïde, tangente hyperbolique ou une fonction linéaire par morceaux), du biais b et du poids du neurone w et elle est calculée comme suit :

$$u_f = f_1\left(\sum_{i=1}^M w_{i,j}^1 x_i + b_j^1\right) \quad (2.15)$$

2.5.2 Réseaux à fonctions de base radiale (RBF)

Un réseau de neurones à fonction de base radiale est un réseau de type feed-forward avec une couche d'entrée, une couche cachée « une couche RBF » et une

couche de sortie (Samanta et al. 2005).

La sortie est donnée par l'équation 2.16 :

$$f_w(x) = \sum_{j=1}^N w_j g_j(x) + w_0 \quad (2.16)$$

Où

$$g_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x - Y_j\|}{2\beta_j^2}\right) \quad (2.17)$$

Chaque couche est complètement connectée à sa suivante. Chaque neurone de la couche cachée contient une gaussienne centrée sur un point de l'espace d'entrée. Pour une entrée x_i donnée, la sortie du neurone de la couche cachée est l'amplitude de la gaussienne en ce point. La sortie du réseau est une combinaison linéaire des sorties des neurones de la couche cachée, pondérées par les poids de leurs connexions respectives. La réponse de la fonction dépend donc de la distance entre l'entrée x_i et le vecteur prototype (centre) Y_j et de la taille du champ d'influence β_j qui peuvent être estimés à partir de la base d'apprentissage en minimisant un critère quadratique régularisé.

2.5.3 Classifieur bayésien naïf

Ce classifieur est un des plus simples (Naïm et al. 2011). Son idée de base, classer une observation X selon les valeurs (x_1, x_2, \dots, x_k) des indicateurs $(IN_1, IN_2, \dots, IN_k)$ la décrivant. Le Classifieur Bayésien Naïf (CBN) calcule les probabilités d'appartenance de X à chacune des classes cl et l'assigne à celle qui obtient la plus haute valeur. La classe de X ainsi que sa probabilité $P(X \in cl | x_1, x_2, \dots, x_k)$ ne sont pas connues, on va donc les estimer en utilisant la formule de Bayes 2.18 :

$$P(A|B) = \frac{P(B|A).P(A)}{P(B)} \quad (2.18)$$

On a donc dans le cas où nous avons k indicateurs

$$P(X \in cl | x_1, x_2, \dots, x_k) = \frac{P(X \in cl)P(x_1, x_2, \dots, x_k | X \in cl)}{P(x_1, x_2, \dots, x_k)} \quad (2.19)$$

Pour finir, est faite l'hypothèse que les différents indicateurs d'une observation sont indépendants pour une classe donnée. La probabilité d'un élément connaissant sa classe peut s'écrire alors, comme le produit des probabilités de chacun de ses indicateurs.

$$P(X \in cl | x_1, x_2, \dots, x_k) = \frac{P(X \in cl) \prod_{j=1}^k P(x_j | X \in cl)}{P(x_1, x_2, \dots, x_k)} \quad (2.20)$$

Les dénumérateurs étant les mêmes pour toutes les classes, la comparaison n'est faite alors que pour les numérateurs, dans le but d'assigner l'observation à la classe ayant obtenu la plus haute probabilité d'appartenance.

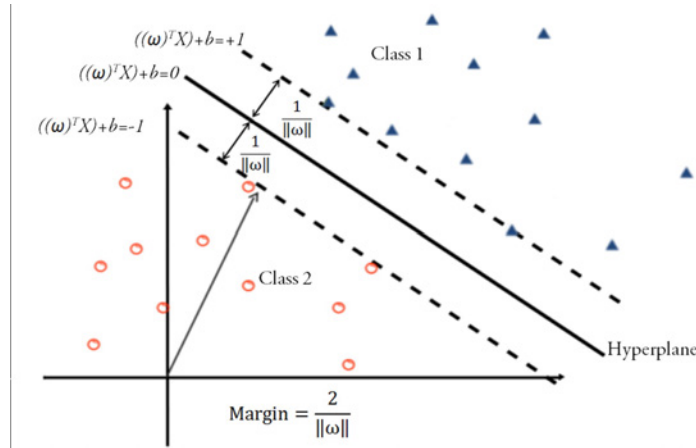


FIGURE 2.3 – La classification avec les SVM

$$X^* \in P(X \in cl_i) \prod_{j=1}^k P(x_j | X \in cl) \quad (2.21)$$

Ce classifieur est simple et efficace mais il est malheureusement très sensible à la présence d'indicateurs corrélés. Si deux indicateurs suivent la même loi, ils prennent artificiellement plus d'importance dans la formule puisque leur probabilité va apparaître au carré. Ce qui augmente les chances d'induire en erreur le classifieur face à des données inconnues.

2.5.4 Séparateurs à vaste marge

Les séparateurs à vaste marge (Widodo et Yang 2007) appelé aussi Support Vector Machine (SVM) sont parmi les classifieurs les plus utilisés pour des tâches de diagnostic, grâce notamment à leur capacité de généralisation sans avoir besoin d'un nombre important d'exemples. Ce type de classifieur essaie de tracer un hyperplan séparateur entre deux classes, se basant sur deux idées clés : une fonction noyau « Kernel », transformant les données d'un espace à un autre à la recherche de l'hyperplan séparateur, et l'idée des plus proches vecteurs supports, dont la marge entre eux définit l'hyperplan séparateur voir la figure 2.3.

Pour mieux décrire leur fonctionnement supposons que : $(X_i, y_i), 1 \leq i \leq n$ est un ensemble d'apprentissage de n couples (ou exemples) et $X_i \in \mathbb{R}$, X_i appartient à une classe labellisée par $y_i \in \{+1, -1\}$. Le problème d'optimisation revient à maximiser la marge et donc maximiser la plus petite distance séparant un point de l'espace des observations de l'hyperplan séparateur, ce qui peut s'écrire sous la forme du problème d'optimisation suivant :

$$\min_{w, b} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \right\} \quad (2.22)$$

Sous les contraintes
$$\begin{cases} y_i(w \cdot X_i - b) \geq 1 - \xi_i, & i = 1, \dots, l. \\ \xi_i \geq 0 & i = 1, \dots, l. \end{cases}$$

Où C est une constante de régularisation qui contrôle le compromis entre la complexité de la fonction de décision et le nombre des exemples d'apprentissage

mal classés. Et ζ variables ressort (slack factor en anglais), qui permettent de relâcher les contraintes sur les vecteurs d'apprentissage.

La révision du problème d'optimisation en terme de multiplicateur lagrangiens conduit à l'équation 2.23

$$\begin{aligned} \text{Maximiser} \quad & \tilde{L}(\alpha) = \sum_{k=1}^n \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \\ \text{Sous les contraintes} \quad & \begin{cases} \alpha_k \geq 0 \\ \sum_{k=1}^n \alpha_k y_k = 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (2.23)$$

Pour les cas de classification non linéaire la notion de noyau est introduite et l'expression de l'hyperplan séparateur devient :

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \right) \quad (2.24)$$

Où K représente la fonction noyau, dans ces travaux une fonction « normalized PolyKernel » a été utilisée. Pour la résolution du problème dual d'optimisation, l'algorithme d'optimisation minimale séquentielle *SMO* (Platt 1999) a été utilisé, consistant à décomposer le problème en sous-problèmes de deux points et à optimiser ainsi les α deux à deux. De ce fait il n'y a plus de problème quadratique de grande taille à résoudre. Le choix des couples à optimiser est fait selon différentes heuristiques.

2.5.5 Arbres de décision

Les arbres de décision sont des classifieurs basant leur décision sur une suite arborescente de tests où chaque test est associé à un indicateur. Cette structure arborescente les rend lisibles par l'utilisateur, contrairement à d'autres approches où le classifieur construit est une « boîte noire » (Zighed et Rakotomalala 2002) (Karabadjji et al. 2012b).

Concrètement, un arbre de décision est la représentation graphique d'un ensemble de règles, conduisant à une procédure de classification, où la classification se déroule selon un parcours passant à travers l'arbre. Ce parcours entame sa progression à la racine de l'arbre et y progresse ensuite, selon les réponses aux tests qui étiquettent les noeuds internes, où chaque noeud est associé à un indicateur, jusqu'à aboutissement à la feuille finale, associé à la classe correspondante à la description. La procédure de classification obtenue, à une traduction immédiate en matière de règles de décision. Les systèmes de règles obtenus sont particuliers, car l'ordre dans lequel on examine les indicateurs est fixé, et les règles de décision sont mutuellement exclusives.

Les algorithmes existants (CART (Breiman et al. 1984)), ID3 (Quinlan (1986)), C4.5 ou J48 (Quinlan 1993)... diffèrent essentiellement par leur façon de choisir, parmi les indicateurs disponibles, l'indicateur séparateur et par la définition de leur critère d'arrêt.

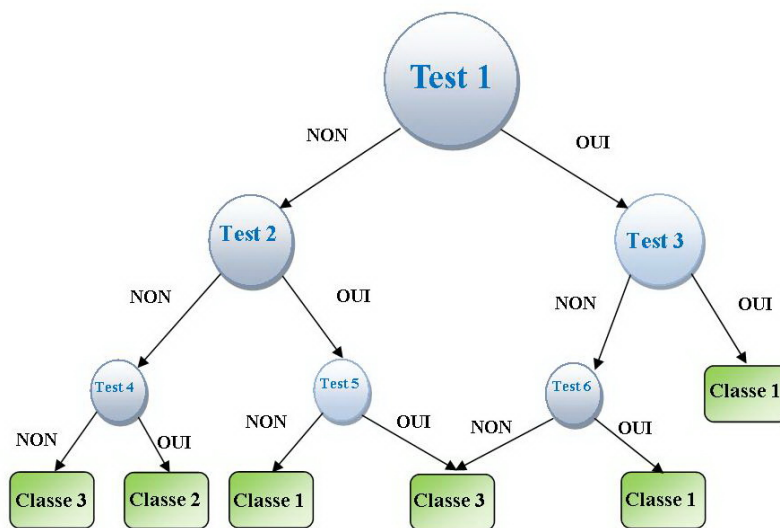


FIGURE 2.4 – Principe de fonctionnement des arbres de décision

Un des paramètres primordiaux régissant la performance d'un arbre de décision reste sa taille. Les algorithmes de construction ont tendance à produire un « classifieur » trop complexe, s'ajustant de manière exagérée aux données ; nous assistons alors au phénomène de « sur-apprentissage ». Les feuilles, même si elles sont pures, sont sur-ajustées et composées de trop peu d'observations pour être fiables lors de la prédiction.

Pour éviter ce phénomène des techniques de « pré-élagage » ou de « post-élagage » de l'arbre ont été implémentées.

Le « pré-élagage » consiste à fixer une règle d'arrêt qui permet de stopper la construction de l'arbre lors de la phase d'élaboration. Une approche très simple consiste à fixer un critère d'arrêt local, relatif au sommet que l'on est en train de traiter, qui permet d'évaluer l'information apportée par la dernière segmentation.

Le « post-élagage » est apparu avec la méthode CART (Breiman et al. 1984). Son principe repose sur la construction de l'arbre en deux temps : Une première phase d'expansion, où l'arbre le plus pur possible est construit. Secondée par une deuxième phase, où nous allons faire marche arrière et aller plutôt vers la réduction de la taille de l'arbre, en utilisant un autre critère, pour comparer des arbres de tailles différentes. Le temps de construction de l'arbre sera automatiquement supérieur. Il peut être pénalisant lorsque la base de données est de très grande taille.

2.6 ÉTAT DE L'ART

Défini par (Bellman 1978) comme « l'automatisation des activités associées au raisonnement humain, telles que la décision, la résolution de problèmes, l'apprentissage,... », les premières recherches pouvant s'apparenter à de l'intelligence artificielle sont apparues bien avant que cette nomination soit approuvée, avec les travaux de (McCulloch et Pitts 1943) introduisant un modèle de neurones artificiels. Suivis par les travaux de (Hebb 1949), proposant une règle pour modifier des connections entre neurones, et ceux de Minsky et Edmonds construisant le premier réseau de neurones. Dans la même période Turing introduisait le fa-

meux test de Turing (Turing 1950) mesurant la faculté d'une machine à imiter la conversation humaine.

L'intelligence artificielle (IA) n'a été approuvée en tant que domaine de recherche qu'après l'été 1956, où plusieurs chercheurs pionniers de la discipline se sont réunis pour mettre au point ses fondements. Depuis, l'évolution dans ce domaine a connu des hauts et des bas, avec plusieurs découvertes qui ont relancé à chaque fois les recherches et les développements.

Au début des années 1980, l'entreprise DEC initia avec succès l'utilisation d'un système expert d'aide à la configuration de systèmes informatiques. Cette expérience fut révélatrice et d'autres grosses firmes américaines et japonaises la suivirent dans cette démarche ; et composèrent plusieurs équipes de recherches pour son exploitation (Wilkinson 1985) (Bennett et Hollander 1981).

Les travaux de (Kempf 1985) explorent l'utilisation des techniques de l'IA dans les systèmes de production et dressent une revue de plusieurs applications industrielles dans ce cadre. Des travaux semblables ont été présentés dans (Wollenberg et Sakaguchi 1987) où l'auteur revoit quelques applications de l'IA dans les systèmes de transmission d'énergie, avec une attention particulière pour une application dans le cadre de diagnostic des défauts d'un réseau de transmission via un système expert, il dresse aussi à la fin de l'article plusieurs applications dans le même domaine relevées de la littérature.

D'autres applications et travaux suivirent dans une multitude de domaines : En télécommunication (Wright et Vesonder 1990) ; dans le nucléaire (Calderbank 1990) ; en médecine (Cierniakoski et al. 1991) ou en systèmes de production (Spelt et al. 1991) et (Eom 1992).

Le diagnostic des défauts dans les machines tournantes a suscité aussi l'attention de la communauté scientifique, et ce dès le début des années 1990, notamment avec les travaux de (Liu et al. 1992) proposant l'utilisation l'intelligence artificielle pour le diagnostic des défauts de roulement, en testant et comparant plusieurs architectures de réseaux de neurones. Les travaux de (Bardou et Sidahmed 1994) montrent une autres application des réseaux de neurones avec une représentation temps-fréquence des signaux vibratoires pour le diagnostic de défauts de roulement, où les auteurs ont utilisé le critère de Fisher pour mesurer la pertinence des entrées du réseau. Dans les travaux de (Staszewski et Worden 1997) plusieurs techniques de traitement du signal ont été combinées à un RNA avec succès pour la classification des défauts d'engrenages, bien que ces défauts jugées par les auteurs eux-mêmes comme sévères.

Cet intérêt pour les techniques de classification et d'intelligence artificielle dans le cadre de diagnostic de défauts des machines tournantes s'est accrue cette dernière décennie, surtout avec le développement d'un matériel informatique moins couteux et plus performant. Ainsi, dans ce cadre, plusieurs algorithmes de classification ont été explorés. Les réseaux de neurones artificiels dans leurs différentes configurations ont eu la part du lion, largement étudiées dans des travaux tel que ceux de (Peck et Burrows 1994), (Wu et al. 2009), (Bendjama et al. 2010) (Sanz et al. 2012), (Bin et al. 2012), (Belaid et Hamzaoui 2012) et de (Belaid 2013). D'autre algorithmes de classification ont été aussi largement explorés tel que : les Classifieurs bayésiens avec, entre autres, les travaux de (Muralidharan et Sugumarman 2012) et de (Xu 2012) ; les SVM avec des travaux tels que ceux de (Scanlon et Bergin 2007), (Baccarini et al. 2011), et de (Deng et al. 2011) ; ou les arbres de décisions parmi lesquels on peut trouver (Sakthivel et al. 2010), (Yang et al. 2005), et (Amarnath et al. 2013).

Pour l'amélioration des performances des classifieurs, le traitement de leurs vecteurs d'entrée avec des techniques de sélection et de transformation de l'information peut être une solution. Dans cette voie plusieurs travaux ont été conduits, parmi lesquels ceux de (Samanta et al. 2005) combinant des algorithmes génétiques pour la sélection d'indicateurs extraits des signaux temporels de vibration, avec des réseaux de neurones pour la classification des états de fonctionnement, ces travaux ont montré que l'utilisation d'un jeu réduit de 3, 6, ou 8 indicateurs procurerait de meilleures performances que le jeu complet composé de 45 indicateurs ; Le principal inconvénient de cette méthode résidait dans la rigidité, quant au choix du nombre d'indicateurs à sélectionner, paramètre pouvant jouer un rôle pour l'obtention de meilleurs résultats. Dans (Sugumaran et al. 2007) les auteurs ont utilisé les capacités de sélection embarquées dans l'algorithme de construction d'arbre de décision J48, pour la construction du vecteur d'entrée servant à l'apprentissage d'un SVM ou plus précisément un (Proximal Support Vector Machine), et ont réussi à améliorer les performances de diagnostic, cette approche a été reprise dans de nombreux travaux récents tels que (Sugumaran et Ramachandran 2007), (Sakthivel et al. 2010) et (Saravanan et al. 2009). Dans les travaux de (Zimroz et Bartkowiak 2013) plusieurs approches pour la transformation de l'information ont été abordées, et des interprétations géométriques et algébriques ont été données.

CONCLUSION

Nous avons consacré ce présent chapitre à la démarche de diagnostic, qui comme montrée dans le premier chapitre est une démarche cruciale dans la réussite et la productivité de l'industrie d'aujourd'hui. Nous avons tout d'abord présenté une revue des méthodes utilisées en diagnostic des systèmes. A partir de là, l'approche à base de méthodes externes ne nécessitant pas l'élaboration de modélisations complexes et pouvant se passer d'une information exhaustive souvent indisponible, nous a été confirmée comme la plus adéquate et la plus adaptée à la problématique de diagnostic des défauts des machines tournantes. Le diagnostic à base de méthodes externe nécessite le passage par plusieurs étapes, ses dernières ont été, au cours de ce chapitre, décrites et largement discutées. La première étape dans ces procédures est l'extraction de l'information complète à partir des signaux acquis sur les machines. Cette information nécessite un traitement afin de la rendre exploitable par les techniques de classification et d'intelligence artificielle. Dans cette voie, plusieurs techniques de sélection et de transformation de l'information ont été illustrées et leurs principes de fonctionnement discutés. Une fois le vecteur d'entrée construit, l'étape suivante est la construction des règles de décision. Ceci peut être fait par le biais de nombreuses techniques, dont plusieurs, notamment les Perceptron multi-couches, le RBF, les classifieurs bayesiens, Les SVM, et les arbres de décision, ont été abordées, avec une mise au clair de leurs principales caractéristiques, chose nécessaire pour la compréhension de leurs résultats.

Pour finir une revue des travaux de recherches exploitant les différentes méthodes et techniques abordées à été présentée, démontrant l'intérêt d'appliquer ces techniques de l'intelligence artificielle, et de les coupler avec les connaissances acquises en traitement du signal, pour la réalisation d'outils puissants et fiables de diagnostic des défauts, dans le cas des machines tournantes.

Aussi, nous avons vu dans la littérature, que malgré la multitude d'approches

abordées, aucune n'a pu démontrer de façon catégorique sa supériorité absolue par rapport aux autres, ce qui oblige l'utilisateur à expérimenter un nombre important d'algorithmes avant de trouver le plus adapté pour son application.

De ce fait, Le prochain chapitre sera consacré à l'expérimentation de plusieurs techniques de classification et d'intelligence artificielle et leur association aux techniques de traitement du signal vues dans le premier chapitre. Et ce, dans le cadre de plusieurs applications, en laboratoire, mais aussi sur sites industriels. Tout cela dans le but de sortir avec l'approche la plus efficace dans le cadre du diagnostic des machines tournantes.

APPLICATION AU DIAGNOSTIC : EXPLOITATION DE L'INFORMATION VIBRATOIRE

3

SOMMAIRE

3.1	INTÉRÊT DE LA SÉLECTION D'INDICATEURS LORS DE LA CONSTRUCTION DES OUTILS DE DIAGNOSTIC ADAPTATIFS	63
3.1.1	Première application	64
3.1.2	Deuxième application	73
3.2	APPLICATION SUR BANC (EXPLOITATION DES TECHNIQUES DE TRAITE- MENT DU SIGNAL)	90
3.2.1	Description du banc et des essais menés	90
3.2.2	Traitement et analyse des signaux	90
3.2.3	Extraction de l'information	112
3.2.4	Transformation de l'information	113
3.2.5	Sélection de l'information	114
3.2.6	Résultats de classification	114
3.2.7	Récapitulatif	119
	CONCLUSION	120

COMME nous avons vu tout au long du premier chapitre, il existe plusieurs techniques et approches pour la surveillance des états de fonctionnement des machines tournantes. Pour tirer profit de ces techniques plus ou moins complexes, la présence continue d'un expert humain maîtrisant la dynamique et la cinématique, ainsi que l'historique de chacune des machines à surveiller est nécessaire. Chose qui, en pratique, est difficilement réalisable ; c'est alors que naquit le besoin de systèmes plus ou moins automatiques pour la surveillance des états de fonctionnement des machines tournantes.

Dans cette même voie, la tâche de diagnostic est convertie en tâche de classification, et entre dans le domaine de l'intelligence artificielle. Cette solution offre une multitude d'algorithmes tels que les classifieurs bayésiens, les SVM ou encore les réseaux de neurones artificiels, mais aucun n'a su imposer sa supériorité par rapport aux autres.

Les signaux acquis à partir des machines, tels que les signaux de courants, de vitesses ou plus largement ceux de vibration peuvent fournir des indicateurs

comme entrées pour l'apprentissage des algorithmes de classifications. L'énorme progrès établi en matière de traitement du signal fait qu'un nombre importants d'indicateurs peut être extraits de ces sources d'informations.

L'utilisation d'un nombre important d'indicateurs extraits à partir des signaux peut affecter les performances de la majorité des algorithmes de classification. Ceci est notamment dû à la possibilité de présence d'indicateurs inutiles, perturbateurs ou fortement corrélés. Par ailleurs, la plupart des classifieurs peuvent tomber -dans le cas de l'utilisation d'un vecteur d'entrée de taille inadaptée- dans les problèmes de généralisation ou de sur-apprentissage. Aussi des indicateurs utiles et pertinents peuvent vite perdre leur pertinence et devenir perturbateurs, avec l'évolution de la situation « Apparition d'une nouvelle classe de défaillance, par exemple ». Pour ce, l'établissement de mécanismes pour la sélection des indicateurs peut se montrer utile, voir même indispensable, aussi bien dans la première construction de ces systèmes, que dans le cas de leurs mise-à-jour.

Ce chapitre sera scindé en deux parties : La première verra la construction d'un algorithme de sélection d'indicateurs basé sur la combinaison d'une recherche ascendante et de techniques filtrantes. Ses performances sur deux applications industrielles seront comparées à celles obtenues par l'approche *J48* largement vue dans la littérature, et ce, à chaque apparition d'une classe de défaillance. Cette partie aura pour but de mettre en évidence l'importance de la sélection d'indicateurs lors des procédures de diagnostic. La deuxième partie, basée sur une application sur banc, nous a octroyée plus de souplesse en matière d'acquisition, de là, plusieurs techniques de traitement du signal ont été expérimentées, et un vecteur d'entrée conséquent a été construit. Aussi, deux techniques de transformation d'indicateurs ont été utilisées, générant un nombre de nouveaux indicateurs. L'approche proposée pour la sélection d'indicateurs, dans la première partie du chapitre sera appliquée et ses performances comparées a ceux d'une approche génétique.

3.1 INTÉRÊT DE LA SÉLECTION D'INDICATEURS LORS DE LA CONSTRUCTION DES OUTILS DE DIAGNOSTIC ADAPTATIFS

Dans cette partie et dans le cadre de deux applications industrielles, plusieurs algorithmes de classification, à savoir, Un *RBF*, un *SVM*, et un classifieur bayésien naïf ont été proposés pour la construction d'un outil de diagnostic automatique. Pour la sélection des indicateurs composant les vecteurs d'entrée des classifieurs, une procédure a été construite basée sur l'évaluation des filtres de sélection (*APFS*) sur deux étapes. En premier lieu, un ordonnancement des indicateurs selon l'approche Filtre suivant une évaluation individuelle « feature ranking », suivie d'une évaluation du sous-ensemble sélectionné selon l'approche enveloppante « wrapper ».

Pour le parcours des différentes combinaisons d'indicateurs, une procédure ascendante a été fixée, entamant sa progression avec un vecteur d'entrée composé uniquement de l'indicateur le mieux évalué avec le critère de sélection, où à chaque itération l'indicateur suivant est ajouté au sous-ensemble d'indicateurs composant le vecteur d'entrée, et ce, jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt illustré par :

- Un vecteur d'entrée composé de l'ensemble complet d'indicateurs
- Neuf itérations sans amélioration des performances de classification, et ce après l'obtention d'une performance supérieure à celle obtenue avec l'ensemble complet d'indicateurs

Le vecteur d'entrée fournissant les meilleures performances de classification est retenu. Le déroulement de l'algorithme construit est illustré sur la figure 3.1.

Effectuant la même tâche, Les arbres de décision incluent souvent des mécanismes d'évaluations d'indicateurs dans leur construction . Entrant dans l'approche de sélection embarquée, ces classifieurs, en particulier le *J48*, ont été largement exploités dans la littérature aussi bien pour la classification des états de fonctionnement que pour la sélection des vecteurs d'entrée(Sugumaran et al. 2007), (Sugumaran et Ramachandran 2007), (Sakthivel et al. 2010) et (Saravanan et al. 2009).

Les procédures de sélection d'indicateurs et de classification ont été répétées à chaque apparition d'une nouvelle classe de défaillance. Les résultats obtenus avec l'approche (*APFS*) ont été comparés avec l'approche à base de l'algorithme de construction des arbres de décision *J48* (Khelf et al. 2013).

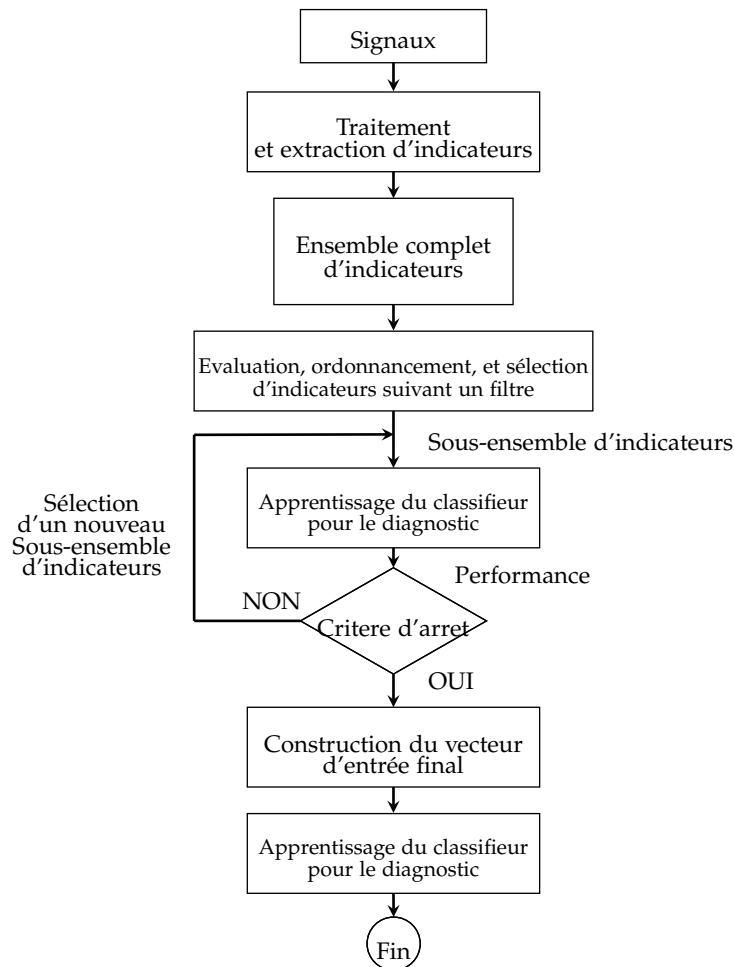


FIGURE 3.1 – Déroulement de la procédure proposée

3.1.1 Première application

Description de l'expérimentation

La première application concerne une motopompe industrielle, servant pour l'acheminement de l'eau et le refroidissement des équipements sensibles. Les expérimentations ont été menées au niveau du complexe de production des fertilisant FERTIAL, où la machine en question, installée sur le site CUII, a fait l'objet de visites périodiques sur plusieurs mois, jusqu'à apparition et détection de défaillances réelles (défauts de balourd et de roulement) (Khelf et Laouar 2011). La pompe est de modèle *Siemens* avec une puissance de sortie de 135 kW, entraînée par un moteur électrique (*Unilec*) d'une vitesse de rotation supposée constante de 3000 tr/min. L'installation est schématisée sur la figure 3.2.

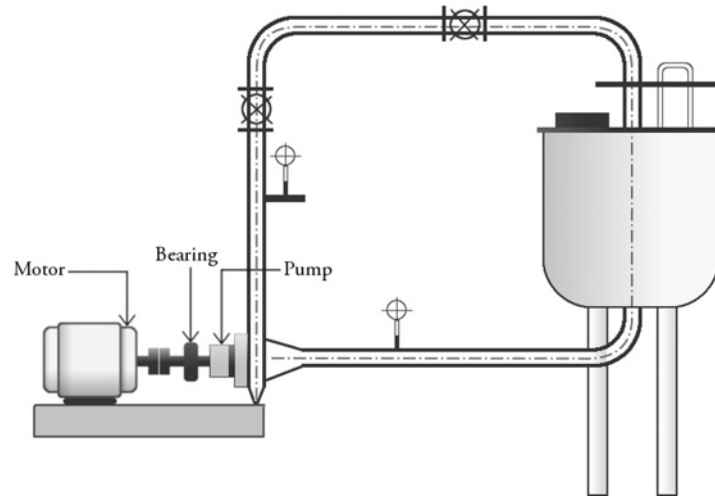


FIGURE 3.2 – Schématisation de l'installation de pompage

Les vibrations de la machine ont été utilisées comme source d'information, et les signaux ont été acquis avec le matériel d'acquisition propre à l'industriel. Le système d'acquisition est composé d'un collecteur portable, VIBROTEST 60, commercialisé par Bruel and KJAER, SCHENK, et d'un accéléromètre, avec fixation à aimant, jugée suffisante, vu la bande fréquentielle limitée choisie. Le collecteur et l'accéléromètre utilisés sont illustrés sur la figure 3.3.



FIGURE 3.3 – VIBROTEST 60

L'acquisition a été programmée via le logiciel VibroExpert, ce même logiciel a été utilisé par la suite pour la récupération des spectres fréquentiels. Les signaux ont été acquis avec une fréquence d'échantillonnage de 2 kHz où des spectres fréquentiels ont été obtenus par la suite sur 400 ligne avec un pas fréquentiel $\Delta f = 2,5 \text{ Hz}$. Un moyennage fréquentiel a été réalisé par la suite pour des résultats plus robustes, où chaque spectre final, résultait en réalité de la moyenne quadratique des amplitudes de 16 spectres initiaux. La surveillance a été concentrée au niveau du palier souligné sur la figure 3.4, où un roulement à billes à contact oblique, de référence SKF7309B, est installé. les principales caractéristiques du roulement sont listées dans le tableau 3.1¹.

1. <http://www.skf.com/skf/productcatalogue/calculationsFilter;jsessionid=YQANo9PVszk3Rr27Qwjgu55?lang=en&reloading=false&next=>

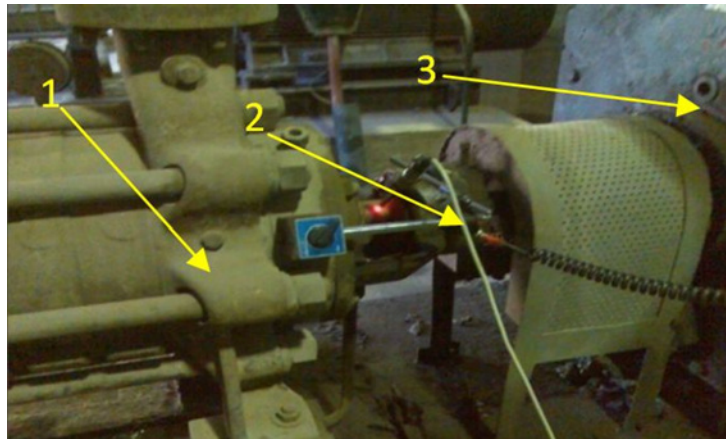


FIGURE 3.4 – Mise en place de la mesure (1) Moteur (2) Accéléromètre (3) Pompe)

Tab. 3.1 – Caractéristique du roulement installé sur l'application motopompe

Désignation du roulement	7309 BECBJ
Vitesse de rotation (F_r)	3000 tr/mn (50Hz)
Fréquence défaut bague intérieure (F_{dbi})	354 Hz
Fréquence défaut bague extérieure (F_{dbe})	246 Hz
Fréquence défaut élément roulant (F_{der})	206 Hz

Durant la supervision de l'installation, les acquisitions ont été relevées dans trois états de fonctionnement différents : sans présence de défauts ; avec la présence d'un défaut de déséquilibre ; et avec la présence d'un défaut affectant la bague intérieure du roulement.

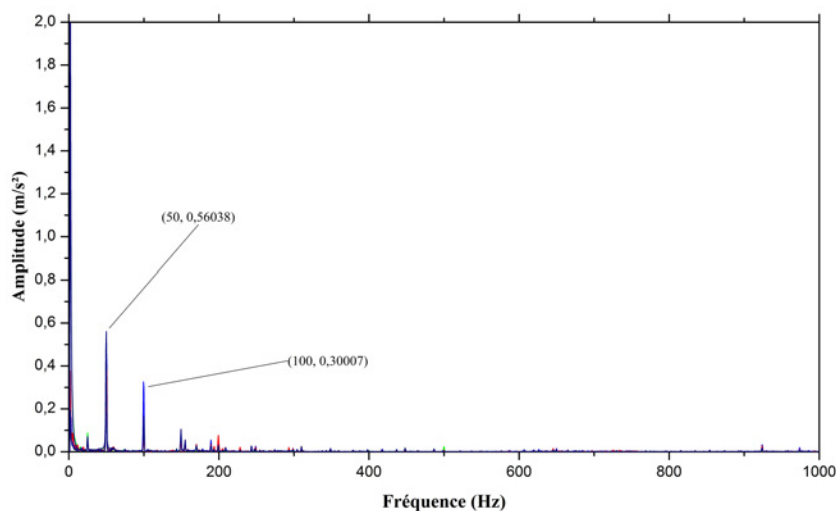


FIGURE 3.5 – Spectres superposés extraits de l'installation motopompe sans la présence de défauts

La figure 3.5 montre plusieurs spectres superposés, acquis sur la motopompe sans la présence de défaillances. Nous pouvons remarquer la présence de deux

pics aux composantes correspondantes à la fréquence de rotation et à deux fois la fréquence de rotation, leurs basses amplitudes indiquent la présence d'un léger déséquilibre.

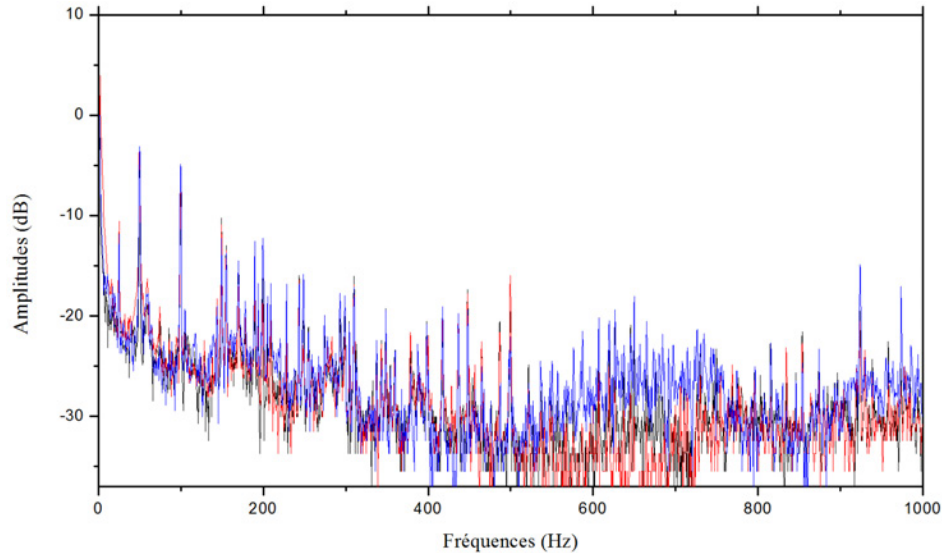


FIGURE 3.6 – Spectres superposés extraits de l'installation motopompe sans la présence de défauts (échelle logarithmique)

Sur la figure 3.6, une représentation des spectres montrés sur la figure 3.5, en échelle logarithmique, où les variations entre les spectres superposés qui semblaient négligeables dans la figure 3.5, sont largement plus visibles. Ceci montre un exemple des difficultés que peut rencontrer un système d'automatisation du diagnostic.

La figure 3.7, montre plusieurs spectres superposés, acquis sur la motopompe avec la présence d'un défaut d'équilibre plus communément appelé balourd. Les spectres correspondent au spectre type de ce défaut avec une composante d'amplitude importante à la fréquence de rotation (50 Hz), suivie d'une autre de moindre amplitude à deux fois la fréquence de rotation (100 Hz).

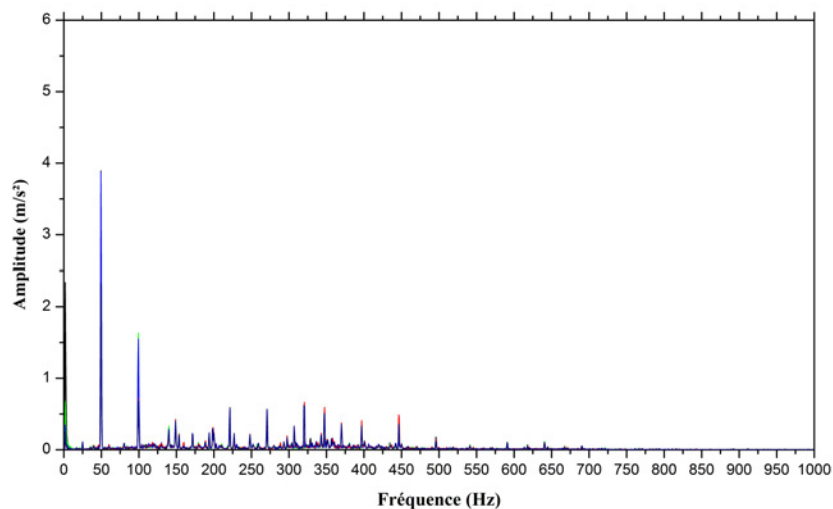


FIGURE 3.7 – Spectres superposés extraits de l'installation motopompe avec la présence de balourd

La figure 3.8 montre plusieurs spectres superposés, acquis sur la motopompe avec la présence d'un défaut de bague interne du roulement. Les spectres correspondent au spectre type de ce défaut avec une composante d'amplitude importante à la fréquence de (346,85 Hz), une fréquence proche de la fréquence théorique calculée en fonction de la fréquence de rotation de 50 Hz et présentée dans le tableau 3.1. La déviation de la fréquence de rotation 49,3 Hz au lieu de 50 Hz explique la déviation de la composante correspondante au défaut de roulement qui est de 346,85 Hz au lieu de 355 Hz.

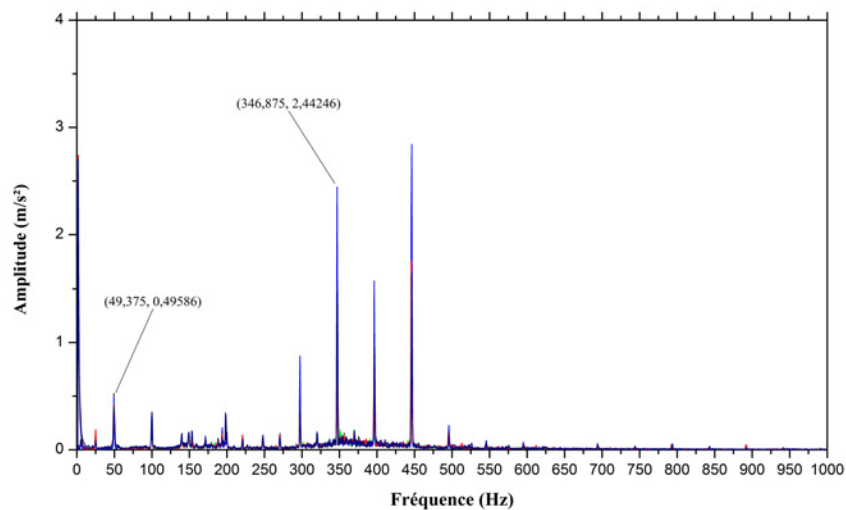


FIGURE 3.8 – Spectres superposés extraits de l'installation motopompe avec la présence d'un défaut au niveau des roulements

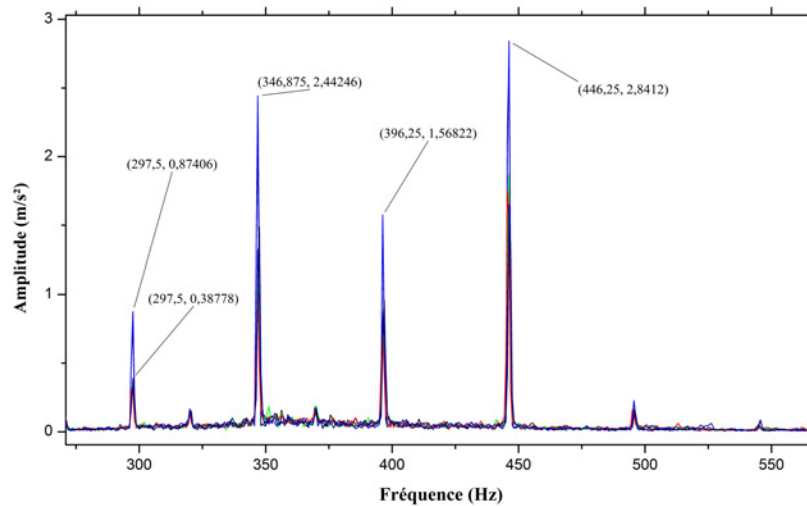


FIGURE 3.9 – Spectres superposés extraits de l'installation motopompe avec la présence d'un défaut au niveau des roulements "agrandissement"

La figure 3.9 montre un agrandissement sur la zone d'apparition des pics correspondants au défaut du roulement, avec comme stipulé auparavant, le pic important à la fréquence caractéristique F_{dbi} , ainsi que plusieurs bandes latérales qui correspondent à $F_{dbi} - F_r$, $F_{dbi} + F_r$ et $F_{dbi} + 2F_r$. Nous pouvons relever aussi à partir de cette figure les variations remarquables entre les différents spectres superposés.

Extraction d'indicateurs

A partir de chaque état de fonctionnement, 60 spectres ont été extraits pour constituer une base de données de 180 signaux.

Seize indicateurs ont été extraits à partir de chaque spectre sur la bande [0-1 kHz]. Les seize indicateurs englobent, la moyenne (RMS); la variance (Var); la médiane (Medn); l'intervalle moyen entre les fréquences des huit plus grand pics d'amplitudes (MDF8); la valeur moyenne des amplitudes des pics (MVAP); l'écart type (StD); le mode (Mod); l'amplitude du plus faible pic (MinA); l'amplitude du plus grand pic (MaxA); l'amplitude du deuxième plus grand pic (2MaxA); la moyenne des deux plus grands pics (M2maxA); la fréquence du plus grand pic (MaxFq); la fréquence du deuxième plus grand pic (2MaxFq); la fréquence du troisième plus grand pic (3MaxFq); la fréquence moyenne des trois premiers pics (MeanFq) et l'intervalle entre les fréquences des deux plus grands pics (MDF2). Ces mêmes indicateurs ont été extraits dans les bandes fréquentielles [0-500Hz] et [500-1000 Hz] pour avoir un total de 48 indicateurs.

Deux conditions de fonctionnement

En premier lieu, l'opération de construction du système de diagnostic a été exécutée dans deux conditions de fonctionnement différentes : sans présence de défauts et avec la présence d'un défaut affectant la bague interne du roulement. La procédure exprimée dans la section 3.1 et illustrée dans la figure 3.1 a été exécutée, avec comme filtre de sélection le *CHI2*, *SYM*, *ReliefF*, et *RG*; et comme

classifieur un *RBF*, un *SVM* et un *CNB*. L'évolution des performances de classification pour les trois classifieurs est illustrée dans la figure 3.10.

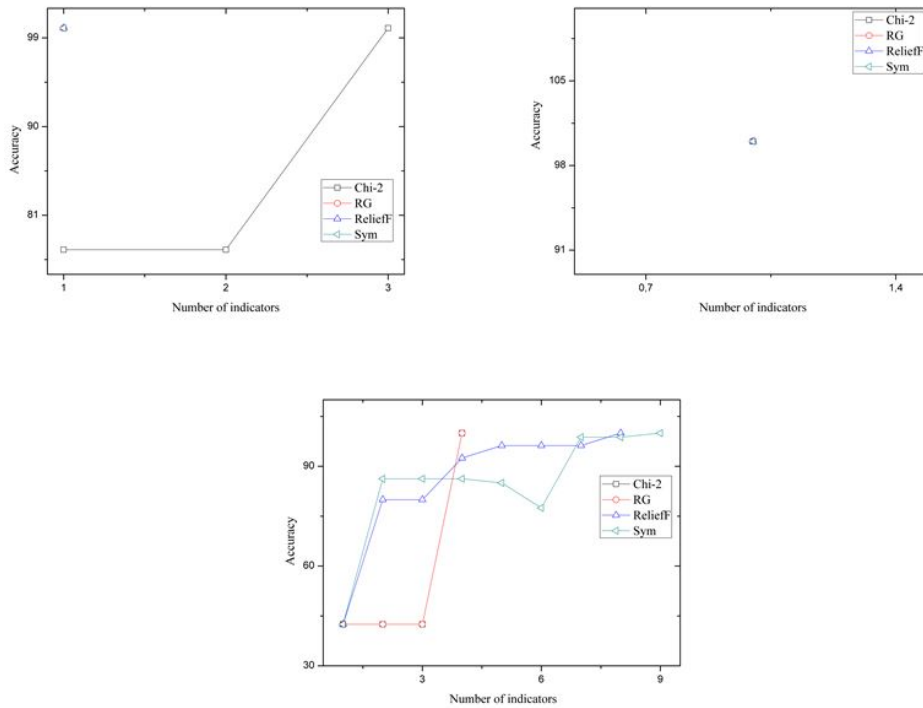


FIGURE 3.10 – Evolution des performances de diagnostic (Application motopompe : 2 conditions de fonctionnement) avec comme classifieur : (a) *RBF*, (b) *CNB* et (c) *SVM*

Les performances obtenues à la fin du déroulement sont montrées dans le tableau 3.2, les performances moyennes des trois classifieurs sont aussi montrées dans le tableau 3.3 et par la suite traduit sur la figure 3.11.

Tab. 3.2 – Performances finales obtenues (Application motopompe : 2 conditions de fonctionnement)

	BNC		RBF		SVM	
	<i>Perf</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>NBR</i>
A.S	98,75	48	100	48	95	48
CHI2	100	3	100	1	100	4
RG	100	1	100	1	100	4
RfF	100	1	100	1	100	8
SYM	100	1	100	1	100	9
Moyennes	100	1,5	100	1	100	6,25

Tab. 3.3 – Performances moyennes obtenues (Application motopompe : 2 conditions de fonctionnement)

	A.S	CHI2	RG	RfF	SYM	J48
<i>NBR</i>	48	2.66	2	3.33	3.66	1
<i>Perf</i>	97.91	100	100	100	100	93.75

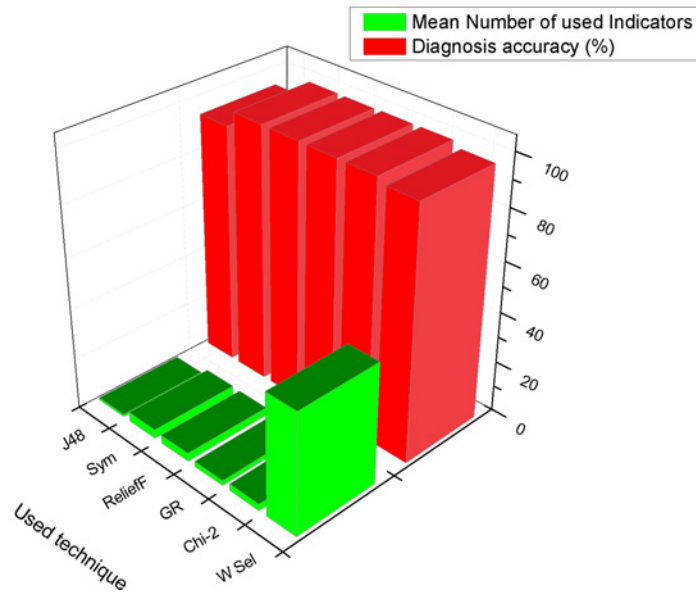


FIGURE 3.11 – Performances moyennes obtenues (Application motopompe : 2 conditions de fonctionnement)

A partir de ces résultats, nous pouvons voir qu'en premier lieu, des performances de 98.75 % pour le Classifieur bayésien, de 95 % pour le SVM et de 100 % pour le RBF ont été obtenues avec l'ensemble complet d'indicateurs, les performances vont atteindre les 100% de bonne classification avec les trois classifieurs et en utilisant un nombre d'indicateurs réduit, où le classifieur bayésien n'a eu besoin que d'un seul indicateur pour correctement assigner toutes les observations rencontrées ; même conclusions pour le RBF sauf pour le cas où l'ordonnancement des indicateurs a été effectué via le filtre CHI2 et où il a eu besoin de combiner l'information délivrée par 3 indicateurs pour marquer une évolution conséquente de ses performances et atteindre les 100% de bonnes classifications, alors que le SVM à fourni ses meilleures performances avec un plus grand nombre d'indicateurs, (entre 4 et 9 selon le filtre de sélection utilisé). Nous pouvons aussi remarquer, qu'en moyenne 3 bon indicateurs sélectionnés avec l'approche proposée suffisent à accomplir les meilleures performances, alors que le J48 qui n'a utilisé qu'un seul indicateur pour la construction de ces règles de décision, a obtenu, en même temps, de moins bonnes performances de classification.

Trois conditions de fonctionnement

Nous allons voir maintenant les effets d'ajout d'une nouvelle classe, correspondante au mode de fonctionnement avec la présence d'un défaut affectant la bague intérieure du roulement. La même procédure est exécutée, l'évolution des performances de classification est traduite dans ce cas sur la figure 3.12.

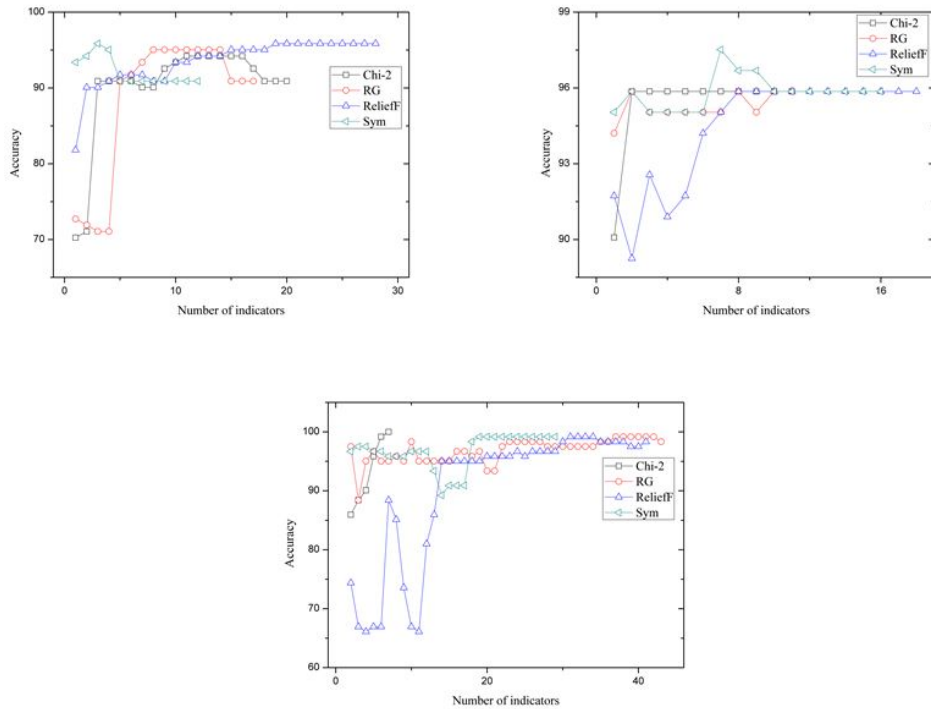


FIGURE 3.12 – Evolution des performances de diagnostic (Application motopompe : 3 conditions de fonctionnement) avec comme classifieur : (a) RBF, (b) CNB et (c) SVM.

De même que pour la première procédure, les performances obtenues à la fin du déroulement sont montrée dans le tableau 3.4, et les performances moyennes des trois classifieurs dans le tableau 3.5, ces derniers sont traduits sur la figure 3.13.

Tab. 3.4 – Performances finales obtenues (Application motopompe :3 conditions de fonctionnement)

	BNC		RBF		SVM	
	Perf	NBR	Perf	NBR	Perf	NBR
A.S	91,73	48	95,86	48	98,34	48
CHI2	94,21	11	95,86	8	100	12
RG	95,04	8	95,86	8	99,17	42
ReliefF	95,86	19	95,86	14	99,17	36
SYM	95,86	3	97,52	13	99,17	28
Moyennes	95,24	10,25	96,275	10,75	99,37	29,5

Tab. 3.5 – Performances moyennes obtenues (Application motopompe :3 conditions de fonctionnement)

	A.S	CHI2	RG	RfF	SYM	J48
NBR	48	10.33	19.33	23	14.66	2
Perf	95.31	96.69	96.69	96.69	97.51	95.86

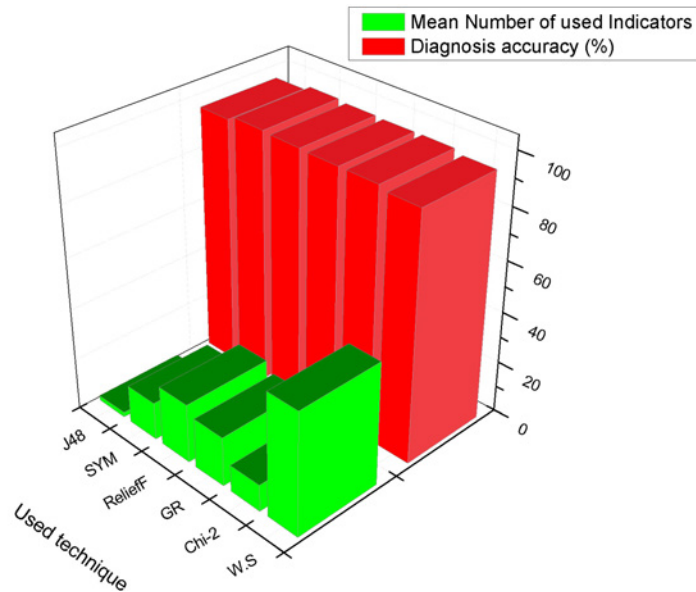


FIGURE 3.13 – Performances finales obtenues (Application motopompe :3 conditions de fonctionnement)

En examinant la figure 3.12, on constate que l'évolution des performances, sauf pour quelques exceptions, se déroule en deux phases, une phase d'évolution où les taux de classification démarrent au plus bas, avec un nombre réduit d'indicateurs, et progressent avec leur ajout ; suivie d'une phase de stagnation où les taux se stabilisent avec quelques pics permettant de rencontrer de meilleures performances. Nous avons vu aussi, sur quelques cas, notamment le SVM avec le filtre *ReliefF* que le classifieur a rencontré un optimal local durant le déroulement de la procédure, qui a été surpassé grâce à la bonne configuration du critère d'arrêt. Nous pouvons aussi constater la chute des performances avec au départ et sans sélections 91.73% pour le classifieur bayésien, 95.86% pour le *RBF* et 98.34 % pour le *SVM*, des améliorations ont été apportées pour les trois classifieurs après sélection d'indicateurs, et ont atteint les 95.86% avec le *CBN* en utilisant les filtres du *CHI2* et du *RG*, 97.52% pour le *RBF* en utilisant seulement 13 indicateurs sélectionnés avec le filtre *SYM*, et même une performance de 100% de bonnes classifications pour le *SVM* en utilisant 12 indicateurs sélectionnés avec le filtre du *CHI2*.

On remarque aussi qu'en moyenne 16 indicateurs ont été nécessaires pour atteindre les meilleures performances de classification. Le *J48* quant à lui n'a utilisé que deux indicateurs pour des performances à peine supérieures que celles obtenues avec les autres classifieurs sans sélection d'indicateurs.

3.1.2 Deuxième application

Description de l'application

La deuxième application a été réalisée sur un ventilateur de dépoussiérage situé au niveau du complexe sidérurgique ARCELOR MITTAL ANNABA.

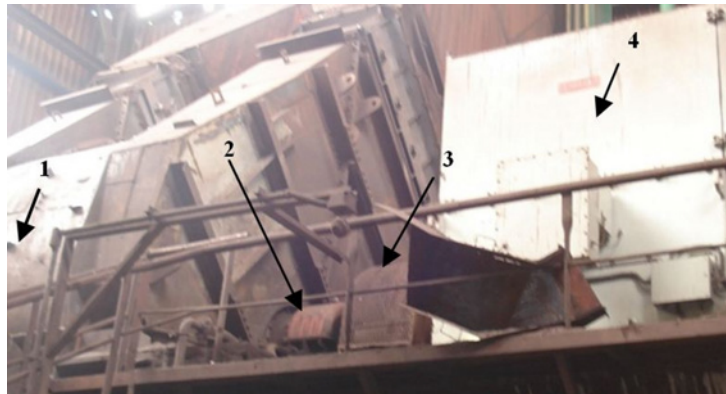


FIGURE 3.14 – Installation ventilateur industriel (1) Ventilateur (2) Palier à roulements (3) Accouplement (4) Moteur

Le ventilateur est de modèle *NAKASHIMA* entraîné avec un moteur électrique (*HELMKE*) d'une vitesse de rotation de 1490 tr/min, par l'intermédiaire d'un accouplement flexible à ressort. L'installation a été photographiée et est présentée sur la figure 3.14. Pour l'acquisition des signaux vibratoires, le même matériel d'acquisition décrit dans le § 3.1.1 a été ré-utilisé (Khelf et al. 2011), (I. Khelf et I. Laouar 2011), (Khelf et Laouar 2011).

La programmation de l'acquisition et la récupération des spectres fréquentiels ont été effectuées cette fois, via le logiciel *XMS*.

Les signaux ont été acquis avec une fréquence d'échantillonnage de 2 kHz. Au regard de la basse vitesse de rotation, la surveillance a été concentrée sur la bande fréquentielle [0- 400 Hz] avec un pas fréquentiel $\Delta f = 0,63 \text{ Hz}$. De même que pour la première application, pour chaque spectre à analyser, un moyennage fréquentiel de 16 spectres a été réalisé.

La surveillance a été concentrée au niveau du palier, visible sur la schématisation 3.15, où des roulements rigides à billes à une rangée, de référence *SKF 6326/C3*, sont installés. Les principales caractéristiques des roulements sont répertoriées dans le tableau 3.6².

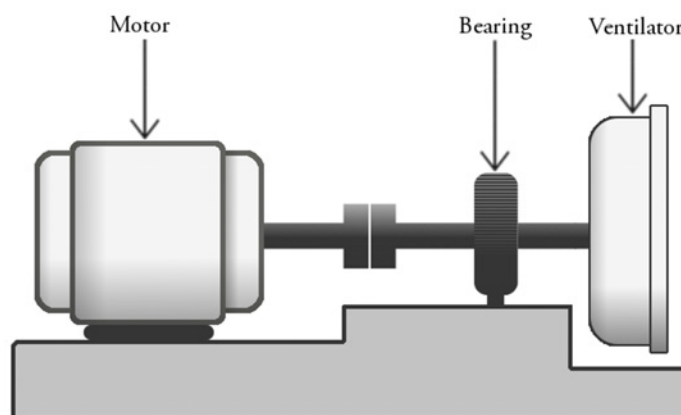


FIGURE 3.15 – Schématisation de l'installation ventilateur industriel

2. <http://www.skf.com/skf/productcatalogue/calculationsFilter;jsessionid=YQANo9PVszk3Rr27Qwjgu55?lang=en&reloading=false&next=>

Tab. 3.6 – Caractéristique du roulement installé sur l'application ventilateur

Désignation du roulement	6326/C3
Vitesse de rotation (F_r)	1490 tr/mn (24,8 Hz)
Fréquence défaut bague intérieure (F_{dbi})	121 Hz
Fréquence défaut bague extérieure (F_{dbe})	77.8 Hz
Fréquence défaut élément roulant (F_{der})	109 Hz

Pour le cas de cette application, plusieurs visites périodiques ont permis l'identification de cinq états de fonctionnement : sans présence de défauts ; avec la présence d'un défaut de déséquilibre (balourd) ; avec la présence de défauts affectant les bagues intérieure et extérieure des roulements ; et un défaut de fixation au niveau du palier à roulement. Les défaillances rencontrées ont été corrigées à la suite de chaque détection par le service de maintenance.

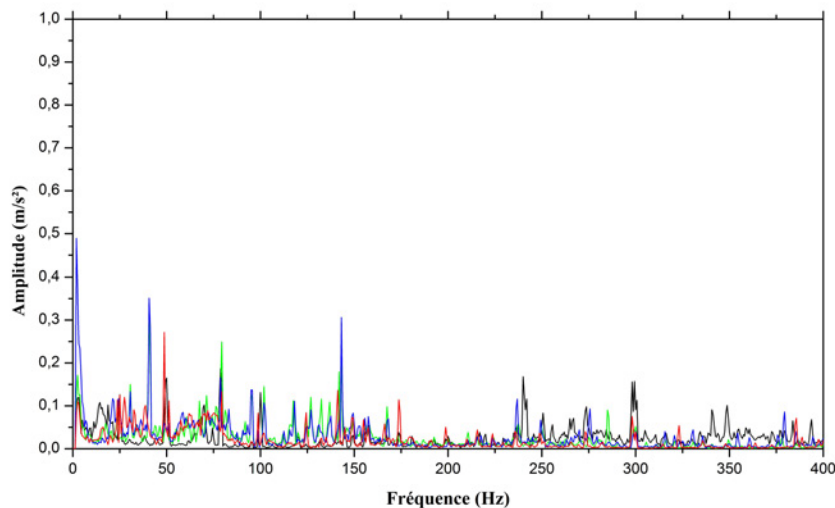


FIGURE 3.16 – Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur sans la présence de défauts.

La figure 3.16 montre plusieurs spectres superposés, acquis sur l'installation ventilateur sans la présence de défaillances. Nous pouvons constater l'allure bruitée du signal vu les variations d'amplitudes et de fréquence entre les différents pics. Néanmoins leurs amplitudes restent faibles.

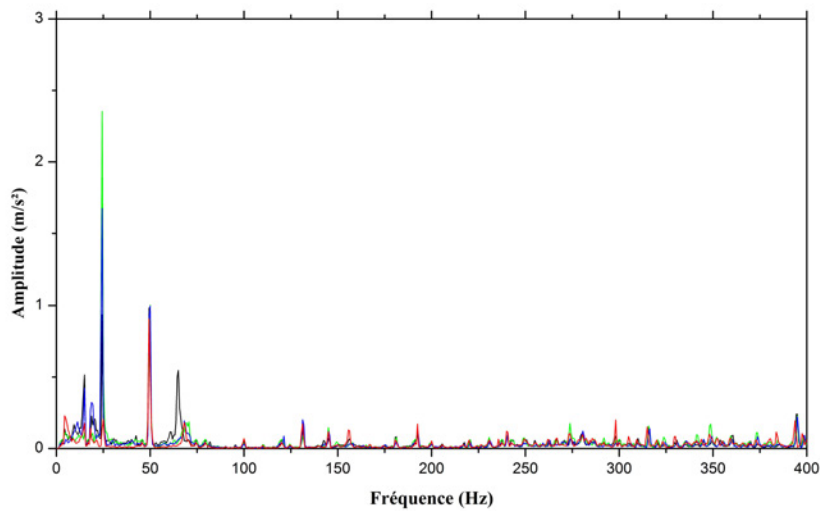


FIGURE 3.17 – Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un balourd.

La figure 3.17 montre plusieurs spectres superposés, acquis sur l'installation ventilateur avec la présence d'un balourd. Les spectres montrent une composante d'amplitude importante à la fréquence de rotation (24,5 Hz) suivie d'une autre de moindre amplitude à deux fois la fréquence de rotation (49 Hz).

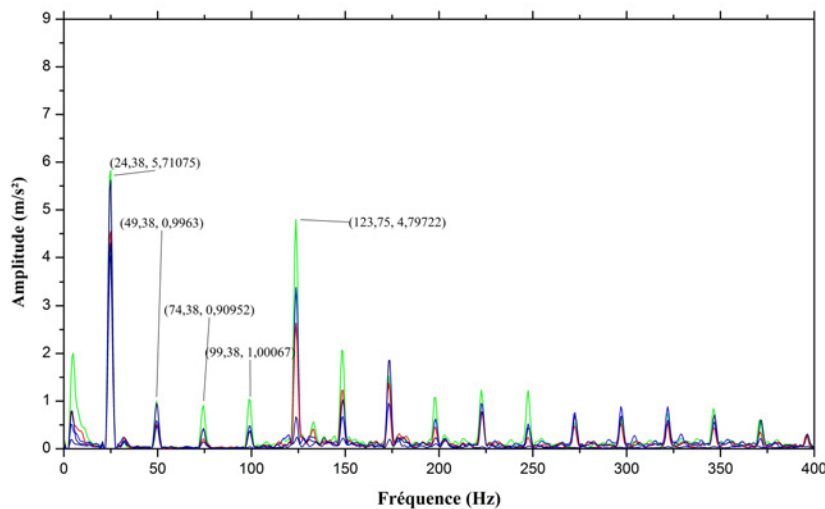


FIGURE 3.18 – Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un défaut de fixation.

Calc6&newlink=&calcform=form1&calc_extrainfo=false&prodid=1013040326&ni=1490&ne=0

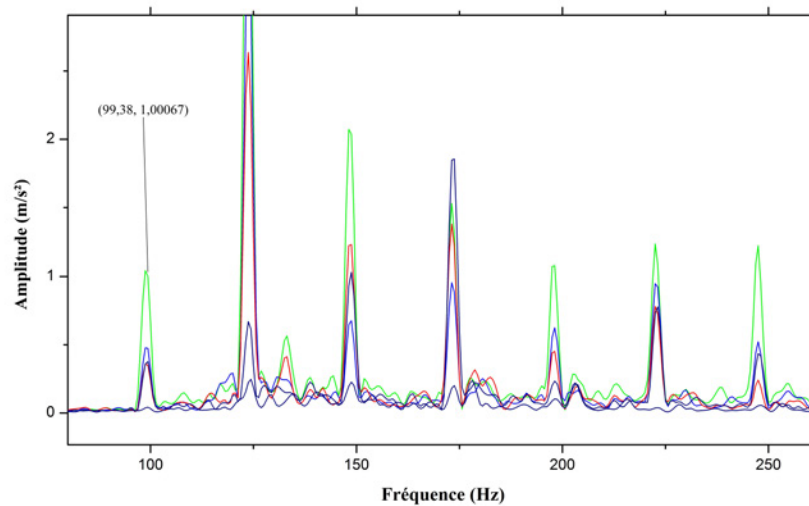


FIGURE 3.19 – Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un défaut de fixation "agrandissement".

La figure 3.18 montre plusieurs spectres superposés, acquis sur l'installation ventilateur lors de son fonctionnement avec la présence d'un défaut de fixation, où nous pouvons constater la présence de nombreux pics à des fréquences multiples de la fréquence de rotation. L'agrandissement montré dans la figure 3.19, montre les variations d'amplitudes des pics d'un spectre à l'autre, compliquant la tâche de diagnostic automatique.

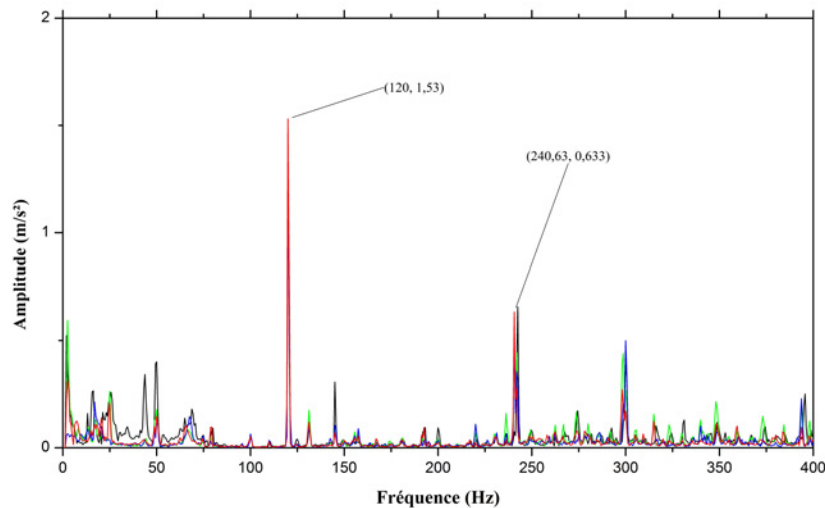


FIGURE 3.20 – Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un défaut affectant la bague intérieure du roulement.

La figure 3.20 montre des spectres superposés, extraits en présence d'un défaut affectant la bague intérieure du roulement, caractérisé par deux pics importants correspondants à la fréquence théorique (121 Hz) calculée pour une vitesse de rotation de 24,8 Hz, et à sa première harmonique.

La figure 3.21 montre un ensemble de spectres superposés, extraits en la présence d'un défaut affectant la bague extérieure du roulement. Le défaut se manifestant avec des pics importants au voisinage de la fréquence théorique (77,8 Hz) calculée pour une vitesse de rotation de 24,8 Hz, montrée dans le tableau

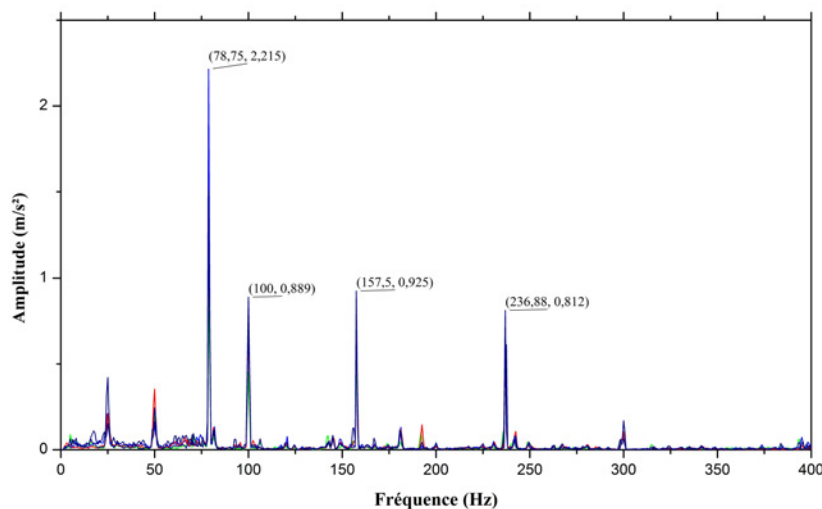


FIGURE 3.21 – Spectres superposés extraits de l'installation ventilateur avec la présence d'un défaut affectant la bague extérieure du roulement.

3.6, et de ses harmoniques. Nous pouvons aussi constater la présence d'un pic d'amplitude assez importante à la fréquence de 100 Hz, ce pic correspond, en fait, à la fréquence d'alimentation électrique.

Extraction d'indicateurs

Pour le cas du ventilateur industriel, 35 spectres ont été extraits pour chaque état de fonctionnement différent, ce qui nous a permis de rassembler une base de données de 175 signaux. À partir de chacun de ces signaux, les mêmes seize indicateurs extraits dans le cas de l'application motopompe, visible dans le § 3.1.1, ont été extraits sur les bandes [0-200Hz], [200-400Hz], et [0-400Hz] pour un même total de 48 indicateurs extraits à partir de chaque spectre.

Deux conditions de fonctionnement

Nous allons maintenant commencer par analyser les performances de la procédure proposée sur le cas de deux états de fonctionnement distincts : Sans la présence de défauts ; et avec la présence d'un défaut de balourd. L'évolution des performances de classification pour les trois classifieurs est illustrée dans la figure 3.22.

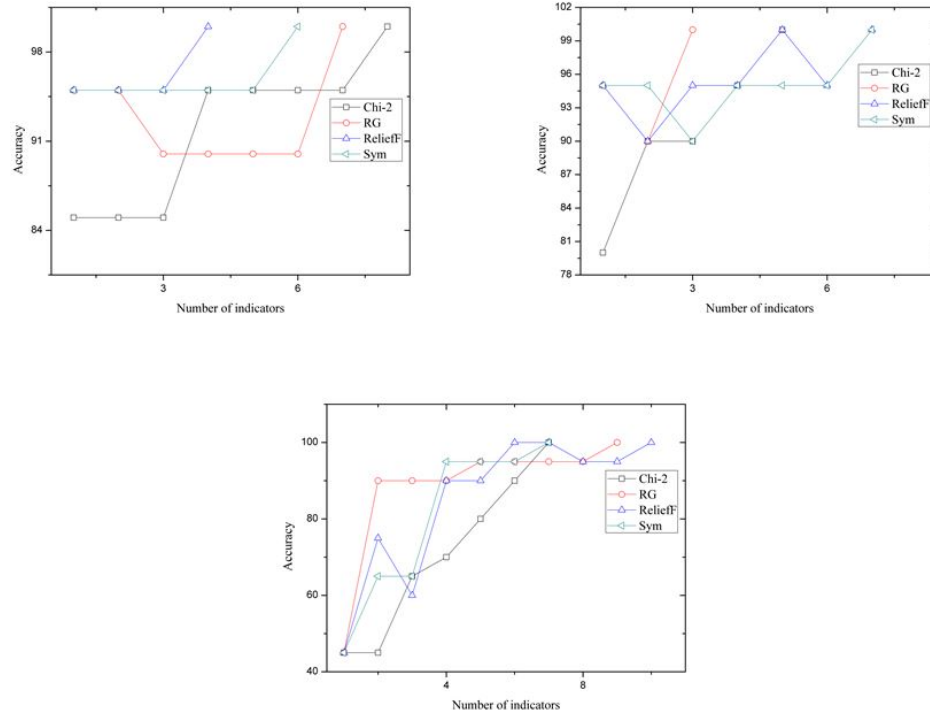


FIGURE 3.22 – Évolution des performances de diagnostic (Application ventilateur : 2 conditions de fonctionnement) (a) RBF, (b) CNB et (c) SVM.

Les performances obtenues à la fin du déroulement de l'algorithme sont présentées dans le tableau 3.7. Les performances moyennes des trois classificateurs sont aussi présentées dans le tableau 3.8 et traduites sur la figure 3.23.

Tab. 3.7 – Performances finales obtenues (Application ventilateur : 2 conditions de fonctionnement)

	BNC		RBF		SVM	
	Perf	NBR	Perf	NBR	Perf	NBR
A.S	95	48	95	48	87,5	48
CHI₂	100	8	100	5	100	7
RG	100	7	100	3	100	9
RfF	100	4	100	5	100	10
SYM	100	6	100	7	100	7
Moyennes	100	6,25	100	5	100	8,25

Tab. 3.8 – Performances moyennes obtenues (Application ventilateur : 2 conditions de fonctionnement)

	A.S	CHI ₂	RG	RfF	SYM	J48
NBR	48	6.66	6.63	6.63	6.66	2
Perf	92.5	100	100	100	100	95

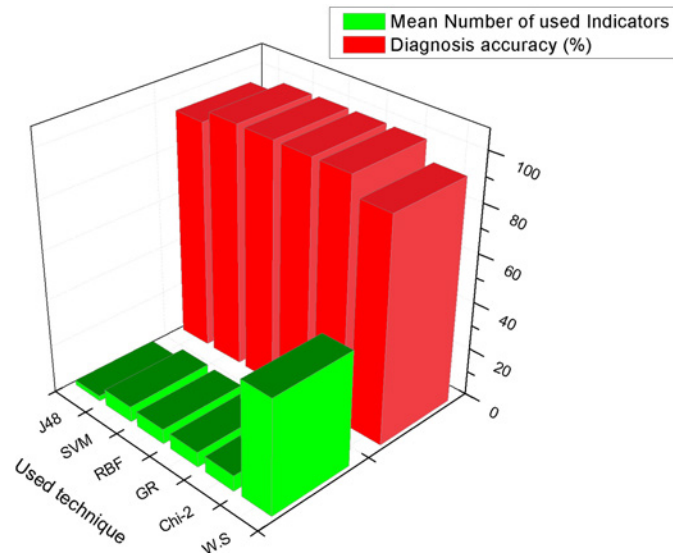


FIGURE 3.23 – Performances finales obtenues (Application ventilateur : 2 conditions de fonctionnement.)

La figure 3.22, montre que même pour ce cas, à priori simpliste «2 classes», le SVM requiert la présence d'un nombre assez élevé d'indicateurs pour atteindre les meilleurs taux de classification, et montre une progression continue des performances jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt « 100% de bonnes classifications ». Cette dernière performance a été atteinte avec les deux autres classifieurs après sélection d'un nombre d'indicateurs variant entre 3 et 8 indicateurs. Le *J48* quant à lui, n'a pu faire mieux que 95% de bonnes classifications avec un vecteur d'entrée composée de 2 indicateurs, alors qu'avant sélection d'indicateurs, cette même performance de 95 % a été atteinte avec les classifieurs *CBN* et *RBF*.

Trois conditions de fonctionnement

Après l'apparition d'un nouvel état de fonctionnement « défaut de fixation » et l'ajout de cette nouvelle classe à la base de données, la procédure proposée a été relancée. la figure 3.24 résume l'évolution des performances de classification.

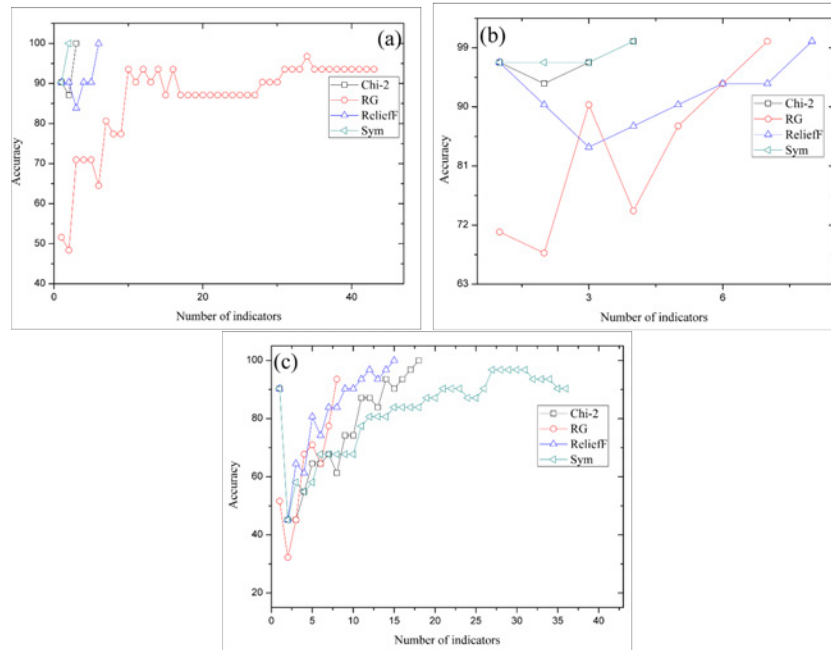


FIGURE 3.24 – Évolution des performances de diagnostic (Application ventilateur : 3 conditions de fonctionnement(a) RBF, (b) CNB et (c) SVM).

Les performances obtenues à la fin du déroulement sont montrées dans le tableau 3.9. Les performances moyennes des trois classifieurs dans le tableau 3.10 , ces dernières sont ensuite traduites sur la figure 3.25.

Tab. 3.9 – Performances finales obtenues (Application ventilateur : 3 conditions de fonctionnement)

	BNC		RBF		SVM	
	<i>Perf</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>NBR</i>
A.S	93,54	48	93,54	48	93,54	48
CHI₂	100	3	100	7	100	17
RG	100	34	100	7	93,54	7
RfF	100	6	100	8	100	14
SYM	100	2	100	4	96,77	26
Moyennes	100	11,25	100	6,5	97,5775	16

Tab. 3.10 – Performances moyennes obtenues (Application ventilateur : 3 conditions de fonctionnement)

	A.S	CHI ₂	RG	RfF	SYM	J48
NBR	48	9	16	9.33	10.66	3
Perf	93.54	100	97.84	100	97.92	96.77

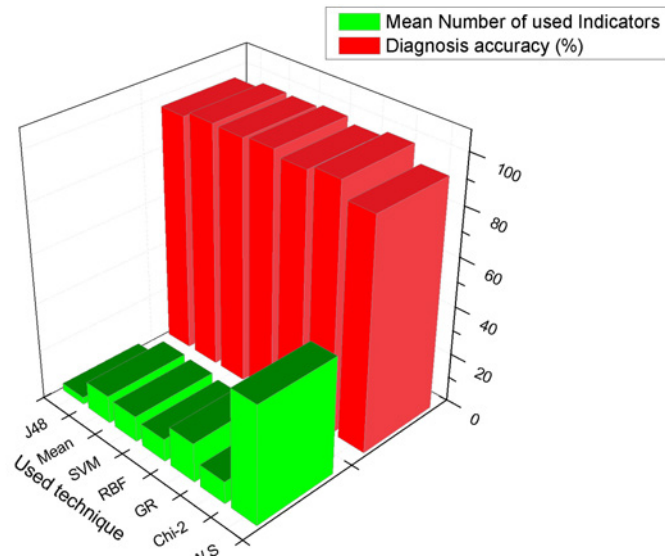


FIGURE 3.25 – Performances moyennes obtenues (Application ventilateur :3 conditions de fonctionnement)

Une progression rapide des taux de bonnes classifications du *RBF*, peut être constatée à partir de la figure 3.24, pour atteindre les 100% de bonnes classifications avec des jeux d'indicateurs réduits, cette même constatation peut être faite avec les taux de classification du *CBN*, sauf pour le cas de l'utilisation du *RG* comme filtre de sélection, où un vecteur d'entrée composée de 34 indicateurs a été nécessaire pour atteindre les meilleures performances. Le *SVM* par contre a eu besoin de vecteurs d'entrée de plus grande dimension pour atteindre ses meilleures performances et n'a pu arriver aux 100% de bonnes classifications qu'avec deux filtres de sélection le *CHI2* et le *RfF*. En moyenne l'utilisation de 11 indicateurs a été suffisante pour atteindre les meilleures performances avec la procédure proposée. Les performances moyennes obtenues surpassent celle du *J48* utilisant 3 indicateurs pour atteindre 96,77% de bonnes classifications, et celles obtenues par les classifieurs sans sélection, valant 93,54%.

Quatre conditions de fonctionnement

Après ajout d'un nouvel état de fonctionnement (défaut de fixation) à la base de données, La procédure proposée a été relancée. L'évolution des performances de classification obtenues est représentée sur la figure 3.26.

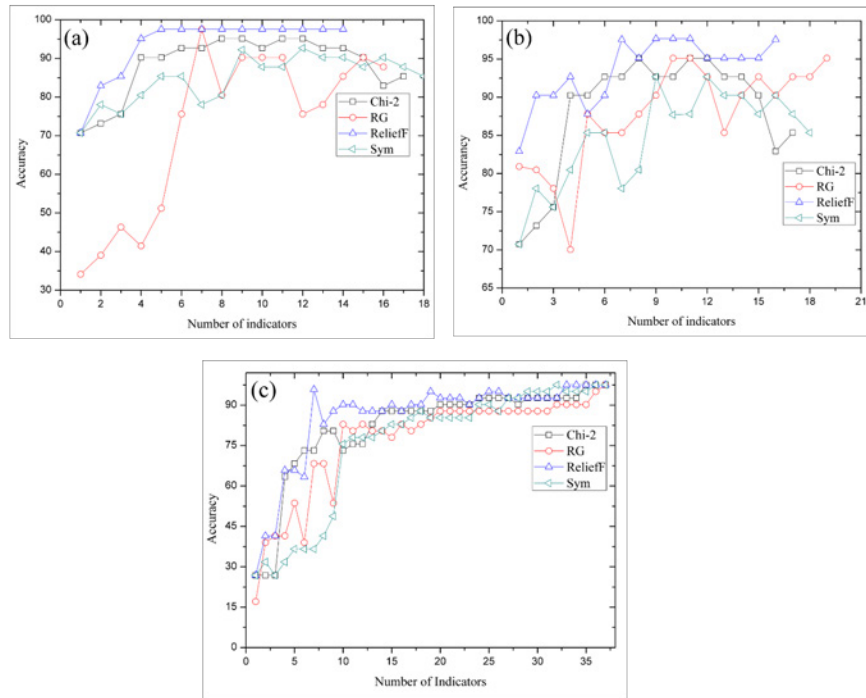


FIGURE 3.26 – Évolution des performances de diagnostic (Application ventilateur : 4 conditions de fonctionnement) (a) RBF, (b) CNB et (c) SVM)

Les performances obtenues à la fin du déroulement sont montrées dans le tableau 3.11. Les performances moyennes des trois classifieurs sont résumées dans le tableau 3.12 et représentées sur la figure 3.27.

Tab. 3.11 – Performances finales obtenues (Application ventilateur : 4 conditions de fonctionnement)

	BNC		RBF		SVM	
	Perf	NBR	Perf	NBR	Perf	NBR
A.S	82,92	48	82,92	48	97,56	48
CHI2	95,12	8	95,12	8	97,56	35
RG	97,56	7	95,12	10	97,56	37
RfF	97,56	5	97,56	7	97,56	33
SYM	92,82	2	92,67	9	97,56	32
Moyennes	95,765	5,5	95,1175	8,5	97,56	34,25

Tab. 3.12 – Performances moyennes obtenues (Application ventilateur : 4 conditions de fonctionnement)

	A.S	CHI2	RG	RfF	SYM	J48
NBR	48	17	18	15	14.33	5
Perf	87.8	95.93	96.74	97.56	94.35	80.48

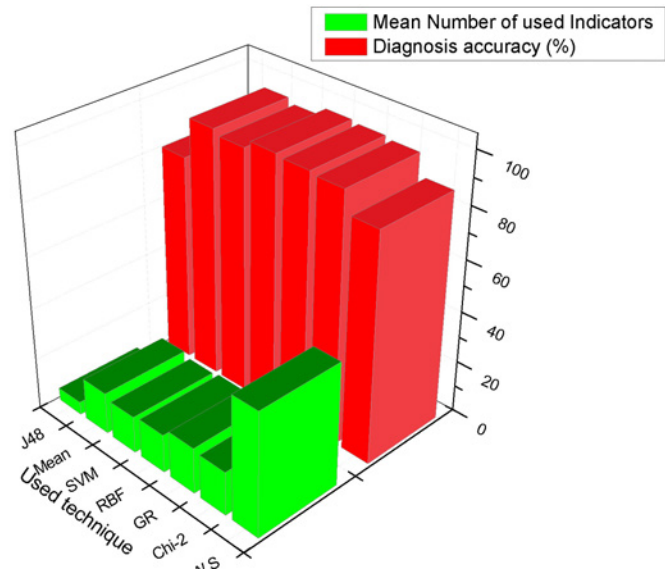


FIGURE 3.27 – Performances moyennes obtenues (Application ventilateur :4 conditions de fonctionnement)

Les performances de classification du SVM ont suivi une progression continue avec des passages par quelques optimaux locaux avant d'atteindre une meilleure performance de 97,56% de bonnes classifications avec un nombre variant entre 32 et 37 indicateurs. Par opposition, la progression des deux autres classifieurs a été moins stable avec des performances en dents de scie, avant d'atteindre les meilleures performances « entre 95,12% et 97,56% » avec un vecteur d'entrée plus réduit. Nous pouvons aussi constater en analysant les résultats présentés dans le tableau 3.11, que la procédure proposée n'a produit aucun effet en terme d'amélioration des taux de bonnes classifications du SVM, alors que ces performances avec le RBF et le CBN surpassent de loin les 82,92% obtenues avec ces mêmes classifieurs sans sélection d'indicateurs. Le J48 a fourni le plus bas taux de bonnes classifications, 80.48%, en utilisant uniquement 5 indicateurs.

Cinq conditions de fonctionnement

Au final, en ajoutant le dernier état de fonctionnement rencontré à la base de données, et en relançant la procédure proposée, nous avons obtenu l'évolution des performances de classification représentée sur la figure 3.28.

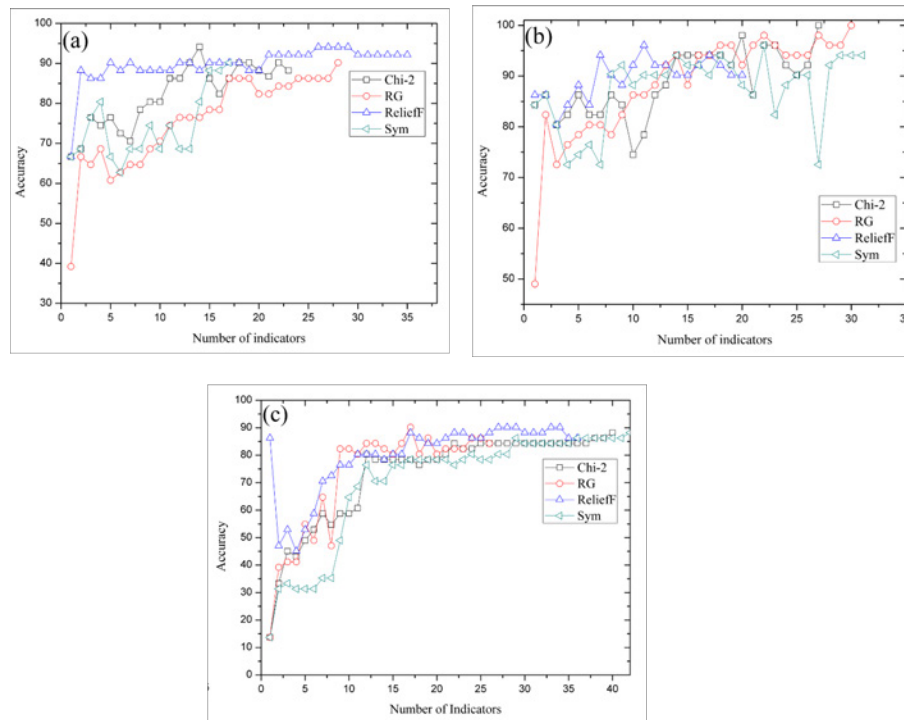


FIGURE 3.28 – Évolution des performances de diagnostic (Application ventilateur : 5 conditions de fonctionnement RBF, (b) CNB et (c) SVM)

Les performances obtenues à la fin du déroulement sont présentées dans le tableau 3.13, suivies des performances moyennes organisées selon la technique utilisée 3.14, pouvant aussi être visualisées sur la figure 3.29.

Tab. 3.13 – Performances finales obtenues (Application ventilateur : 5 conditions de fonctionnement)

	BNC		RBF		SVM	
	Perf	NBR	Perf	NBR	Perf	NBR
A.S	90,19	48	90,19	48	88,23	48
CHI₂	94,11	14	100	27	88,23	45
RG	90,19	28	100	30	90,19	17
RfF	94,11	26	96,07	11	90,19	27
SYM	90,19	17	96,07	22	88,23	42
Moyennes	92,15	21,25	98,035	22,5	89,21	32,75

Tab. 3.14 – Performances moyennes obtenues (Application ventilateur : 5 conditions de fonctionnement)

	A.S	CHI ₂	RG	RfF	SYM	J48
NBR	48	28.66	25	21.33	27	7
Perf	89.53	94.11	93.46	93.45	91.49	84.31

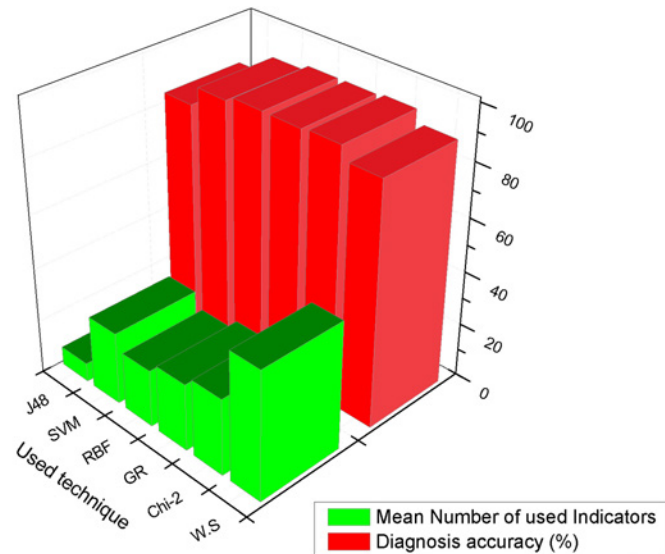


FIGURE 3.29 – Performances moyennes obtenues (Application ventilateur : 5 conditions de fonctionnement)

En analysant les courbes de la figure 3.28, nous pouvons relever deux phases marquant l'évolution des performances de classification ; une phase de progression nette plus large pour le cas du *CNB* et du *RBF*, et plus étroite pour le cas du *SVM* ; suivie d'une phase de stagnation qui s'étend jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt.

Les résultats exprimés dans le tableau 3.13 montrent des performances variées selon les classifieurs et les filtres de sélection utilisées. Pour le *CBN*, les améliorations obtenues après réduction du vecteur d'entrée sont limitées voire nulles, comme pour le cas du filtre *Symmetrical Uncertainly* ou du Ratio du Gain. Les meilleures performances ont été aperçues avec le filtre *RfF* utilisant 26 indicateurs et fournissant une performance de 94.11 % de bonnes classifications.

De moins bonnes performances ont été obtenues avec le *SVM* puisque sa meilleure performance reste 90.19 % de bonnes classifications, avec le filtre *RG* et en utilisant un vecteur d'entrée composé de 17 indicateurs.

Les meilleures performances ont été relevées sur le *RBF*, où nous avons pu constater une amélioration des performances avec tous les filtres de sélection, atteignant même les 100% de bonnes classifications avec le filtre du ratio du gain, en utilisant un vecteur d'entrée composé de 30 indicateurs.

Bien que la réduction du nombre d'indicateurs composant le vecteur d'entrée soit plus significative avec le filtre *ReliefF*, les filtres *RG* et *CHI2* fournissent les meilleures performances de classification.

L'approche *J48* est celle qui a réduit le plus la taille du vecteur d'entrée « uniquement 7 indicateurs », mais au détriment d'une performance de classification, la plus basse dans ces expérimentations.

Effet de l'ajout de conditions de fonctionnement sur l'ordonnement des indicateurs

Pour montrer l'effet de l'ajout de nouvelles conditions de fonctionnement sur la pertinence des indicateurs dans le cadre d'une procédure de classification, l'ordonnement des indicateurs effectué par les filtres de sélection utilisés précédemment, mis à jour avec l'apparition de chaque nouvelle condition, est

illustré dans le tableau 3.15 pour le cas de l'application motopompe et dans le tableau 3.16, dans le cas de l'application ventilateur.

Tab. 3.15 – Ordonnement des indicateurs par les filtres de sélection : Application motopompe

	2 Classes				3 Classes			
	CHI2	GR	RF	Sym	CHI2	GR	RF	Sym
2MaxA(0)	36	35	17	37	26	12	35	21
2MaxA(1)	35	34	18	36	27	13	34	20
2MaxA(2)	32	25	25	29	22	11	4	15
2MaxFq(0)	28	38	13	34	32	46	13	44
2MaxFq(1)	29	39	12	33	33	45	12	45
2MaxFq(2)	4	13	37	9	1	35	42	28
3MaxFq(0)	22	20	2	18	35	42	28	43
3MaxFq(1)	21	19	3	19	36	43	27	42
3MaxFq(2)	10	14	46	12	5	41	46	34
M2MaxA(0)	25	37	28	32	30	39	30	37
M2MaxA(1)	26	36	27	31	29	40	29	38
M2MaxA(2)	27	21	21	27	21	10	10	11
MaxA(0)	40	33	23	38	39	37	24	41
MaxA(1)	39	32	24	39	38	38	25	40
MaxA(2)	33	28	26	30	31	20	31	32
MaxFq(0)	2	7	7	5	16	16	22	13
MaxFq(1)	1	6	6	4	15	17	21	12
MaxFq(2)	5	8	10	7	2	15	37	5
MDF2(0)	9	11	5	10	6	25	14	19
MDF2(1)	8	12	4	11	7	24	15	18
MDF2(2)	24	15	38	22	34	36	41	39
MDF8(0)	31	16	31	25	24	34	43	33
MDF8(1)	30	17	32	26	25	31	39	31
MDF8(2)	3	1	1	1	10	27	19	23
MeanFq(0)	7	3	9	3	4	8	17	2
MeanFq(1)	6	2	8	2	3	7	18	1
MeanFq(2)	17	23	35	15	45	28	45	36
Medn(0)	34	18	16	28	23	9	1	6
Medn(1)	23	22	36	24	20	14	9	14
Medn(2)	41	41	40	41	37	22	16	30
MinA(0)	45	47	48	45	48	47	48	48
MinA(1)	48	45	47	44	47	48	47	47
MinA(2)	38	29	19	35	46	44	44	46
Mod(0)	11	4	14	6	8	19	38	17
Mod(1)	42	42	45	42	44	26	40	35
Mod(2)	12	5	11	8	9	21	36	22
MVAP(0)	47	48	42	48	43	4	20	9
MVAP(1)	44	46	41	47	40	1	11	10
MVAP(2)	20	24	22	23	19	18	8	16
RMS(0)	43	43	44	43	42	3	5	7
RMS(1)	46	44	43	46	41	2	7	8
RMS(2)	37	40	39	40	28	23	6	29
StD(0)	13	27	33	16	11	30	23	25
StD(1)	16	30	29	20	14	33	26	27
StD(2)	18	10	20	14	18	5	3	4
Var(0)	14	26	34	17	12	29	32	24
Var(1)	15	31	30	21	13	32	33	26
Var(2)	19	9	15	13	17	6	2	3

En premier lieu, nous allons nous intéresser aux résultats montrés dans le tableau 3.15. D'abord avec le cas de deux classes à séparer, où nous arrivons à constater que l'évaluation des indicateurs suit approximativement la même loi. Les indicateurs bien classés comme le *MDF8(2)* avec un filtre, le sont avec

tous les filtres de sélection. De même les indicateurs ayant obtenu une mauvaise évaluation avec un des filtres, tels que le $Medn(2)$, obtiennent une aussi mauvaise avec le reste des filtres.

Tab. 3.16 – Ordonnancement des indicateurs par les filtres de sélection : Application Ventilateur

	2 Classes			3 Classes			4 Classes			5 Classes						
	Chi2GR	RfF	Sym	Chi2GR	RfF	Sym	Chi2GR	RfF	Sym	Chi2GR	RfF	Sym				
2MaxA(o)	16	15	34	16	35	23	42	33	29	29	40	31	28	30	40	30
2MaxA(1)	12	13	32	14	36	24	46	34	28	28	44	30	33	40	44	34
2MaxA(2)	46	46	44	46	23	6	36	8	33	1	39	11	40	5	39	20
2MaxFq(o)	40	40	41	40	25	16	2	25	27	14	3	26	20	20	3	22
2MaxFq(1)	43	43	37	43	37	39	24	37	46	32	20	46	46	46	6	46
2MaxFq(2)	9	5	2	8	7	28	8	19	11	34	7	21	26	14	8	28
3MaxFq(o)	35	33	35	35	32	34	15	31	24	41	19	32	34	39	24	39
3MaxFq(1)	28	31	14	28	47	45	19	43	17	39	18	27	9	27	15	17
3MaxFq(2)	1	16	11	10	12	25	12	21	8	24	12	13	7	29	20	13
M2MaxA(o)	10	6	7	9	27	11	28	22	12	18	36	15	37	1	36	31
M2MaxA(1)	8	3	6	6	20	3	29	15	15	16	38	17	19	23	38	19
M2MaxA(2)	48	48	45	48	19	1	39	7	16	4	42	5	15	3	42	4
MaxA(o)	6	2	9	5	21	4	26	14	4	19	33	10	12	15	33	16
MaxA(1)	7	4	8	4	22	5	22	13	5	22	31	14	17	21	30	18
MaxA(2)	47	47	48	47	18	2	40	6	14	3	43	4	16	4	43	6
MaxFq(o)	2	8	21	3	2	12	3	3	2	9	6	3	2	6	4	2
MaxFq(1)	3	7	19	2	1	10	1	1	1	6	1	1	1	2	1	1
MaxFq(2)	4	1	1	1	3	7	6	2	3	7	4	2	3	7	7	3
MDF2(o)	20	25	39	21	4	21	9	5	7	17	13	9	6	18	14	10
MDF2(1)	19	24	28	18	5	32	5	20	30	42	10	36	5	33	9	12
MDF2(2)	17	14	12	17	8	29	21	23	6	31	27	18	4	32	27	7
MDF8(o)	21	21	20	22	28	30	16	30	23	30	25	29	14	17	21	15
MDF8(1)	18	29	31	23	41	40	45	42	41	45	34	43	43	44	35	45
MDF8(2)	11	12	3	13	34	22	13	32	44	43	26	44	45	35	22	44
MeanFq(o)	32	23	43	29	13	14	7	9	25	15	11	22	21	26	13	21
MeanFq(1)	42	42	30	42	39	38	25	39	10	36	23	24	32	42	12	36
MeanFq(2)	13	19	4	15	16	19	4	17	20	13	5	12	8	19	5	11
Medn(o)	38	37	25	39	24	31	20	29	18	25	2	19	18	24	2	14
Medn(1)	34	30	29	34	42	41	27	41	39	40	17	39	22	38	17	29
Medn(2)	33	26	27	31	29	9	14	18	35	2	14	16	36	16	16	27
MinA(o)	36	36	46	36	46	46	48	48	48	48	48	47	48	47	48	47
MinA(1)	44	44	47	44	44	43	47	44	47	47	47	48	47	48	47	48
MinA(2)	29	20	17	25	30	27	10	27	34	38	22	34	35	41	23	35
Mod(o)	39	39	40	38	33	13	11	26	38	33	9	38	39	28	10	38
Mod(1)	23	34	38	30	43	47	35	45	37	37	8	37	41	13	11	42
Mod(2)	5	11	5	7	9	18	18	10	21	23	24	23	23	34	26	25
MVAP(o)	31	35	22	33	40	42	37	40	32	35	28	35	30	37	28	33
MVAP(1)	41	41	42	41	45	44	43	46	40	10	15	33	29	36	19	32
MVAP(2)	25	18	33	19	15	15	34	11	13	12	30	8	13	9	29	9
RMS(o)	37	38	26	37	38	35	30	38	43	27	29	41	44	12	31	41
RMS(1)	45	45	36	45	48	48	33	47	42	20	21	42	42	11	25	43
RMS(2)	24	17	18	20	11	20	23	16	31	11	32	20	27	31	32	24
StD(o)	27	27	16	27	10	26	32	24	26	26	37	28	25	22	37	23
StD(1)	22	22	15	24	17	33	17	28	22	21	16	25	24	25	18	26
StD(2)	15	9	10	12	6	8	38	4	19	5	41	7	11	10	41	8
Var(o)	30	32	23	32	26	37	41	35	45	46	45	45	31	45	45	37
Var(1)	26	28	24	26	31	36	31	36	36	44	35	40	38	43	34	40
Var(2)	14	10	13	11	14	17	44	12	9	8	46	6	10	8	46	5

Pour le cas de trois classes à séparer, nous constatons que l'évaluation du filtre $CHI2$ sort du lot, où des indicateurs jugés pertinents par le $CHI2$, tels que le $2MaxFq(2)$, sont déclassés par les autres filtres de sélection, l'inverse peut aussi être vrai avec certains indicateurs comme le $RMS(o)$. Cette dernière constatation peut expliquer le fait, que les meilleures performances obtenues dans ce cas, l'ont été via la combinaison $CHI2-SVM$, où le classifieur a utilisé un vecteur d'entrée

plus réduit « 12 indicateurs » pour atteindre les 100% de bonnes classifications. Avec l'apparition d'une nouvelle classe, l'ordonnement des indicateurs a changé, comme dans l'exemple du $RMS(1)$ classé 43ème avec le RG pour le cas de deux classes, devient deuxième avec la prise en considération de la 3ème classe. Sur le tableau 3.16, on peut relever que mises à part quelques exceptions, l'ordonnement des indicateurs avec les différents filtres de sélection se comporte, à quelques rangs près, de façon semblable. Par opposition cet ordonnancement change considérablement avec la prise en considération de chaque nouveau mode de fonctionnement, tel été le cas avec l'indicateur $MDF8(2)$, classé avec le filtre ReliefF, 2ème dans le cas de deux classes ; 13^{me} avec trois classes ; 26^{me} avec quatre classes et finalement 22^{me} avec cinq états de fonctionnement différents.

Récapitulatif

Nous avons vu dans ces expérimentations, que plus il y a de classes à séparer plus nous avons besoin d'indicateurs pour atteindre les meilleures performances. En effet, là où un vecteur d'entrée composé d'en moyenne six indicateurs pour le cas de deux classes à distinguer a été suffisant, nous avons eu besoin d'un vecteur d'entrée composée d'en moyenne 16 indicateurs pour l'installation motopompe et de 11 indicateurs pour l'application ventilateur industriel, pour le cas de trois classes à distinguer. Cette moyenne a atteint les 16 et 25 indicateurs pour les cas de quatre et cinq classes à distinguer.

Aussi, plus grand était le nombre de classes à distinguer, moins bonnes ont été les performances de diagnostic aussi bien avec ou sans sélection d'indicateurs.

Nous avons aussi vu que le SVM nécessite d'avoir un vecteur d'entrée de grandes dimensions pour pouvoir donner les meilleures performances, par opposition le CBN atteint ses meilleures performances avec des vecteurs d'entrée de dimension largement plus réduite. Cette dernière observation peut être due à la possible présence d'indicateurs corrélés altérant ses performances.

Nous avons aussi observé les bonnes performances du RBF, c'est le classifieur fournissant dans plusieurs cas les meilleurs résultats, et où la réduction d'indicateurs à fournit le meilleur effet.

La procédure proposée bien que nécessitant plus d'indicateurs dans la construction des vecteurs d'entrée, a fourni dans tous les cas rencontrés, de meilleurs performances de classification que l'approche $J48$, rapportée dans la littérature, et à permis des améliorations de performance allant jusqu'à 8 % sur l'application motopompe et jusqu'à 14 % sur l'application ventilateur industriel.

Les variations de rang des indicateurs avec la prise en compte des nouveaux états de fonctionnement indiquent, que des indicateurs jugés pertinents dans un cas deviennent vite perturbateurs et nuisibles dès l'apparition de nouvelles classes. Ceci, ajouté aux bonnes performances de la procédure de sélection proposée, montre le besoin de réévaluation des jeux d'indicateurs et de sélection d'ensembles pertinents dans la construction des vecteurs d'entrée des classifieurs.

3.2 APPLICATION SUR BANC (EXPLOITATION DES TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL)

3.2.1 Description du banc et des essais menés

Le banc étudié dans cette application, schématisé sur la figure 3.30, est installé au niveau du centre de recherche URASM-CSC Annaba. le banc est constitué d'un châssis en aluminium, sur lequel trois lignes d'arbres sont montées par l'intermédiaire de six paliers à roulements. Une transmission par engrenage et utilisée pour lier l'arbre A_1 à l'arbre A_2 , par l'intermédiaire de deux roues dentées (60 et 48 dents), et une transmission par courroie pour le même effet entre l'arbre A_2 et l'arbre A_3 . Trois disques sont installés sur les arbres A_1 et A_3 permettant de simuler des défauts de balourd.

Le système est accouplé à un moteur à induction d'une puissance de 0,18 kW, et d'une vitesse de rotation nominale de 1500 tr/min, contrôlé par un variateur de vitesses.

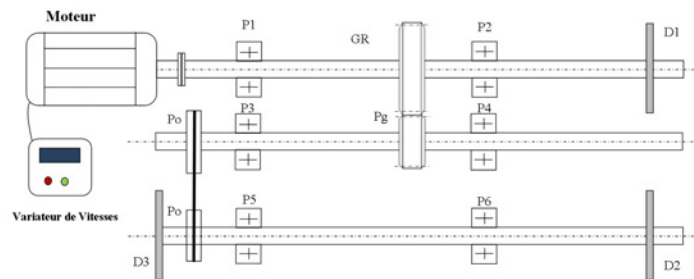


FIGURE 3.30 – Schématisation du banc d'essais URASM

Quatre conditions de fonctionnement ont été expérimentés : Sans la présence de défauts ; avec la présence d'un défaut de balourd matérialisé par un poids additionnel sur le disque 1 ; un défaut d'engrenage produit par un remplissage entre deux dents ; et un dernier défaut simulé par l'arrachage de six dents de la courroie crantée.

Pour chaque condition de fonctionnement, trois vitesses de rotation supposées stationnaires, ont été observées, à savoir, 300, 600 et 1200 tr/min.

Des signaux vibratoires ont été extraits via un accéléromètre, vissé sur l'embase collée sur le palier P_1 . Les signaux ont été acquis par la suite via un collecteur multi-voies OROS-25, permettant un conditionnement correcte des signaux « filtrage anti repliement, amplification . . . ».

Les signaux ont été relevés sur des fenêtres temporelles de 400 milli-secondes, avec une fréquence d'échantillonnage de 5120 Hz, et ont été transmis par la suite à un ordinateur équipé du logiciel OROS763. Une deuxième configuration d'essais réalisée sur ce même banc peut être consultée en annexe A.1.

3.2.2 Traitement et analyse des signaux

Fonction de transfert du banc

Afin de pouvoir mesurer la fonction de transfert de notre structure, et identifier les différentes résonances pouvant affecter l'analyse, un essais préliminaire au marteau de choc a été effectué. La figure 3.31 montre le signal temporel acquis

lors de la manipulation, alors que la figure 3.32 montre son spectre, obtenu après application d'une *FFT*.

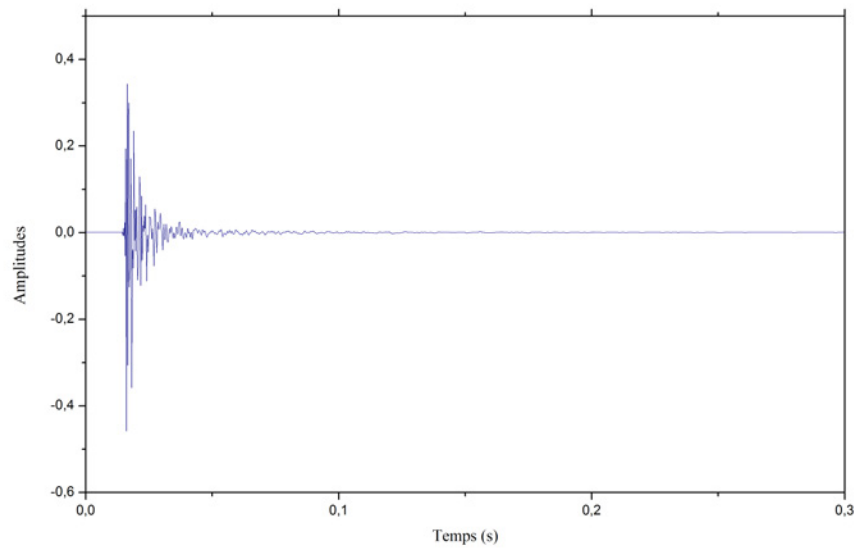


FIGURE 3.31 – *Signal temporel de l'impulsion au marteau de choc*

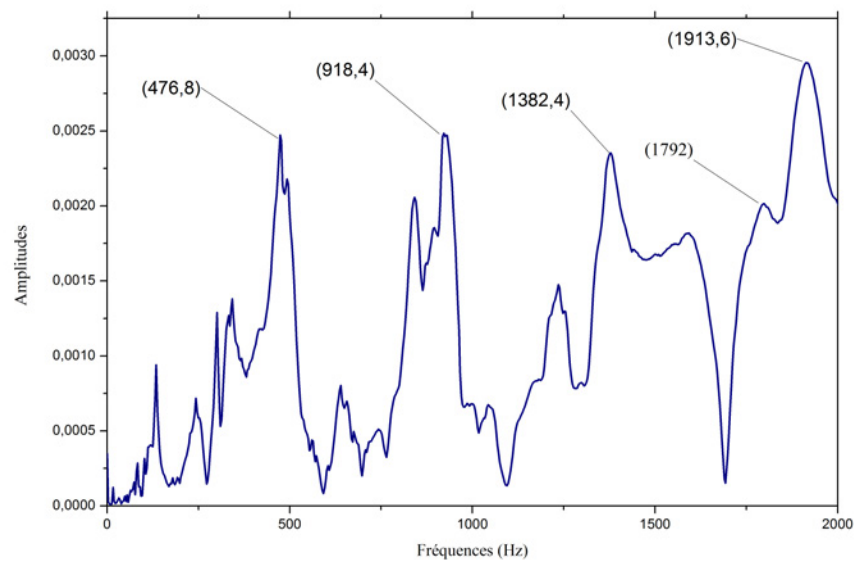


FIGURE 3.32 – *Fonction de transfert de la structure*

La figure montre la présence de plusieurs pics représentatifs de fréquences de résonances significatives. Les positions fréquentielles des principaux pics 475, 927, 1382, 1792 et 1915 Hz seront désignés dans la suite du document, respectivement RES₁, RES₂, RES₃, RES₄ et RES₅.

Condition de fonctionnement sans la présence de défauts

La figure 3.33 montre les signaux vibratoires relevés sans la présence de défaillances, avec plusieurs vitesses de rotation, où nous pouvons remarquer une croissance des amplitudes des vibrations avec l'augmentation de la vitesse de rotation, tout en gardant approximativement la même allure.

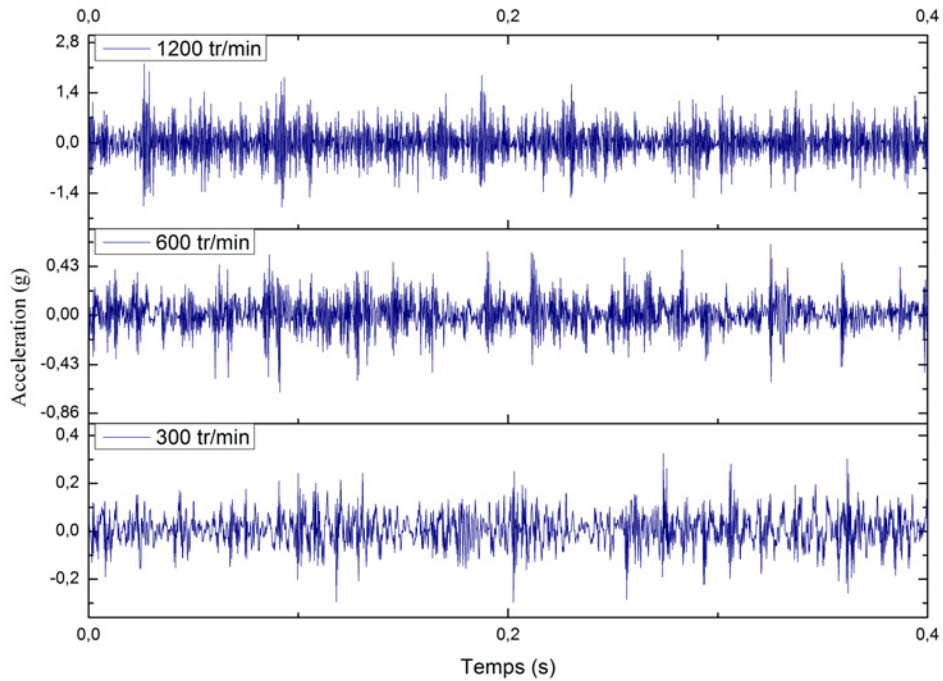


FIGURE 3.33 – Signaux vibratoires temporels, acquis sans la présence de défauts

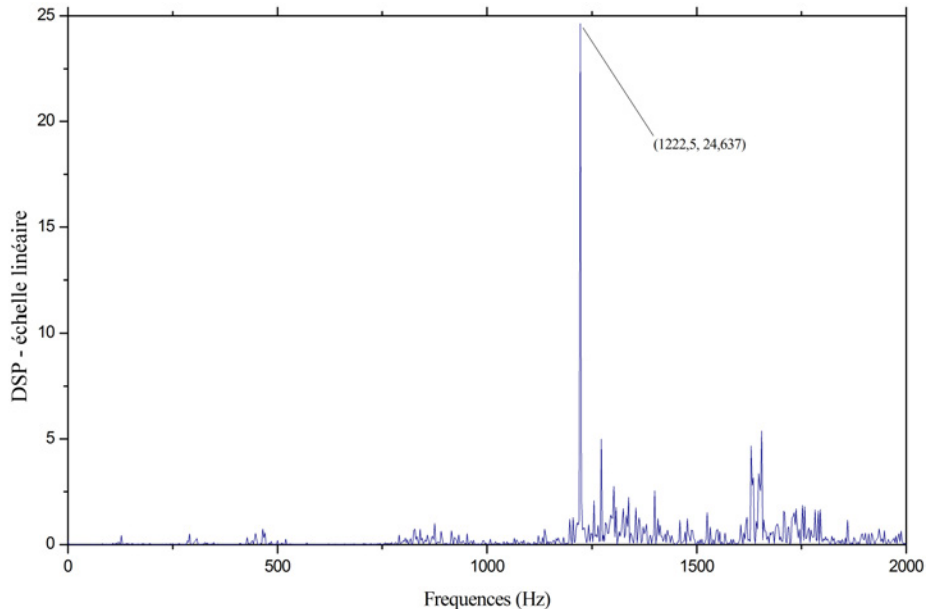


FIGURE 3.34 – Spectre de puissance extrait sans présence de défauts : vitesse de rotation 1200 tr/min

La figure 3.34 montre le spectre de puissance du signal vibratoire extrait du banc sans présence de défauts et tournant avec une vitesse de rotation de 1200 tr/min. Nous constatons des amplitudes d'accélération assez faibles en basses

fréquences, avec un pic d'amplitude significative proche de la fréquence d'engrènement théorique. Nous pouvons aussi constater des élévations d'amplitudes autour de la fréquence de résonance RES₃.

Pour une meilleure visualisation et analyse des phénomènes se manifestant dans les signaux vibratoires, les principales techniques d'analyses temps-fréquences vont être expérimentées.

En premier lieu, une Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante (*STFT*), et ce, avec deux configurations différentes : une fenêtre temporelle d'analyse d'une longueur de 100 ms (fig 3.35) et une deuxième d'une longueur de 3.125 ms (fig 3.36).

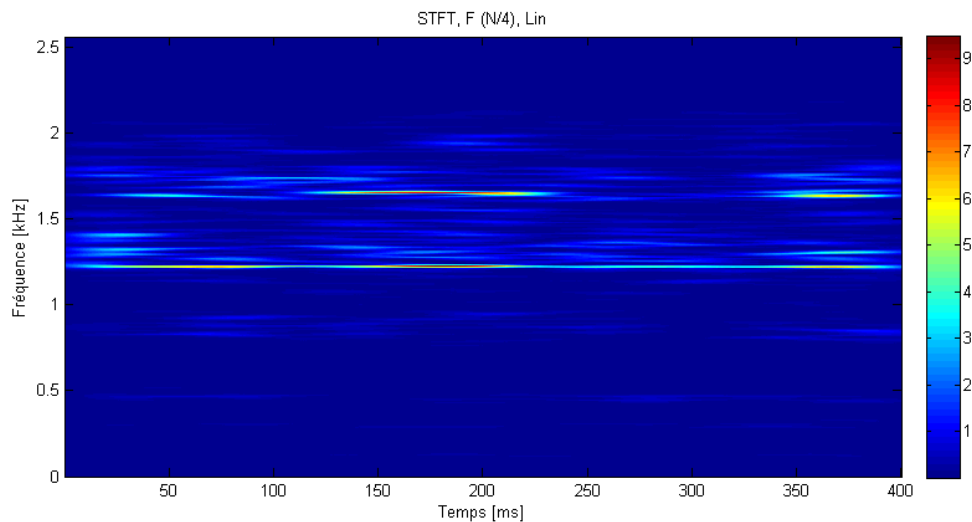


FIGURE 3.35 – Représentation temps-fréquence : (*STFT*) (100 ms) Sans la présence de défauts

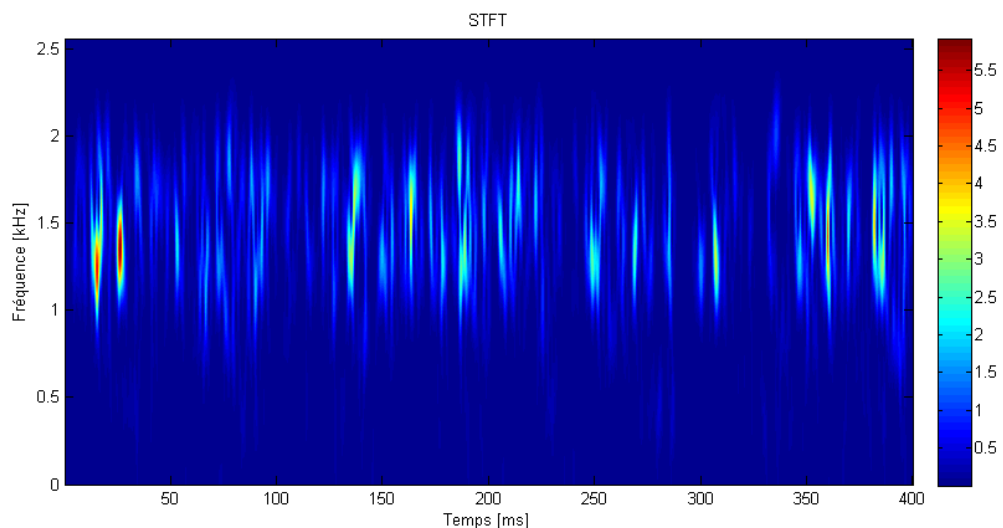


FIGURE 3.36 – Représentation temps-fréquence : (*STFT*) (3.125 ms) Sans la présence de défauts

Comme décrit précédemment dans le paragraphe 1.4.5, le choix d'une longueur de fenêtre d'analyse dans le cadre de l'application de la *STFT*, à une grande influence sur la valeur des résultats. En effet sur la figure 3.35, où une fenêtre d'analyse trop grande a été utilisée, nous avons obtenu une bonne ré-

solution fréquentielle et une bonne localisation des pics correspondants à FRE et à RES_4 , mais une très mauvaise résolution temporelle, avec une évolution quasi-statique en fonction du temps. Par opposition, sur la figure 3.36 où une courte fenêtre analysante a été utilisée, l'évolution des amplitudes de la $STFT$ en fonction du temps colle parfaitement avec l'évolution des amplitudes du signal original, au détriment d'une mauvaise résolution fréquentielle et une mauvaise localisation et estimation des différents pics d'amplitude.

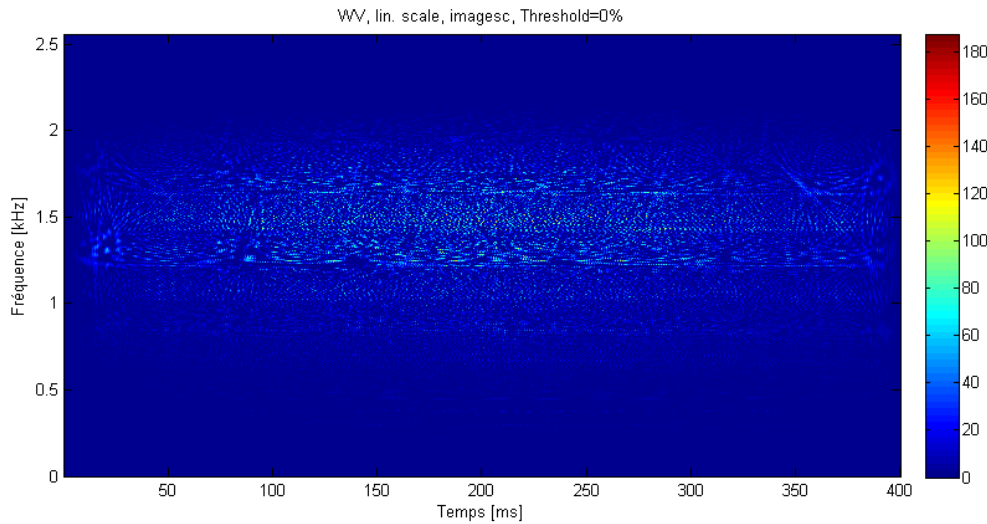


FIGURE 3.37 – Représentation temps-fréquence : (DWV) Sans la présence de défauts

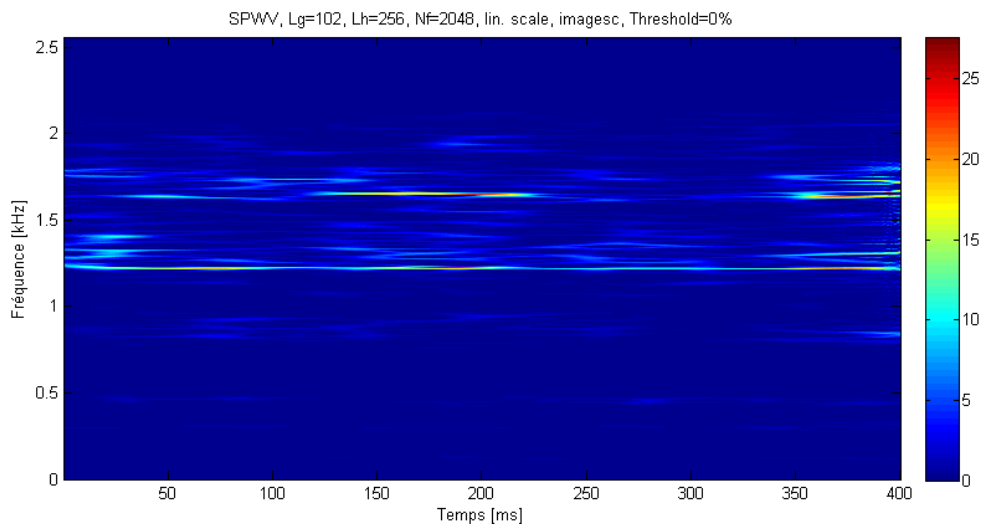


FIGURE 3.38 – Représentation temps-fréquence : (SPWV) Sans la présence de défauts

Une deuxième technique d'analyse a été expérimentée avec la Distribution de Wigner-Ville (DWV) visible sur la figure 3.37, où nous pouvons apprécier la haute résolution aussi bien temporelle que fréquentielle, et constatons la présence d'une raie marquée correspondante à la fréquence d'engrènement. Aussi nous pouvons relever la présence d'interférences entre les bandes fréquentielles 1 et 2 kHz bruitant la représentation. Sur la figure 3.38, où une Pseudo Wigner-Ville Lissée ($SPWV$) est illustrée, le phénomène d'interférence est réduit, par le biais de fenêtres de lissage, fréquentielle et temporelle indépendantes. Nous pouvons

distinguer sur cette figure deux principales raies à la fréquence d'engrènement et à la fréquence de résonance RES_4 .

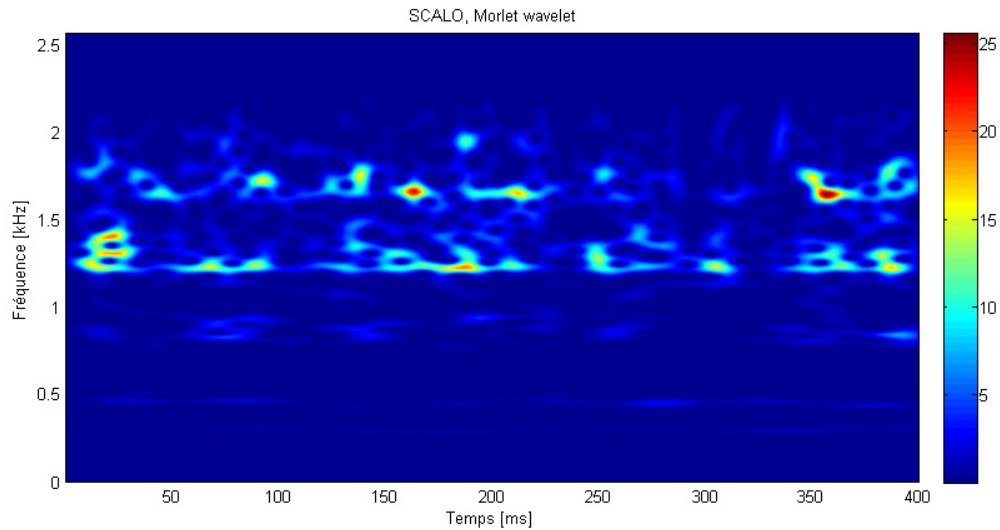


FIGURE 3.39 – Représentation temps-fréquence : (TOC) Sans la présence de défauts

Pour finir deux applications à base d'ondelettes ont été expérimentées, la première illustrée dans la figure 3.39 montre une Transformée en Ondelette Continue (TOC), avec comme base une ondelette de morlet, où nous pouvons constater qu'une bonne représentation est obtenue, avec une assez bonne localisation, aussi bien fréquentielle que temporelle, des bandes énergétiques suivantes :

- [450-500 Hz] Fréquence de résonance RES_1 .
- [750-800 Hz] Correspondant à la fréquence de rotation de l'arbre 2 (25 Hz) multipliée par le nombre de dents de la poulie (30 dents). Sur cette fréquence, qui sera désignée dans la suite du chapitre comme FRP , nous constatons une modulation d'amplitude par rapport à la rotation du deuxième arbre (25 Hz : 40 ms).
- [1200-1300 Hz] Fréquence d'engrènement (1200 Hz).
- [1700-1900 Hz] Fréquence de résonance RES_4 (1792 Hz).

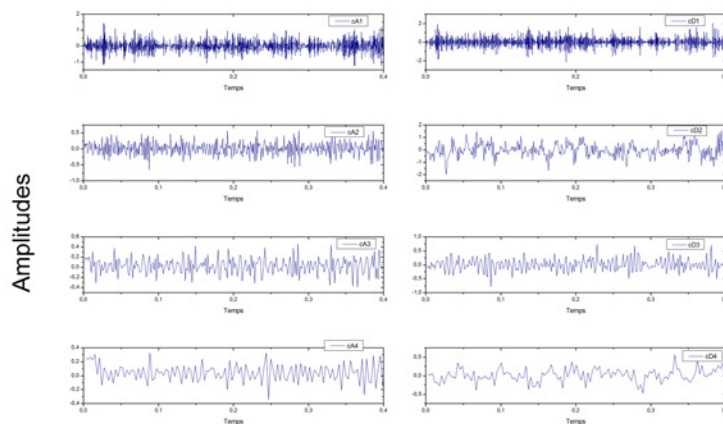


FIGURE 3.40 – Coefficients de détails et d'approximations : Sans la présence de défauts

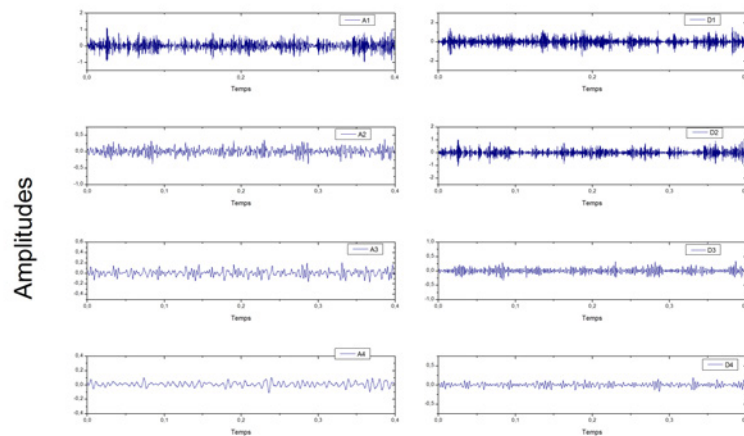


FIGURE 3.41 – Détails et approximations : Sans la présence de défauts

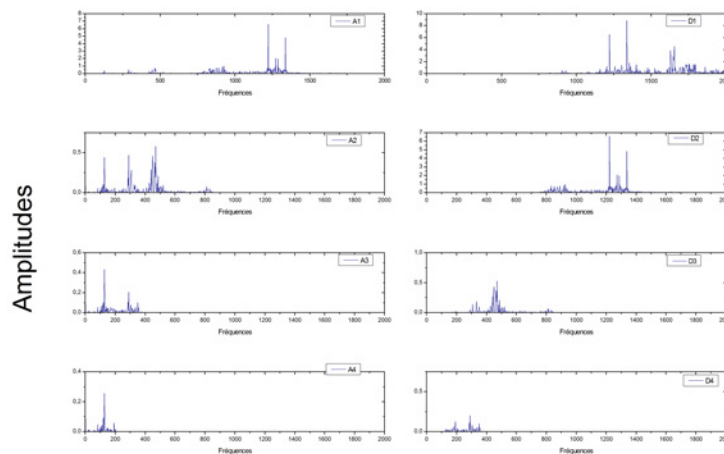


FIGURE 3.42 – Spectres des signaux de détails et d'approximations : Sans la présence de défauts

La deuxième application à base d'ondelette réalisée par le billet d'une Analyse Multi-Résolution en Ondelette (AMRO) basée sur une ondelette analysante db_5 , est illustrée sur les figures (3.40-3.42). Nous pouvons trouver la représentation des coefficients de détails et d'approximations après décomposition sur la figure 3.40, où est constaté l'effet du sous-échantillonnage subi au fur et à mesure de la décomposition. Les signaux de détails et d'approximations, obtenus après reconstruction sont montrés sur la figure 3.41, et leurs spectres respectifs sur la figure 3.42. Nous pouvons remarquer que la décomposition du signal original a permis de mieux mettre en valeur les composantes énergétiques de chaque bande fréquentielle, tel est le cas dans les exemples de la fréquence d'engrènement dans le signal de détails D_2 , et de la résonance RES_1 dans l'approximation A_2 .

Condition de fonctionnement avec la présence d'un défaut de balourd

Sur la deuxième condition de fonctionnement suivie, un défaut de balourd a été introduit avec l'ajout d'un poids additionnel sur le disque 1, installé sur l'arbre 1 du banc (figure 3.43).

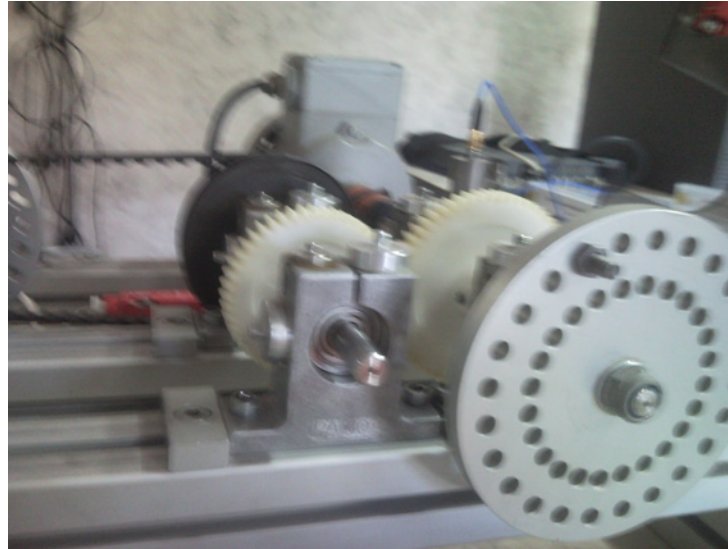


FIGURE 3.43 – Introduction du défaut de balourd

La figure 3.44 montre les signaux vibratoires relevés avec la présence d'un défaut de balourd, avec plusieurs vitesses de rotation, où nous pouvons remarquer que, de même que pour le cas précédent, les amplitudes des vibrations augmentent avec l'augmentation de la vitesse de rotation. Nous pouvons constater aussi l'apparition de modulations d'amplitudes effet du faux rond produit par l'ajout de la masse. Cet effet de modulation est plus visible sur les vitesses 600 et 1200 tr/min.

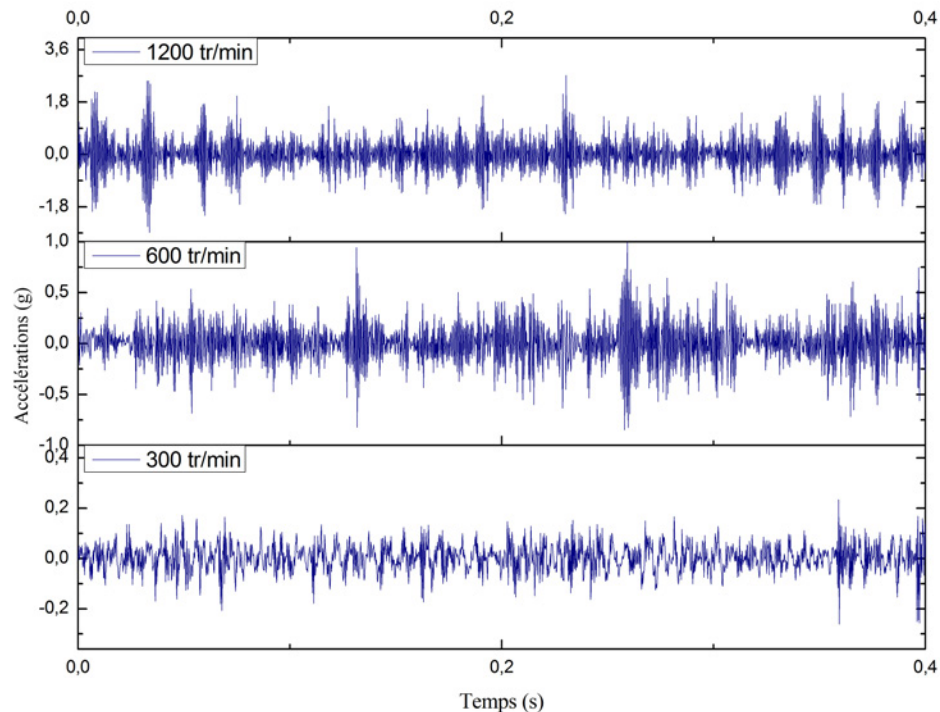


FIGURE 3.44 – Signaux vibratoires temporels, acquis avec la présence d'un défaut de balourd

La figure 3.45 montre les spectres de puissance obtenus sur le signal vibratoire extrait avec la présence du défaut de balourd. Et ce, avec une vitesse de rotation de l'arbre moteur configurée à 1200 tr/min. Mis-a-part un premier pic à la fréquence de rotation (20Hz) avec une amplitude relativement élevée, nous

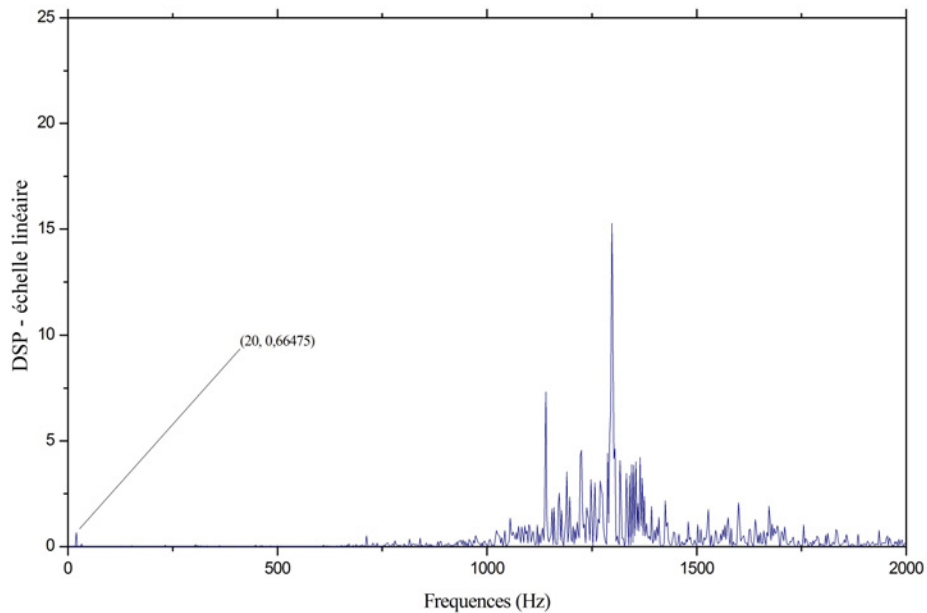


FIGURE 3.45 – Spectre de puissance extrait avec la présence d'un défaut de balourd : vitesse de rotation 1200 tr/min

constatons une énergie fréquentielle assez faible en basses fréquences. En plus haute fréquence par contre, nous constatons qu'en plus du pic d'amplitude élevé déjà présent dans le premier cas (condition de fonctionnement sans défauts) un peigne de raies spectrales s'est formé, conséquence des modulations notifiés sur les signaux temporels.

Tout comme pour le premier cas, les résultats obtenus après expérimentation de quelques-unes des principales techniques d'analyses temps-fréquences vont être présentés, pour une meilleure visualisation des phénomènes se manifestant dans les signaux vibratoires.

En premier lieu, une transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT), et ce avec les mêmes configurations que pour le cas précédent.

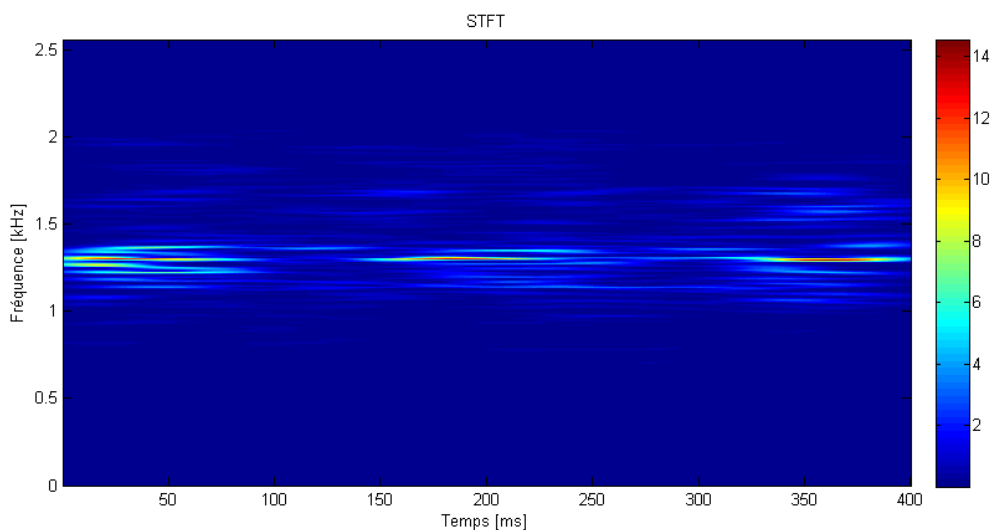


FIGURE 3.46 – Représentation temps-fréquence : (STFT) (100 ms) défaut de balourd

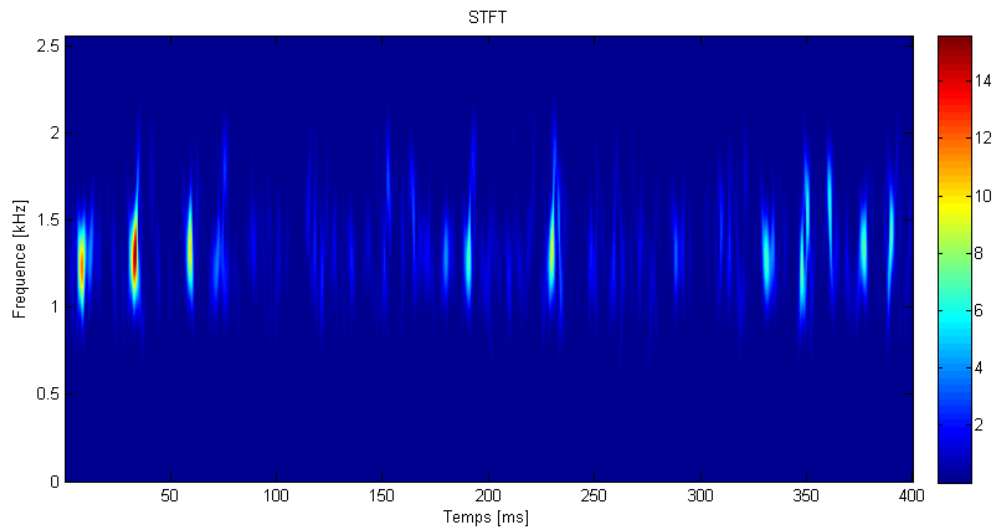


FIGURE 3.47 – Représentation temps-fréquence : (STFT) (3.125 ms) défaut de balourd

Sur la figure 3.46, nous arrivons à localiser parfaitement la fréquence d’engrènement, ainsi que le peigne de raies généré autour. L’effet de modulation peut aussi être relevé en analysant la variation d’amplitude de la fréquence d’engrènement en fonction du temps. Sur la figure 3.47, l’effet de modulation est plus marqué au détriment d’une localisation fréquentielle approximative. Sur les deux figures, le pic correspondant à la fréquence de rotation, permettant d’identifier clairement le balourd n’est pas visible, masqué par les amplitudes plus énergétiques associées à l’engrènement.

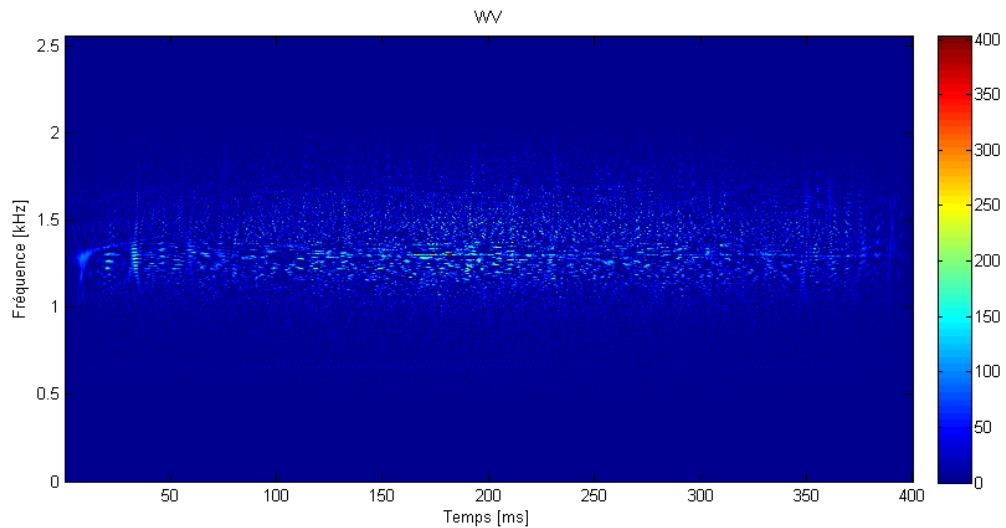


FIGURE 3.48 – Représentation temps-fréquence : (DWV) défaut de balourd

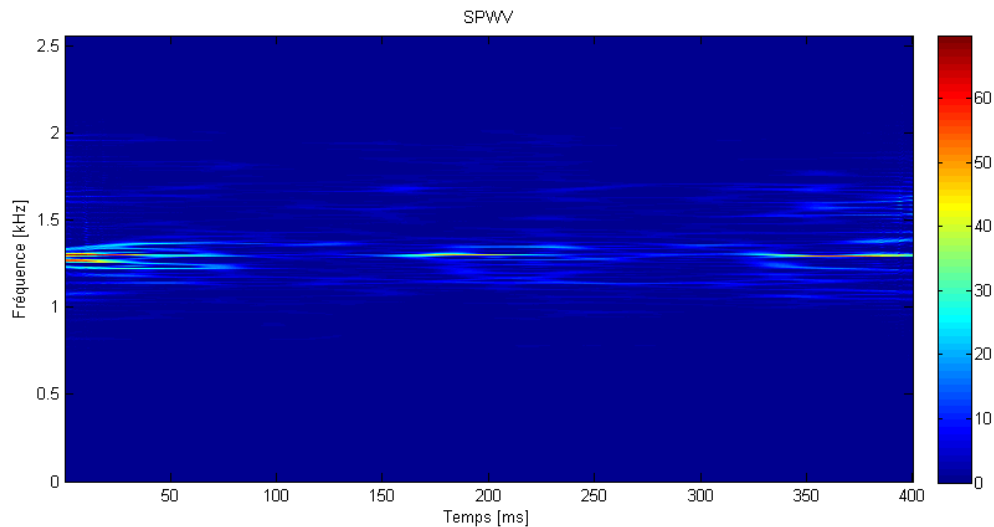


FIGURE 3.49 – Représentation temps-fréquence : (SPWV) défaut de balourd

Sur la figure 3.48, montrant une Distribution de Wigner-Ville, nous pouvons identifier une raie à la fréquence d'engrènement, moins marquée que pour le précédent cas, ceci est dû notamment à l'élévation d'énergie autour de cette dernière fréquence mais aussi à la présence d'interférences détériorant la qualité de la représentation. Sur la figure 3.49, où est montrée une représentation basée sur une Pseudo Wigner-Ville Lissée, le phénomène d'interférence est surpassé, mettant au clair la raie spectrale à la fréquence d'engrènement, mais aussi le phénomène de modulation d'amplitude. L'élévation d'énergie associée à la fréquence de rotation, n'est toujours pas remarquable sur ces deux dernières représentations.

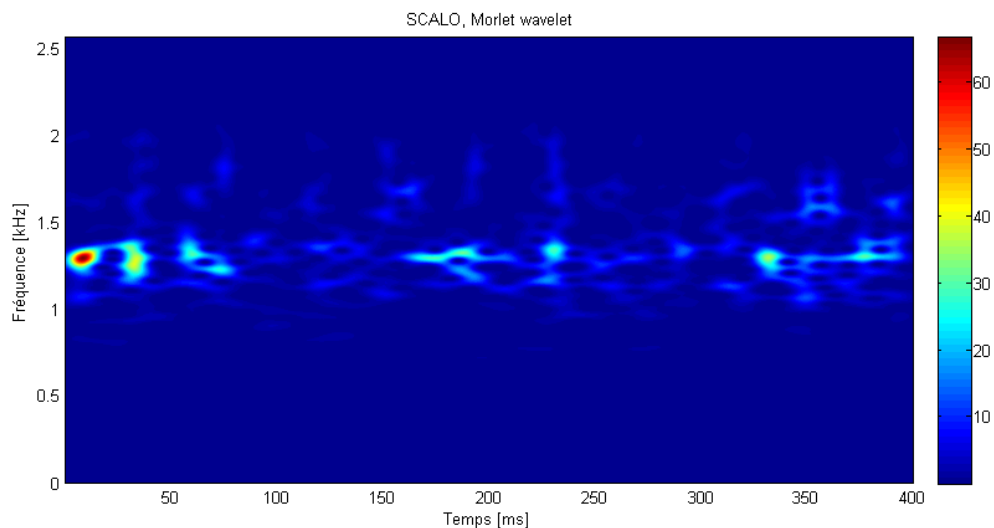


FIGURE 3.50 – Représentation temps-fréquence : (TOC) défaut de balourd

La figure 3.50 montre une Transformée en Ondelette Continue, à base d'une ondelette de Morlet. Sur cette représentation les élévations d'énergie associées à la fréquence d'engrènement, ainsi qu'au peigne de raies sont assez bien localisées. L'effet de modulation d'amplitude est aussi visible, témoignant des bonnes résolutions, fréquentielle et temporelle de la représentation. De même que pour les techniques précédentes, l'élévation d'énergie associée à la fréquence de rotation n'est pas visible, compliquant la tâche d'identification du balourd.

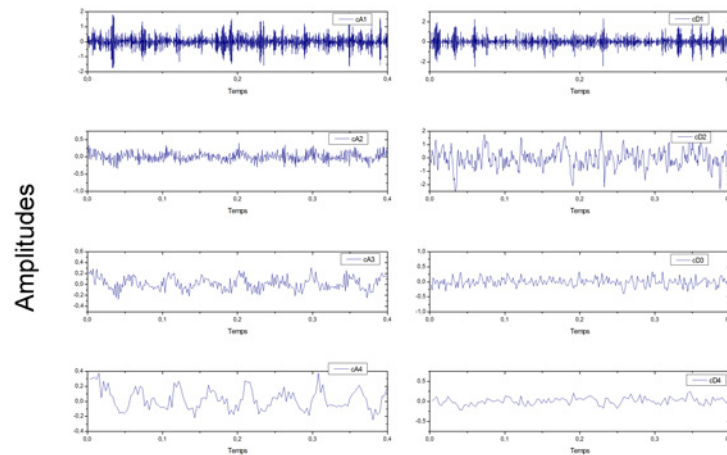


FIGURE 3.51 – Coefficients de détails et d’approximations : Sans la présence de défaut de balourd

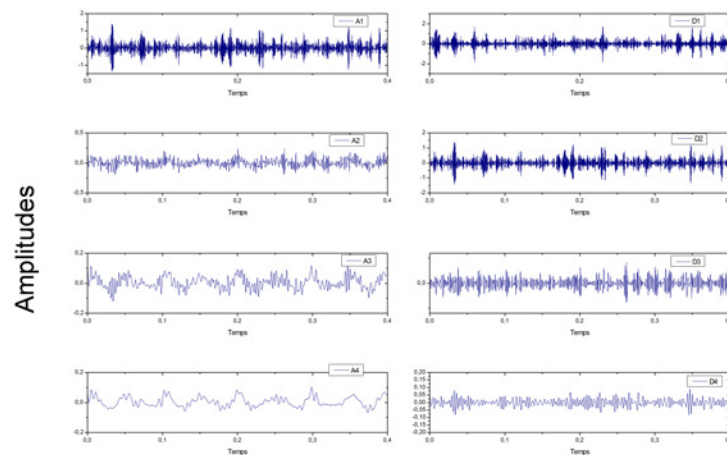


FIGURE 3.52 – Détails et approximations : en la présence de défaut de balourd

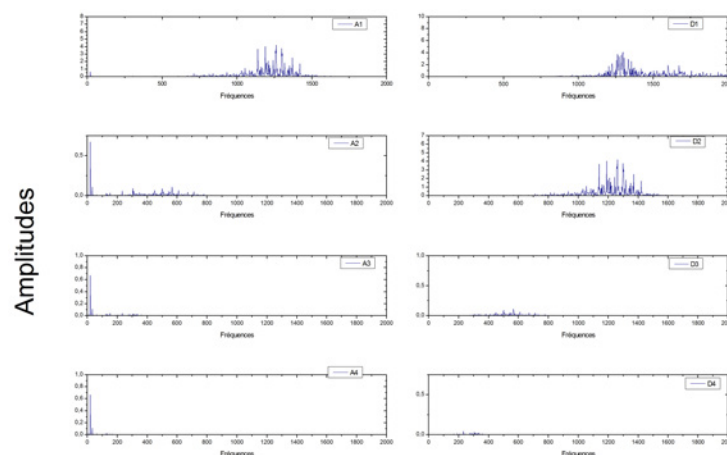


FIGURE 3.53 – Spectres des signaux de détails et d’approximations : Sans la présence de défaut de balourd

Une dernière expérimentation pour ce cas a été effectuée sur la base d’une Analyse Multi-Résolution en Ondelette. Avec la représentation des coefficients de détails et d’approximations obtenus après décomposition, sur la figure 3.51 ; les signaux de détails et d’approximations, obtenus après reconstruction, sur la figure 3.52 ; et les spectres respectifs de ces derniers, sur la figure 3.53. L’effet

de modulation d'amplitudes est mis au clair, avec les signaux d'approximation A_3 et A_4 , et de façon plus marquée sur leurs coefficients cA_3 et cA_4 . A l'inverse des représentations temps-fréquence précédemment montrées, l'élévation d'amplitude du pic correspondant à la fréquence de rotation est mise en valeur, et est montrée de façon significative sur les spectre des signaux d'approximation A_2 , A_3 , et A_4 .

Condition de fonctionnement avec la présence d'un défaut d'engrènement

Sur la troisième condition de fonctionnement étudiée, un défaut d'engrenage a été simulé par un remplissage entre deux dents de la roue 2, montée sur l'arbre 2.

La figure 3.54 montre les signaux vibratoires relevés, avec différentes vitesses de rotation, où nous pouvons constater que l'augmentation des amplitudes avec l'augmentation de la vitesse de rotation est plus remarquable. De même que le phénomène de modulation d'amplitudes, plus marqué que pour le cas du balourd.

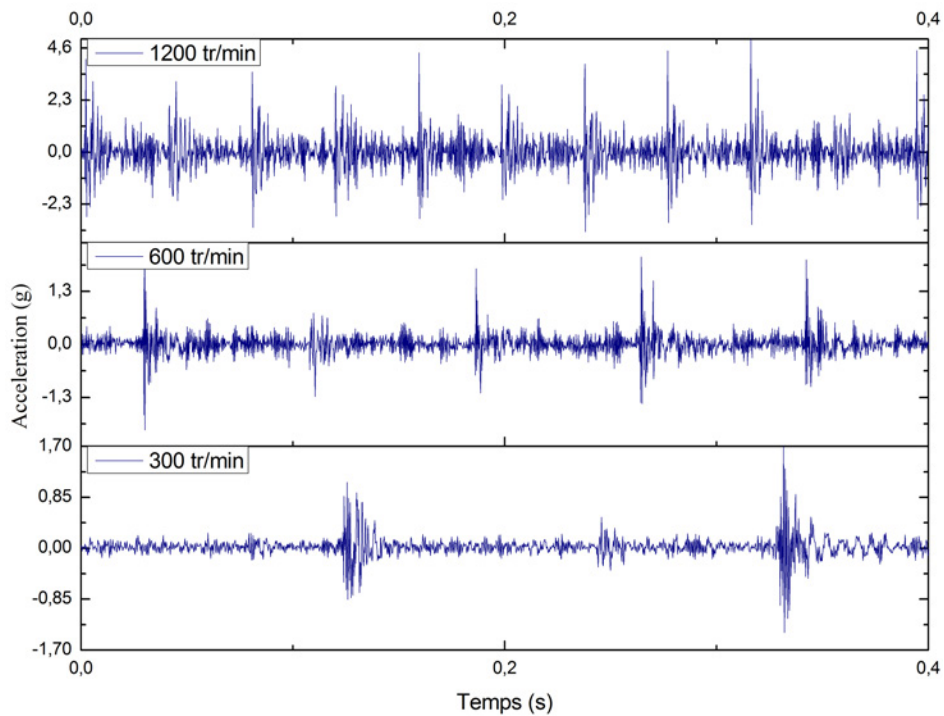


FIGURE 3.54 – Signaux vibratoires temporels, acquis avec la présence d'un défaut d'engrènement

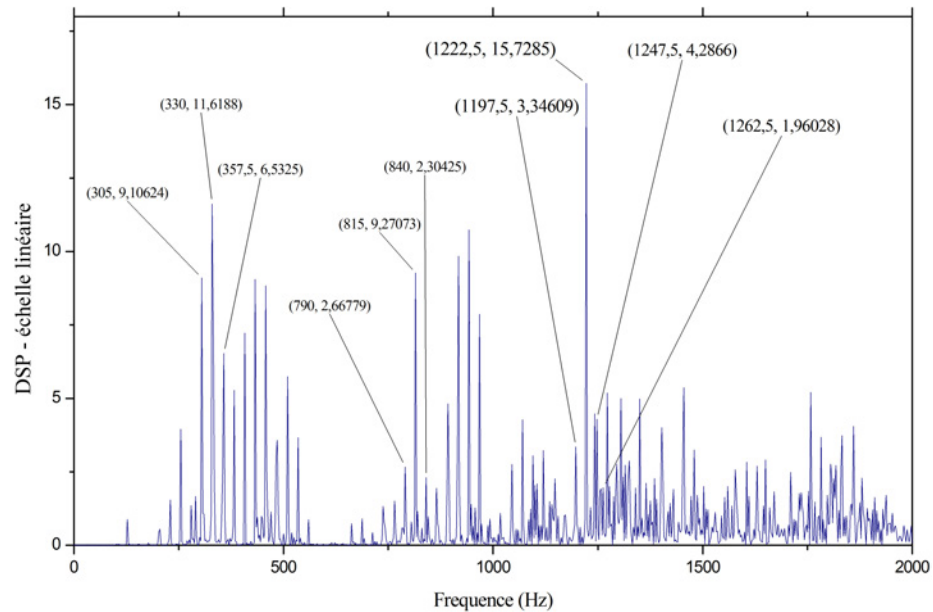


FIGURE 3.55 – Spectre de puissance extrait avec la présence d'un défaut d'engrènement : vitesse de rotation 1200 tr/min

La figure 3.55 montre le spectre de puissance du signal vibratoire extrait avec la présence du défaut d'engrènement, et ce, avec une vitesse de rotation de l'arbre moteur fixée à 1200 tr/min. Sur ce spectre, nous pouvons relever l'apparition d'un peigne de raies à partir des 200 Hz, s'étendant jusqu'à la fin de la bande fréquentielle analysée, effet d'une modulation avec une fréquence de 25 Hz. Cette dernière fréquence correspond à la fréquence de rotation du deuxième arbre sur lequel est montée la roue défectueuse.

Nous allons maintenant procéder à l'application des techniques de représentation temps-fréquence avec le même ordre que pour les deux premiers cas.

Les figures (3.56,3.57), montrent les représentations obtenues après application sur ce dernier signal, d'une transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT), avec les mêmes configurations que pour les cas précédents.

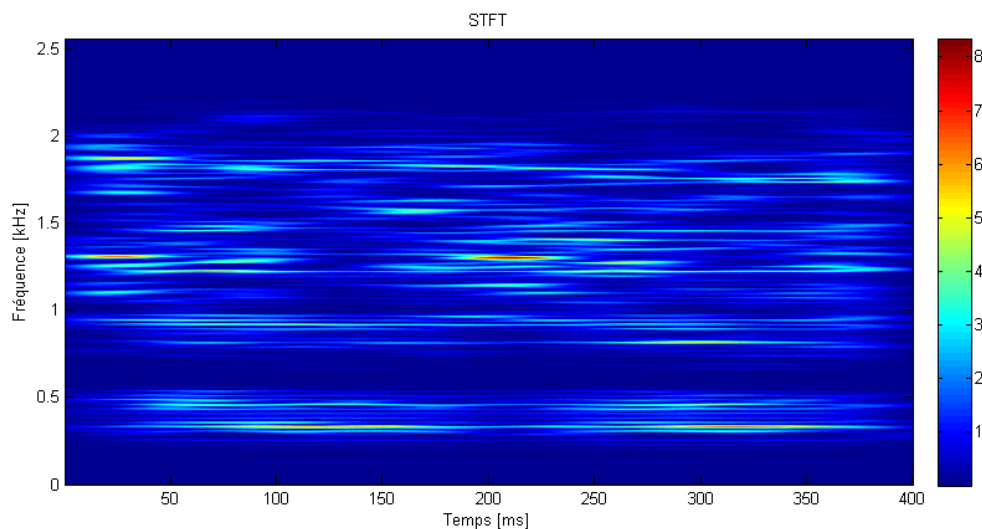


FIGURE 3.56 – Représentation temps-fréquence : (STFT) (100 ms) défaut d'engrènement

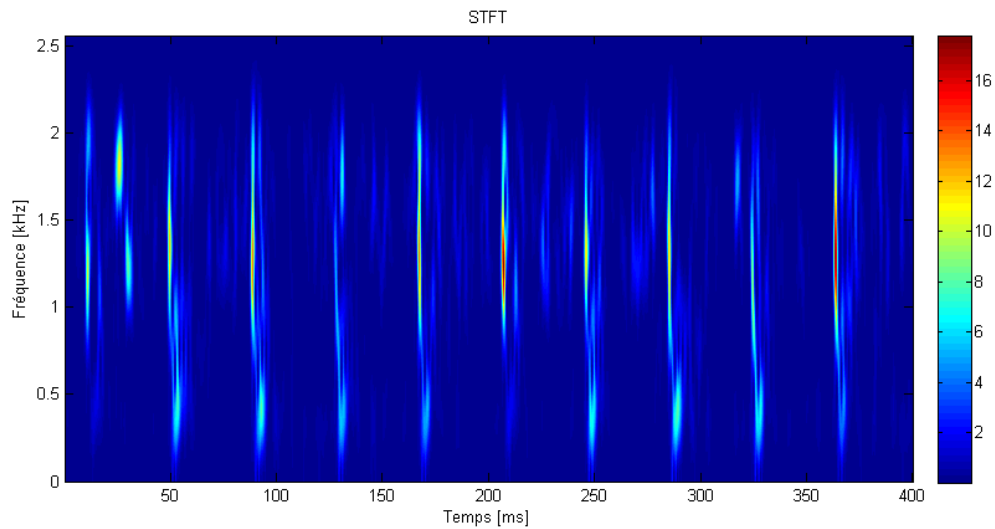


FIGURE 3.57 – Représentation temps-fréquence : (STFT) (3.125 ms) défaut d'engrènement

L'effet de la mauvaise résolution temporelle, produit une représentation assez bruitée sur la figure 3.56, où même la localisation fréquentielle des pics importants devient approximative, compliquant la tâche d'analyse. Sur la figure 3.57, bien que la localisation précise des pics importants, reste incertaine ; nous arrivons à distinguer l'effet d'une modulation d'amplitude avec une période de 40 ms correspondante à la période de rotation de l'arbre 2.

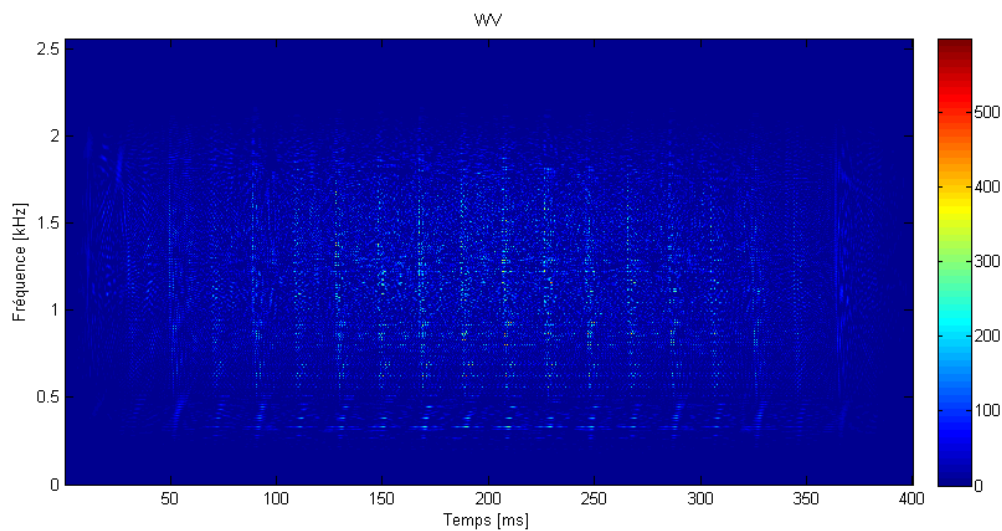


FIGURE 3.58 – Représentation temps-fréquence : (DWV) défaut d'engrènement

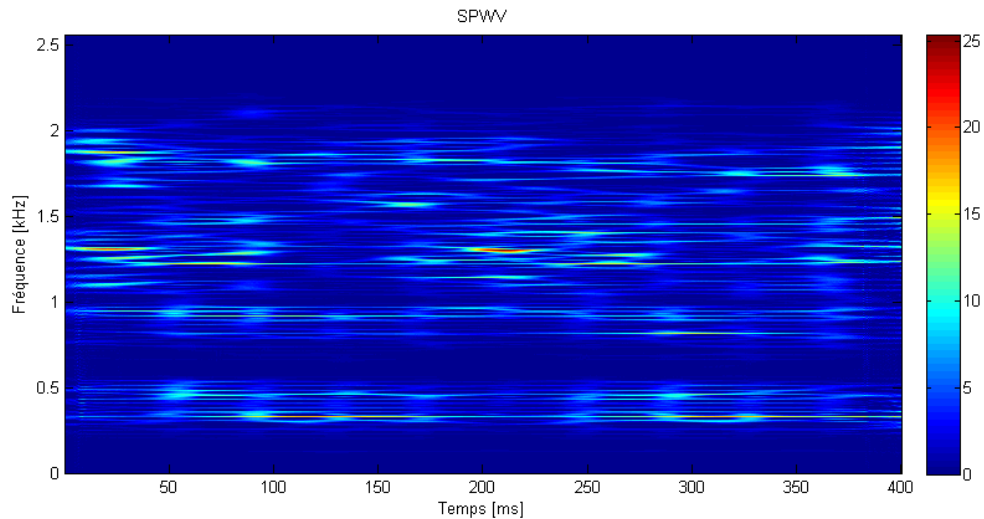


FIGURE 3.59 – Représentation temps-fréquence : (SPWV) défaut d'engrènement

Sur la figure 3.58, montrant une Distribution de Wigner-Ville, nous pouvons constater une élévation d'énergie sur la bande fréquentielle avec une très mauvaise localisation des pics d'amplitudes. De plus, les interférences associées à la représentation peuvent induire en erreur l'analyse en modifiant la période de répétition des modulations d'amplitude. Le lissage produit par l'application de la (SPWV), bien que détériorant les résolutions, permet d'identifier les principaux pics d'amplitude, et met en évidence les modulations d'amplitude à la période de 40 ms.

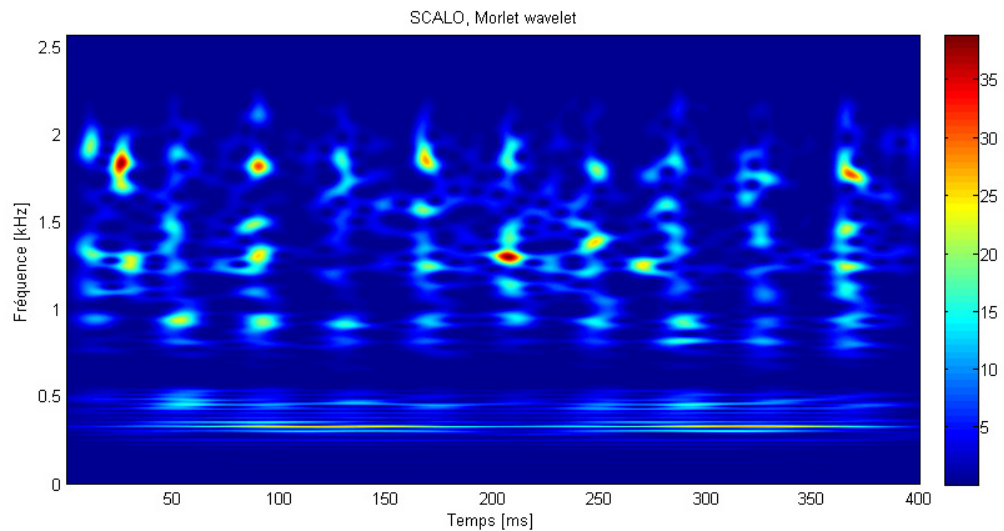


FIGURE 3.60 – Représentation temps-fréquence : (TOC) défaut d'engrènement

Sur la figure 3.60, est montrée une Transformée en Ondelette Continue du signal. Sur cette représentation, les modulations d'amplitude sont plus visibles en haute fréquence grâce à la bonne résolution temporelle, et de façon moins marquée en basses fréquences. Les pics d'amplitudes sont aussi assez bien localisés témoignant d'une résolution fréquentielle suffisante.

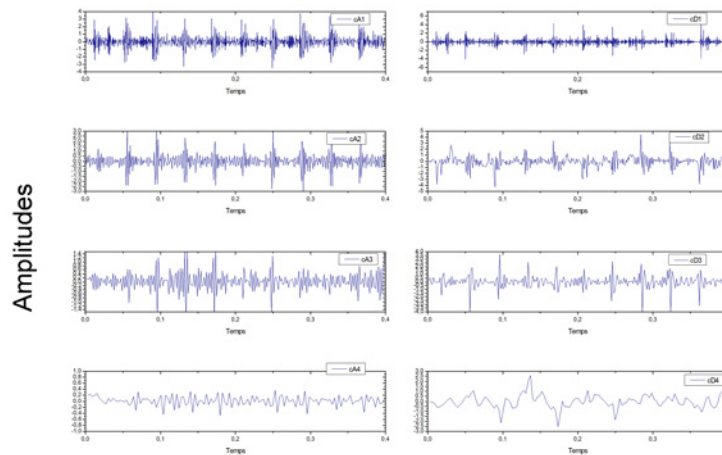


FIGURE 3.61 – Coefficients de détails et d'approximations : Sans la présence de défaut d'engrènement

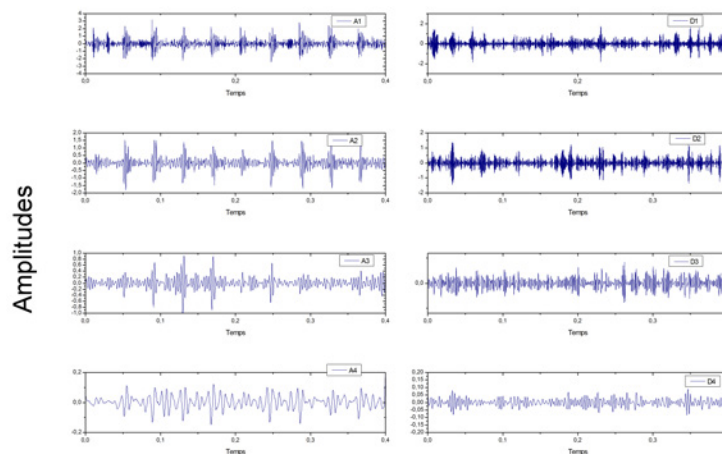


FIGURE 3.62 – Détails et approximations : en la présence de défaut d'engrènement

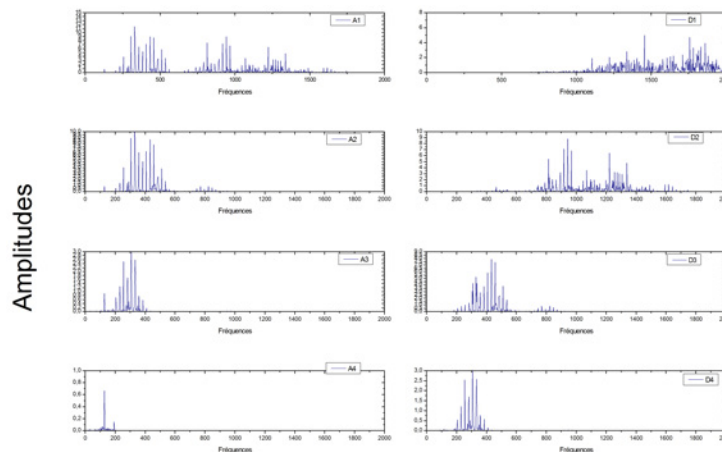


FIGURE 3.63 – Spectres des signaux de détails et d'approximations : Sans la présence de défaut d'engrènement

Maintenant, après application d'une AMRO, nous avons obtenu la représentation des coefficients de détails et d'approximations après décomposition, sur la figure 3.61; les signaux de détails et d'approximations, après reconstruction, sur la figure 3.62; et les spectres des signaux de détails et d'approximations sur

la figure 3.63. L'effet de modulation d'amplitude est plus marquée sur les approximations A1 et A2 et tend à disparaître sur les niveaux plus élevés. Nous pouvons aussi relever, que la modulation de fréquence est mise en évidence sur les détails D3, et D4.

Condition de fonctionnement avec la présence d'un défaut localisée sur la courroie

Sur la quatrième condition de fonctionnement étudiée, un défaut de courroie est matérialisé par l'arrachage de six dents, comme montré sur la figure 3.64.



FIGURE 3.64 – Défaut sur la denture de la courroie

De même que pour les cas précédents, les signaux vibratoires relevés, avec différentes vitesses de rotation sont montrés sur la figure 3.65.

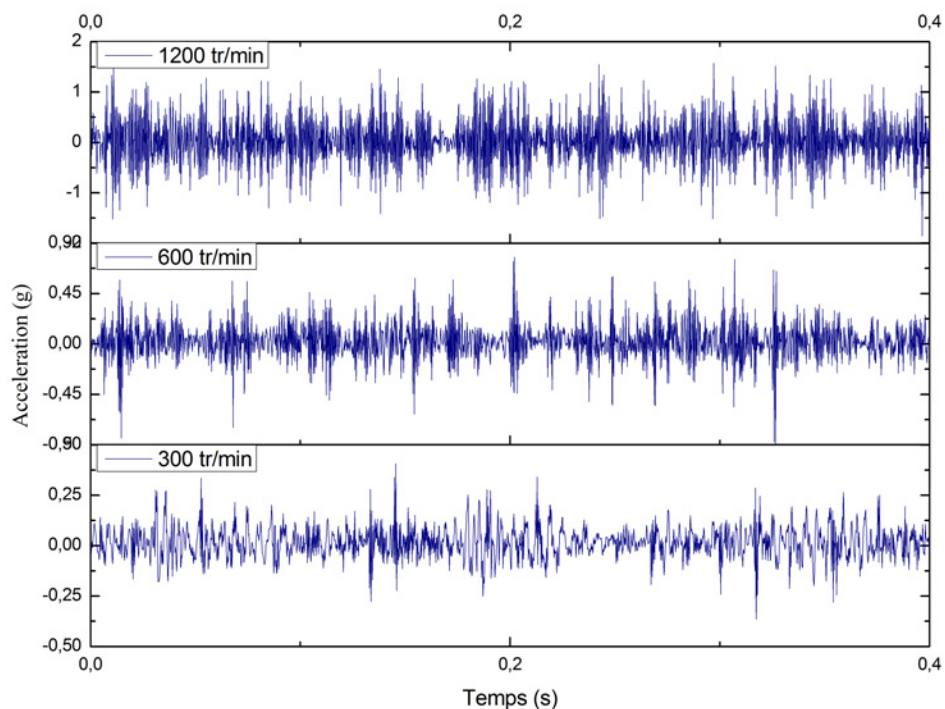


FIGURE 3.65 – Signaux vibratoires temporels, acquis avec la présence d'un défaut sur la courroie

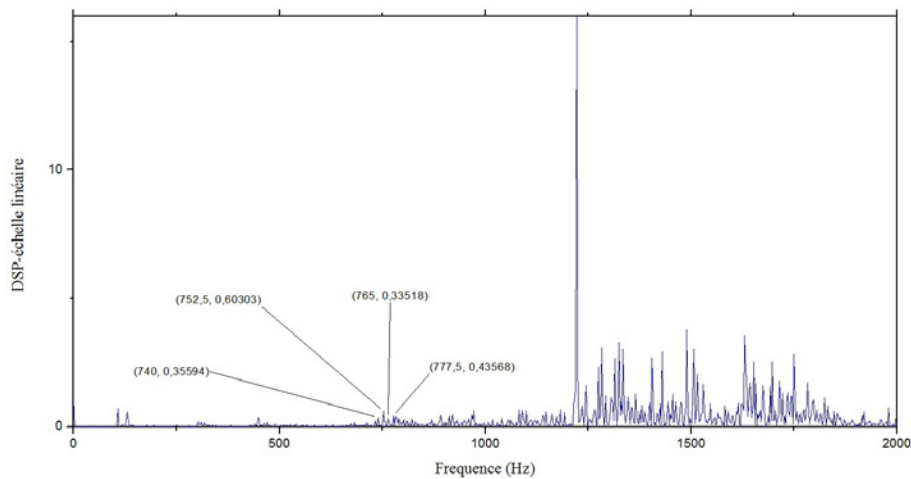


FIGURE 3.66 – Spectre de puissance extrait avec la présence d'un défaut sur la courroie : vitesse de rotation 1200 tr/min

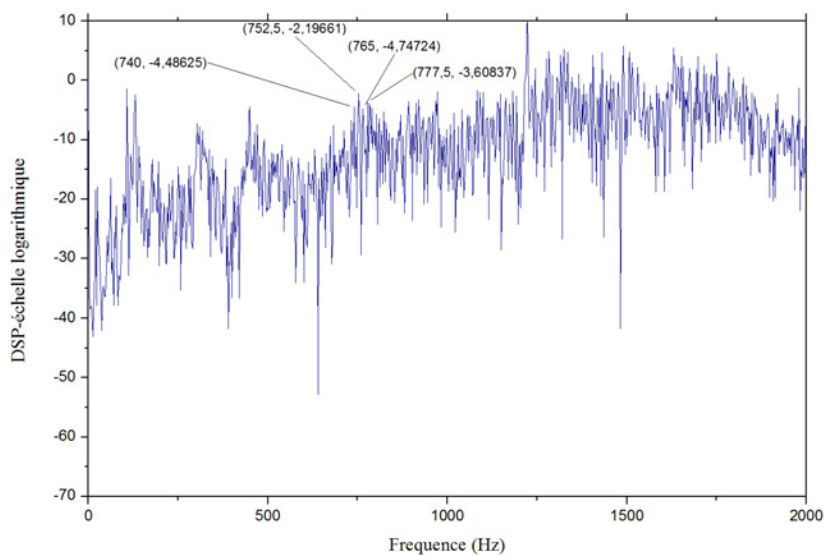


FIGURE 3.67 – Spectre de puissance extrait avec la présence d'un défaut sur la courroie (échelle logarithmique) : vitesse de rotation 1200 tr/min

La figure 3.66 montre le spectre de puissance du signal vibratoire extrait après arrachage des dents de la courroie, avec une vitesse de rotation de l'arbre moteur fixée à 1200 tr/min, où nous pouvons déjà remarquer l'amplitude élevée du pic correspondant à la fréquence d'engrènement, et les élévations d'énergie autour des fréquences RES_3 et RES_4 . De même nous pouvons aussi relever, et ceci de manière plus marquée sur le spectre en échelle logarithmique montrés sur la figure 3.67, l'apparition d'un pic à 752 Hz correspondant à la fréquence FRP , avec une modulation fréquentielle variant entre 10 et 15 Hz, qui semble coïncider avec la fréquence de rotation de la courroie (11,6 Hz) calculée par les formules 1.13 et 1.14.

Comme pour les cas précédents, l'application des techniques de représentation temps-fréquences va être présentée, en commençant par l'application de la trans-

formée de Fourier à fenêtre glissante (STFT), en respectant les configurations expérimentées lors des cas précédents.

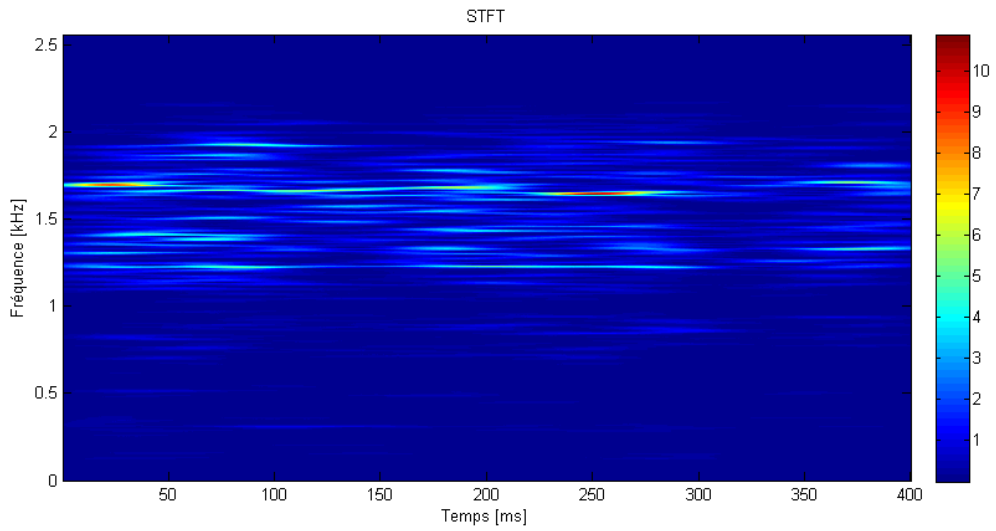


FIGURE 3.68 – Représentation temps-fréquence : (STFT) (100 ms) défaut sur la courroie

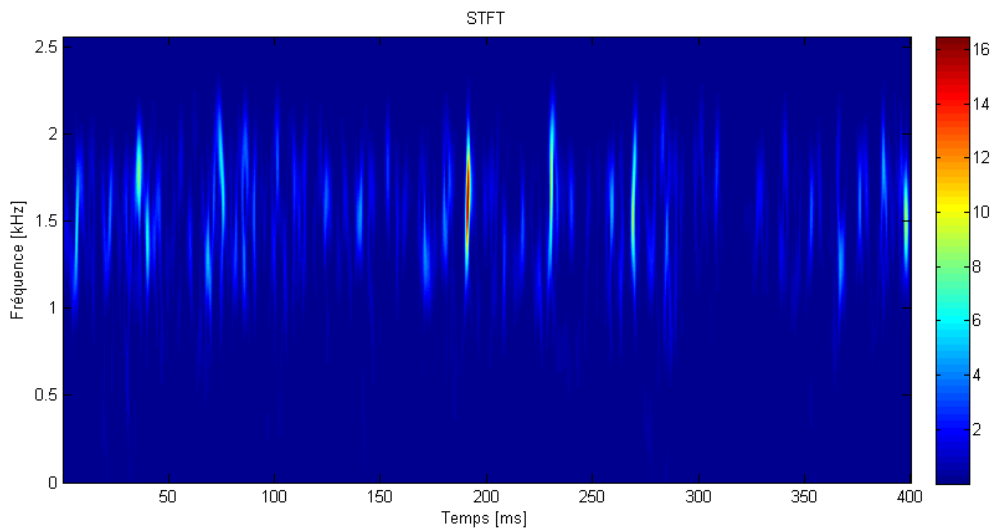


FIGURE 3.69 – Représentation temps-fréquence : (STFT) (3.125 ms) défaut sur la courroie

Sur la figure 3.68, on peut relever une élévation d'énergie dans la bande comprise entre [1- 2kHz], due à la présence de nombreuses composantes dominantes FRE , RES_3 et RES_4 . Néanmoins, mis-à-part RES_4 , les fréquences citées sont difficilement localisables. On peut aussi constater des élévations d'énergie, par intermittence, autour de la fréquence FRP . Pour la figure 3.69, et de même que sur la figure 3.68, des élévations d'énergie sont relevées dans la bande fréquentielle [1-2kHz], sauf qu'aucune des fréquences dominantes n'est localisée.

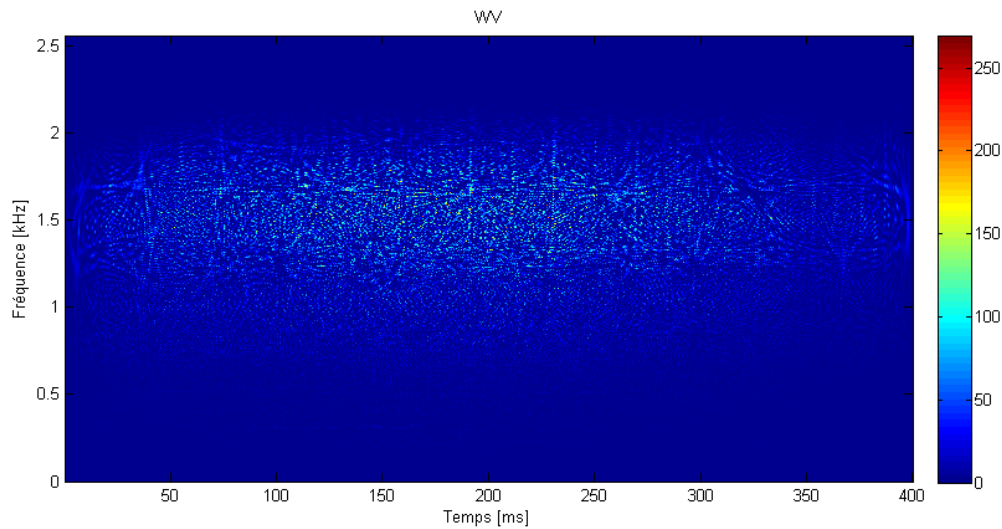


FIGURE 3.70 – Représentation temps-fréquence : (DWV) défaut sur la courroie

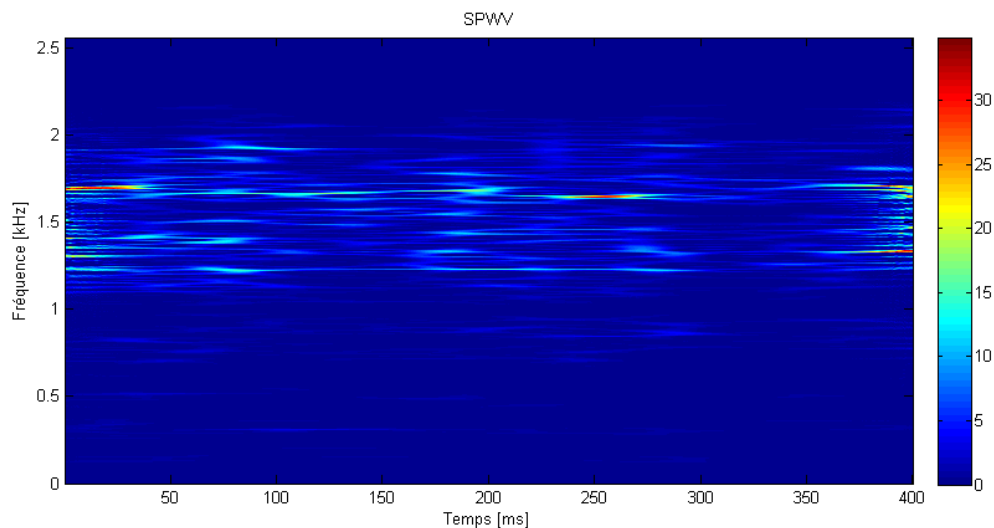


FIGURE 3.71 – Représentation temps-fréquence : (SPWV) défaut sur la courroie

Sur la figure 3.70, où une Distribution de Wigner-Ville est représentée, on peut relever une élévation d'énergie sur la bande fréquentielle [750-2000 Hz] bien qu'aucune composante particulière ne peut être distinguée. Sur la figure 3.71, où est montrée une application de la (SPWV), on arrive à bien localiser la composante correspondante à la fréquence RES_4 et un peu moins bien celles correspondantes à RES_3 et FRE . Des élévations d'énergie autour de FRP peuvent aussi être relevées.

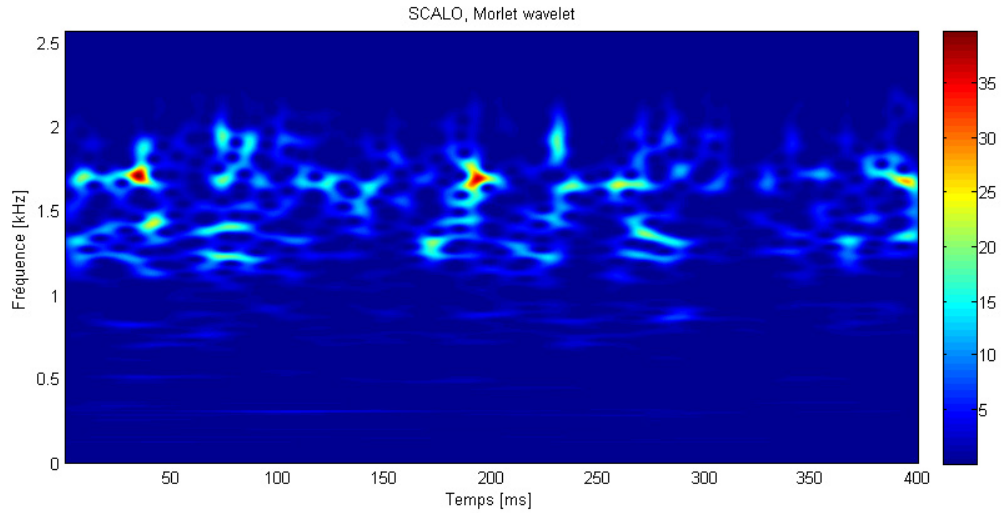


FIGURE 3.72 – Représentation temps-fréquence : (TOC) défaut sur la courroie

La représentation basée sur la Transformée en Ondelette Continue du signal est montrée sur la figure 3.72. De même que pour les représentations précédentes, l'élévation d'énergie sur la bande fréquentielle [1 - 2 kHz] est relevée. Une assez bonne localisation des composantes dominantes peut être notifiée par intermittence, de même que pour l'élévation d'énergie autour de *FRP*.

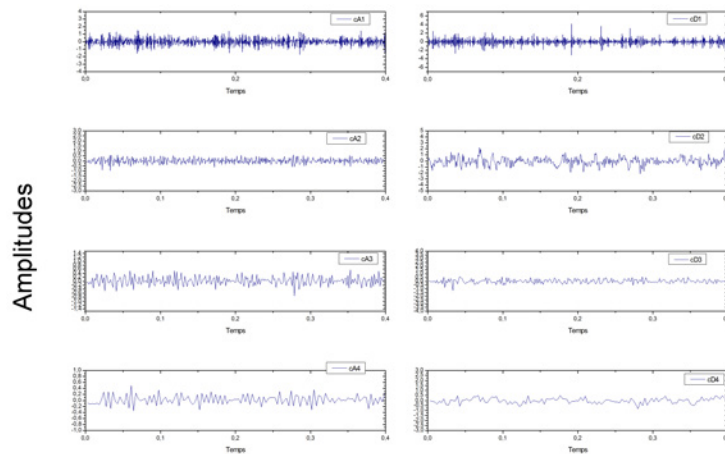


FIGURE 3.73 – Coefficients de détails et d'approximations : Sans la présence d'un défaut sur la denture de la courroie

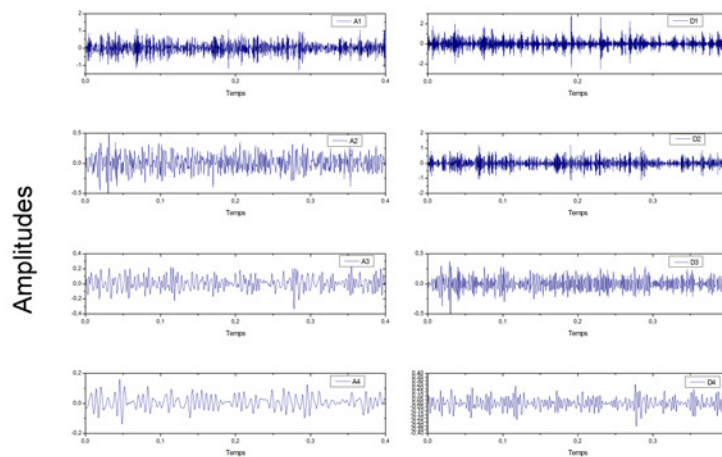


FIGURE 3.74 – Détails et approximations : en la présence d'un défaut sur la denture de la courroie

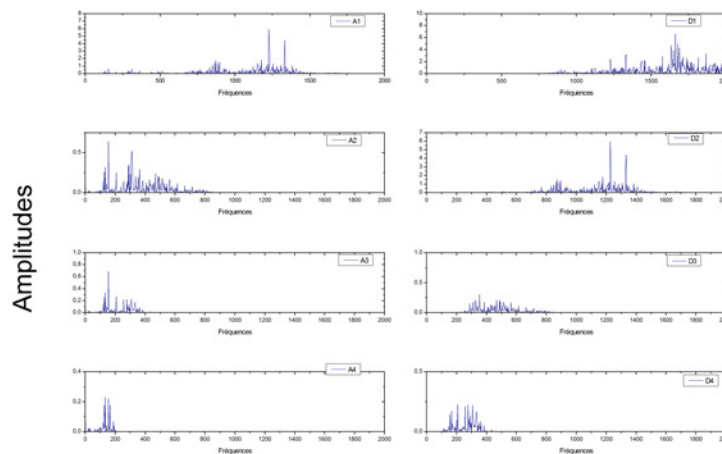


FIGURE 3.75 – Spectres des signaux de détails et d'approximations : Sans la présence d'un défaut sur la denture de la courroie

Pour finir, et suite à l'application d'une AMRO, les figures (3.73- 3.75) ont été obtenues montrant respectivement : La représentation des coefficients de détails et d'approximations après décomposition ; les signaux de détails et d'approximations, après reconstruction ; et les spectres des signaux de détails et d'approximations. La décomposition et reconstruction des signaux a permis de mettre en valeur l'élévation d'énergie autour de la fréquence FRP , sur les spectres des signaux reconstruits A1 et D2. On peut remarquer aussi, en analysant le détail D2 une modulation d'amplitude de période variant entre [90 -100 ms], correspondant à la période de rotation de la courroie.

3.2.3 Extraction de l'information

L'exploitation des signaux vibratoires et des techniques d'analyse, dans le cadre de l'automatisation du processus de diagnostic, passe par l'extraction de l'information, sous forme d'indicateurs, utiles à la séparation des états de fonctionnement rencontrés.

Les signaux vibratoires bruts et leurs images fréquentielles, peuvent donner une vue globale sur le comportement vibratoire des machines et sur leurs états de fonctionnement. Plusieurs indicateurs peuvent être extraits de ces signaux résulant l'information qu'ils contiennent.

Les représentations temps-fréquence montrées précédemment permettent une bonne compréhension et analyse des phénomènes vibratoires, mais l'information qu'ils délivrent reste assez complexe et d'une dimensionnalité immense, non compatible avec les procédures de classification, et nécessitant un traitement lourd pour son exploitation dans ce cadre.

La décomposition des signaux originaux dans des bandes fréquentielles obtenue par application de l'AMRO, est une approche intéressante permettant de mettre en valeurs les phénomènes caractérisant chaque bande. A partir de chaque signal obtenu, les mêmes indicateurs extraits des signaux originaux peuvent être relevés.

Dans la présente procédure, l'information extraite des signaux originaux, des signaux obtenus par application de l'AMRO sur quatre niveaux, et de leurs spectres fréquentiels, a été exploitée. Les méthodes temps-fréquentiels n'ont pas été retenus dans la construction du vecteur d'entrée, car dans l'optique de la réalisation d'un outil de diagnostic automatique, les méthodes retenues doivent répondre à des contraintes de simplicité de mise en oeuvre et d'exploitations des résultats.

A partir des signaux originaux, des coefficients de détails et d'approximations obtenus par décomposition, et des signaux de détails et d'approximations reconstruits, les indicateurs suivants ont été extraits : le kurtosis (*Kurt*), le RMS, le facteur crête (*CF*), le facteur forme ou Shape Factor (*SF*), le Skewness (*Skew*), et la variance (*Var*).

A partir des spectres des signaux originaux et des signaux d'approximation et de détails, ont été extraits : La valeur du plus grand pic d'amplitude, la fréquence du plus grand pic d'amplitude, la fréquence du deuxième plus grand pic d'amplitude, la valeur moyenne des quatre plus grands pics d'amplitude, la distance fréquentielle entre les deux plus grands pic d'amplitude, la distance fréquentielle moyenne entre les quatre plus grands pics d'amplitude et le RMS du spectre.

Ce qui constitue un nombre de 102 indicateurs extraits à partir des signaux temporels, et un nombre de 63 indicateurs à partir des spectres fréquentiels.

Sur cette application 35 signaux ont été extraits dans chacune des quatre conditions de fonctionnement, et avec les trois vitesses de rotation, composant une base de 420 signaux, où à partir de chaque signal 165 indicateurs ont été extraits pour constituer l'ensemble d'indicateurs initiaux (*EII*).

3.2.4 Transformation de l'information

En plus des indicateurs initiaux (*EII*), deux techniques de transformation d'indicateurs, à savoir l'Analyse en Composantes Principales (*ACP*) ; et l'Analyse en Composantes Indépendantes (*ACI*), (toutes deux décrites dans le § 2.4), ont été utilisées pour la génération de nouveaux sous-ensembles d'indicateurs.

Trente-trois nouveaux indicateurs « composantes principales », conservant un pourcentage d'inertie de 95%, ont été générés par la technique *ACP*, et ont été regroupés dans l'ensemble (*EGP*). Le même nombre d'indicateurs a été généré par la technique *ACI*, ces indicateurs ou composantes indépendantes ont été regroupé dans l'ensemble (*EGI*).

Une mixture composée des indicateurs des ensembles (*EII*), (*EGP*) et (*EGI*) a été ensuite formée et sera désignée par (*EMIIP*).

3.2.5 Sélection de l'information

Pour la sélection de l'information, l'approche proposée dans la première partie de ce chapitre, combinant ordonnancement par filtres de sélection et mesures de performances de classification, a été reconduite, et sera désignée par (APFS "Filtre"). Au regard des dimensions importantes des bases de données, les critères d'arrêts précédemment fixés ont été mis à jour et ne seront désormais plus valide qu'au-delà du parcours de 50 % des possibilités, ceci dans le but de minimiser le risque de tomber dans les optimaux locaux.

Une autre approche a été expérimentée, basée sur les algorithmes génétiques, décrits dans le paragraphe 2.3.4, et sera désignée par (AG "classifieur"). Dans cette dernière, une taille de population de 50 individus a été fixée, avec un nombre variable, d'indicateurs dans chaque chromosome. La sélection par rang a été aussi utilisée conservant les 25 meilleurs indicateurs à chaque itération. Pour le croisement, la technique à un point de croisement variable, a été choisie, alors que le pourcentage de mutation a été fixé à 1%.

Deux critères d'arrêt ont été définis : un total de 100 itérations exécutées ou une population composée à 50% du même individu.

En appliquant l'APFS, un nombre d'opérations de classification correspondant au nombre de variables dans l'ensemble d'origine, peut être exécuté avant la sélection du vecteur d'entrée. Alors que dans le cadre de l'application de l'approche génétique 50 opérations de classification (apprentissage et évaluation des classifieurs) vont devoir être exécutées sur un nombre pouvant atteindre les 100 itérations, pour un total de 5000 opérations de classification avant la sélection du sous-ensemble optimal.

3.2.6 Résultats de classification

Chaque base de données a été divisée en deux parties, deux tiers pour l'apprentissage des classifieurs et un tiers pour le test, les mêmes sous-ensembles de test et d'apprentissage ont été utilisés avec toutes les techniques expérimentées, de manière à avoir à comparer, une même métrique.

Deux algorithmes de classifications ayant déjà fournis de bonnes performances lors des premières applications ont été expérimentés, à savoir ; un *RBF*, et un *CBN*.

Les résultats de classifications avant application des techniques de sélection, obtenus avec les bases (*EII*), (*EGP*), (*EGI*) et (*EMIIP*), avec les deux classifieurs sont résumés dans le tableau 3.17.

Tab. 3.17 – Performances de classification avant sélection d'indicateurs

	<i>EII</i>	<i>EGP</i>	<i>EGI</i>	<i>EMIIP</i>
<i>RBF</i>	82,14	74,29	64,29	81,43
<i>CBN</i>	82,86	61,43	59,29	80,71

Des taux de bonnes classifications peu satisfaisants ont été obtenus en utilisant l'ensemble (*EII*), vu qu'ils ne dépassent pas les 82 %. Ces résultats médiocres par rapport aux premières applications sont essentiellement dus au fait que dans chaque classe, plusieurs vitesses de rotations ont été regroupées provoquant une augmentation de la variance des indicateurs. L'application des techniques de transformation a eu un effet néfaste sur les performances de classification,

en effet, bien que ceux obtenues suite à la transformation d'indicateurs utilisant l'ACP, ont été meilleures, les deux classifieurs ont enregistré des chutes de taux de bonnes classifications avec les deux techniques de transformation. Les performances obtenues avec l'ensemble mixant les indicateurs initiaux et générés par les techniques de transformation sont de l'ordre de ceux obtenues avec l'ensemble (EII) avec de légères détériorations, allant de 1 et 2 % sur les taux classifications.

Les tableaux (3.18 - 3.21), montrent les résultats obtenus après application des techniques de sélection sur les ensembles (EII), (EGP), (EGI), et (EMIIP) respectivement, où *perf* désigne les taux de bonnes classifications, *nbr* le nombre d'indicateurs retenus, et *ind* les indicateurs sélectionnés (dans une limite de 10 indicateurs représentés).

Tab. 3.18 – Performances après sélection sur l'ensemble EII

	RBF			CBN		
	Perf	Nbr	Ind	Perf	Nbr	Ind
APFS"CHI2"	95,71	10	A3-sf1; A1-rmsf1; cA1-rmsf1; cA1-vari; A1-vari; A2-sf1; A1-sf1; cA1-sf1; A3-rmsf1; A4-sf1.	91,43	34	A3-sf1; A1-rmsf1
APFS"RG"	96,43	25	D2-kurt; ORG-cf1; ORG-Skew; D3-kurt; A3-sf1; ORG-kurt; cD2-kurt; A4-sf1; cA1-kurt; A1-kurt.	95,71	8	D2-kurt; ORG-cf1; ORG-Skew; D3-kurt; A3-sf1; ORG-kurt; cD2-kurt; A4-sf1
APFS"RfF"	95,71	57	A4-locmax; A3-locmax; A2-locmax; A1-locmax; ORG-locmax; ORG-cf1; A4-rmsf1; A1-rmsff1; ORG-rmsff1; A2-rmsff1.	84,29	145	A4-locmax; A3-locmax; A2-locmax; A1-locmax; ORG-locmax; ORG-cf1; A4-rmsf1; A1-rmsff1; ORG-rmsff1; A2-rmsff1.
APFS"SYM"	96,43	4	A3-sf1; A4-sf1; A2-sf1; cA1-kurt	95	4	A3-sf1; A4-sf1; A2-sf1; cA1-kurt
AG	93,57	79	ORG-kurt; ORG-rmsf1; ORG-sf1; ORG-cf1; ORG-maxpeak; ORG-pkss04; ORG-Skew; ORG-vari; cA3-sf1; cA3-cf1.	89,28	79	ORG-kurt; ORG-rmsf1; ORG-sf1; ORG-maxpeak; ORG-locmax; ORG-loc2max; ORG-rmsff1; ORG-vari; ORG-mindist; cA3-kurt.

Sur le tableau, on constate que l'application des techniques de sélection a permis d'améliorer les taux de bonnes classifications et atteindre des performances assez satisfaisantes « 96 % » avec des jeux réduits composés d'un nombre variant entre de 4 et 145 indicateurs. Les performances du RBF ont été meilleures que celles du CBN avec des vecteurs d'entrées de dimension plus réduite. On constate aussi que mise à part le cas où l'évaluation a été faite par le filtre ReliefF, la majorité des indicateurs sélectionnés ont été extraits des représentations temporelles des signaux de vibrations, et que seuls quelques indicateurs ont été extraits des représentations fréquentielles. Aussi on constate que plusieurs indicateurs ont été extraits sur des signaux d'approximations et détails soulignés dans le § 3.2.2,

ce qui est cohérent avec notre première analyse. L'application de la technique à base d'algorithme génétique pour la sélection d'indicateurs a permis un gain avoisinant les 10% sur les taux de classifications, qui reste inférieur à celui obtenu avec l'approche proposée, et utilisant un nombre d'indicateur supérieur de 79 indicateurs sur les vecteurs d'entrée réduits, des deux classifieurs.

Tab. 3.19 – Performances après sélection sur l'ensemble EGP

	RBF			CBN		
	Perf	Nbr	Ind	Perf	Nbr	Ind
APFS"CHI2"	84,29	8	CP1; CP2; CP3; CP7; CP4; CP18; CP8; CP13	72,86	8	CP1; CP2; CP3; CP7; CP4; CP18; CP8; CP13
APFS"RG"	81,43	4	CP1; CP3; CP2; CP6	70	4	CP1; CP3; CP2; CP6
APFS"RfF"	83,57	4	CP1; CP3; CP2; CP5	72,14	7	CP1; CP3; CP2; CP5; CP7; CP8; CP4
APFS"SYM"	84,29	8	CP1; CP3; CP2; CP4; CP18; CP7; CP8; CP13	72,86	8	CP1; CP2; CP3; CP7; CP4; CP18; CP8; CP13; CP21; CP19; CP12; CP32; CP5
AG	83,57	20	CP1; CP2; CP4; CP6; CP7; CP9; CP14; CP15; CP16; CP19; CP20; CP21; CP23; CP24; CP25; CP29; CP30; CP31; CP32; CP33	67,85	13	CP1; CP2; CP3; CP7; CP8; CP12; CP13; CP18; CP21; CP23; CP27; CP30; CP31

De même que sur l'ensemble (EII), la sélection d'indicateurs à permis d'améliorer les performances de classification sur l'ensemble (EGP), et même de surpasser dans certains cas les performances initiales obtenues avant transformations. On peut aussi constater, en analysant les résultats montrés dans le tableau, que l'ordonnancement des composantes effectué à la base, en fonction de leur variance, n'a pas été retenu par les techniques de sélection, sauf pour le cas des trois premières composantes, toujours sélectionnées dans les vecteurs d'entrées dégagés. On remarque aussi le nombre réduit de composantes sélectionnées avec l'approche proposée dans les vecteurs d'entrée. Ceci peut avoir comme explication, la corrélation réduite entre les indicateurs générés, concentrant l'essentiel de l'information sur certaines composantes et facilitant la discrétisation de l'information utile de celle perturbatrice. Les performances obtenues après application de l'approche génétique avoisinent celles obtenues par l'APFS, en retenant dans le vecteur d'entrée plus de composantes « 20 pour le RBF et 13 pour CBN », on peut aussi noter l'absence de la composante 3 du groupe sélectionné avec l'approche génétique, bien que cette dernière ait été

retenue avec toutes les combinaisons précédentes.

Tab. 3.20 – Performances après sélection sur l'ensemble EGI

	RBF			CBN		
	Perf	Nbr	Ind	Perf	Nbr	Ind
APFS"CHI2"	68,57	18	CI32; CI2; CI12; CI20; CI23; CI9; CI31; CI3; CI5; CI22.	62,86	18	CI32; CI2; CI12; CI20; CI23; CI9; CI31; CI3; CI5; CI22.
APFS"RG"	67,14	27	CI20; CI32; CI21; CI3; CI31; CI23; CI5; CI22; CI24; CI12.	59,29	29	CI20; CI32; CI21; CI3; CI31; CI23; CI5; CI22; CI24; CI12.
APFS"RfF"	67,86	25	CI19; CI32; CI6; CI23; CI20; CI31; CI13; CI5; CI21; CI16.	59,29	29	CI19; CI32; CI6; CI23; CI20; CI31; CI13; CI5; CI21; CI16.
APFS"SYM"	67,14	27	CI32; CI20; CI23; CI12; CI2; CI31; CI9; CI3; CI5; CI22.	62,14	15	CI32; CI20; CI23; CI12; CI2; CI31; CI9; CI3; CI5; CI22.
AG	65.0	20	CI2; CI4; CI6; CI9; CI13; CI14; CI15; CI16; CI17; CI19.	69.28	24	CI1; CI2; CI3; CI5; CI6; CI9; CI10; CI11; CI12; CI13.

Les résultats montrés dans le tableau 3.20, montrent que même après sélection, où des améliorations limitées voir nulles, ont été relevées, les performances de classifications restent très insuffisantes. Nous pouvons aussi relever le nombre important de composantes utilisées, et ce avec toutes les approches expérimentées.

Tab. 3.21 – Performances après sélection sur l'ensemble EMIIP

	RBF			CBN		
	Perf	Nbr	Ind	Perf	Nbr	Ind
APFS"CHI2"	95,71	10	A3-sf1; A1-rmsf1; cA1-rmsf1; cA1-vari; A1-vari; A2-sf1; A1-sf1; cA1-sf1; A3-rmsf1; A4-sf1;	91,43	34	A1-rmsf1; cA1-rmsf1; cA1-vari; A1-vari; A2-sf1; A1-sf1; cA1-sf1; A3-rmsf1; A4-sf1; ORG-rmsf1.
APFS"RG"	96,43	25	D2-kurt; ORG-cf1; ORG-Skew; D3-kurt; A3-sf1; ORG-kurt; cD2-kurt; A4-sf1; cA1-kurt; A1-kurt.	95,71	8	ORG-cf1; ORG-Skew; D3-kurt; A3-sf1; ORG-kurt; cD2-kurt; A4-sf1
APFS"RfF"	95	59	CP3; A4-locmax; A1-locmax; A3-locmax; A2-locmax; ORG-locmax; ORG-cf1; A4-rmsf1; A1-rmsff1; ORG-rmsff1.	83,57	198	CP3; A4-locmax; A1-locmax; A3-locmax; A2-locmax; ORG-locmax; ORG-cf1; A4-rmsf1; A1-rmsff1; ORG-rmsff1.
APFS"SYM"	96,43	4	A3-sf1; A4-sf1; A2-sf1; cA1-kurt	95	4	A3-sf1; A4-sf1; A2-sf1; cA1-kurt
AG	90.0	108	ORG-kurt; ORG-sf1; ORG-loc2max; ORG-rmsff1; ORG-Skew; ORG-vari; ORG-mindist2; CP1; CP3; CI32.	83.57	114	ORG-kurt; ORG-rmsf1; ORG-cf1; ORG-locmax; ORG-pkss04; ORG-vari; ORG-mindist; CP8; CP11; CI32.

Analysant le tableau 3.21, sur les ensembles sélectionnés en utilisant *APFS"CHI2"*, *APFS"RG"*, et *APFS"RfF"* on peut constater l'absence d'indicateurs générés par les techniques de transformation, les mêmes sous-ensembles sélectionnés à partir de l'ensemble *EII* ont été choisis, et les mêmes performances obtenues. Une légère baisse des taux de classifications correctes « avoisinant les 1% », peut être notée par rapport à ceux obtenus à partir de l'ensemble *EII* avec l'ajout d'une composante Principales *CP3*, aux sous-ensembles sélectionnés par l'*AFPS "RfF"*. Avec le sous-ensemble sélectionné par l'approche génétique, mixant indicateurs initiaux et transformés, une performance de 95% de bonnes classifications a été obtenues avec le *RBF* et de 83,57 % avec le *CBN*.

3.2.7 Récapitulatif

A partir de ces dernières expérimentations nous pouvons relever :

- L'apport des représentations temps-fréquence dans la compréhension et l'analyse des signaux vibratoires ;
- Les bonnes performances de classification du *RBF* par rapport au *CBN*, le surpassant pratiquement dans tous les cas rencontrés ;
- La cohérence des résultats obtenus avec l'analyse faite auparavant. En effet, plusieurs indicateurs extraits des signaux d'approximation et de détails ou de leurs coefficients, soulignés dans les paragraphes précédents, ont été retenus par les techniques de sélection, tel est le cas avec les signaux A_1 , A_2 , et D_3 , et les signaux A_3 et A_4 soulignés dans le § 3.2.2 ;
- De l'information pertinente a été extraite à partir des quatre niveaux de décomposition montrant l'utilité et l'efficacité de l'Analyse Multi-Résolutions en Ondelette pour le traitement des signaux vibratoires ;
- Mis à part le cas où le filtre ReliefF a été utilisé, la majorité des indicateurs retenus ont été extraits à partir des signaux temporels, démontrant leurs robustesses, face aux indicateurs fréquentiels ;
- Un des principaux inconvénients quant à l'application des algorithmes génétiques, est l'expulsion prématurée de certains bons indicateurs, tel est l'exemple de la composante CP_3 sur l'ensemble (*EGIP*), exclue dès les premières itérations, réduisant fortement ses chances d'apparaître dans les sous-ensembles finaux ;
- Bien que l'approche génétique ait améliorée les taux de classifications, sur l'ensemble, de meilleures performances ont été obtenues avec l'*APFS*, avec un temps de calcul nettement plus réduits ;
- Une information moins pertinente a été extraite à partir des techniques de transformation d'indicateurs, constatée par la baisse des performances à la suite de leurs applications. Néanmoins l'Analyse en Composantes Principales reste quelque peu prometteuse, vu que certaines de ces composantes ont fait des apparitions dans les sous-ensembles extraits à partir de l'ensemble *EMIP*.

CONCLUSION

Nous avons présenté dans ce chapitre, plusieurs expérimentations à base de plusieurs applications. Un algorithme a été proposé en premier lieu pour la sélection d'indicateurs à base de filtres, combiné avec trois techniques de classifications à savoir, un *RBF*, un *CBN*, et un *SVM*, deux applications industrielles ont été utilisées pour mettre en évidence la nécessité des étapes de sélection et de re-sélection d'indicateurs à chaque apparition de défaillance. Les performances de l'approche proposée ont été comparées à celles d'une technique largement relevée dans la littérature, à savoir, le *J48*, et a prouvé son efficacité.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, à partir d'une application sur banc d'essais simulant quatre conditions de fonctionnement, plusieurs techniques temporelles, fréquentielles et temps-fréquentielles ont été exploitées, pour le traitement et l'analyse du signal vibratoire. A partir de là, les étapes suivantes ont été suivies :

- Sur les techniques d'analyse utilisées, les signaux temporels, fréquentiels, en plus de ceux obtenus suite à l'application d'une *AMRO*, ont été retenus pour l'extraction d'un nombre important d'indicateurs ;

- L'Analyse en Composantes Principales et L'Analyse en Composantes Indépendantes ont été par la suite utilisées pour la transformation d'indicateurs, et plusieurs nouveaux ensembles d'indicateurs ont été construits ;
- En plus de L'APFS, une approche génétique a été expérimentée en association avec deux classifieurs un *RBF*, et un *CBN*, pour la sélection de sous-ensembles d'indicateurs à partir des ensembles précédemment construits, et la classification des états de fonctionnement.

Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité en termes de taux de bonnes classifications et de temps de calcul de L'APFS face à l'approche génétique.

Ils ont aussi permis la mise en évidence de l'apport et l'intérêt de L'AMRO, fournissant une information pertinente pour le diagnostic.

Nous avons aussi vu, les décevantes performances obtenues à la suite de l'application des techniques de transformation d'indicateurs, bien que L'ACP soit un peu plus prometteuse.

Les techniques expérimentées dans ce chapitre, ayant prouvé leur efficacité vont être ré-appliquées dans le chapitre suivant, où nous allons exploiter une nouvelle source d'information, avec la position angulaire, et apprécier l'apport qu'elle peut générer sur des cas de vitesses et de chargements, stationnaires et non stationnaires.

EXPLOITATION DES POSITIONS ANGULAIRES

4

SOMMAIRE

4.1	DESCRIPTION DE L'EXPÉRIMENTATION	125
4.2	ANALYSE DES SIGNAUX	127
4.2.1	Signaux accélérométriques échantillonnés temporellement	128
4.2.2	Variation de vitesse instantanée	132
4.2.3	Redressement de la variation de vitesse instantanée	136
4.2.4	Signaux accélérométriques ré-échantillonnés angulairement	140
4.2.5	Erreur de transmission	143
4.2.6	Rapport de transmission instantané	146
4.3	EXTRACTION DE L'INFORMATION	151
4.4	TRANSFORMATION ET SÉLECTION DE L'INFORMATION	151
4.5	RÉSULTATS DE CLASSIFICATION	152
	CONCLUSION	160

DANS ce chapitre nous allons aborder une nouvelle classe de fonctionnement des machines tournantes « conditions de fonctionnement non stationnaires », en exploitant de nouvelles sources d'information, basées essentiellement sur les positions angulaires des arbres en rotation. Cette information peut être extraite en exploitant les signaux délivrés par un ou plusieurs codeurs angulaires, montés sur les arbres en rotation.

L'implémentation des codeurs angulaires dans les machines tournantes tend à se généraliser. Cette tendance est due à la polyvalence de leurs utilisations « asservissement en vitesses, en position. . . », ce qui rend leur exploitation à des fins de diagnostic de plus en plus alléchante.

Dans ce chapitre, une campagne d'essais sur banc sera présentée, sur laquelle l'information accélérométrique, en plus de l'information position seront extraites par le biais d'une instrumentation originale. En plus des techniques décrites dans le premier chapitre, deux nouvelles propositions vont être formulées pour la génération de nouveaux signaux, qui seront par la suite étudiés et analysés. Dans un second temps les techniques d'intelligence artificielles, ayant prouvé leur efficacité dans le chapitre précédent, vont être ré-appliquées, et ce, avec deux objectifs : (1) Construire un outil de diagnostic performant, (2) Mesurer la pertinence des différentes sources d'information, et valider les approches proposées.

4.1 DESCRIPTION DE L'EXPÉRIMENTATION

Dans le cadre de cette application, une campagne d'essais a été menée sur le banc « Technivib » installé au laboratoire LaMCoS, INSA de LYON. Le banc d'essais est constitué d'un réducteur simple étage offrant un rapport de réduction de 25/56 composé principalement de : deux arbres, un à grande vitesse (*GV*) et un à petites vitesses (*PV*), supporté par quatre paliers à roulements; d'un pignon et une roue dentée, à denture droite, possédants respectivement, 25 et 56 dents; et d'une structure mécano soudée avec une partie en plexiglass permettant de visualiser les roues en mouvement.

Le réducteur est entraîné par un moteur électrique à courant continu d'une vitesse nominale de 3600 tr/min, asservi par un variateur de vitesse accouplé à l'arbre (*GV*); l'arbre (*PV*) quant à lui, est accouplé à un frein magnétique à poudre pouvant imposer différents niveaux de chargement. Le banc est photographié sur la figure 4.1, et schématisé sur la figure 4.2.



FIGURE 4.1 – Photographie du banc Technivib

Deux accéléromètres de référence *Dytran 3136A* ont été installés sur le palier *P3*, permettant de relever des signaux accélérométriques dans les directions verticale et horizontale. Ainsi que deux codeurs optiques de référence *Heidenhain ERN 420*, dotés d'une résolution de 2500 traits/rev, où un codeur est installé sur chaque arbre.

Sur les signaux accélérométriques, un conditionnement a été effectué avant acquisition par le biais d'une amplification, et d'un filtrage anti-repliement à hauteur de 27 kHz.

Un système d'acquisition original a été utilisé, permettant l'acquisition simultanée des signaux codeurs et des signaux accélérométriques, où les signaux accélérométriques ont été échantillonnés avec une fréquence F_e de 125 kHz. Une horloge interne d'une fréquence de 80 MHz a été utilisée pour la localisation des fronts montants des codeurs.

Les signaux accélérométriques ont été acquis sur une durée de 30 s, alors que chaque signal codeur couvre un nombre de 1200 révolutions de l'arbre (*GV*)

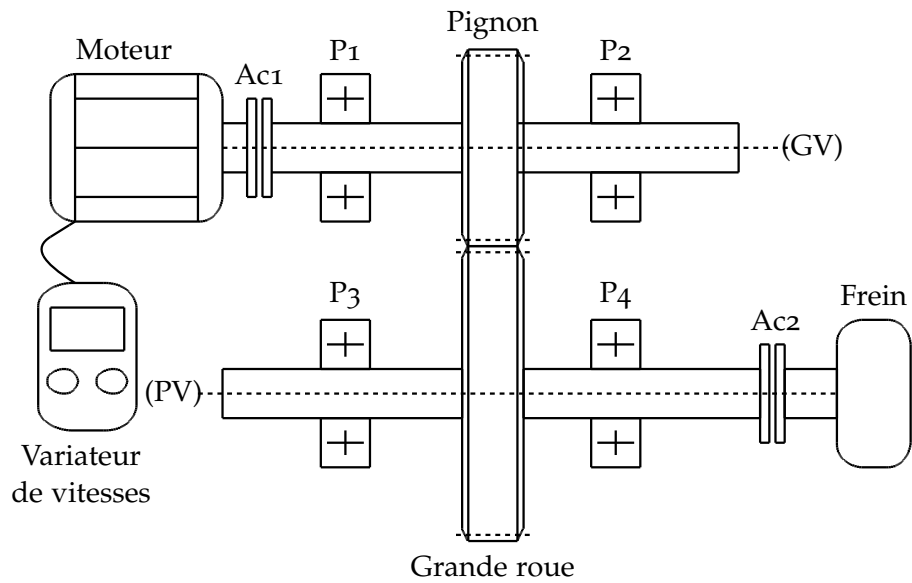


FIGURE 4.2 – Schématisation du banc Technivib

Les essais ont été menés avec trois conditions de fonctionnement différentes : Sans la présence de défauts (*SD*) ; avec une demi dent du pignon arrachée en largeur (*DDL*) (figure. 4.3) ; et avec une usure généralisée sur plusieurs dents du pignon (*UG*) (figure. 4.4).



FIGURE 4.3 – Pignon défectueux (*DDL*)



FIGURE 4.4 – Pignon défectueux (UG)

Durant cette campagne plusieurs conditions stationnaires et non stationnaires ont été expérimentées. Dans des conditions stationnaires, en combinant cinq niveaux de vitesses (900, 1200, 1500, 1800 et 2400 tr/min) et quatre niveaux de chargements (0, 5, 8 et 11 N.m), où pour chaque combinaison dix acquisitions ont été relevées, et ce pour les trois conditions de fonctionnement. Pour les conditions non stationnaires, deux cas de non stationnarité ont été simulés : Une variation de vitesse par étage où toutes les 5 secondes nous augmentons la vitesse de 600 tr/min, pendant 25s suivie d'une courte période de relâchement sur 5s, ces essais ont été répétés sur trois niveaux de chargement 0, 5 et 8 N.m, où pour chaque cas, 5 acquisitions ont été relevées. Une variation de charge, simulée par activation et désactivation du freinage de façon aléatoire, plusieurs fois au cours de chaque acquisition, avec des niveaux de chargement prédéfinis, plusieurs combinaisons comportant cinq niveaux de vitesses de rotation « 900, 1200, 1500, 1800 et 2400 tr/min » et deux niveaux de chargements « 5 et 8 N.m » ont été expérimentés avec cinq acquisitions par cas.

Au final, nous avons pu constituer une base de données comportant 600 acquisitions dans des conditions stationnaires et 195 acquisitions dans des conditions non stationnaires, où chaque acquisition comporte à la base, 4 signaux « deux signaux accélérométriques et deux signaux codeurs »

4.2 ANALYSE DES SIGNAUX

Chaque acquisition comportait à la base deux signaux accélérométriques échantillonnés temporellement « un pour chaque direction » et deux signaux codeurs « un pour chaque arbre » à partir desquels a été facilement déduite, la vitesse de rotation instantanée (voir § 1.5.2).

En combinant signaux accélérométriques et signaux codeurs, un ré-échantillonnage angulaire a été appliqué, et quatre nouveaux signaux ont été générés.

A partir des signaux délivrés par les deux codeurs a été déduite l'erreur de transmission telle qu'elle a été expliquée dans le § 1.5.3.

Pour finir, deux nouvelles approches sont proposées, qui sont la variation de vitesse instantanée redressée, et le rapport de transmission instantané. Ces deux

dernières propositions seront détaillées dans la suite de ce chapitre. Dans ce qui suit les différents signaux initiaux et constitués vont être analysés, et leurs performances comparées.

4.2.1 Signaux accélérométriques échantillonnés temporellement

Conditions stationnaires

Des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement extraits dans les mêmes conditions de vitesses et de chargements sont montrés sur la figure 4.5, où nous pouvons remarquer l'augmentation des amplitudes vibratoires sur les signaux acquis en présence de défaillances, et ce, de manière plus significative sur la condition *UG*.

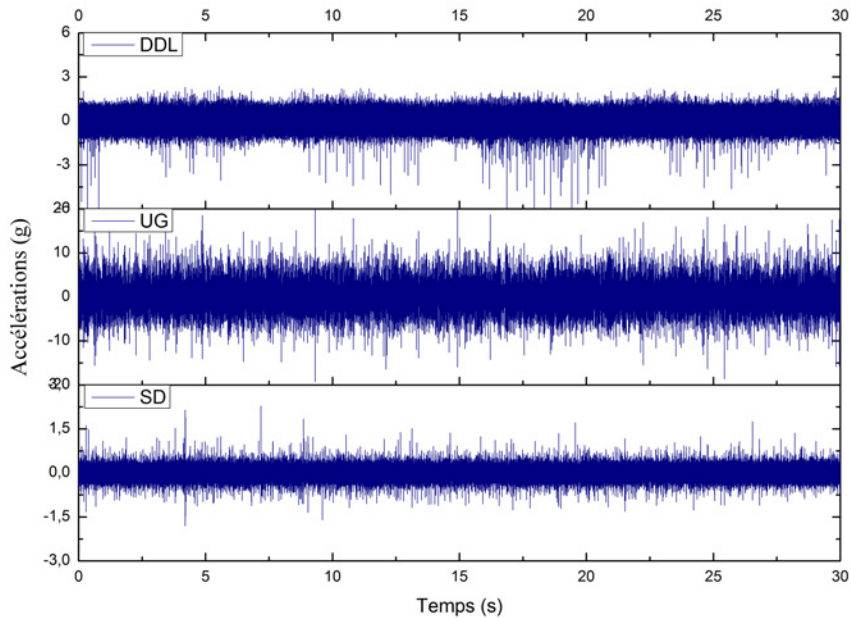


FIGURE 4.5 – Signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

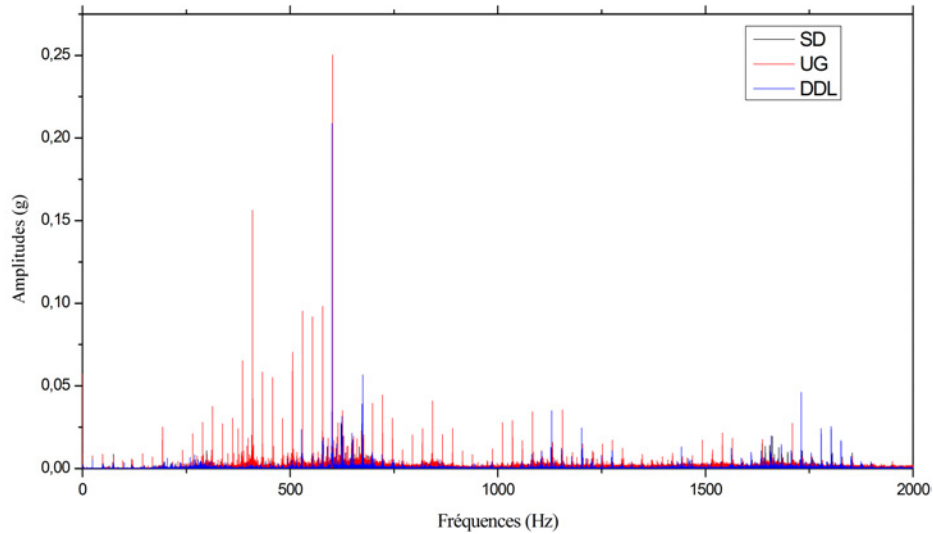


FIGURE 4.6 – Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

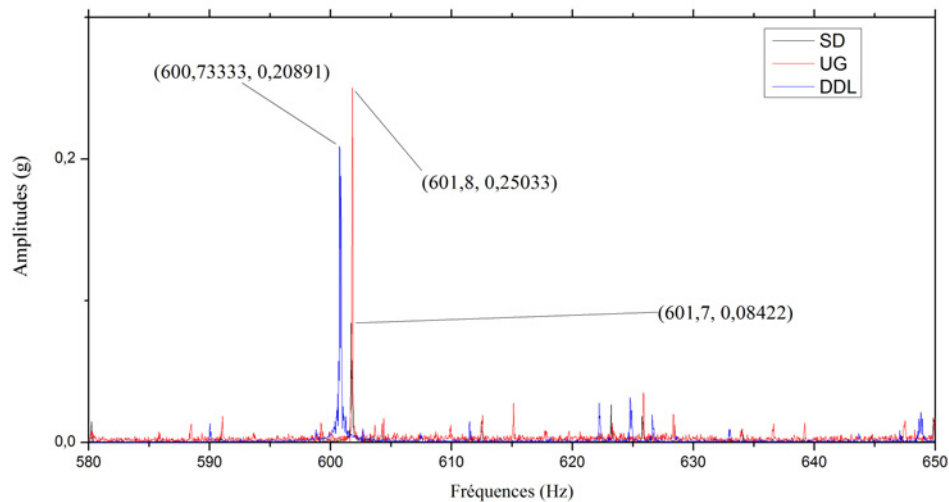


FIGURE 4.7 – Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m). "Agrandissement"

La figure 4.6, montre les spectres fréquentiels, des signaux montrés dans la figure 4.5, sur une bande fréquentielle de 2 kHz. Sur cette figure les spectres représentatifs des modes défaillants son dominants, en particulier celui relevé en présence d'une usure généralisée, où on voit apparaitre un peigne de raies marqué. Un agrandissement autour de la fréquence d'engrènement est montré sur la figure 4.7, où on constate en plus des amplitudes élevées des signaux représentatifs des modes défaillants, un écart entre la fréquence d'engrènement théorique « 625 Hz » et les fréquences d'engrènement enregistrées [600-601 Hz]. Ce genre de phénomène perturbateur à un effet négatif sur les performances des algorithmes de classification.

Conditions non stationnaires

Variation de vitesses La figure 4.8 montre, des signaux accélérométriques acquis avec un échantillonnage temporel. Ces signaux ont été relevés dans des conditions non stationnaires «variation de vitesse», où nous pouvons notifier l'augmentation des amplitudes des accélérations avec l'augmentation de la vitesse de rotation, et ce, dans les trois conditions expérimentées.

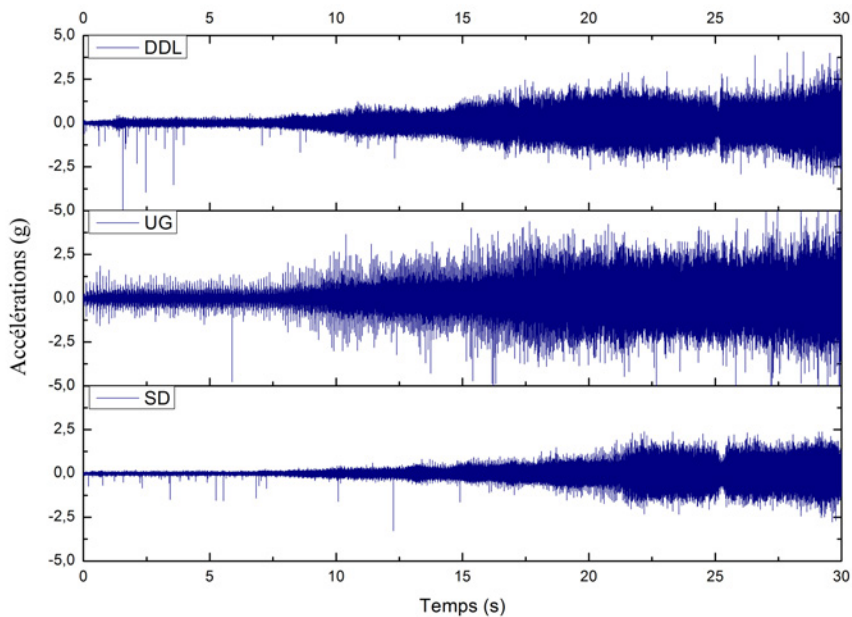


FIGURE 4.8 – Signaux AET (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

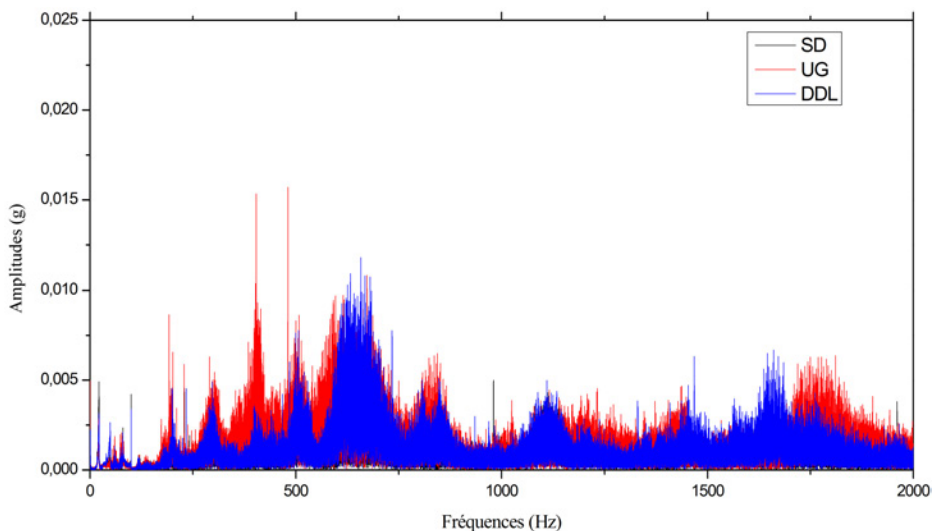


FIGURE 4.9 – Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

La figure 4.9, montre les spectres fréquentiels, des signaux acquis avec variation de vitesse, sur une bande fréquentielle de 2 kHz, où mise à part la réponse de la structure, aucune composante fréquentielle n'est identifiable.

Variation de charge Sur la figure 4.10, où sont présentés des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement, acquis lors de variations de charge, nous pouvons relever assez aisément l'effet de ces dernières, où à chaque activation du chargement, les amplitudes des vibrations augmentent. Nous pouvons noter aussi les amplitudes semblables des signaux relevés dans les deux conditions défailtantes, beaucoup plus élevées que celles relevées sans présence de défauts.

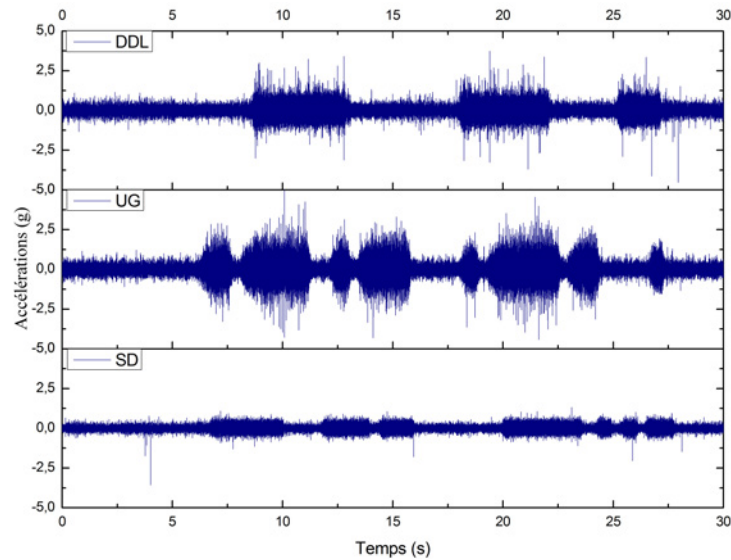


FIGURE 4.10 – Signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).

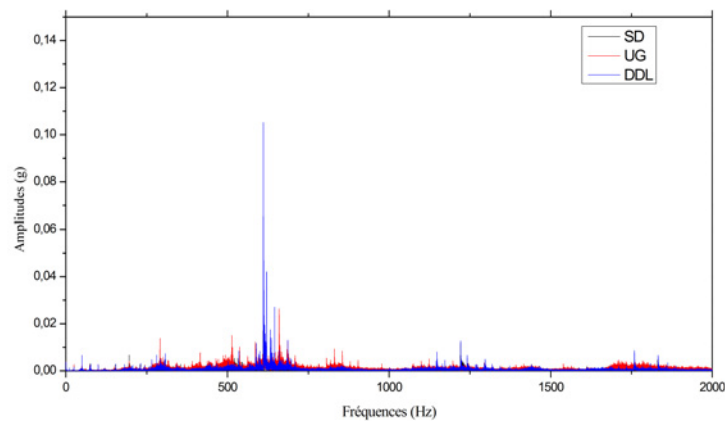


FIGURE 4.11 – Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).

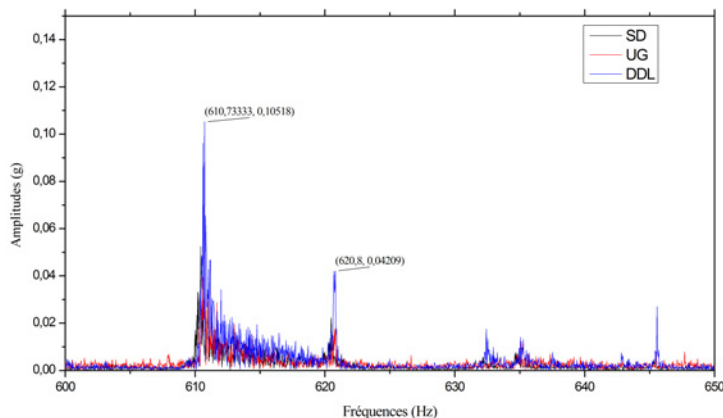


FIGURE 4.12 – Spectres des signaux AET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m). "agrandissement"

Sur la figure 4.11 nous pouvons voir les spectres générés, à partir des signaux montrés sur la figure 4.10, le peigne de raies notifié dans les conditions stationnaires est moins marqué et plus aléatoire. Sur l'agrandissement montré dans la figure 4.12, on voit l'effet de la variation de charge générant un glissement des fréquences caractéristiques. Ce glissement est causé, en majeure partie par les variations de vitesses qui accompagnent les variations de charges, détériorant la représentation fréquentielle.

4.2.2 Variation de vitesse instantanée

A partir de chacun des deux signaux codeurs, est déduite, la vitesse de rotation instantanée, selon la formule 1.24.

Conditions stationnaires

La figure 4.13, montre des signaux de variations de vitesse instantanées (VVI), extraits dans les trois conditions de fonctionnement.

Ces signaux montrent les fluctuations de vitesse autour d'une valeur moyenne, légèrement plus basse que la vitesse consigne. Ces variations de vitesses, sont parmi les principales causes perturbant l'analyse fréquentielle à partir des signaux échantillonnés temporellement.

Le signal VVI relevé sans la présence de défauts présente une modulation d'amplitude qui pourrait correspondre à la rotation de la grande roue « approximativement 4π », avec l'apparition des défaillances, la modulation redescend autour de la fréquence de rotation du pignon « sur lequel sont présents les défauts », et ce, de manière plus marquée sur la condition UG.

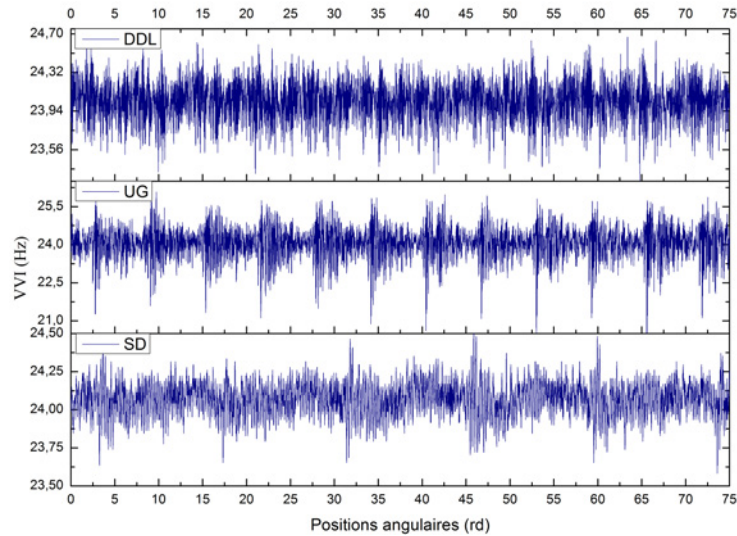


FIGURE 4.13 – Signaux VVI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

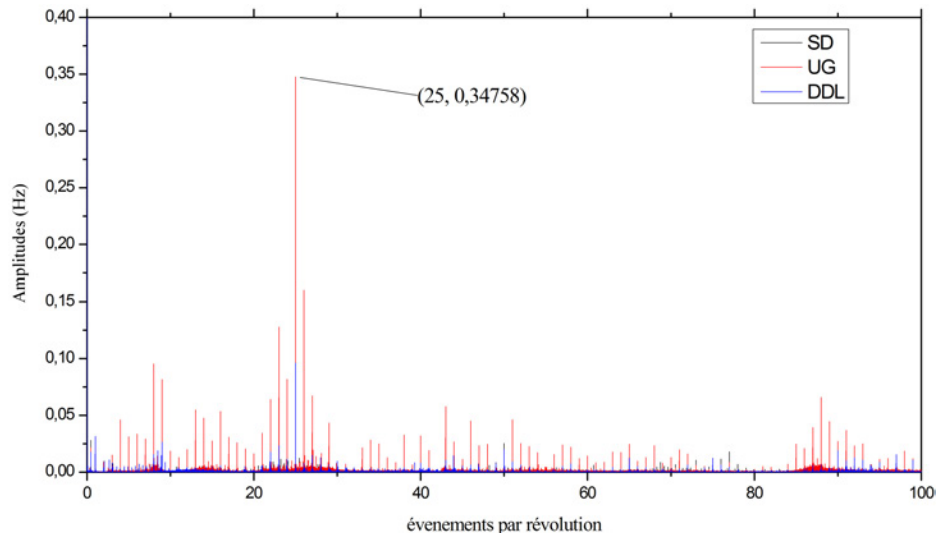


FIGURE 4.14 – Spectres des signaux VVI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

Une *FFT* a été appliquée sur les signaux *VVI*, où les trois spectres extraits dans les trois conditions sont représentés sur la figure 4.14. Sur les spectres obtenus, nous n’allons plus désormais parler de fréquence en Hz, mais de fréquence angulaire¹ représentative du nombre d’évènements par « révolution ou tour » (ER). Sur les spectres obtenus nous pouvons voir que approximativement, les mêmes informations relevées sur les spectres fréquentiels précédemment montrés, peuvent être extraites, avec une meilleure localisation en fréquence angulaire. Comme pour le cas de la composante correspondante à l’engrènement, parfaitement localisée à 25 évènements par révolution, par opposition à la fréquence d’engrènement des spectres fréquentiels échantillonnés temporellement.

1. Conventionnellement le terme fréquence angulaire est associé à la pulsation ω . Dans la suite de ces travaux le terme fréquence angulaire désignera le nombre d’évènement par tour.

Conditions non stationnaires

Sur les mêmes cas non-stationnaires « Variation de charge et variation de vitesse » précédemment exposées, ont été extraits, les signaux de *VVI* montrés dans ce qui suit :

Variation de vitesse La figure 4.15 montre les signaux *VVI* extraits dans les trois conditions en variant les vitesses de rotation. Les spectres correspondants à ces signaux sont montrés dans la figure 4.16.

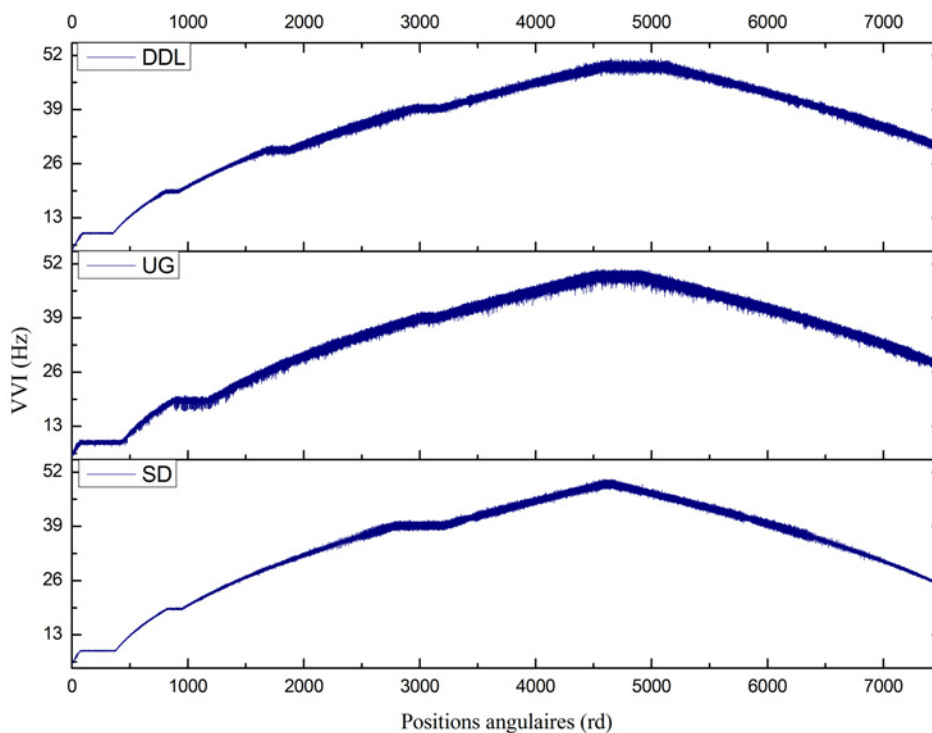


FIGURE 4.15 – Signaux *VVI* (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

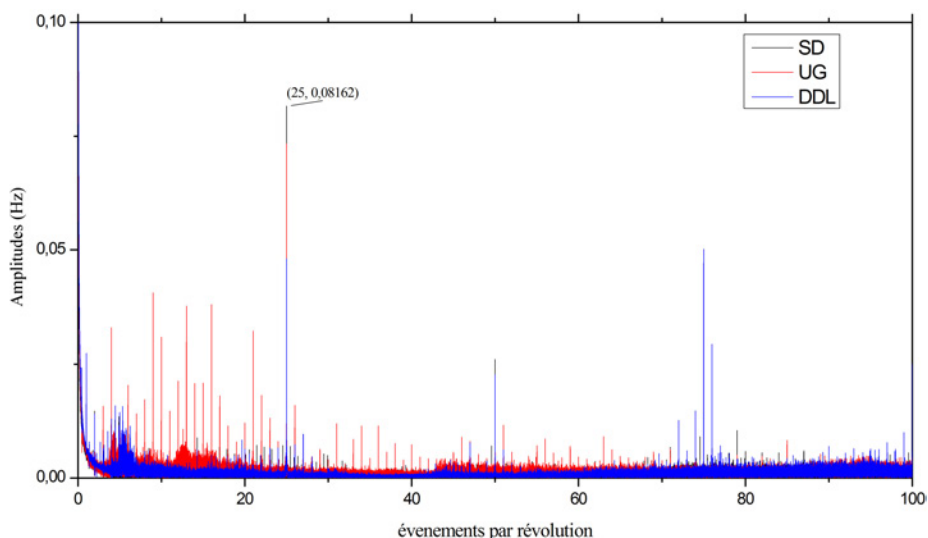


FIGURE 4.16 – Spectres des signaux *VVI* (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

L'allure globale de la vitesse de rotation moyenne peut être suivie sur les

signaux montrés dans la figure 4.15, avec comme décrit précédemment deux phases, une première d'accélération et une deuxième de relâchement. Nous pouvons aussi noter que les fluctuations de vitesses paraissent plus importantes dans les cas de conditions défaillantes. Par opposition aux spectres des signaux *AET*, les spectres de *VVI* représentent assez bien la dynamique de la machine, avec des composantes parfaitement localisées en fréquences angulaires. Cependant les spectres restent assez bruités, avec des élévations assez importantes d'amplitude en basses « fréquences angulaires ».

Variation de charge L'effet de variation de charge sur les signaux de *VVI* peut être visible sur la figure 4.17, et ce pour les trois conditions de fonctionnement. Les spectres de ces derniers sont ensuite montrés dans la figure 4.18.

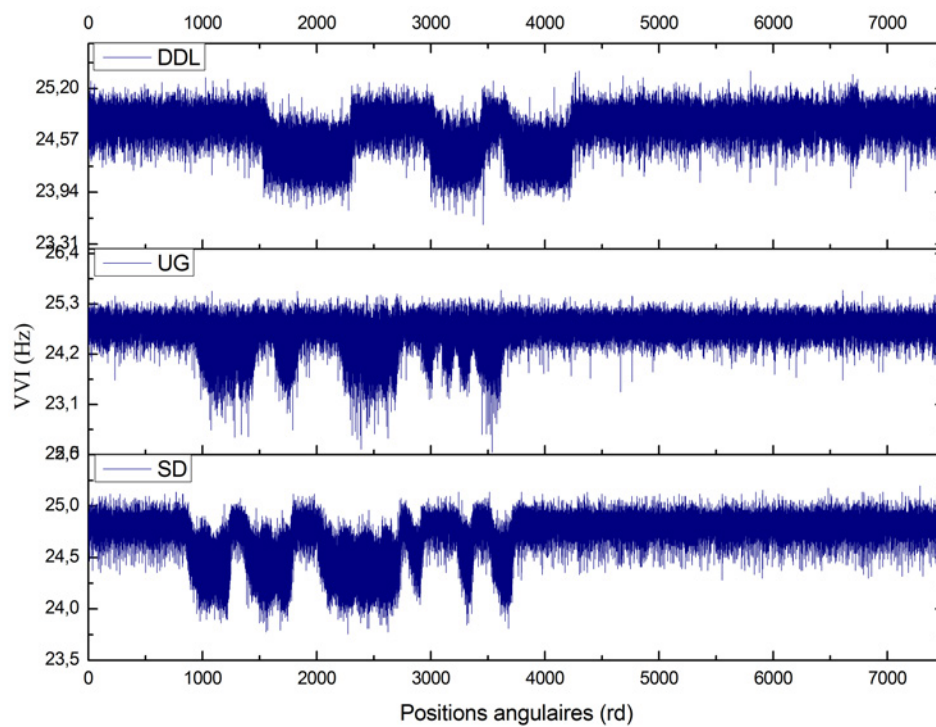


FIGURE 4.17 – Signaux *VVI* (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).

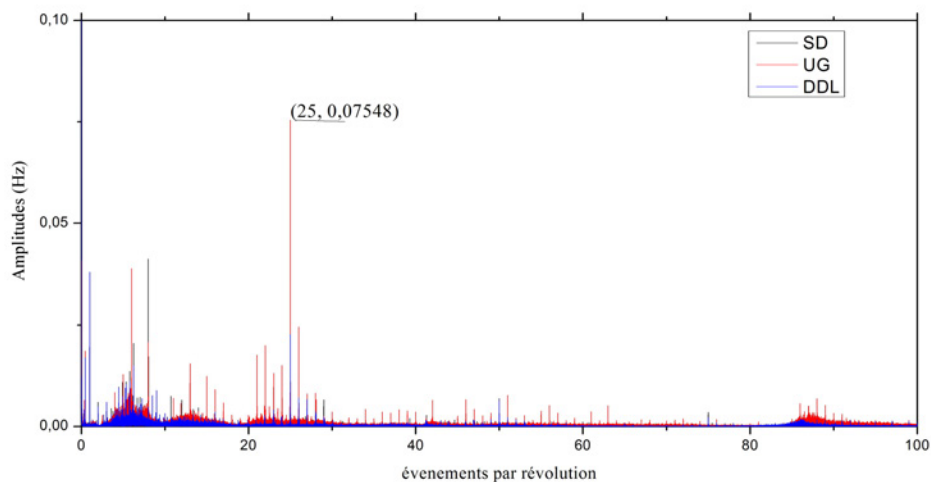


FIGURE 4.18 – Spectres des signaux VVI (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).

Les signaux de VVI montrent qu'à chaque chargement du banc, une baisse des vitesses de rotation moyennes est relevée, accompagnée par une augmentation des fluctuations de vitesses instantanées. Cependant il est assez difficile de distinguer les signaux acquis sur les trois conditions de fonctionnement. Sur la figure 4.18, on observe des spectres moins bruités que ceux obtenus sur les signaux AET, représentant parfaitement la dynamique de la machine. La composante d'engrènement est parfaitement localisée, de même que le peigne de raie associé à la condition d'usure généralisée.

4.2.3 Redressement de la variation de vitesse instantanée

L'exploitation des signaux de VVI montrée dans le cas précédent, présente un sérieux inconvénient, sa sensibilité aux variations importantes de vitesses de rotation moyennes. En effet l'information pertinente est incluse essentiellement dans les fluctuations de vitesses, une variation importante des vitesses moyennes engendre l'élévation des amplitudes des composantes basses fréquences angulaires, masquant l'information relative à la dynamique de la machine.

Pour pallier cet inconvénient nous proposons, de procéder à un filtrage non destructif des signaux VVI, et ce, en respectant les deux étapes suivantes : (1) Les valeurs des vitesses moyennes sont directement déduites et calculées par moyennage sur des fenêtres temporelles courtes, rectangulaires et glissantes. (2) Les signaux de vitesses moyennes obtenus sont soustraits des signaux bruts, nous permettant d'obtenir des signaux, présentant les fluctuations de vitesse instantanée, contenant uniquement l'information relative à la dynamique de la machine. Ces signaux redressés seront désignés par (VVIR). La figure 4.19, présente les différentes étapes de l'approche proposée.

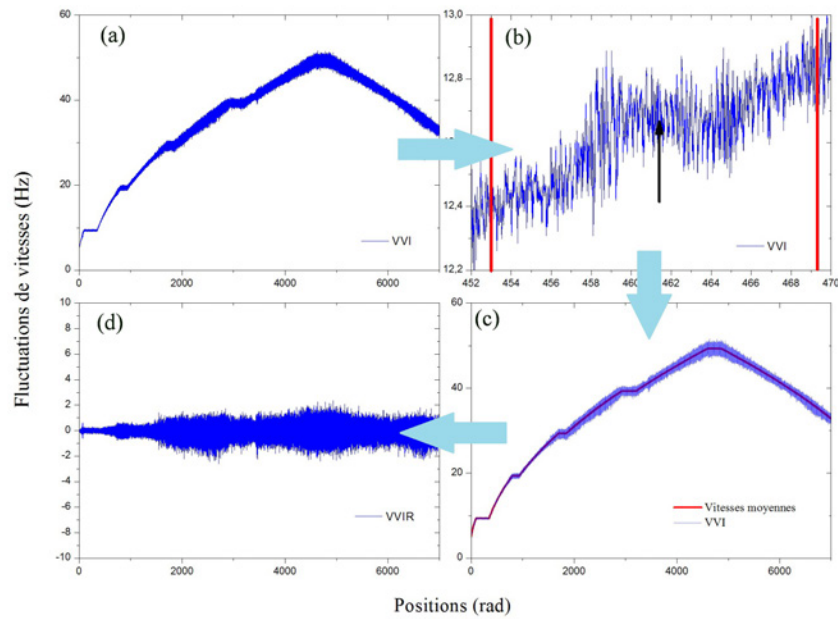


FIGURE 4.19 – Redressement du signal de VVI : (a) Signal VVI (b) fenêtrage avant moyennage (c) signal VVI et signal de vitesses moyennes (d) VVIR.

Les mêmes conditions présentées dans les cas précédents des signaux de VVI ont été traitées, les résultats du redressement sont présentés comme suit.

Conditions stationnaires

Des signaux de VVIR, construit à partir des signaux extraits dans les trois conditions, sont montrés sur la figure 4.20, où nous pouvons, de même que pour les signaux de VVI bruts, relever de façon claire les élévations d'amplitudes des fluctuations dans les deux conditions défaillantes.

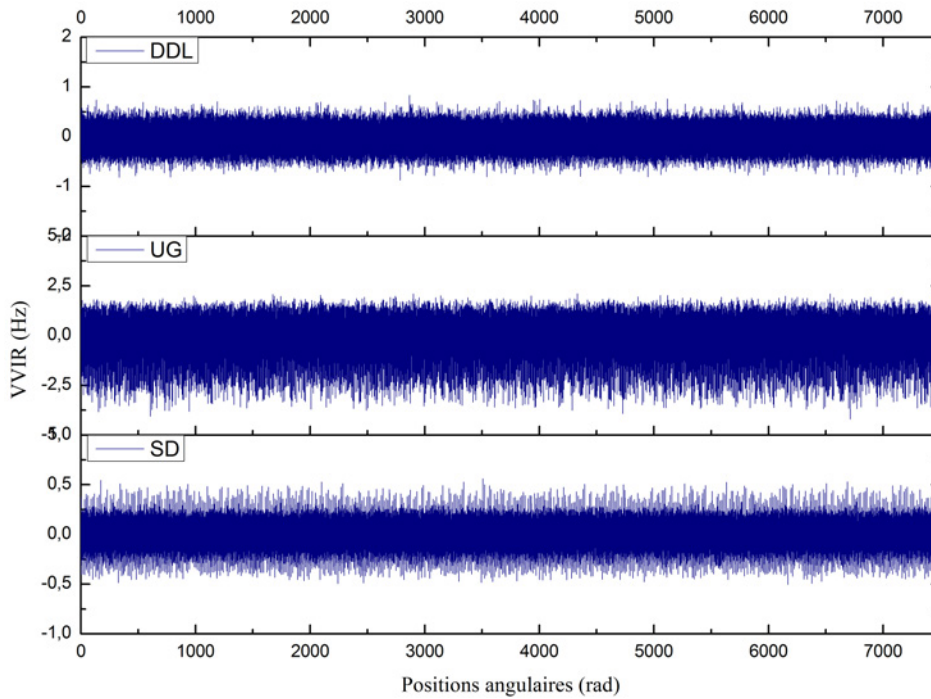


FIGURE 4.20 – Signaux VVIR (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

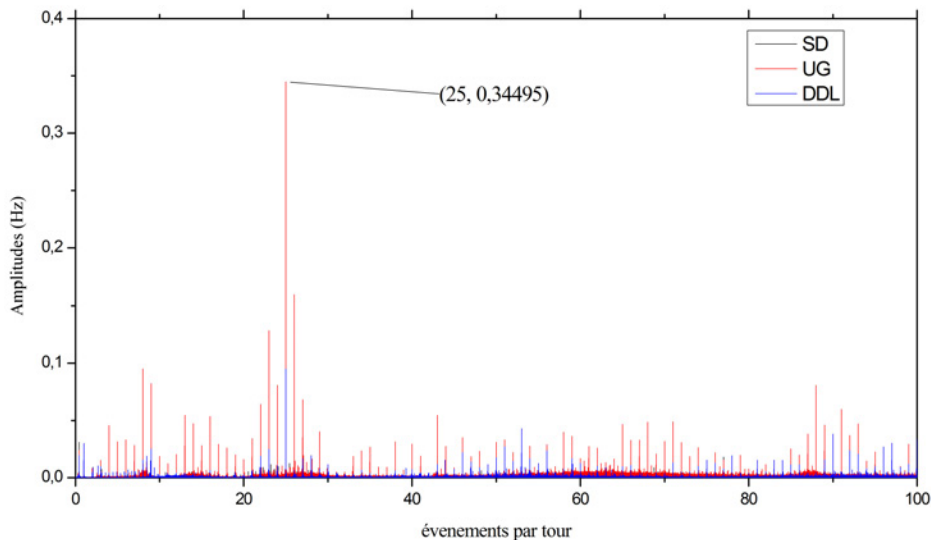


FIGURE 4.21 – Spectres de signaux VVIR (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

Sur les spectres des signaux de VVIR, montrés dans la figure 4.21, on relève l'énorme similarité entre ces derniers et les spectre obtenus à partir des signaux de VVI. Ceci démontre qu'en présence de conditions de fonctionnement idéales « vitesses moyennes stationnaires » pour l'exploitation de la VVI, l'application du redressement n'affecte pas les bons résultats obtenus.

Conditions non stationnaires

Variation de vitesses Dans le cas d'un asservissement avec variation des vitesses moyennes, l'effet du redressement est plus significatif, où nous pouvons déjà relever dans les signaux de VVIR présentés dans la figure 4.22, l'influence de l'augmentation des vitesses de rotation moyennes sur la fluctuation de vitesse

instantanée. On relève aussi, que les amplitudes de ces fluctuations sont plus importantes dans les conditions défaillantes. Nous pouvons aussi noter, que des spectres plus propres ont été obtenus (figure.4.23), avec une atténuation des composantes masquantes en basses fréquences angulaires.

Néanmoins les amplitudes de fréquences plus élevées conservent les mêmes amplitudes relevées dans les spectres de VVI.

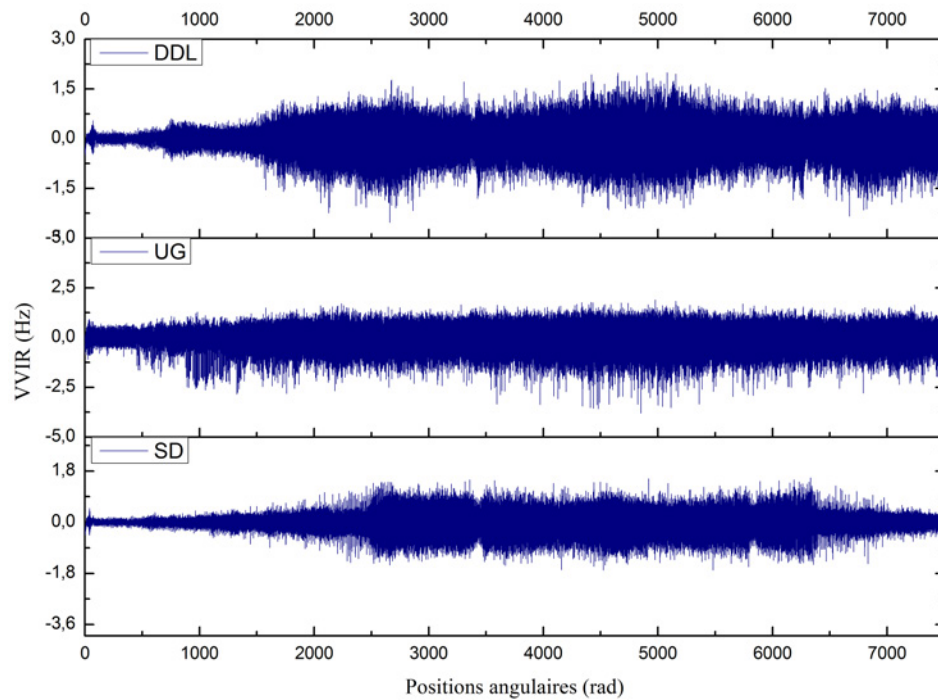


FIGURE 4.22 – Signaux VVIR (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

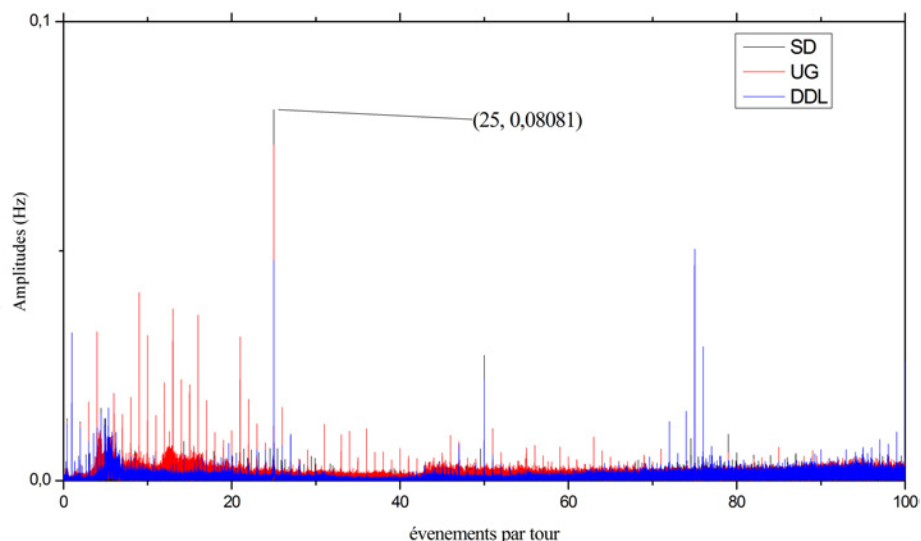


FIGURE 4.23 – Spectres des signaux VVIR (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

Variation de charge Dans le cas de variation de charge, les signaux de VVIR obtenus (figure. 4.24) sont symétriques autour du zéro « représentative de la vitesse moyenne », contrairement aux signaux de VVI. L'effet d'activation de la charge, est plus visible, où on constate une plus grande sensibilité, montrée par des fluc-

tuations plus marquées, sur les signaux de *VVIR*, construits dans la condition *UG*. Suivies par celles relevées sur les signaux extraits sur la condition *DDL*. On peut aussi relever que des spectres plus propres sont obtenus en appliquant la *VVIR* (figure 4.25), et ce, de façon plus marquée, en basses fréquences angulaires.

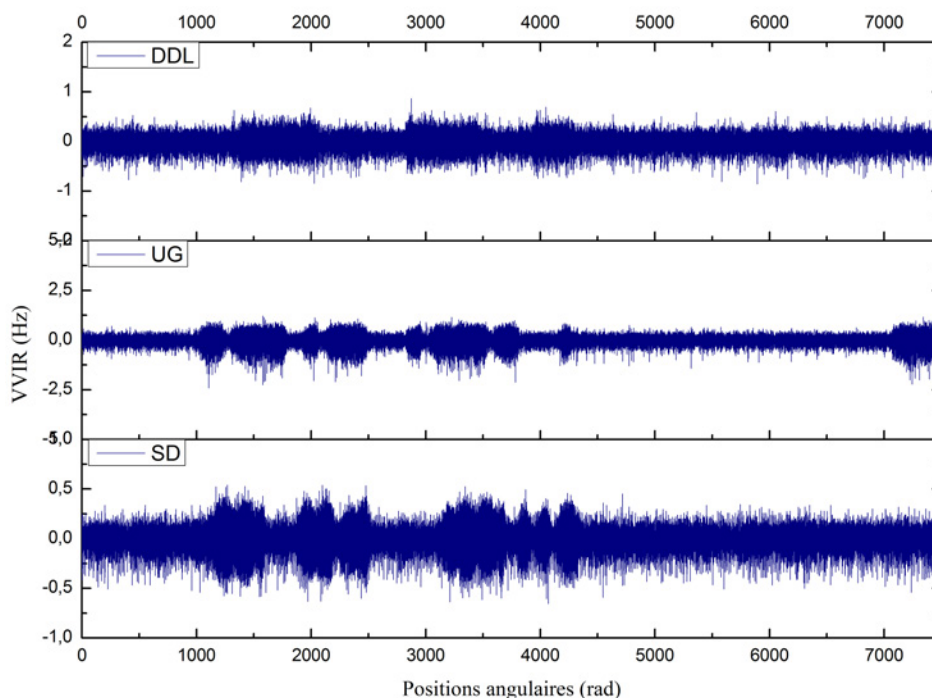


FIGURE 4.24 – Signaux *VVIR* (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).

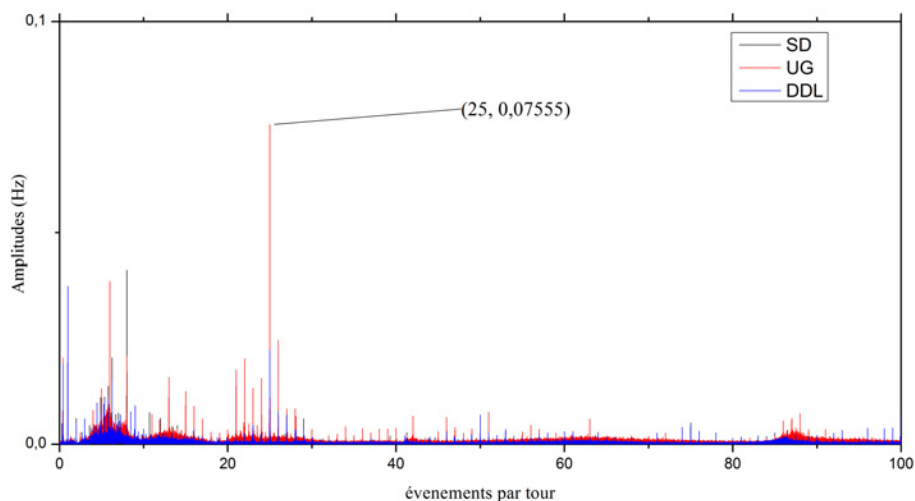


FIGURE 4.25 – Spectres des signaux *VVIR* (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).

4.2.4 Signaux accélérométriques ré-échantillonnés angulairement

En plus des *VVI* et *VVIR*, Une relocalisation des évènements accélérométriques en fonction de la variable générique des machines tournantes « variable angulaire » a été réalisée, en exploitant l'information angulaire extraite des signaux codeurs (voir § 1.5.1). Sur cette base chaque signal accélérométrique a été

ré-échantillonné en fonction des deux codeurs installés sur les deux arbres du banc, pour arriver au final à la génération de quatre nouveaux signaux Accélérométriques Ré-Échantillonnés Angulairement *ARéEA*.

Conditions stationnaires

La figure 4.26, montre des signaux obtenus en ré-échantillonnant les signaux AET, extraits de l'accéléromètre 1 par rapport aux impulsions du codeur installé sur l'arbre (*PV*). Les spectres de ces signaux sont montrés sur la figure 4.27.

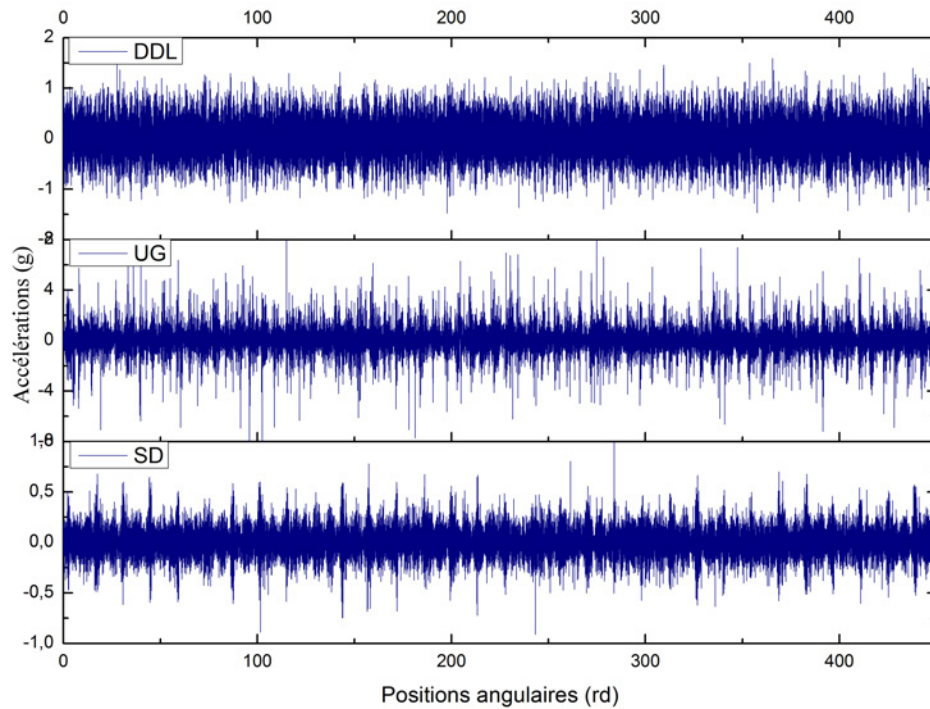


FIGURE 4.26 – Signaux *ARéEA* (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

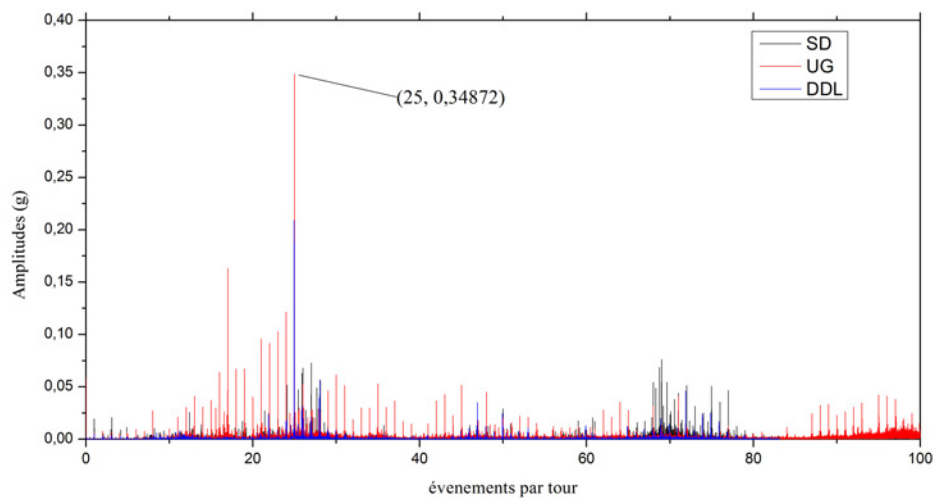


FIGURE 4.27 – Spectres des signaux *ARéEA* (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

Nous pouvons remarquer sur la figure 4.26, en particulier pour le cas sans défauts, une modulation d'amplitude plus régulière que celle vue sur les signaux

AET. Aussi, nous pouvons noter la localisation parfaite des pics d'engrènement sur les spectres montrés sur la figure 4.27. Ceci représente un gain considérable en vue de l'automatisation du diagnostic.

Conditions non stationnaires

Variation de vitesses La figure 4.28 montre, les spectres des signaux *ARéEA* construits à partir de signaux relevés dans les trois conditions avec application d'une variation de vitesses, où nous pouvons relever, l'effet de relocalisation des évènements accélèrométriques. On constate aussi que les deux conditions de fonctionnement défaillantes sont plus distinguables à partir de ces signaux.

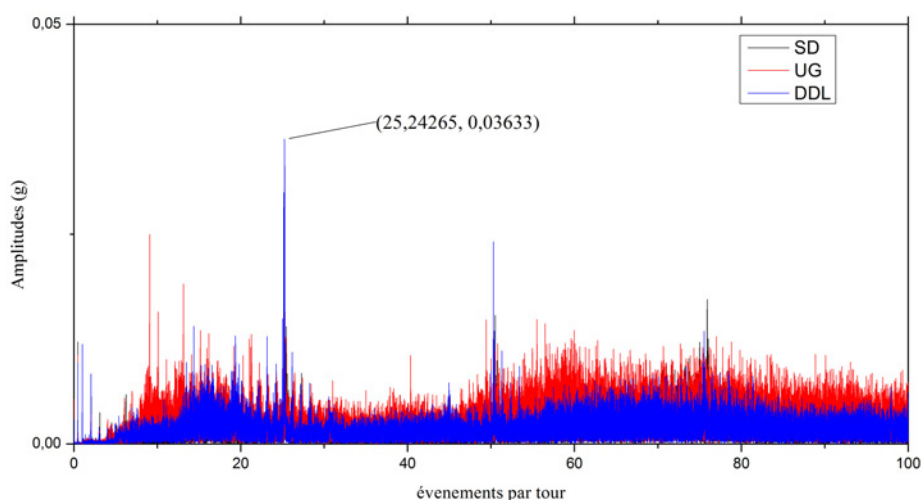


FIGURE 4.28 – Spectres des signaux *ARéEA* (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

Bien que les spectres des signaux *ARéEA*, soient assez bruités, nous arrivons tout de même à distinguer les principales composantes caractéristiques de la dynamique de la machine, telle que la composante d'engrènement un peu moins bien localisée que dans les cas précédents (*VVI* et *VVIR*) mais qui reste assez visible et remarquable.

Variation de charge Dans le cas d'application d'une variation de charges, l'effet du ré-échantillonnage des signaux *AET* n'est pas très marqué sur les signaux construits, mais plus visible sur leurs spectres. Où comme montré sur la figure 4.29 les spectres sont moins bruités et les composantes dynamiques sont parfaitement localisées.

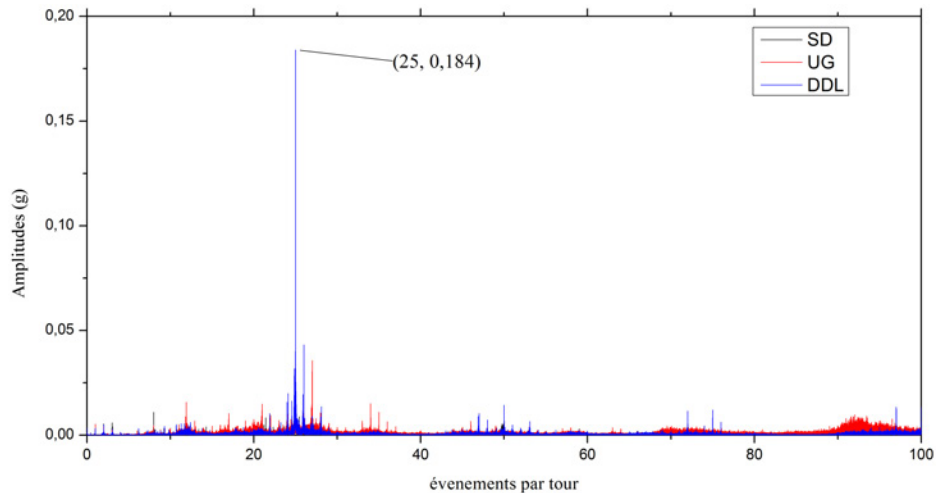


FIGURE 4.29 – Spectres des signaux ARéEA (Vitesses de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m)

4.2.5 Erreur de transmission

Un signal d'erreur de transmission ou déphasage angulaire (L'arbre 1 par rapport à l'arbre 2) a été construit pour chaque acquisition sur la base des signaux codeurs, en utilisant la technique décrite dans le § 1.5.3.

Conditions stationnaires

La figure 4.30, montre des signaux d'erreur de transmission, construits sur la base de signaux codeurs, extraits dans les trois conditions de fonctionnement, où on constate que les amplitudes de l'ET dans les deux cas défaillants sont nettement plus importantes que dans le cas sans défauts.

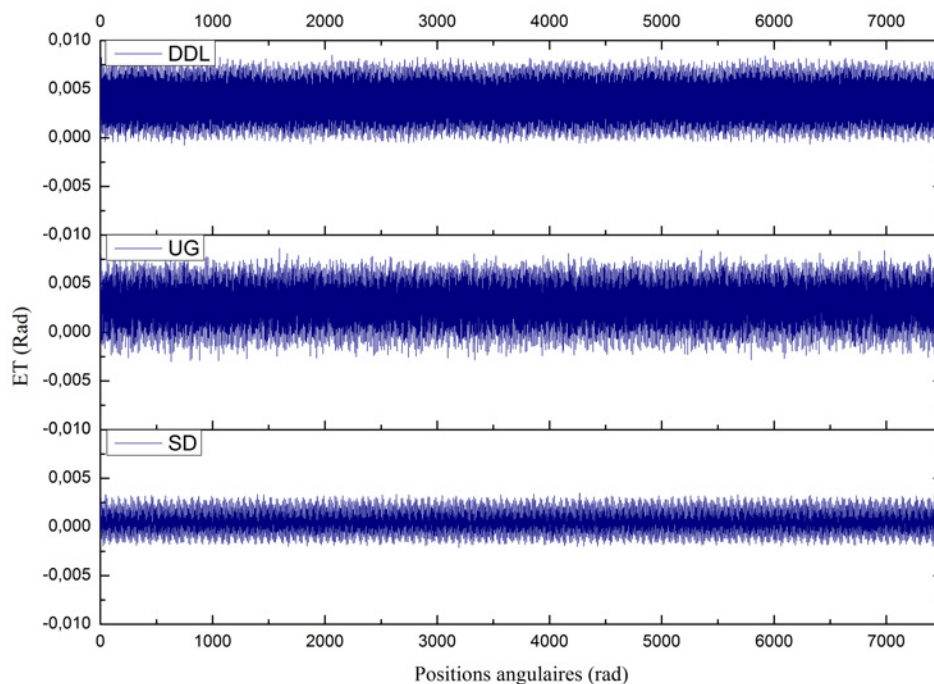


FIGURE 4.30 – Signaux ET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

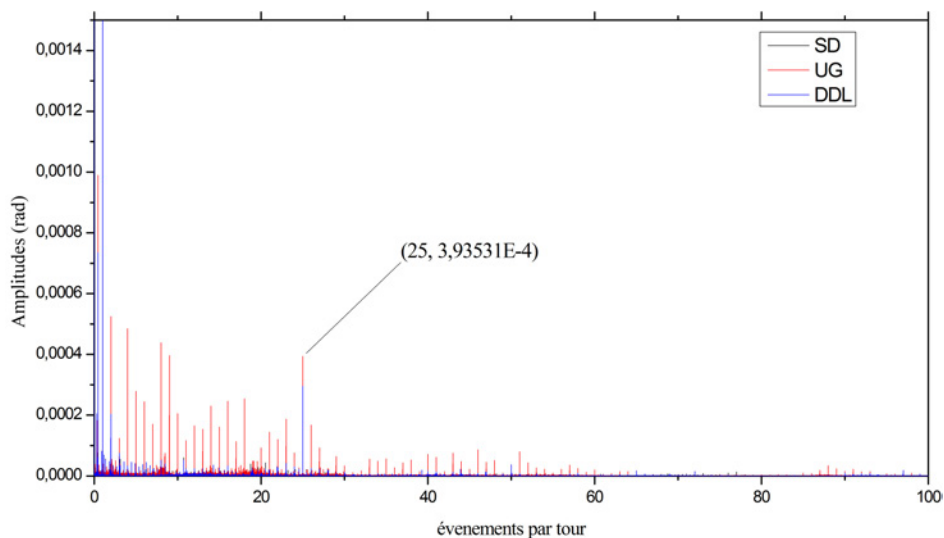


FIGURE 4.31 – Spectres des signaux ET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

La figure 4.31 montre les spectres des signaux d'erreur de transmission précédemment montrés, où nous arrivons à avoir une bonne localisation de la composante d'engrènement, bien que le signal soit assez bruité. Ceci peut être dû aux très fortes modulations autour de la fréquence de rotation.

Conditions non stationnaires

Variation de vitesses Sur la figure 4.32, sont montrés les signaux *ET*, extraits dans les trois conditions dans le cas de variation de vitesses, où nous pouvons constater les déviations des valeurs d'*ET* par rapport au zéro à partir duquel elles devraient théoriquement fluctuer. Ces déviations peuvent avoir pour origine l'accumulation d'erreurs lors de l'estimation des positions. Sur les spectres de ces signaux, montrés sur la figure 4.33, la composante d'engrènement bien que parfaitement localisée est difficilement identifiable par rapport aux composantes d'amplitudes plus importantes, correspondantes à de plus basses fréquences angulaires.

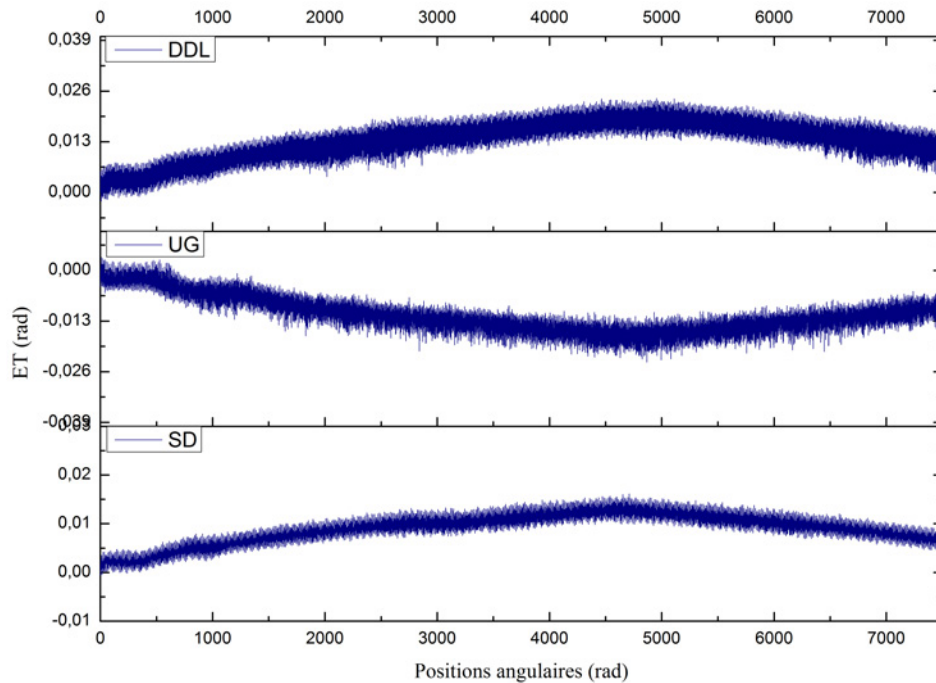


FIGURE 4.32 – Signaux ET (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

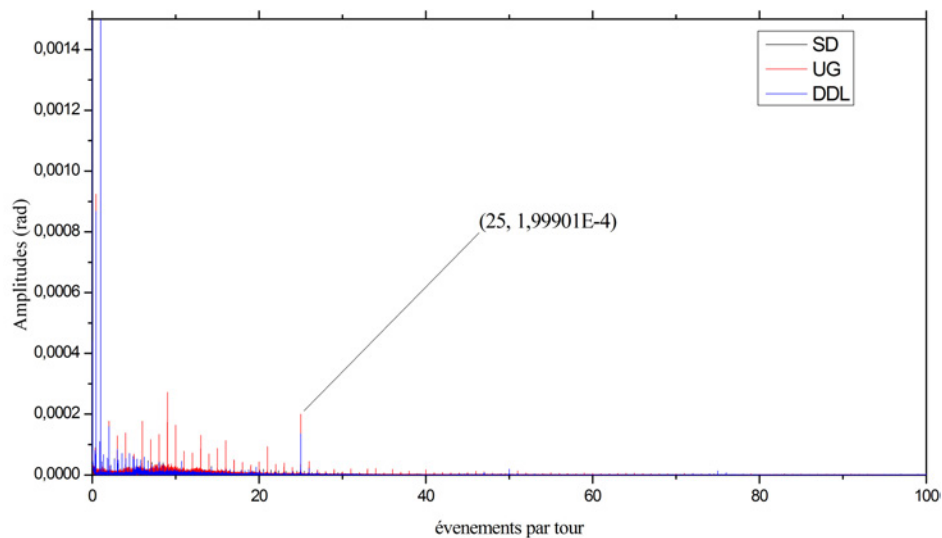


FIGURE 4.33 – Spectres des signaux ET (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

Variation de charge Pour le cas de variation de charge, où les signaux d'ET sont montrés sur la figure 4.34, on constate que chaque activation de la charge est accompagnée par une augmentation de l'ET. On relève aussi des déviations pour les cas de signaux construits dans des conditions de défaillance, bien que ces dernières soient moins importantes que dans le cas de variation de vitesses. Les spectres extraits à partir de ces signaux sont assez similaires à ceux du cas précédent, où on constate que malgré une bonne localisation, nous avons une mauvaise identification du pic d'engrènement, ce qui est notamment dû aux amplitudes élevées des composantes basses fréquences angulaires.

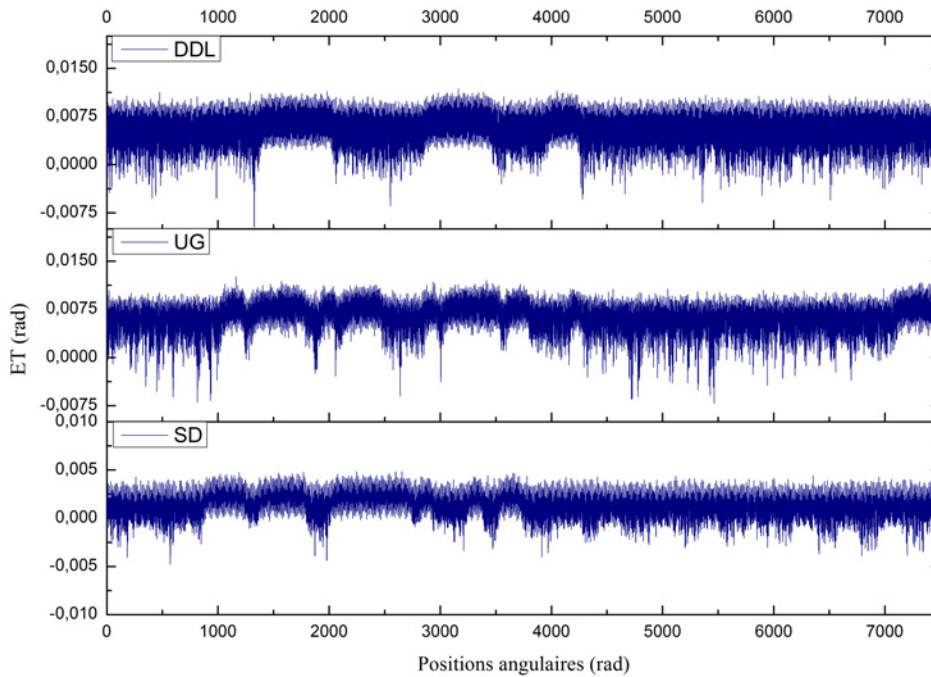


FIGURE 4.34 – Signaux ET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m)

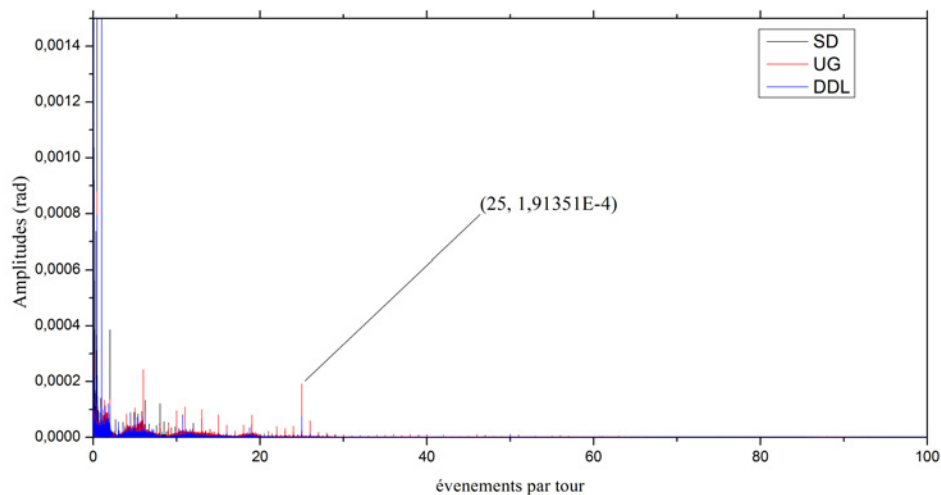


FIGURE 4.35 – Spectres des signaux ET (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).

4.2.6 Rapport de transmission instantané

Les déviations de l'ET vus dans le paragraphe précédent sont essentiellement dues, à l'accumulation d'erreurs, de différentes sources (erreurs électrique ϵ_e , géométriques ϵ_{geo} , et de quantification des mesures ϵ_q) (André et al. 2013), lors de l'estimation des temps intermédiaires entre chaque deux fronts montants du codeur, qui par propagation, sont additionnés aux erreurs d'interpolation, et produisent lors de l'estimation des positions de l'arbre 2 par rapport à l'arbre 1, une erreur globale ϵ_{gl} . En tenant compte de ces erreurs, l'estimation de la position de l'arbre 2 lors de la n^{eme} incrémentation de position angulaire de l'arbre 1

$(\theta_2(n))$, devient :

$$\begin{aligned}\theta_2(n) &= (\Delta\theta_{2-1}(1) + \epsilon_{gl,1}) + (\theta_{2-1}(2) + \epsilon_{gl,2}) + \dots + (\Delta\theta_{2-1}(n) + \epsilon_{gl,n}) \\ &= \sum_{i=1}^n \Delta\theta_{2-1}(i) + \sum_{i=1}^n (\epsilon_{gl,i}) = \theta_2^*(n) + \sum_{i=1}^n (\epsilon_{gl,i})\end{aligned}\quad (4.1)$$

Avec $\Delta\theta_{2-1}(i)$, la distance angulaire parcourue par le deuxième arbre entre deux fronts montants du codeur installé sur le premier.

$$\Delta\theta_{2-1}(i) = \theta_2^*(i) - \theta_2^*(i-1) \quad (4.2)$$

Où $\theta_2^*(n)$, représente la position réelle de l'arbre 2 lors de la n^{eme} incrémentation de la position angulaire de l'arbre 1.

En revenant sur l'équation 1.25 pour la détermination de l'ET

$$ET(n) = n.\Delta\theta_1 - \frac{Z_1}{Z_2}(\theta_2^*(n) + (\sum_{i=1}^n \epsilon_{gl,i})) \quad (4.3)$$

Pour pallier les problèmes d'accumulation d'erreurs lors de des estimations des l'ET. Nous proposons d'exploiter différemment l'information position fournie par les deux codeurs, où au lieu d'utiliser un écart de positions global, nous utilisons un Rapport de Transmission Instantané (RTI), négligeant la position globale et son erreur accumulée, le rapport de transmission instantané avant exploitation RTI^* sera calculé par l'équation 4.4.

$$RTI^*(n) = \frac{\delta\omega_2}{\delta\omega_1} = \frac{\frac{(\Delta\theta_{2-1}(n) + \epsilon_{gl})}{\tau_1 + \epsilon_{e,n} + \epsilon_{geo,n} + \epsilon_{q,n}}}{\frac{\Delta\theta_1}{\tau_1 + \epsilon_{e,n} + \epsilon_{geo,n} + \epsilon_{q,n}}} \quad (4.4)$$

Où les τ (symbolisant, l'écart temporel réel entre deux fronts montants du codeur), des numérateurs et dénominateurs, ainsi que les erreurs produites au cours de leur estimation s'annulent, le RTI^* devient.

$$RTI^*(n) = \frac{(\Delta\theta_{2-1}(n) + \epsilon_{gl})}{\Delta\theta_1} \quad (4.5)$$

Pour une meilleure exploitation des fluctuations du rapport de transmission, nous déduisant le rapport de transmission théorique $RT_{theorique}$ du rapport de transmission instantané avant exploitation.

$$RTI = RTI^* - RT_{theorique} \quad (4.6)$$

Le principal avantage quant à l'utilisation du RTI , est que sa valeur instantanée enregistrée à une position $\theta(n)$ est indépendante des erreurs enregistrées dans les positions précédentes.

De même que pour les techniques précédemment citées, et afin d'apporter une première validation, nous avons expérimenté le RTI sous plusieurs modes de fonctionnement.

Condition stationnaire

La figure 4.36, montre le *RTI* calculé sur des signaux extraits dans des conditions stationnaires, où on constate que les amplitudes du *RTI* fluctuent correctement autour du zéro. Ces amplitudes sont différentes d'une condition à l'autre avec des niveaux plus élevés pour les conditions *UG* et *DDL*.

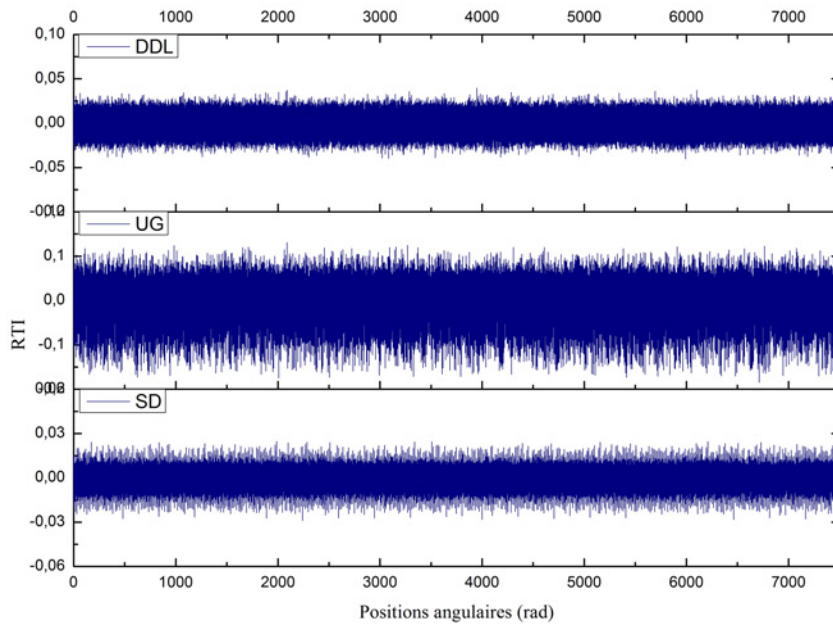


FIGURE 4.36 – Signaux *RTI* (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

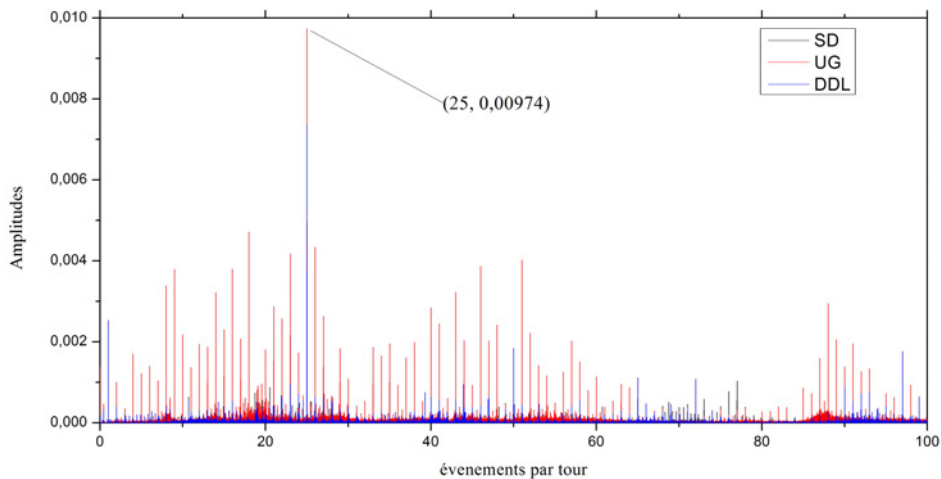


FIGURE 4.37 – Spectres des signaux *RTI* (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement 8 N.m).

La figure 4.37, montre les spectres obtenus à partir des signaux *RTI*, où on constate que ces derniers sont moins bruités que ceux de l'*ET*, sur lesquels nous arrivons à parfaitement localiser et à identifier les différentes composantes représentatives de la dynamique de la machine. Nous relevons aussi l'atténuation d'amplitude des composantes basses fréquences angulaires.

Conditions non stationnaires

Variation de vitesse Des signaux de *RTI* construits à partir de signaux codeurs extraits en mode de vitesses variables, sont représentés dans la figure 4.38. Sur ces signaux l'effet de variation de vitesse très réduit, sur les élévations d'amplitudes peut être notifié, témoignant d'une plus grande indépendance de cette techniques par rapport conditions de fonctionnement. Comparés avec les signaux d'*ET*, les déviations importantes constatées dans le même cas ont été nettement réduites, où on peut relever la symétrie des fluctuations du *RTI* autour du Zéro « représentatif du rapport de transmission théorique ». Nous pouvons aussi relever que des spectres plus propres, ont été extraits à partir de ces derniers, montrés sur la figure 4.39, où la composante d'engrènement est plus identifiable, et les élévations d'amplitude, basses fréquences angulaires sont amoindris.

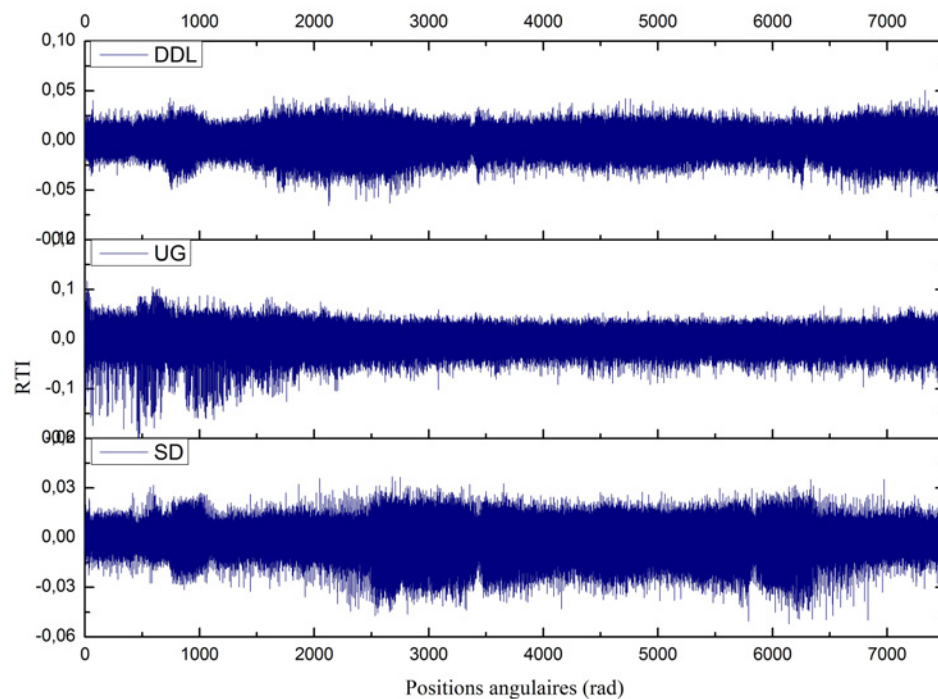


FIGURE 4.38 – Signaux *RTI* (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

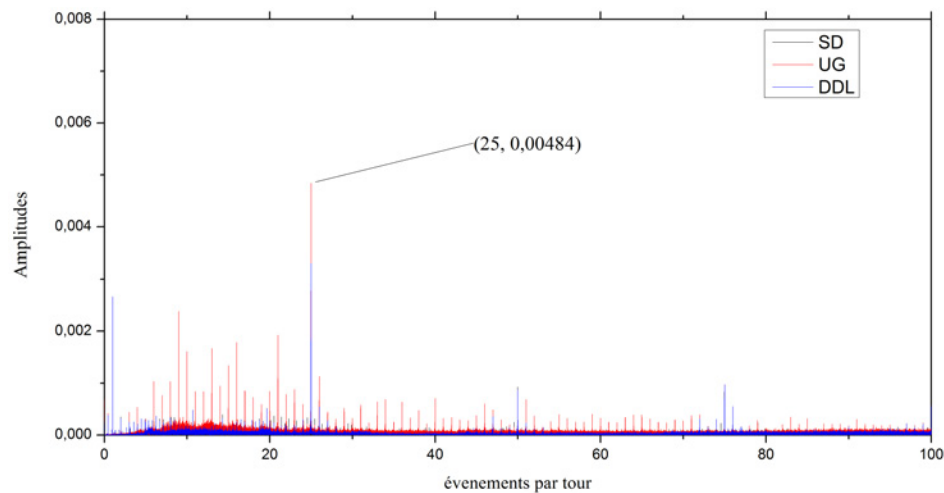


FIGURE 4.39 – Spectres des signaux *RTI* (Vitesse de rotation variable, Chargement 5 N.m).

Variation de charge Des signaux de *RTI* extraits dans le cas de variation de charges, sont montrés sur la figure 4.40, où nous pouvons constater que de même que pour les cas précédents « signaux stationnaires et variation de vitesses », que les déviations sont largement réduites, et que les signaux obtenus, présentent une symétrie autour de la valeur théorique. Nous pouvons aussi relever que l'effet de variation de charge sur les fluctuations est visible mais avec une moindre échelle que celui relevé sur les signaux vibratoires. Les spectres obtenus à partir de ces derniers signaux, montrés sur la figure 4.41, sont assez représentatifs des conditions de fonctionnement, avec des composantes parfaitement localisées et assez bien identifiables.

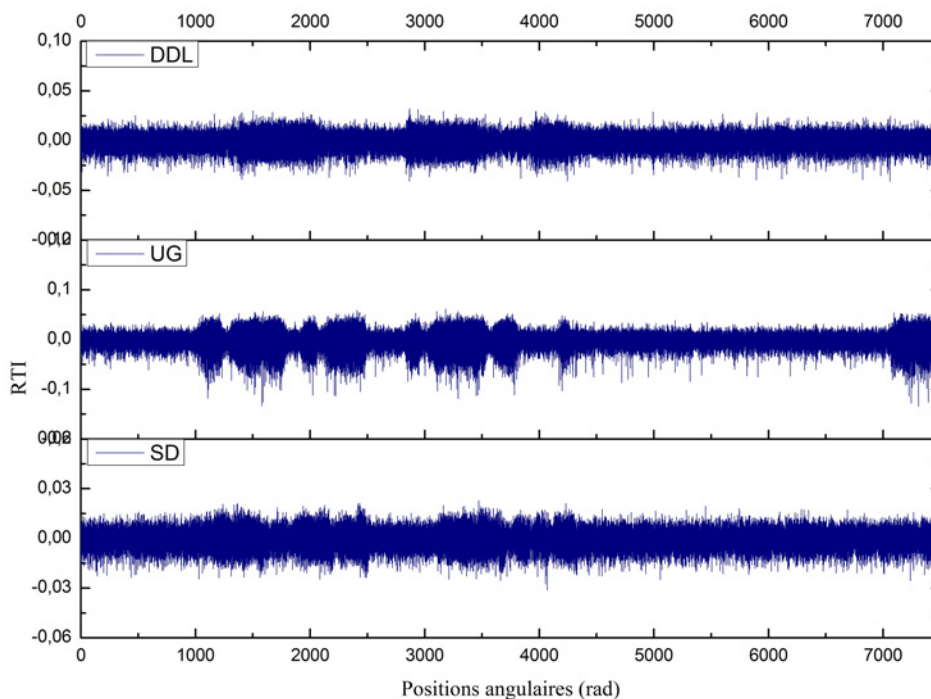


FIGURE 4.40 – Signaux *RTI* (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).

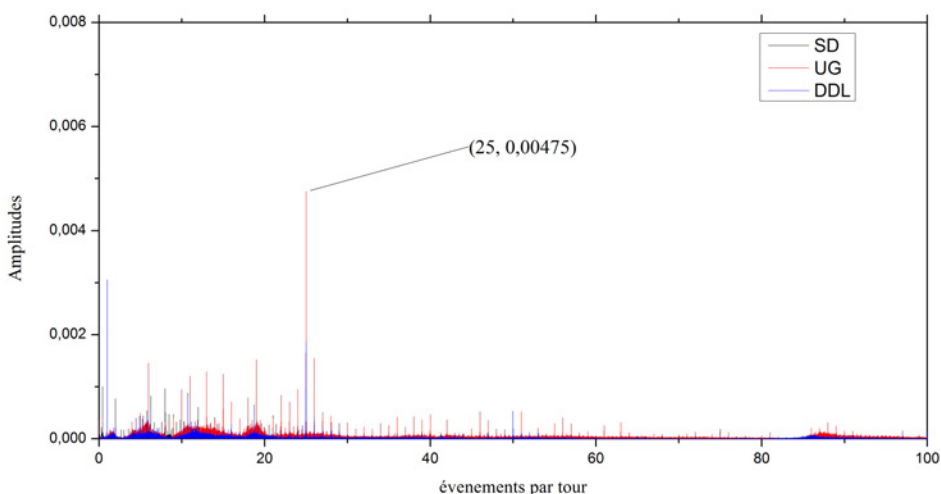


FIGURE 4.41 – Spectres des signaux *RTI* (Vitesse de rotation 1500 tr/min, Chargement alterné 5 N.m).

4.3 EXTRACTION DE L'INFORMATION

Afin de pouvoir exploiter les techniques de l'intelligence artificielle, des indicateurs ont été extraits à partir des différentes sources d'information, où :

A partir des signaux *AET* : La moyenne arithmétique (*mean*) ; l'écart type (*std*) ; le Kurtosis (*KURT*) ; le Skewness (*SKWE*) ; la moyenne quadratique (*RMS*) ; le facteur forme (*SHPFCTR*) ; le facteur crete (*CRSTFCTR*) ; l'amplitude du plus grand pic (*mxpk*), l'amplitude du deuxième plus grand pic (*2mXpk*), l'amplitude du 3eme plus grand pic (*3mxpk*), la position fréquentielle du plus grand pic (*lcpk*), la position fréquentielle du deuxième plus grand pic (*2lcpk*), la position fréquentielle du 3eme plus grand pic (*3lcpk*), la moyenne des 3 amplitudes (*mnpks*), la moyenne de 3 positions (*mndst*), l'écart moyen entre les positions (*mnlcs*), l'énergie fréquentielle sur la bande [0-20Hz] (*Eno20*), l'énergie fréquentielle sur la bande [20-100Hz] (*EN20100*), l'énergie fréquentielle sur la bande [100-2000 Hz] (*EN1002000*).

A partir des signaux *VVI*, *VVIR*, *ARéEA*, *ET* et *RTI* ont été extraits : la moyenne arithmétique (*mean*) ; l'écart type (*std*) ; l'amplitude du plus grand pic (*mxpk*) ; l'écart type (*std*) ; le Kurtosis (*KURT*) ; le Skewness (*SKWE*) ; la moyenne quadratique (*RMS*) ; le facteur forme (*SHPFCTR*) ; le facteur crete (*CRSTFCTR*) ; l'amplitude du deuxième plus grand pic (*2mXpk*), l'amplitude du 3eme plus grand pic (*3mxpk*), la position fréquentielle du plus grand pic (*lcpk*), la position fréquentielle du deuxième plus grand pic (*2lcpk*), la position fréquentielle du 3eme plus grand pic (*3lcpk*), la moyenne des 3 amplitudes (*mnpks*), la moyenne de 3 positions (*mndst*), l'écart moyen entre les positions (*mnlcs*), l'énergie fréquentielle en dessous du 5eme ordre (*Eno5*), l'énergie fréquentielle entre le 5eme et le 100eme ordre (*EN5100*), l'énergie fréquentielle entre le 100eme et le plus grand ordre (*EN1001250*), l'énergie autour du plus grand pic (*2EN1*) et l'énergie autour du deuxième plus grand pic (*2EN2*). Ces mêmes indicateurs ont été extraits sur les signaux *VVI* mises à part ; l'écart type ; le Kurtosis ; le Skewness ; la moyenne quadratique ; le facteur forme et le facteur crete , jugés non pertinents pour ce cas.

Les abréviations des indicateurs seront précédées d'un indice désignant la source d'information à partir de laquelle ils ont été extraits : *x1* pour les signaux *AET* provenant de l'accéléromètre 1 ; *x2* pour les signaux *AET* provenant de l'accéléromètre 2 ; *x11* pour les signaux *ARéEA* provenant de l'accéléromètre 1 et ré-échantillonnés par rapport au le codeur 1 ; *x12* pour les signaux *ARéEA* provenant de l'accéléromètre 1 et ré-échantillonnés par rapport au le codeur 2 ; *x21* pour les signaux *ARéEA* provenant de l'accéléromètre 2 et ré-échantillonnés par rapport au le codeur 1 ; *x22* pour les signaux *ARéEA* provenant de l'accéléromètre 2 et ré-échantillonnés par rapport au le codeur 2 ; *V1* pour les signaux *VVI* provenant du codeur 1 ; *V2* pour les signaux *VVI* provenant du codeur 2 ; *VR1* pour les signaux *VVIR* provenant du codeur 1 ; *VR2* pour les signaux *VVIR* provenant du codeur 2 ; *ET* pour les signaux d'*ET* ; *RTI* pour les signaux *RTI*. En plus de l'ensemble mixant tous les indicateurs, Six ensembles d'indicateurs initiaux ont été construits, un correspondant à chaque source d'information.

4.4 TRANSFORMATION ET SÉLECTION DE L'INFORMATION

L'Analyse en Composante Principale, ayant fourni des résultats prometteurs dans le chapitre précédent a été retenue pour la transformation d'indicateurs, où

à partir de chaque ensemble d'indicateurs initiaux (*EII*) a été généré un ensemble constitué des composantes principales (*EGP*). Au final une mixture de ces deux derniers ensembles a été constituée (*EMIP*).

L'approche *APFS*, fournissant de meilleures performances que les approches génétique et *J48*, a été reconduite pour la sélection d'indicateurs, basée sur les filtres *Relief* et *CHI2*, où un *RBF* a été utilisé pour la construction des règles de décision.

4.5 RÉSULTATS DE CLASSIFICATION

Dans cette section seront présentées et discutées les performances de classification obtenues à partir de chaque ensemble d'indicateurs construit, et aura pour but deux objectifs : (1) Construire le modèle de diagnostic le plus puissant et (2) Évaluer la pertinence des techniques utilisées.

Les performances de classifications obtenues par les différents ensembles construits avant sélection sont montrées dans le tableau 4.1.

Tab. 4.1 – Performances de classification avant sélection

	AET	VVI	VVIR	ARéEA	ET	RTI	MTI
<i>EII</i>	81.50	81.50	84.52	90.94	86.03	95.84	92.07
<i>EGP</i>	80.75	71.69	86.41	89.43	78.49	95.47	85.28
<i>EMIP</i>	84.15	79.24	82.26	89.43	81.13	95.84	92.07

Sur les résultats montrés dans le tableau 4.1, plusieurs observations peuvent être notifiées :

- Nous pouvons relever les très bonnes performances des ensembles à base de *RTI* puisque les taux de bonnes classifications obtenus sont de loin les meilleurs.
- On peut aussi relever, l'effet positif qu'a eu le redressement des signaux de *VVI*, nous permettons d'obtenir de meilleurs taux de classifications.
- Les performances obtenues sur les ensembles à base de signaux *ARéRA* sont nettement meilleures que ceux obtenues sur les ensembles à base de signaux *AET*, nous prouvant l'apport incontestable acquis par la relocalisation angulaire des évènements accélèrométriques.
- L'utilisation des composantes générées par l'*ACP* a eu un effet néfaste sur les performances de classification. Leur combinaison avec les indicateurs initiaux, par contre, a pu améliorer la performance sur l'ensemble à base de signaux *AET* pour atteindre les 84,15 % de bonnes classifications.

Le tableau 4.2, montre les performances de classification obtenues en utilisant uniquement l'ensemble *AET* et ses variantes.

Tab. 4.2 – Performances de classification de l'ensemble construit à partir de AET

<i>Ensemble</i>	<i>Filtre</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>IND</i>
<i>EII</i>	<i>RfR</i>	21	90.18	<i>X2-En020; X1-En020; X2-KURT; X1-CRSTFCTR; X1-EN1002000; X2-CRSTFCTR; X2-EN1002000; X1-EN20100; X1-std; X2-EN5100.</i>
	<i>CHI2</i>	25	90.56	<i>X1-En020; X1-EN20100; X1EN1; X1-EN1002000; X2-std; X2-RMS; X2-En020; X2-EN1002000; X2-KURT; X1-KURT.</i>
<i>EGP</i>	<i>RfR</i>	8	84.90	<i>PCA2; PCA1; PCA15; PCA8; PCA4; PCA12; PCA11; PCA7.</i>
	<i>CHI2</i>	4	85.28	<i>PCA1; PCA2 PCA8; PCA4.</i>
<i>EMIP</i>	<i>RfR</i>	20	91.69	<i>X2-En020; X1-En020; PC2; X2-KURT; X1-CRSTFCTR; X1-EN1002000; X2-CRSTFCTR; X2-EN1002000; X1-EN20100; X1-std</i>
	<i>CHI2</i>	24	93.20	<i>X1-En020; X1-EN20100; X1EN1; X1-EN1002000; X2-std; X2-RMS; X2-En020; X2-EN1002000; X2-KURT; X1-KURT.</i>

En utilisant les indicateurs extraits à partir des signaux *AET*, nous pouvons voir que la sélection d'indicateurs a amélioré les performances de classification (montrées dans le tableau 4.2) des trois ensembles construits. De même, nous constatons que ses meilleures performances ont été obtenues sur l'ensemble réduit, combinant indicateurs initiaux et composantes principales. Nous pouvons aussi relever que l'ordonnancement des composantes établi à la base de leur variance n'a pas été respecté par les deux techniques filtrantes utilisées.

Tab. 4.3 – Performances de classification de l'ensemble construit à partir de VVI

<i>Ensemble</i>	<i>Filtre</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>IND</i>
<i>EII</i>	<i>RfF</i>	4	83.01	<i>V1-EN1001250; V2-2lcpkcod2; V2-EN1001250; V1-EN5100.</i>
	<i>CHI2</i>	9	84.15	<i>V1-mnlcs; V2-mnlcs; V2-EN5100; V2-EN1001250; V1-EN5100; V2-2lcpk; V1-EN1001250; V1-std; V1-lcpkcod1.</i>
<i>EGP</i>	<i>RfF</i>	7	80.0	<i>PCA6; PCA2; PCA3; PCA8; PCA4; PCA5; PCA7.</i>
	<i>CHI2</i>	4	76.22	<i>PCA8; PCA2; PCA6; PCA1.</i>
<i>EMIP</i>	<i>RfF</i>	13	87.16	<i>V1-EN1001250; PCA6; V2-2lcpk; V2-EN1001250; V1-EN5100; PCA2; PCA8; V1-mnlcs; PCA3; V2-mnlcs.</i>
	<i>CHI2</i>	11	85.28	<i>V1-mnlcs; V2-mnlcs; V2-EN5100; V2-EN1001250; V1-EN5100; V2-2lcpk; V1-EN1001250; V1-std; PCA8; V1-lcpk.</i>

Les performances obtenues, en exploitant l'information VVI sont montrées sur le tableau 4.3, où on observe que malgré l'amélioration relative des taux de bonnes classifications - par la sélection d'indicateurs - ils restent peut satisfaisants. On constate aussi, que malgré le fait que, de basses performances ont été obtenues sur l'ensemble *EGP*, la combinaison des meilleures composantes avec les indicateurs initiaux a produit un effet positif, spécialement dans le cas d'utilisation du filtre *RfF* pour l'évaluation individuelles des indicateurs.

Tab. 4.4 – Performances de classification de l'ensemble construit à partir de *VVIR*

<i>Ensemble</i>	<i>Filtre</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>IND</i>
<i>EII</i>	<i>RfF</i>	6	91.32	<i>VR1-En5-100; VR2-En1250; VR1-En1250; VR2-2lcpk; VR1-2mXpk; VR1-mnlcs.</i>
	<i>CHI2</i>	4	90.18	<i>VR2-mnlcs; VR1-mnlcs; VR2-2lcpk; VR2-En1250.</i>
<i>EGP</i>	<i>RfF</i>	8	84.90	<i>PCA3; PCA6; PCA10; PCA2; PCA5; PCA4; PCA1; PCA9.</i>
	<i>CHI2</i>	10	85.28	<i>PCA1; PCA6; PCA9; PCA3; PCA10; PCA2; PCA7; PCA8; PCA4; PCA5.</i>
<i>EMIP</i>	<i>RfF</i>	10	94.33	<i>VR1-En5-100; VR2-En1250; VR1-En1250; VR2-2lcpkPCA3; PCA10; VR1-2mXpk; VR2-3mxpk; VR1-3mxpk; VR1-mnlcs</i>
	<i>CHI2</i>	4	90.18	<i>VR2-mnlcs; VR1-mnlcs; VR2-2lcpk; VR2-En1250.</i>

En observant les résultats obtenus à partir de l'information *VVIR*, montrés sur le tableau 4.4, Nous pouvons souligner la supériorité absolue de leurs performances par rapport aux ensembles construits à base de *VVI*. Nous arrivons même dans le cas *EMIP-RfF* a surpassé les meilleures performances obtenues à base des signaux *AET*, validant la *VVIR* comme source d'information pertinente pour le diagnostic des défauts.

Tab. 4.5 – Performances de classification de l'ensemble construit à partir de ARéEA

<i>Ensemble</i>	<i>Filtre</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>IND</i>
<i>EII</i>	<i>RfF</i>	60	96.98	<i>X22-EN5100; X11-EN5100; X21-KURT; X22-KURT; X12-EN5100; X11-CRSTFCTR; X12-EN1001250; X22-EN1001250; X21-EN5100; X22-CRSTFCTR.</i>
	<i>CHI2</i>	22	93.20	<i>X21-En05; X12-EN5100; X22-2lcpk; X22-EN1001250; X12-EN1001250; X21-EN1001250; X11-EN1001250; X11-EN5100; X12-KURT; X21-mnlcs.</i>
<i>EGP</i>	<i>RfF</i>	14	86.79	<i>PCA2; PCA1; PCA3; PCA9; PCA4; PCA7; PCA5; PCA8; PCA10; PCA6.</i>
	<i>CHI2</i>	10	87.54	<i>PCA2; PCA1; PCA4; PCA5; PCA7; PCA11; PCA16; PCA9; PCA3; PCA10.</i>
<i>EMIP</i>	<i>RfF</i>	72	95.84	<i>X22-EN5100; PC2; X11-EN5100; X21-KURT; X22-KURT; X12-EN5100; X12-EN1001250; X21-EN5100; X22-EN1001250; X11-CRSTFCTR.</i>
	<i>CHI2</i>	22	93.20	<i>X21-En05; X12-EN5100; X22-2lcpk; X22-EN1001250; X12-EN1001250; X21-EN1001250; X11-EN1001250; X11-EN5100; X12-KURT; X21-mnlcs.</i>

Les résultats montrés sur le tableau 4.5, démontre l'intérêt de la relocalisation angulaire des évènements accélérométriques, puisque de bien meilleures performances ont été obtenues, montrant une meilleure exploitation de l'information vibratoire. Nous pouvons aussi constater que la transformation d'indicateurs a eu un effet négatif sur les performances de classification, et ce, même en associant les composantes générées avec les indicateurs initiaux.

Tab. 4.6 – Performances de classification de l'ensemble construit à partir de ET

<i>Ensemble</i>	<i>Filtre</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>IND</i>
EII	<i>RfR</i>	6	91.32	<i>ET-En5-100; ET-En1250; ET-2lcpk; ET-mnlcs; ET-lcpk; ET-CRSTFCTR.</i>
	<i>CHI2</i>	11	90.94	<i>ET-mxpck; ET-mndst; ET-std; ET-mnpks; ET-En5-100; ET-En1250; ET-2lcpk; ET-mnlcs; ET-KURT; ET-RMS.</i>
EGP	<i>RfR</i>	5	87.92	<i>PCA3; PCA5; PCA8; PCA7; PCA2.</i>
	<i>CHI2</i>	7	87.16	<i>PCA3; PCA8; PCA2; PCA4; PCA7; PCA1; PCA5.</i>
EMIP	<i>RfR</i>	10	90.56	<i>ET-En1250; ET-En5-100; ET-2lcpk; PCA3; ET-mnlcs; ET-lcpk; PCA5; PCA8; PCA7; ET-CRSTFCTR</i>
	<i>CHI2</i>	13	89.43	<i>ET-mxpck; ET-mndst; ET-std; ET-mnpks; PCA3; ET-En5-100; ET-En1250; ET-2lcpk; ET-mnlcs; ET-KURT.</i>

Au départ, assez décevantes, les performances des ensembles construits à base de l'erreur de transmission ont largement bénéficié de la sélection d'indicateurs, pour atteindre leur meilleures performances avec l'association *EII-RfF*. On constate aussi, que corrélativement au cas précédent la transformation d'indicateurs a eu un effet négatif sur les taux de bonnes classification.

Tab. 4.7 – Performances de classification de l'ensemble construit à partir du RTI

<i>Ensemble</i>	<i>Filtre</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>IND</i>
<i>EII</i>	<i>RfR</i>	20	96.98	<i>RTI-mnlcs</i> ; <i>RTI-std</i> ; <i>RTI-RMS</i> ; <i>RTI-SHPFCTR</i> ; <i>RTI-mean</i> ; <i>RTI-En5-100</i> ; <i>RTI-2lcpk</i> ; <i>RTI-mndst</i> ; <i>RTI-3lcpk</i> ; <i>RTI-EN1</i> .
	<i>CHI2</i>	21	95.84	<i>RTI-En5-100</i> ; <i>RTI-EN2</i> ; <i>RTI-En05</i> ; <i>RTI-SHPFCTR</i> ; <i>RTI-En1250</i> ; <i>RTI-std</i> ; <i>RTI-RMS</i> ; <i>RTI-EN1</i> ; <i>RTI-2lcpk</i> ; <i>RTI-mean</i> .
<i>EGP</i>	<i>RfR</i>	9	95.47	<i>PCA1</i> ; <i>PCA2</i> ; <i>PCA7</i> ; <i>PCA9</i> ; <i>PCA3</i> ; <i>PCA6</i> ; <i>PCA4</i> ; <i>PCA8</i> ; <i>PCA5</i> .
	<i>CHI2</i>	9	95.47	<i>PCA1</i> ; <i>PCA4</i> ; <i>PCA2</i> ; <i>PCA8</i> ; <i>PCA6</i> ; <i>PCA3</i> ; <i>PCA7</i> ; <i>PCA9</i> ; <i>PCA5</i> .
<i>EMIP</i>	<i>RfR</i>	28	96.98	<i>RTI-En5-100</i> ; <i>RTI-EN2</i> ; <i>RTI-SHPFCTR</i> ; <i>RTI-En05</i> ; <i>RTI-En1250</i> ; <i>RTI-std</i> ; <i>RTI-RMS</i> ; <i>PCA1</i> ; <i>RTI-EN1</i> ; <i>PCA2</i> .
	<i>CHI2</i>	28	96.98	<i>RTI-mnlcs</i> ; <i>RTI-std</i> ; <i>RTI-RMS</i> ; <i>RTI-SHPFCTR</i> ; <i>RTI-mean</i> ; <i>RTI-En5-100</i> ; <i>RTI-2lcpk</i> ; <i>PCA1</i> ; <i>RTI-mndst</i> ; <i>RTI-3lcpk</i> .

Les résultats montrés dans le tableau 4.7, sont très satisfaisants, avec des taux de classification largement supérieurs à ceux obtenus exploitant l'*ET*, et égalant même, ceux obtenus en exploitant l'*ARéEA* avec une moindre instrumentation. Ces performances valident par la même occasion, l'approche *RTI* comme source d'information pertinente, exploitant uniquement les signaux issus des codeurs. Bien que les performances obtenues en utilisant les meilleures composantes soient relativement hautes, leur combinaison avec les indicateurs initiaux n'a eu aucun effet sur les performances de classification.

Tab. 4.8 – Performances de classification de l'ensemble construit à partir du MTI

<i>Ensemble</i>	<i>Filtre</i>	<i>NBR</i>	<i>Perf</i>	<i>IND</i>
<i>EII</i>	<i>RfR</i>	63	98.11	<i>RTI-SHPFCTR</i> ; <i>ET-En5100</i> ; <i>RTI-En5-100</i> ; <i>RTI-std</i> ; <i>RTI-RMS</i> ; <i>RTI-EN1</i> ; <i>ET-En1250</i> ; <i>RTI-En1250</i> ; <i>RTI-EN2</i> ; <i>RTI-En05</i> .
	<i>CHI2</i>	88	95.84	<i>ET-mxpk</i> ; <i>mnlscod1</i> ; <i>mnlscod2</i> ; <i>RTI-mnlcs</i> ; <i>RTI-std</i> ; <i>RTI-RMS</i> ; <i>RTI-SHPFCTR</i> ; <i>RTI-mean</i> ; <i>ET-mndst</i> ; <i>XZ1-mnlcs</i> .
<i>EGP</i>	<i>RfR</i>	24	92.45	<i>PCA5</i> ; <i>PCA4</i> ; <i>PCA1</i> ; <i>PCA6</i> ; <i>PCA9</i> ; <i>PCA3</i> ; <i>PCA16</i> ; <i>PCA10</i> ; <i>PCA18</i> ; <i>PCA8</i> .
	<i>CHI2</i>	21	91.32	<i>PCA5</i> ; <i>PCA6</i> ; <i>PCA7</i> ; <i>PCA2</i> ; <i>PCA1</i> ; <i>PCA3</i> ; <i>PCA9</i> ; <i>PCA4</i> ; <i>PCA18</i> ; <i>PCA29</i> .
<i>EMIP</i>	<i>RfR</i>	20	98.49	<i>RTI-SHPFCTR</i> ; <i>ET-En5-100</i> ; <i>RTI-En5-100</i> ; <i>RTI-std</i> ; <i>RTI-RMS</i> ; <i>RTI-EN1</i> ; <i>ET-En1250</i> ; <i>RTI-En1250</i> ; <i>RTI-EN2</i> ; <i>RTI-En05</i> .
	<i>CHI2</i>	178	95.84	<i>ET-mxpk</i> ; <i>V1-mnlcs</i> ; <i>V2-mnlscod2</i> ; <i>RTI-mnlcs</i> ; <i>RTI-std</i> ; <i>RTI-RMS</i> ; <i>RTI-SHPFCTR</i> ; <i>RTI-mean</i> ; <i>ET-mndst</i> ; <i>VR1-mnlcs</i> .

Nous pouvons relever sur le tableau 4.8, les performances très satisfaisantes obtenues en fusionnant les indicateurs issus des différentes sources d'information, où on arrive à atteindre les 98,11% de bonnes classifications avec l'association *EII-RfF*. La transformation d'indicateurs a eu un effet relativement positif sur les performances de classification, puisque une meilleure performance de 98,49 % a été atteinte en incorporant les meilleures composantes dans les sous-ensembles réduits.

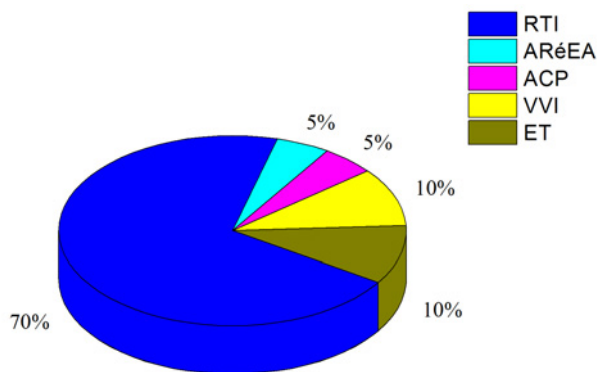


FIGURE 4.42 – Répartition des indicateurs, selon leurs origines, dans le meilleur sous ensemble.

Sur la figure 4.42, est représentée ; la répartition des indicateurs selon leurs origines, dans le meilleur sous ensemble composé à base de *EMIP-MTI*. Sur ces derniers, nous pouvons constater la domination du *RTI*, composant 70% du vecteur d'entrée réduit, validant ses bonnes performances et son applicabilité pour la discrétisation des états de fonctionnement. Nous pouvons aussi constater l'absence d'indicateurs issus signaux *AET* témoignant de l'efficacité de l'échantillonnage angulaire. Nous soulignant aussi la présence d'une composante principale, apportant un plus dans les performances de classification.

CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons étudié l'apport de la position angulaire, dans le diagnostic automatique des machines tournantes, dans des conditions stationnaires et non stationnaires.

Pour ce faire, une campagne d'essais sur banc a été effectuée, récoltant une base de données composée de 795 acquisitions. Sur chaque acquisition, plusieurs techniques, nous ont permises d'obtenir quatre types de signaux (sources d'information), à savoir, les signaux accélérométriques échantillonnés temporellement, les signaux de variation de vitesse instantanée, les signaux accélérométriques ré-échantillonnés angulairement et les signaux d'erreur de transmission. Chaque source d'information a été ensuite exploitée et analysée dans des conditions stationnaires et non stationnaires.

En plus des sources d'information précédemment citées, deux propositions ont été formulées permettant le développement de deux nouvelles sources d'information : Les signaux de variation de vitesses instantanées redressés, et le Rapport de Transmission Instantanée, qui après exploitation et analyse ont montré des résultats encourageants.

Sur la base des travaux menés dans le chapitre précédent, plusieurs techniques permettant l'exploitation de ces sources d'information ont été réappliquées, notamment la sélection d'indicateurs à base de l'approche *APFS*, la transformation d'indicateurs à base d'*ACP*, et la classification en utilisant un *RBF*. Sur la base des résultats obtenus, plusieurs constatations peuvent être soulignées :

- L'exploitation complète d'une base de données aussi grande, est une tâche

fastidieuse, voir même impossible à réaliser, en évaluant de façon objective la pertinence des sources d'information.

- L'apport positif incontestable de l'instrumentation avec des codeurs, aussi bien quantitativement et qualitativement.
- Les performances obtenues à base des signaux *ARéEA* surpassent de loin ceux obtenues à base des signaux de *AET*, démontrant l'intérêt majeur de l'échantillonnage angulaire des signaux accélérométriques.
- L'intérêt du redressement des signaux *VVI*, validé par l'amélioration de performances de classifications, avant et après sélection d'indicateurs.
- Les signaux de *RTI* présentent une alternative intéressante, à l'utilisation des vibrations (même échantillonnée angulairement) pour le diagnostic des défauts des machines tournantes, puisque il génère les meilleures performances avec une instrumentation réduite.
- La sélection d'indicateurs après fusion des différentes sources d'information présente la meilleure solution, permettant de générer les meilleures performances de diagnostic. Ceci dresse comme perspective alléchante l'exploitation de nouvelles sources d'information, toujours dans le but d'améliorer les performances.
- Les composantes principales générées à partir des indicateurs initiaux ont permis, dans la plupart des cas, des améliorations de performances. Ceci montre que nous pouvons gagner de l'information pertinente en transformant l'information initiale.
- Les composantes extraites des meilleurs sous-ensembles fournissent de meilleures performances par rapport à celles extraites de l'ensemble complet d'indicateurs.
- L'efficacité de l'approche adoptée en matière de sélection d'indicateur, améliorant les performances de classification sur pratiquement tous les ensembles étudiés.

Enfin, nous avons montré, que l'efficacité des techniques d'intelligence artificielle dans le cadre de diagnostic des machines tournantes dépend en grande partie, de la qualité de l'information fournie comme vecteur d'entrée au classifieur.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Dans un monde où une concurrence accrue existe entre les compagnies industrielles afin de satisfaire les demandes de leurs clients en termes de service, qualité du produit et performance, la maintenance garde une position primordiale dans la réussite des objectifs, tout en conservant une viabilité et une sûreté de fonctionnement. Les machines tournantes représentent une classe dominante, dans les systèmes de production, et peuvent y occuper des positions stratégiques. La surveillance de leurs états de fonctionnement présente donc un intérêt indéniable, afin d'atteindre les objectifs visés.

Il existe plusieurs techniques et approches pour la surveillance des états de fonctionnement des machines tournantes. Pour tirer profit de ces techniques plus ou moins complexes, la présence continue d'un expert humain maîtrisant la dynamique et la cinématique, ainsi que l'historique de chacune des machines à surveiller, est nécessaire, ce qui est en pratique difficilement réalisable ; c'est alors que naquit le besoin de systèmes plus ou moins automatisés pour la surveillance des états de fonctionnement.

Les travaux de cette thèse, se sont attaqués à la surveillance des conditions de fonctionnement des machines tournantes, tirant avantage des possibilités offertes par les techniques de l'intelligence artificielle, pour l'exploitation des avancées réalisées en matière de traitement du signal et la construction d'outils de diagnostic.

En premier lieu, nous avons commencé par étudier le domaine des machines tournantes, ce qui nous a permis d'analyser un nombre important de défaillances pouvant altérer leurs fonctionnements. Concernant les techniques de surveillance de ces machines, plusieurs approches ont été parcourues et décrites dans le premier chapitre, où une attention particulière a été donnée aux techniques à base d'analyse vibratoire et de positions angulaires. Une analyse de l'état de l'art du diagnostic des machines tournantes, nous a permis de prendre conscience de l'énorme quantité d'information que nous pouvons en extraire, mettant au clair un énorme frein en vue de l'automatisation de leur surveillance. Ce problème réside dans le choix de l'information pertinente nécessaire à la reconnaissance des différentes défaillances.

Cette première étude a été suivie par une analyse de la démarche de diagnostic, démarche cruciale dans la réussite et la productivité de l'industrie d'aujourd'hui. Nous avons tout d'abord effectué une revue des méthodes utilisées en diagnostic des systèmes, ce qui nous a conforté dans le choix d'une approche à base de méthodes externes, ne nécessitant pas l'élaboration de modélisations

complexes et pouvant se passer d'une information exhaustive souvent indisponible. Plusieurs étapes sont nécessaires pour l'établissement d'une procédure de diagnostic basée sur les méthodes externes. Ces différentes étapes ont été décrites et largement discutées. La première étape résidait dans l'extraction de l'information complète à partir des signaux acquis. Cette information (servant de vecteur d'entrée) nécessite un traitement, afin de la rendre exploitable par les techniques de classification à base d'intelligence artificielle, plusieurs techniques de sélection et de transformation de l'information ont été illustrées et leurs principes de fonctionnement analysés. Une fois le vecteur d'entrée construit, l'étape suivante est la construction des règles de décision où de nombreuses techniques, notamment les Perceptrons Multi-Couches, les *RBF*, les Classifieurs Bayésiens, Les *SVM*, et les arbres de décision, ont été abordées au cours du deuxième chapitre, avec une mise au claire de leurs principales caractéristiques, nécessaire à la compréhension de leurs performances. Au final, une revue des travaux de recherches exploitant les différentes méthodes et techniques abordées au cours de ce chapitre, nous a illustré l'intérêt d'appliquer ces techniques, et de les coupler avec les connaissances acquises en traitement du signal, pour la réalisation d'outils puissants et fiables de diagnostic des défauts, dans le cas des machines tournantes.

Ces dernières constatations, ont été suivies par l'expérimentation de plusieurs techniques de classification et d'intelligence artificielle, les associant aux techniques de traitement du signal, dans le cadre de plusieurs applications : en laboratoire, mais aussi sur sites industriels. Ceci, dans le but de définir l'approche la plus efficace dans le cadre du diagnostic des machines tournantes. Les premières expérimentations, ont vu l'élaboration d'un algorithme *APFS* proposé pour la sélection d'indicateurs à base de filtres, combiné avec trois outils de classifications à savoir, un *RBF*, un *CBN*, et un *SVM*; deux applications industrielles ont été utilisées pour illustrer et mettre en évidence la nécessité des étapes de sélection et de re-sélection d'indicateurs à chaque apparition de défaillance. L'approche proposée a montré son efficacité face aux performances de l'algorithme *J48* largement employé dans la littérature. Une deuxième application sur banc a été expérimentée, nous accordant plus de souplesse en matière, de simulation de défaut et d'acquisition des signaux. Dans ce cadre, plusieurs techniques temporelles, fréquentielles et temps-fréquentielles ont été exploitées, pour le traitement et l'analyse du signal vibratoire, les performances de chacune d'elles ont été par la suite appréciées et commentées. Sur les techniques analysées illustrés précédemment, les signaux temporels, fréquentiels, en plus de ceux obtenus suite à l'application d'une *AMRO*, ont été retenues pour l'extraction d'un nombre important d'indicateurs. A partir des ensembles d'indicateurs initialement extraits, des techniques de transformation, à savoir, l'Analyse en Composantes Principales et l'Analyse en Composantes Indépendantes ont été utilisées pour la génération de nouveaux ensembles d'indicateurs. En plus de l'*APFS*, une approche génétique a été ensuite expérimentée en association avec deux classifieurs un *RBF* et un *CBN*, pour la sélection de sous-ensembles d'indicateurs à partir des ensembles précédemment construits, et la classification des états de fonctionnement. Les résultats obtenus ont démontrés l'efficacité en termes de taux de bonnes classifications et de temps de calcul de l'*APFS* face à l'approche génétique. Ils ont aussi permis, la mise en évidence de l'apport de l'*AMRO*, fournissant une information pertinente pour le diagnostic. Nous

avons aussi pu, malgré des performances décevantes, dégager l'ACP comme une technique prometteuse de transformation d'indicateurs.

Dans le dernier chapitre l'apport de la position angulaire, dans le diagnostic des machines tournantes, a été étudié de près, et ce, dans des conditions stationnaires et non stationnaires. Pour ce faire, une campagne d'essais sur banc a été effectuée, récoltant une base de données conséquente. Pour chaque acquisition, plusieurs techniques ont été utilisées, fournissant quatre types de signaux (sources d'information), à savoir, les signaux accélérométriques échantillonnés temporellement, les signaux de variation de vitesse instantanée, les signaux accélérométriques ré-échantillonnés angulairement et les signaux d'erreur de transmission. Chaque source d'information a été exploitée et analysée dans des conditions stationnaires et non stationnaires. En plus des sources d'information précédemment citées, deux propositions originales ont été formulées, permettant le développement de deux nouvelles sources d'information : Les signaux de variation de vitesse instantanée redressés et le Rapport de Transmission Instantané, qui après exploitation et analyse ont montrés des résultats encourageants.

Sur la base des travaux précédemment menés, plusieurs techniques permettant l'exploitation de ces sources d'informations ont été réappliquées, notamment la sélection d'indicateurs à base de l'approche APFS, la transformation d'indicateurs à base d'ACP, et la classification en utilisant un RBF. Cette procédure a été appliquée, sur l'ensemble complet d'indicateurs extraits, ainsi que sur des sous-ensembles construits par rapport aux sources d'information à partir desquelles ils ont été extraits. Ceci dans le but, de revenir avec une évaluation objective de l'apport de chaque source d'information. Les résultats obtenus nous ont permis une exploitation optimale de la base de données récoltée (Plus de 35 Go, de données brutes et binaires), quasi impossible autrement, où nous avons pu tirer les constatations suivantes :

- La validité de l'approche *VVIR*, démontrée par l'amélioration de performances de classifications, avant et après sélection d'indicateurs.
- Les signaux du *RTI* présentent une alternative intéressante, à l'utilisation des vibrations pour le diagnostic des défauts des machines tournantes, puisque ils génèrent les meilleures performances avec une instrumentation réduite.
- La sélection d'indicateurs après fusion des différentes sources d'information présente la meilleure solution, permettant de générer les meilleures performances de diagnostic.
- La transformation de l'information effectuée par l'ACP a permis, en combinant indicateurs initiaux et composantes générées, une amélioration des performances de diagnostic.
- Plus globalement, l'instrumentation avec des codeurs, apporte énormément aussi bien quantitativement (une multiplication des sources d'information) et qualitativement (de meilleures performances de diagnostic).
- L'efficacité de l'approche adoptée APFS en matière de sélection d'indicateurs a été démontrée, améliorant les performances de classification sur pratiquement tous les ensembles étudiés.

Enfin, ces travaux ont permis de démontrer, dans le cadre du diagnostic des machines tournantes, que l'efficacité des techniques de l'intelligence artificielle

dépend en grande partie, de la qualité de l'information fournie comme vecteur d'entrée au classifieur.

PERSPECTIVES

A la suite de ces travaux, plusieurs perspectives pour des travaux futurs peuvent être dressées :

- Une plus vaste exploitation des techniques de traitement du signal peut être faite, au regard des possibilités offertes en matière d'exploration optimale par les techniques de l'intelligence artificielle.
- Les résultats montrés après fusion des indicateurs, nous orientent vers l'exploration de nouvelles sources d'information tels que : l'analyse acoustiques, températures... , à la recherche de l'information discrétisante.
- Attaquer le problème de détection et de dépistage, de nouveaux états de fonctionnement lors de la surveillance, bien que des solutions existent, elles requiert toujours des améliorations.
- Des expérimentations plus poussées des approches proposées en matière d'exploitations des signaux codeurs. En effet, il serait intéressant de voir l'apport de la VVIR et du RTI, dans le diagnostic de défaut de roulements, dont les composantes principales apparaissent en plus basse fréquence que celles des engrenages étudiés dans le dernier chapitre.
- Applications industrielles des techniques explorées et proposées, afin de converger vers une maintenance plus efficace des machines.

ANNEXE

A

SOMMAIRE

A.1	ÉTUDE PRÉLIMINAIRE RÉALISÉE SUR LE BANC URASM	169
A.1.1	Expérimentations	169
A.1.2	Traitement du signal	169
A.1.3	Extraction de l'information	169
A.1.4	Transformation et sélection de l'information	170
A.1.5	Décision	170
A.1.6	Déroulement de la procédure	170
A.1.7	Résultats et discussions	170

A.1 ÉTUDE PRÉLIMINAIRE RÉALISÉE SUR LE BANC URASM

A.1.1 Expérimentations

Une expérimentation préliminaire, a été réalisée sur le banc d'essais installé au niveau du laboratoire (URASM-CSC, Annaba) (Khelf et al. 2012), et a permis de dégager les perspectives des travaux ultérieurs présentés dans la section 3.2. Durant ces expérimentations, la transmission par courroie a été supprimée et le banc d'essais configuré de manière à ne considérer que deux arbres en rotation. La configuration du banc d'essais est schématisée sur la figure A.1.

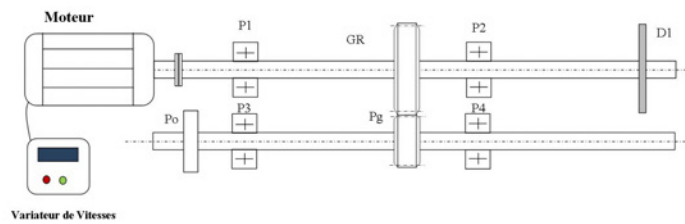


FIGURE A.1 – Schématisation du banc URASM (2ème configuration)

Trois conditions de fonctionnement ont été supervisées durant ces essais, avec une condition de fonctionnement sans défauts, et deux conditions de défaillance (Un balourd et un remplissage entre les dents du pignon).

Trois vitesses de rotation ont été expérimentées, à savoir, 300, 900 et 1500 tr/min. et ce, pour chaque condition de fonctionnement.

Pour ce qui est de l'acquisition, la même configuration adoptée dans la section 3.2 a été fixée.

A.1.2 Traitement du signal

Les signaux acquis ont été traités avec une analyse multi-résolution en ondelettes sur trois niveaux, à base d'une ondelette de Debauchies db2. Une FFT à été appliqué ensuite sur chaque signal original et généré.

A.1.3 Extraction de l'information

38 signaux ont été enregistrés, pour chaque condition de fonctionnement rencontrée, et pour chaque configuration de vitesse fixée, pour un nombre total de 342 signaux originaux.

Une décomposition réalisée par le biais d'une Analyse Multi-Résolution en Ondelettes a permis l'obtention de six nouveaux signaux basés sur des approximations et des détails.

A partir de chacun de ces signaux, ont été extraits : Le facteur crête ; Le facteur forme (Shape factor) ; Le RMS ; Et le kurtosis.

A partir de leur spectres respectifs, ont été extraits : La valeur de l'amplitude maximale ; La fréquence de l'amplitude maximale ; Et le RMS du spectre.

Tab. A.1 – Performances de classification

	ORG	CSC	SSC
Nbr	49	10	8
Perf	90,64	93,85	95,02

A.1.4 Transformation et sélection de l'information

Pour la réduction de l'espace de représentations deux techniques précédemment décrites ont été combinées, Une *ACP* (§ 2.4.1), pour palier au problème de redondance, et une approche filtrante à base du critère de sélection ReliefF (§ 2.3.4), pour la sélection des composantes pertinentes.

A.1.5 Décision

Les règles de décision ont été générées, suite à application d'un *RBF* (§ 2.5.2), pour la séparation des trois conditions de fonctionnement.

Un jeu de données composé de 114 vecteurs pour chaque condition a été obtenu, et un algorithme de validation croisée a été utilisé pour l'évaluation des performances.

A.1.6 Déroulement de la procédure

Après obtention des 49 indicateurs initiaux, une *ACP* a été utilisée pour la création de N Composantes $\{C_1, C_2, \dots, C_N\}$, préservant 95% de l'information. Le filtre de sélection ReliefF a été utilisé par la suite pour ordonnancer les composantes.

Commençant par un sous-ensemble composé uniquement de la meilleure composante, une procédure itérative a été entamée, pour l'évaluation des performances à partir des taux de classification obtenus par le *RBF*, et où à chaque itération la composante suivante est ajoutée au sous-ensemble évalué.

A.1.7 Résultats et discussions

La figure A.2, montre l'évolution des taux de bonnes classification en fonction du nombre de composantes incluses dans le vecteurs d'entrée.

Les taux de bonnes classifications, varient selon le nombre de composantes incluses dans le vecteur d'entrée, et ont atteint les meilleures performances avec un vecteur d'entrée constitué des huit meilleures composantes. Avec la diminution du nombre de composantes, les performances chutent (Sauf pour le cas de 2 et de 3 composantes) et chutent même en deçà des 90 % de bonnes classifications avec le vecteur d'entrée constitué d'une seule composante.

Le tableau A.1, résume les performances atteintes *perf* et les dimensions des vecteurs d'entrée *nbr*, pour : l'ensemble d'indicateurs originaux *ORG*, l'ensemble complet de composantes générées *CSC*, le sous-ensemble constitué des meilleures composantes, sélectionnées avec le filtre ReliefF *SSC*.

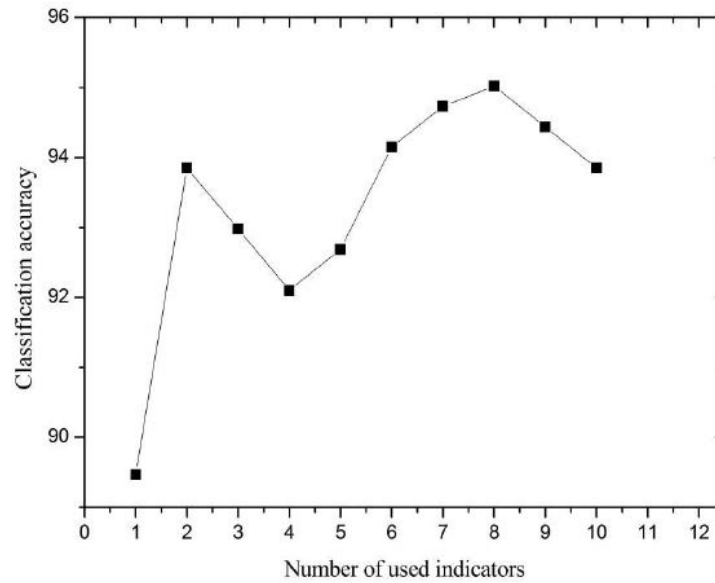


FIGURE A.2 – Évolution des performances de classification en fonction du nombre de composantes incluses dans le vecteur d'entrée.

En utilisant le vecteur d'entrée, constitué de l'ensemble complet d'indicateurs originaux, une performance de 90,64 % de bonnes classifications a été atteinte. Les performances ont ensuite été améliorées bénéficiant de la transformation d'indicateur par *ACP*. Les meilleures performances ont été atteintes après combinaison de la transformation d'indicateurs par *ACP* et la sélection de composantes par le biais du filtre ReliefF, pour atteindre une meilleure performance de 95,02% de bonnes classifications.

De ces expérimentations, ressort l'intérêt d'appliquer les techniques de transformation d'indicateurs pour la génération d'une meilleure représentation de l'information disponible.

Des expérimentations plus poussées réalisées dans cette voie, sur ce même banc sont montées dans la section 3.2.

BIBLIOGRAPHIE

- M. Akar. Detection of a static eccentricity fault in a closed loop driven induction motor by using the angular domain order tracking analysis method. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 34(1-2) :173–182, Janvier 2013. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S088832701200129X>. (Cité page 35.)
- M. Amarnath, V. Sugumaran, et H. Kumar. Exploiting sound signals for fault diagnosis of bearings using decision tree. *Measurement*, 46(3) :1250 – 1256, 2013. ISSN 0263-2241. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224112004320>. (Cité page 57.)
- H. André, F. Girardin, a. Bourdon, J. Antoni, et D. Rémond. Precision of the ias monitoring system based on the elapsed time method in the spectral domain. *Mechanical Systems and Signal Processing*, pages 1–17, Juillet 2013. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327013003038>. (Cité pages 30, 35 et 146.)
- H. André, A. Bourdon, et D. Rémond. Instantaneous angular speed monitoring of a 2mw wind turbine using a parametrization process. Dans Tahar Fakhfakh, Walter Bartelmus, Fakher Chaari, Radoslaw Zimroz, et Mohamed Haddar, éditeurs, *Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*, pages 415–423. 2012. ISBN 978-3-642-28767-1. URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-28768-8_44. (Cité page 35.)
- H. André, A. Bourdon, et D. Rémond. On the use of the instantaneous angular speed measurement. Dans *Proceedings of the ASME 2011 International Design Engineering Technical Conferences & 23rd Biennial Conference on Mechanical Vibration and Noise IDETC/CIE 2011 August 28-31, 2011, Washington, DC, USA*, 2011. (Cité page 31.)
- J. Antoni, J. Daniere, et F. Guillet. Effective vibration analysis of IC engines using cyclostationarity. Part IA methodology for condition monitoring. *Journal of Sound and Vibration*, 257 :815–837, 2002. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022460X02950625>. (Cité pages 29 et 34.)
- J. Antoni. Cyclostationarity by examples. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23(4) :987–1036, Mai 2009. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327008002690>. (Cité page 34.)
- L.M. Rabelo Baccarini, V.V. Rocha e Silva, B. Rodrigues de Menezes, et W. Matos Caminhas. {SVM} practical industrial application for mechanical faults diagnostic. *Expert Systems with Applications*, 38(6) :6980 – 6984, 2011. ISSN 0957-4174. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417410013801>. (Cité page 57.)

- M. El Badaoui, J. Antoni, F. Guillet, J. Danière, et P. Vex. Use of the moving cepstrum integral to detect and localise tooth spalls in gears. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15(5) :873–885, Septembre 2001. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S088832700191413X>. (Cité page 34.)
- M. El Badaoui, F. Guillet, et J. Danière. New applications of the real cepstrum to gear signals, including definition of a robust fault indicator. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(5) :1031–1046, Septembre 2004. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327004000123>. (Cité page 34.)
- C. Bard, D. Remond, et D. Play. New transmission error measurement for heavy load gears. Dans *Proceedings of International Gearing Conference*, pages 1–8, 1994. (Cité page 34.)
- O. Bardou et M. Sidahmed. Early detection of leakages in the exhaust and discharge systems of reciprocating machines by vibration analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 8(5) :551 – 570, 1994. ISSN 0888-3270. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327084710399>. (Cité page 57.)
- B. Belaid et N. Hamzaoui. DETECTION OF MECHANICAL DEFECTS BY NEURAL NETWORKS. Experimental Analysis. *Applied Mechanics and Materials*, 232 (2012) :674–681, 2012. ISSN 08883270. (Cité page 57.)
- B. Belaid. *Diagnostic de défauts des machines tournantes (Reconnaissance des formes par réseaux de neurones)*. Thèse de Doctorat, USHB (Algérie), 2012. (Cité page 57.)
- R.E. Bellman. *Adaptive control processes - A guided tour*. Princeton University Press, Princeton, New Jersey, U.S.A., 1961. (Cité page 43.)
- R.E. Bellman. *An introduction to artificial intelligence : can computers think ? / Richard Bellman*. San Francisco : Boyd & Fraser Pub. Co, 1978. ISBN 0878350667. Includes bibliographies and index. (Cité page 56.)
- H. Bendjama, S. Bouhouche, M.S. Boucherit, et M. Mansour. Vibration signal analysis using wavelet-pca-nn technique for fault diagnosis in rotating machinery. *Measurement*, 6(4) :145–154, 2010. (Cité pages 50 et 57.)
- H. Bendjama. *Contribution à la détection et au diagnostic des défauts. Application aux systèmes dynamiques et aux matériaux*. Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Polytechnique, 2012. (Cité page 50.)
- J.S Bennett et C.R Hollander. Dart : An expert system for computer fault diagnosis. Dans *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 843–845, 1981. URL <http://www.ijcai.org/PastProceedings/IJCAI-81-VOL-2/PDF/050.pdf>. (Cité page 57.)
- G.F. Bin, J.J. Gao, X.J. Li, et B.S. Dhillon. Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet packets : Empirical mode decomposition feature extraction and neural network. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 27(0) : 696 – 711, 2012. ISSN 0888-3270. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327011003207>. (Cité page 57.)

- A. Blum et R.L. Rivest. Training a 3-node neural network is np-complete. *Neural Networks*, 5(1) :117–127, 1992. (Cité page 44.)
- B.P. Bogert, M.J.R. Healy, et J W Tukey. The quefreny alanalysis of time series for echoes : cepstrum, pseudo-autocovariance, cross-cepstrum, and saphe cracking. *Proceedings of the Symposium on Time Series Analysis*, pages 209–243, 1963. (Cité page 33.)
- F. Bonnardot, M. Elbadaoui, R. Randall, J. Daniere, et F. Guillet. Use of the acceleration signal of a gearbox in order to perform angular resampling (with limited speed fluctuation). *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19(4) :766–785, Juillet 2005. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327004000664>. (Cité page 35.)
- F. Bonnardot. *Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes. étude du concept de cyclostationnarité floue*. Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2004. (Cité pages 29 et 30.)
- A. Boulenger et C. Pachaud. *Analyse vibratoire en maintenance : surveillance et diagnostic des machines*. Dunod/L'Usine Nouvelle, Paris, 3ème édition, 2007. ISBN 9782100499991. URL <http://www.lavoisier.fr/livre/notice.asp?ouvrage=1949907>. (Cité page 33.)
- A. Boulenger et C. Pachaud. *Aide-mémoire Surveillance des machines par analyse des vibrations*. Dunod, Paris, 2009. ISBN 9782100541904. (Cité page 15.)
- L. Breiman, J. Friedman, C.J. Stone, et R.A. Olshen. *Classification and Regression Trees*. Chapman and Hall/CRC, 1 édition, Janvier 1984. ISBN 0412048418. (Cité pages 55 et 56.)
- C. Breneur. *Éléments de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défauts combinés d'engrenages et de roulements*. Thèse de Doctorat, INSA-Lyon, 2002. (Cité pages 7, 8 et 16.)
- JT. Broch et HP. Olesen. On the frequency analysis of mechanical shocks and single impulses. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1970. URL <http://link.aip.org/link/?JASMAN/47/87/3>. (Cité page 33.)
- R.F. Burchill. Resonant structure techniques for bearing fault analysis. *National bureau of standards NBSIR*, (September) :1973, 1973. (Cité page 33.)
- R.F. Burchill, J.L. Frarey, et D.S. Wilson. *New machinery health diagnostic techniques using high-frequency vibration*. SAE, 730930, New York, N.Y. : Society of Automotive Engineers, 1973, 1973. (Cité page 33.)
- V.J. Calderbank. Expert systems in the united kingdom nuclear industry. *Expert Systems with Applications*, 1(2) :137 – 145, 1990. ISSN 0957-4174. (Cité page 57.)
- L.J. Cao, K.S. Chua, W.K. Chong, H.P. Lee et Q.M. Gu. A comparison of PCA, {KPCA} and {ICA} for dimensionality reduction in support vector machine . *Neurocomputing* , 55(1â2) :321 – 336, 2003. ISSN 0925-2312. (Cité page 51.)
- C Cempel. Vibroacoustical diagnostics of machinery an outline. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2 :135–151, 1988. (Cité page 33.)

- Xavier Chiementin. *Localisation et quantification des sources vibratoires dans le cadre d'une maintenance préventive conditionnelle en vue de habiliser le diagnostic et le suivi de l'endommagement des composants mécaniques tournants : application aux roulements à billes*. Thèse de Doctorat, L'Université de Reims Champagne Ardenne, 2007. (Cité page 19.)
- H. Chouaib. *Sélection de caractéristiques : Méthodes et applications*. Thèse de Doctorat, Université Paris Descartes, 2011. URL <http://books.google.dz/books?id=00FOMwEACAAJ>. (Cité page 42.)
- F. K. Choy, D.H. Mugler, et J. Zhou. Damage identification of a gear transmission using vibration signatures. *Journal of Mechanical Design*, 125(2) :394, 2003. ISSN 10500472. URL <http://mechanicaldesign.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?articleid=1447547>. (Cité page 34.)
- J.J. Cierniakoski, R. De, et J.H. May. Medin An expert system for processing medical insurance claims. *Expert Systems with Applications*, 2(2-3) :211 - 218, 1991. ISSN 0957-4174. (Cité page 57.)
- Ingrid Daubechies. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 41(7) :909-996, 1988. ISSN 1097-0312. URL <http://dx.doi.org/10.1002/cpa.3160410705>. (Cité page 27.)
- Alexandra Debiolles. *Diagnostic de systèmes complexes à base de modèle interne, reconnaissance de formes et fusion d'informations. Application au diagnostic des circuits de voie ferroviaires*. Thèse de Doctorat, Université de Technologie de Compiègne (UTC), Février 2007. (Cité page 41.)
- S. Deng, S. Lin, et W. Chang. Application of multiclass support vector machines for fault diagnosis of field air defense gun. *Expert Systems with Applications*, 38(5) :6007-6013, Mai 2011. ISSN 09574174. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417410012571>. (Cité page 57.)
- A. Djebala. *Application de la transformée par ondelettes à l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques*. Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar-Annaba, 2008. (Cité pages 21 et 22.)
- A. Djebala, N. Ouelaa, et N. Hamzaoui. Detection of rolling bearing defects using discrete wavelet analysis. *Meccanica*, 43(3) :339-348, Novembre 2007. ISSN 0025-6455. URL <http://link.springer.com/10.1007/s11012-007-9098-y>. (Cité pages 28 et 34.)
- D. Dowson. Monitoring : 1 - introduction to tribological prognosis. *Tribology*, (August) :138-139, 1970. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0041267870901090>. (Cité page 32.)
- D. Dyer et R.M. Stewart. Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis. *Journal of Mechanical Design*, 100(2) :229, 1978. ISSN 10500472. URL <http://mechanicaldesign.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?articleid=1450923>. (Cité page 33.)
- B. Eftekharnjad. *Condition monitoring of gearboxes using Acoustic Emission*. Thèse de Doctorat, CRANFIELD UNIVERSITY, 2010. (Cité page 17.)

- S.B. Eom. Expert system applications in production and operations management : A selected bibliography (1975-1989). *Expert Systems with Applications*, 5 (1-2) :167 – 183, 1992. ISSN 0957-4174. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0957417492901052>. (Cité page 57.)
- N. Feki. *Modélisation électro-mécanique de transmissions par engrenages - Applications à la détection et au suivi des avaries*. Thèse de Doctorat, INSA de Lyon, 2012. (Cité pages 9, 26 et 27.)
- M. Feldman. Hilbert transform in vibration analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(3) :735–802, Avril 2011. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327010002542>. (Cité page 33.)
- BD. Forrester. Analysis of gear vibration in the time-frequency domain. Dans *Proceedings of the 44th Meeting of the Mechanical Failures Prevention Group*, pages 225–234, 1990. URL <http://www.dtic.mil/cgi-bin/GetTRDoc?AD=ADA226670#page=218>. (Cité page 34.)
- J.A. Freeman et D.M. Skapura. *Neural networks : algorithms, applications, and programming techniques*. Addison Wesley Longman Publishing Co., Inc., Redwood City, CA, USA, 1991. ISBN 0-201-51376-5. (Cité page 52.)
- K.R. Fyfe et E.D.S. Munck. Analysis of computed order tracking. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 11 :187–205, 1997. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327096900564>. (Cité pages 30 et 34.)
- A. Hyvarinen. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10 :626–634, 1999. (Cité page 52.)
- D. Gabor. Theory of communication. part 1 : The analysis of information. ...*Engineers-Part III : Radio and Communication ...*, 1946. URL http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5298517. (Cité pages 26 et 34.)
- F. Glover. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Comput. Oper. Res.*, 13(5) :533–549, Mai 1986. ISSN 0305-0548. URL [http://dx.doi.org/10.1016/0305-0548\(86\)90048-1](http://dx.doi.org/10.1016/0305-0548(86)90048-1). (Cité page 50.)
- D.E. Goldberg et V. Corruble. *Algorithmes génétiques : exploration, optimisation et apprentissage automatique*. Ed. Addison-Wesley, 1994 (Paris), Paris (41 rue de Turbigo, 75003) New York, Amsterdam. ISBN 2-87908-054-1. URL <http://opac.inria.fr/record=b1077275>. (Cité page 48.)
- O.G. Gustafsson et T. Tallian. Detection of damage in assembled rolling element bearings. *A S L E Transactions*, 5(1) :197–209, Janvier 1962. ISSN 0569-8197. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/05698196208972466>. (Cité page 33.)
- M. Hall. *Correlation-based Feature Selection for Machine Learning*. PhD thesis, University of Waikato, 1999. (Cité page 46.)

- D. Hanson, R.B. Randall, J. Antoni, D.J. Thompson, T.P. Waters, et R.a.J. Ford. Cyclostationarity and the cepstrum for operational modal analysis of mimo systems - part i : Modal parameter identification. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(6) :2441–2458, Août 2007. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327006002573>. (Cité page 34.)
- D.O. Hebb. *The Organization of Behavior : A Neuropsychological Theory*. Wiley, New York, new edition édition, Juin 1949. ISBN 0805843000. (Cité page 56.)
- J. Héng. *Pratique de la Maintenance Préventive*. Dunod, Paris, 2002 édition, 2002. ISBN 2100065610. (Cité pages 7, 17 et 18.)
- A. Ibrahim. *Contribution au diagnostic de machines électromécaniques : Exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée*. Thèse de Doctorat, Université Jean Monnet - Saint-Etienne, Mars 2009. (Cité page 30.)
- G.H. John, R. Kohavi, et K. Pfleger. Irrelevant features and the subset selection problem. Dans *MACHINE LEARNING : PROCEEDINGS OF THE ELEVENTH INTERNATIONAL*, pages 121–129. Morgan Kaufmann, 1994. (Cité page 45.)
- N.I. Karabadji, I. Khelf, H. Seridi, et L. Laouar. Genetic optimization of decision tree choice for fault diagnosis in an industrial ventilator. Dans Tahar Fakhfakh, Walter Bartelmus, Fakher Chaari, Radoslaw Zimroz, et Mohamed Haddar, éditeurs, *Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*, pages 277–283. Springer Berlin Heidelberg, 2012a. ISBN 978-3-642-28767-1. URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-28768-8_29. (Cité page 48.)
- N.I Karabadji, H. Seridi, I. Khelf, et L. Laouar. Decision tree selection in an industrial machine fault diagnostics. Dans Alberto Abello, Ladjel Bellatreche, et Boualem Benatallah, éditeurs, *Model and Data Engineering*, volume 7602 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 129–140. Springer Berlin Heidelberg, 2012b. ISBN 978-3-642-33608-9. URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-33609-6_13. (Cité page 55.)
- K.G. Kempf. Manufacturing and artificial intelligence. *Robotics*, 1(1) :13 – 25, 1985. ISSN 0167-8493. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167849385903055>. (Cité page 57.)
- K. Kira et L.A. Rendell. A practical approach to feature selection. Dans *Proceedings of the ninth international workshop on Machine learning*, ML92, pages 249–256, San Francisco, CA, USA, 1992. Morgan Kaufmann Publishers Inc. ISBN 1-5586-247-X. (Cité page 47.)
- I. Khelf et L. Laouar. Automated diagnosis of an industrial machine using intelligent techniques. Dans *International Conference on Automation and Mechatronics CIAM 2011, Oran, Algérie, 22-24 Novembre 2011*, 2011. (Cité page 74.)
- I. Khelf et L. Laouar. Amélioration du diagnostic d’une machine tournante par la sélection du vecteur d’entrée. Dans *20^eme Congrès Français de Mécanique, 28 aout/2 sept. 2011 - 25044 Besancon, France(FR)*. AFM, Maison de la Mécanique, 39/41 rue Louis Blanc, 92400 Courbevoie, France(FR), 2011. (Cité page 74.)

- I. Khelf et L. Laouar. Influence du choix des indicateurs lors du diagnostic des machines tournantes. Dans *4ieme Congres International Conception et Modélisation des Systemes Mécaniques CMSM'2011 Sousse, Tunisie 28-1 Juin 2011*, 2011. (Cité page 64.)
- I. Khelf, L. Laouar, H. Bendjama, et A.M. Bouchelaghem. Combining RBF-PCA-ReliefF filter for a better diagnosis performance in rotating machines. Dans Tahar Fakhfakh, Walter Bartelmus, Fakher Chaari, Radoslaw Zimroz, et Mohamed Haddar, éditeurs, *Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*, pages 285–292. Springer Berlin Heidelberg, 2012. ISBN 978-3-642-28767-1. URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-28768-8_30. (Cité page 169.)
- I. Khelf, L. Laouar, A.M. Bouchelaghem, D. Rémond, et S. Saad. Adaptive fault diagnosis in rotating machines using indicators selection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 40(2) :452 – 468, 2013. ISSN 0888-3270. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327013003129>. (Cité page 63.)
- I. Khelf, L. LAOUAR, et M. BOURBIA. Amélioration du diagnostic des machines tournantes par les techniques de l'intelligence artificielle. Dans *Congres Algérien de Mécanique CAM 2011, Guelma, Algérie, 14-17 Novembre 2011*, 2011. (Cité page 74.)
- R. Kohavi et G.H. John. Wrappers for feature subset selection. *Artif. Intell.*, 97 (1-2) :273–324, Décembre 1997. ISSN 0004-3702. URL [http://dx.doi.org/10.1016/S0004-3702\(97\)00043-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0004-3702(97)00043-X). (Cité page 45.)
- N. Kwak, C. Kim et H. Kim. Dimensionality reduction based on {ICA} for regression problems . *Neurocomputing*, 71(13â15) :2596–2603, 2008. ISSN 0925-2312. (Cité page 51.)
- Q. Leclère et N. Hamzaoui. Using the moving synchronous average to analyze fuzzy cyclostationary signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, pages 1–11, Février 2013. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327013000241>. (Cité page 35.)
- HC. Lee, Y. Ryu, et YK. Park. On the real-time fft analysis finding the dynamic characteristics of large-scale diesel engine for earth moving heavy vehicles. *INTER-NOISE ...*, pages 1–6, 1999. URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:On+the+Real-time+FFT+Analysis+Finding+the+Dynamic+Characteristics+of+Large-scale+Diesel+Engine+for+Earth+Moving+Heavy+Vehicles#0>. (Cité page 33.)
- Y. Li, F. Gu, G. Harris, A. Ball, N. Bennett, et K. Travis. The measurement of instantaneous angular speed. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19(4) : 786–805, Juillet 2005. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327004000639>. (Cité pages 30 et 35.)
- H. Liu et R. Setiono. Chiz : Feature selection and discretization of numeric attributes. Dans *Proceedings of the Seventh International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, TAI 95, page 338–391, Washington, DC, USA, 1995. IEEE Computer Society. ISBN 0-8186-7312-5. (Cité page 47.)

- T.I. Liu, J.M. Mengel, M. Air, et F. Base. Intelligent monitoring of ball bearing conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 6(5) :419–431, 1992. (Cité page 57.)
- J. Mahfoud et D. Remond. Experimental study of the transmission error for the detection of gear faults. Dans *Proceedings of ASME Turbo Expo 2003 Power for Land, Sea and Air*, pages 1–5, Atlanta, Georgia, USA, 2003. (Cité page 35.)
- S.G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE ...*, II (7), 1989. URL http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=192463. (Cité pages 27 et 28.)
- Z. HAMOU MAMAR. *Analyse Temps Échelle et Reconnaissance des Formes pour le Diagnostic du Systeme de Guidage d'un Tramway sur Pneumatiques*. Thèse de Doctorat, Université Blaise Pascal - Clermont II, 2008. (Cité page 40.)
- C.N March. Monitoring : 2-periodic checks. *Tribology*, pages 140–144, 1970. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0041267870901107>. (Cité page 32.)
- W.S. McCulloch et W. Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4) :115–133, 1943. ISSN 0007-4985. URL <http://dx.doi.org/10.1007/BF02478259>. (Cité page 56.)
- P.D. McFadden et J.D. Smith. Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique - a review. *Tribology International*, 17(1) :3–10, Février 1984. ISSN 0301679X. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0301679X84900768>. (Cité page 33.)
- PD. McFadden et WJ. Wang. Analysis of gear vibration signatures by the weighted wigner-ville distribution. Dans *Proceedings of the Fifth International Conference on Vibrations in Rotating Machinery, Institution of Mechanical Engineers, University of Bath*, pages 387–393, Bath, UK, 1992. (Cité page 34.)
- S. Messick et R. Abelson. The additive constant problem in multidimensional scaling. *Psychometrika*, 21(1) :1–15, 1956. URL <http://EconPapers.repec.org/RePEc:spr:psycho:v:21:y:1956:i:1:p:1-15>.
- Monitoring : 3-vibration. *Tribology*, 3(4) :216 – 218, 1970. ISSN 0041-2678. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/004126787090059X>. (Cité page 32.)
- J. Morel. Surveillance vibratoire et maintenance prédictive. *Techniques de l'ingénieur Comportement en service des systèmes et composants mécaniques*, base docum (ref. article : bm5148) :0–21, 2005. (Cité pages 13 et 17.)
- M. Moret et P. Guay. Roulements - les différents types et montages. *Techniques de l'ingénieur*, 33(0), 2013. (Cité pages xii, 11 et 12.)
- M. Mosher, A.H. Pryor, et D.G. Lewicki. *Detailed Vibration Analysis of Pinion Gear with Time-Frequency Methods*. Numéro June. Ames Research Center Moffett Field, California 94035- 1000, nasa/tm-20 édition, 2003. URL [http://ti.arc.nasa.gov/m/pub-archive/517h/0517\(Mosher\).pdf](http://ti.arc.nasa.gov/m/pub-archive/517h/0517(Mosher).pdf). (Cité pages 26 et 27.)

- I. Moumene. *Identification des défauts mixtes d'engrenage et de roulement par analyse vibratoire*. Mémoire de Magister, Université du 08 Mai 45 Guelma, 2010. (Cité page 7.)
- V. Muralidharan et V. Sugumaran. A comparative study of naïve bayes classifier and bayes net classifier for fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using wavelet analysis. *Applied Soft Computing*, 12(8) :2023 – 2029, 2012. ISSN 1568-4946. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494612001135>. (Cité page 57.)
- P. Naim, P.H. Wuillemin, P. Leray, O. Pourret, et A. Becker. *Réseaux bayésiens. Algorithmes*. Eyrolles, 2011. ISBN 9782212047233. URL http://books.google.dz/books?id=7d_Jq2ehb0oC. (Cité page 53.)
- J.P. Peck et J. Burrows. On-line condition monitoring of rotating equipment using neural networks. *ISA Transactions*, 33(2) :159 – 164, 1994. ISSN 0019-0578. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019057894900485>. (Cité page 57.)
- J.C. Platt. Advances in kernel methods. Chapitre Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization, pages 185–208. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1999. ISBN 0-262-19416-3. (Cité page 55.)
- J.R. Quinlan. Induction of decision trees. *Machine Learning*, pages 81–106, 1986. (Cité page 55.)
- J.R. Quinlan. *C4.5 : programs for machine learning*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 1993. ISBN 1-55860-238-0. (Cité pages 46 et 55.)
- R.B. Randall et R. Upton. Digital filters and fft technique in real-time analysis. *Brüel & Kjaer Technical Review*, 1978. URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Digital+Filters+and+FFT+Technique+in+Real-Time+Analysis#1>. (Cité page 33.)
- R.B. Randall. Cepstrum analysis and gearbox fault diagnosis. *Brüel & Kjaer Application Notes*, 1980. URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Cepstrum+Analysis+and+Gearbox+Fault+Diagnosis#0>. (Cité page 33.)
- R.B. Randall et J. Hee. Cepstrum analysis. *Brüel & Kjaer Technical Review*, (2), 1981. URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:CEPSTRUM+ANALYSIS#1>. (Cité page 34.)
- R.B. Randall. *Vibration-based Condition Monitoring INDUSTRIAL, AEROSPACE AND AUTOMOTIVE APPLICATIONS*. John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK, 2011 édition, Janvier 2011. ISBN 9780470977668. URL <http://doi.wiley.com/10.1002/9780470977668>. (Cité pages 7, 16, 17, 22 et 25.)
- D. Rémond. Practical performances of high-speed measurement of gear transmission error or torsional vibrations with optical encoders. *Measurement Science and Technology*, 9(3) :347–353, Mars 1998. ISSN 0957-0233. URL <http://stacks.iop.org/0957-0233/9/i=3/a=006?key=crossref.3884aa5e1b52a60e1d2aeffdd8b56646>. (Cité pages 31 et 34.)

- D. Rémond et J. Mahfoudh. From transmission error measurements to angular sampling in rotating machines with discrete geometry. *Shock and vibration*, 2005. URL <http://iospress.metapress.com/index/T55YVP0RHE85FAEU.pdf>. (Cité pages 29, 31 et 35.)
- L. Renaudin, F. Bonnardot, O. Musy, J.B. Doray, et D. Rémond. Natural roller bearing fault detection by angular measurement of true instantaneous angular speed. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24(7) :1998–2011, Octobre 2010. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327010001482>. (Cité pages 31 et 35.)
- L.M. Rogers. The application of vibration signature analysis and acoustic emission source location to on-line condition monitoring of anti-friction bearings. *Tribology international*, (April) :51–59, 1979. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0301679X7990001X>. (Cité page 33.)
- N.R. Sakthivel, V. Sugumaran, et S. Babudevasenapati. Vibration based fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using decision tree. *Expert Systems with Applications*, 37(6) :4040–4049, Juin 2010. ISSN 09574174. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417409008689>. (Cité pages 57, 58 et 63.)
- B. Samanta, K.R. Al-Balushi, et S.a. Al-Araimi. Artificial neural networks and genetic algorithm for bearing fault detection. *Soft Computing*, 10(3) :264–271, Avril 2005. ISSN 1432-7643. URL <http://www.springerlink.com/index/10.1007/s00500-005-0481-0>. (Cité pages 53 et 58.)
- P. Samuel et D. Pines. A review of vibration-based techniques for helicopter transmission diagnostics. *Journal of Sound and Vibration*, 282(1-2) :475–508, Avril 2005. ISSN 0022460X. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0022460X04003244>. (Cité page 34.)
- J. Sanz, R. Perera, et C. Huerta. Gear dynamics monitoring using discrete wavelet transformation and multi-layer perceptron neural networks. *Applied Soft Computing*, 12(9) :2867 – 2878, 2012. ISSN 1568-4946. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494612001688>. (Cité page 57.)
- N. Saravanan, S. Cholairajan, et K. Ramachandran. Vibration-based fault diagnosis of spur bevel gear box using fuzzy technique. *Expert Systems with Applications*, 36(2) :3119–3135, Mars 2009. ISSN 09574174. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417408000936>. (Cité pages 58 et 63.)
- P. Scanlon et S. Bergin. Using support vector machines and acoustic noise signal for degradation analysis of rotating machinery. *Artificial Intelligence Review*, 28(1) :1–15, 2007. ISSN 0269-2821. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10462-008-9081-6>. (Cité page 57.)
- P.F. Spelt, H.E. Knee, et C.W. Glover. Hybrid artificial intelligence architecture for diagnosis and decision-making in manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2(5) :261–268, 1991. ISSN 0956-5515. URL <http://dx.doi.org/10.1007/BF01471174>. (Cité page 57.)

- W.J. Staszewski et K. Worden. Classification of faults in gearboxes? pre-processing algorithms and neural networks. *Neural Computing & Applications*, 5(3) :160–183, Septembre 1997. ISSN 0941-0643. URL <http://www.springerlink.com/index/10.1007/BF01413861>. (Cité page 57.)
- W.J. Staszewski et G.R. Tomlinson. Application of the wavelet transform to fault detection in a spur gear. *Mechanical Systems and Signal ...*, 8(3) :289–307, 1994. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327084710223>. (Cité page 34.)
- V. Sugumaran, V. Muralidharan, et K. Ramachandran. 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, Février 2007. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327006001142>. (Cité pages 58 et 63.)
- V. Sugumaran et K. Ramachandran. Automatic rule learning using decision tree for fuzzy classifier in fault diagnosis of roller bearing. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(5) :2237–2247, Juillet 2007. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327006001920>. (Cité pages 58 et 63.)
- N. Tandon. A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings. *Measurement*, 12(3) :285–289, Janvier 1994. ISSN 02632241. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0263224194900337>. (Cité page 33.)
- N. Tandon et B.C. Nakra. Comparison of vibration and acoustic measurement techniques for the condition monitoring of rolling element bearings. *Tribology International*, 25(3) :205–212, Juin 1992. ISSN 0301679X. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0301679X9290050W>. (Cité page 33.)
- N. Thrane. The discrete fourier transform and fft analysers. *Brüel & Kjaer Technical Review*, (1), 1979. (Cité page 33.)
- N. Thrane. Zoom-fft. *Brüel & Kjaer Technical Review*, 1980. URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:ZOOM-FFT#3>. (Cité page 33.)
- N. Thrane. The hilbert transform. *Brüel & Kjaer Technical Review*, 1984. URL <http://www.fuchs-braun.com/media/d9140c7b3d5004fbffff8007ffffffffff0.pdf>. (Cité page 33.)
- N. Thrane, J. Wismer, H. Konstantin-Hansen, et S. Gade. Practical use of the "hilbert transform". Rapport technique, Application note, Brüel & Kjaer, Janvier 1995. (Cité page 33.)
- B. Trajin. *Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones Application à la surveillance des roulements à billes*. Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, 2009. (Cité pages 25 et 27.)

- P.W. Tse, Y.H. Peng, et R. Yam. Wavelet analysis and envelope detection for rolling element bearing fault diagnosis - their effectiveness and flexibilities. *Journal of Vibration and Acoustics*, 123(3) :303, 2001. ISSN 07393717. URL <http://vibrationacoustics.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?articleid=1470333>. (Cité page 34.)
- A.M. Turing. Computing machinery and intelligence, 1950. One of the most influential papers in the history of the cognitive sciences : <http://cogsci.umn.edu/millennium/final.html>. (Cité page 57.)
- J. Ville. Théorie et applications de la notion de signal analytique. *Cables et transmission*, 1 :1948, 1948. URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Théorie+et+Applications+de+la+Notion+de+Signal+Analytique#0>. (Cité page 34.)
- W.J. Wang et P.D. McFadden. Early detection of gear failure by vibration analysis i. calculation of the time-frequency distribution. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 7(3) :193–203, 1992. (Cité page 34.)
- W.J. Wang et P.D. McFadden. Application of the wavelet transform to gearbox vibration analysis. Dans *Structural dynamics and vibrations - 16th Annual energy-sources technology conference, Structural dynamics and vibrations -1993-*, pages 15–20, Houston, TX, USA, 1993a. American Society of Mechanical Engineers, New York. URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Application+of+the+Wavelet+Transform+to+Gearbox+Vibration+Analysis#3>. (Cité page 34.)
- W.J. Wang et P.D. McFadden. Early detection of gear failure by vibration analysis-ii. interpretation of the time-frequency distribution using image processing techniques. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 7(3) :205–215, 1993b. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S08883270837110095>. (Cité page 34.)
- Z. Wang, C. Leung, Y. Zhu et T. Wong. Data compression on the illumination adjustable images by {PCA} and {ICA}. *Signal Processing : Image Communication*, 19(10) :939–954, 2004. (Cité page 51.)
- A. Widodo et B. Yang. Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(6) :2560–2574, Août 2007. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327007000027>. (Cité page 54.)
- E. Wigner. On the quantum correction for thermodynamic equilibrium. *Physical Review*, 40(5) :749–759, 1932. URL http://prola.aps.org/abstract/PR/v40/i5/p749_1. (Cité page 34.)
- A. Wilkinson. Mind : An inside look at an expert system for electronic diagnosis. *IEEE Design & Test of Computers*, 2(4) :69–77, 1985. ISSN 0740-7475. URL <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4069630>. (Cité page 57.)
- W.J. Williams et E.J. Zalubas. Helicopter transmission fault detection via time-frequency, scale and spectral methods. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(4) :545–559, Juillet 2000. ISSN 08883270. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0888327000912962>. (Cité page 34.)

- B.F. Wollenberg et T. Sakaguchi. Artificial intelligence in power system operations. *Proceedings of the IEEE*, 75(12) :1678–1685, 1987. ISSN 0018-9219. (Cité page 57.)
- J.R. Wright et G.T. Vesonder. Expert systems in telecommunications. *Expert Systems with Applications*, 1(2) :127 – 136, 1990. ISSN 0957-4174. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095741749090022M>. (Cité page 57.)
- J. Wu, C. Hsu, et G. Wu. Expert systems with applications fault gear identification and classification using discrete wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference. *Expert Systems With Applications*, 36(3) :6244–6255, 2009. ISSN 0957-4174. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2008.07.023>. (Cité page 57.)
- B. Xu. Intelligent fault inference for rotating flexible rotors using bayesian belief network. *Expert Systems with Applications*, 39(1) :816 – 822, 2012. ISSN 0957-4174. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417411010414>. (Cité page 57.)
- B. Yang, D. Lim, et A. Tan. Vibex : an expert system for vibration fault diagnosis of rotating machinery using decision tree and decision table. *Expert Systems with Applications*, 28(4) :735–742, Mai 2005. ISSN 09574174. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417404001770>. (Cité page 57.)
- M. Zani. La surveillance des machines tournantes. *Mesures*, pages 77–84, Septembre 2003. (Cité page 7.)
- D. Zighed et R. Rakotomalala. Graphes d’induction : apprentissage et data mining. Bases de Données et Statistique, pages 98–124. Dunod, 2002. Morin A., Bosc P., Hebrail G., Lebart L. (eds). (Cité page 55.)
- R. Zimroz et A. Bartkowiak. Two simple multivariate procedures for monitoring planetary gearboxes in non-stationary operating conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 38(1) :237 – 247, 2013. ISSN 0888-3270. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327012001331>. <ce :title>Condition monitoring of machines in non-stationary operations.</ce :title>. (Cité page 58.)
- L. Zou, S. Zhu et B. He. ICA-Based EEG Spatio-temporal Dipole Source Localization : A Model Study. (Cité page 51.)
Dans Wang, Jun and Yi, Zhang and Zurada, JacekM. and Lu, Bao-Liang et Yin, Hujun éditeurs, *Advances in Neural Networks*, pages 566–572. 2006. ISBN 978-3-540-34482-7.
- L. Zoubek. *Classification automatique d’enregistrements de sommeil humain combiant l’identification d’artefacts et la sélection de caractéristiques pertinentes*. Thèse de Doctorat, Université Joseph-Fourier - Grenoble I, Mai 2008. URL <http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00283929>. (Cité page 42.)
- G. Zwingelstein. *Diagnostic des défaillances : théorie et pratique pour les systèmes industriels*. Traité des nouvelles technologies. Série Diagnostic et maintenance. Hermes Science Publications, 1995. ISBN 9782866014636. (Cité pages 39 et 40.)

