

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de La Recherche Scientifique
جامعة فرحات عباس – سطيف 1
Université Ferhat Abbas Sétif 1

THÈSE

Présentée à l'Institut d'Optique et de Mécanique de Précision
En vue de l'obtention du diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

Option : Optique et Mécanique de Précision

Par

FEDALA Semchedine

THÈME

**Diagnostic des défauts des machines tournantes
par reconnaissance des formes**

Soutenu le : 30/09/2021

Devant la commission d'examen :

Président	HAMMOUDA Abdellatif	Professeur	Université de Sétif 1
Rapporteur	FELKAOUI Ahmed	Professeur	Université de Sétif 1
Co-Rapporteur	RÉMOND Didier	Professeur	INSA de Lyon
Examineurs	BELOUCHRANI Mohamed El Amine	Professeur	ENST d'Alger
Examineurs	DJEDDOU Ferhat	Professeur	Université de Sétif 1
Examineurs	BENLAHMIDI Said	M.C.A	C. U. de Barika

Remerciements

Ce travail a été réalisé aux laboratoires de Mécanique de Précision Appliquée LMPA, Institut d'Optique et de Mécanique de Précision (UFAS – SETIF 1) et de Mécanique des Contacts et des Structures LaMCoS, INSA de Lyon.

Ma première pensée va tout naturellement vers le Professeur ZEGADI Rabah¹ qui nous a quitté, le 16/01/2021, juste avant la soutenance de cette thèse. Je tiens à exprimer ma grande reconnaissance et rendre hommage à sa mémoire. Que dieu l'accueille dans son vaste paradis.

Je tiens à remercier très vivement Monsieur FELKAOUI Ahmed, Professeur à l'université de Sétif 1, et Monsieur Didier REMOND, Professeur à l'INSA de Lyon, qui ont dirigé cette thèse et pour l'aide précieuse qu'ils m'ont apportée dans l'élaboration de ces travaux. Je les remercie pour leurs conseils, leurs soutiens, leurs disponibilités et surtout leurs grandes qualités humaines.

Je tiens à remercier très vivement le Professeur HAMOUDA Abdellatif de m'avoir fait l'honneur de présider mon jury de thèse.

Je remercie Monsieur BELOUCHRANI Mohamed El Amine, Professeur à l'ENST d'Alger, d'avoir accepté de participer au jury.

Je tiens également à adresser mes remerciements à Monsieur DJEDDOU Ferhat, Professeur à Ferhat Abbas Sétif 1, de prendre part à mon jury de thèse.

Je tiens aussi à adresser mes remerciements à Monsieur BENLAHMIDI Said, M.C.A au C. U. de Barika, de faire partie du jury.

J'adresse mes remerciements sincères à Madame BOURDON Adeline, ZIANI Ridha, SELMANI Houssem et BOUALI Fakhreddine pour leurs aides et précieux conseils durant la réalisation des travaux de cette thèse.

Mes sincères remerciements s'adressent spécialement à tous les membres des Laboratoires LMPA et LaMCoS et à l'ensemble des personnels administratifs et techniques, pour l'aide que chacun d'eux a pu m'apporter et pour les bons moments passés ensemble.

Je ne saurais enfin oublier les futurs docteurs de l'institut OMP qui, durant ces années, ont entretenu une très bonne ambiance et ont fait preuve de solidarité. Je leur souhaite du succès dans leurs recherches ainsi que dans leurs vies professionnelles.

¹ ZEGADI Rabah professeur des universités à l'IOMP (1953-2021)

إلى أمي رحمها الله

To the memory of my mother

A la mémoire de ma mère

Table des matières

Table des matières	4
--------------------------	---

Introduction générale	7
-----------------------------	---

Chapitre 1

Stratégies de surveillance des machines tournantes	12
---	-----------

1.1 Introduction.....	14
1.2 Stratégies de maintenance	14
1.2.1 Maintenance corrective.....	15
1.2.2 Maintenance préventive	15
1.3 Processus de dégradation de surfaces	16
1.4 Défauts dans les réducteurs et les machines tournantes.....	18
1.4.1 Défauts liés aux arbres	18
1.4.2 Défauts d'engrenages	21
1.4.3 Défauts des roulements.....	24
1.4.4 Défauts de transmission par courroies	28
1.4.5 Dégradation des accouplements.....	29
1.4.6 Défauts des moteurs électriques	29
1.4.7 Cavitation.....	32
1.4.8 Excitation de fréquences propres de structure (Résonances).....	32
1.4.9 Synthèse sur les défauts des machines tournantes.....	33
1.5 Techniques de surveillance	33
1.5.1 Thermographie infrarouge	34
1.5.2 Analyse des huiles	35
1.5.3 Analyse des grandeurs électriques.....	36
1.5.4 Analyse acoustique.....	37
1.5.5 Analyse des ultrasons.....	37
1.5.6 Analyse de l'émission acoustique	38
1.5.7 Analyse vibratoire.....	39
1.6 Synthèse et choix d'une technique de surveillance.....	39
1.7 Mesure des signaux vibratoires	41
1.7.1 Caractérisation d'une vibration	41
1.7.2 Chaîne de Mesure	43
1.8 Mesure des signaux angulaires	50
1.8.1 Principe de fonctionnement du codeur incrémental.....	50
1.8.2 Échantillonnage angulaire des signaux vibratoires	51
1.8.3 Erreur de Transmission.....	52
1.8.3 Variation de la vitesse instantanée	54
1.9 Exploitation des mesures vibratoires.....	55
1.9.1 Représentation temporelle.....	56
1.9.2 Indicateurs scalaires.....	56
1.9.3 Analyse spectrale	57
1.9.4 Analyse cepstrale	60
1.9.5 Analyse d'enveloppe	61
1.9.6 Analyses Temps-Fréquence.....	62
1.10 Conclusion.....	68

Chapitre 2

Diagnostic et reconnaissance des formes	70
2.1 Introduction.....	72
2.2 Classification des méthodes de diagnostic.....	72
2.2.1 Méthodes symboliques « à base de modèles qualitatifs »	73
2.2.2 Méthodes internes « à base de modèles quantitatifs »	76
2.2.3 Méthodes externes « sans modèle ».....	77
2.3. Diagnostic par reconnaissance de formes	78
2.3.1 Phase d'analyse	79
2.3.2 Phase de choix d'une méthode de décision.....	82
2.3.3 Phase d'exploitation	83
2.4 Réduction de la dimensionnalité	84
2.4.1 Prétraitement	85
2.4.2 Extraction de caractéristiques.....	86
2.4.3 Sélection de caractéristiques.....	91
2.4.4 Synthèse et recommandations sur la réduction de la dimensionnalité	99
2.5 Méthodes de classification.....	100
2.5.1 Classifieur Bayésien naïf	101
2.5.2 Les k plus proches voisins (k-ppv)	103
2.5.3 Les réseaux de neurones	104
2.5.4 Les Machines à Vecteurs Supports (SVM).....	108
2.6 Conclusion	110

Chapitre 3

Diagnostic à partir des signaux vibratoires.....	112
3.1 Introduction.....	114
3.2 Procédure de classification.....	115
3.3 Boite de vitesses CH-46 d'un hélicoptère (Westland data).....	117
3.3.1 Présentation de la boite de vitesse CH-46 et des conditions d'essais.....	118
3.3.2 Recherche des signatures et Extraction d'indicateurs	122
-Données temporelles.....	122
-Données fréquentielles.....	123
3.3.2.1 Vecteur forme	124
3.3.2.2 Visualisation par ACP du VF initial	125
3.3.3 Phase de détection	127
3.3.3.1 Sélection d'indicateurs par le critère de Fisher	127
3.3.3.2 Résultats de la classification	127
3.3.3.3 Visualisation par ACP du VF réduit	128
3.3.4 Phase d'identification.....	129
3.3.4.1 Sélection d'indicateurs par le critère de Fisher	129
3.3.4.2 Résultats de la classification	130
3.3.4.3 Visualisation par ACP du VF réduit	131
3.4 Signaux des roulements (Bearing Data Center)	132
3.4.1 Présentation du banc et des conditions d'essais des roulements.....	132
3.4.2 Recherche des signatures et extraction d'indicateurs.....	133
-Données temporelles.....	133
-Données fréquentielles.....	134

3.4.2.1 Vecteur forme	136
3.4.2.2 Visualisation par ACP à partir du VF initial	137
3.4.3 Phase de détection	138
3.4.3.1 Sélection d'indicateurs	138
3.4.3.2 Résultats de la classification	139
3.4.3.3 Visualisation par ACP à partir du VF réduit.....	140
3.4.4 Phase d'identification.....	141
3.4.4.1 Sélection d'indicateurs	141
3.4.4.2 Résultats de la classification	141
3.4.4.3 Visualisation des classes à partir du VF réduit	142
3.5 Conclusion	143

Chapitre 4

Diagnostic à partir des mesures angulaires.....	145
4.1 Introduction.....	147
4.2 Principe de mesure	149
4.3 Dispositif et protocole expérimental	151
4.4 Recherche des signatures et extraction d'indicateurs.....	153
4.4.1 Analyses des signaux stationnaires.....	154
4.4.1.1 Signaux accélérométriques échantillonnés temporellement	154
4.4.1.2 Signaux Accélérométriques ré-échantillonnés Angulairement	158
4.4.1.3 Signaux de l'Erreur de Transmission	161
4.4.1.4 Signaux de la Variation de la Vitesse Instantanée	162
4.4.2 Analyses des signaux non stationnaires.....	165
4.4.2.1 Signaux accélérométriques échantillonnés temporellement	165
4.4.2.2 Signaux Accélérométriques ré-Echantillonnés Angulairement.....	166
4.4.2.3 Signaux de l'Erreur de Transmission	168
4.4.2.4 Signaux de la Variation de la Vitesse Instantanée	169
4.4.3 Avantages de la diversification d'analyse offerte par l'approche proposée	172
4.4.4 Extraction d'indicateurs.....	173
4.5 Procédure de classification.....	175
4.5.1 Conditions stationnaires	176
4.5.1.1 Réseaux de neurones Artificiels, Perceptron MultiCouches MLP	176
4.5.1.2 Support Vector Machines SVM.....	180
4.5.2 Conditions non stationnaire	182
4.6 Discussions et interprétations	185
4.7 Conclusion	187

Conclusions générales et perspectives	189
--	------------

Annexes	193
----------------------	------------

Bibliographie.....	203
---------------------------	------------

Introduction générale

L'utilisation des différents équipements technologiques existants nécessite un suivi de comportement visant à garantir la sécurité, la qualité des produits, la disponibilité des installations et la minimisation des coûts d'exploitation. La solution de maintenance corrective, n'intervenant qu'en cas de panne, est abandonnée dès que les exigences de coûts, de qualité et de sécurité deviennent primordiales. La maintenance devient alors préventive et peut être systématique ou conditionnelle.

Le choix des méthodes de surveillance est conditionné par la nature des installations et des éventuelles dégradations. Il s'agit d'opérations pouvant être réalisées en fonctionnement (mesures de température, consommation électrique, surveillance vibratoire ou acoustique, etc.) ou menées en différé (analyse de lubrifiant par exemple) nécessitant des arrêts programmés du système.

Les méthodologies de surveillance peuvent être divisées en deux grandes catégories : les méthodologies qui se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement à surveiller, et les méthodologies qui se basent uniquement sur l'analyse des variables de surveillance ainsi que sur les connaissances a priori des experts humains. Si la modélisation de simples systèmes ou de composants mécaniques est souvent réalisable, un problème délicat concerne la modélisation de toute une machine complexe ou d'un procédé entier. Ceci nous conduit à la question suivante : lorsqu'on veut surveiller un équipement (ou un système) sur lequel on ne dispose que de très peu d'informations physiques, est-il plus intéressant d'investir dans l'élaboration d'un modèle de l'équipement, ou bien utiliser les deuxièmes méthodologies. Bien entendu, la réponse est évidente dans la mesure où il est plus intéressant de considérer le deuxième choix qui ne se base sur aucun modèle physique.

Les techniques de surveillance sans modèle sont aussi divisées en deux parties. La première partie correspond aux outils statistiques et de traitement du signal qui sont généralement qualifiés d'outils de traitement de bas niveau, parce qu'ils sont en contact direct avec le signal délivré par le capteur, et ne servent généralement que pour la génération d'alarmes brutes, sans aucune information concernant leur signification. La deuxième partie est celle des techniques dites de haut niveau et qui sont plutôt orientées vers la communication avec l'expert. Celles-ci représentent les techniques de Reconnaissance de Formes (RdF), c'est à dire de l'Intelligence Artificielle (IA), et servent comme outil de base pour l'aide à la décision. Leur réponse est donc plus élaborée que celle des techniques de bas niveau. Cette réponse peut être obtenue soit à partir des données brutes venant directement des variables de surveillance, soit à partir des données traitées venant des sorties des traitements de bas niveau. Le rôle que peut jouer un expert humain reste tout de même indispensable si l'on veut concevoir un outil de surveillance avec les techniques de RdF.

La mise en œuvre de méthodes décisionnelles à base de RdF permet de concevoir des systèmes de surveillance ou des algorithmes performants qui sont mis au service du diagnostic. Les performances de ces méthodes sont étroitement liées à la pertinence des indicateurs de défauts retenus et à la finesse d'analyse des mesures.

Parmi les méthodes appliquées dans le cadre de la maintenance des machines tournantes, l'analyse vibratoire est l'une des plus répandues. En effet, les signatures vibratoires des machines tournantes en cours de fonctionnement sont étroitement liées à leur comportement dynamique et à leur état fonctionnel.

Actuellement, les travaux consacrés à l'automatisation du diagnostic vibratoire s'appuient essentiellement sur les indicateurs calculés à partir des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement. Or il existe d'autres alternatives beaucoup plus intéressantes comme par exemple celles fondées sur la mesure synchronisée angulairement, qui peuvent offrir un nombre considérable d'indicateurs beaucoup plus pertinents et diversifiés et ainsi conduire à de meilleures performances dans la classification.

La diversité des mesures angulaires (Variation de Vitesse de rotation Instantanée « VVI », Erreur de Transmission « ET » et signaux accélérométriques échantillonnés à pas d'angle constants « AEA ») représente autant de sources potentielles et pertinentes d'information pour suivre le comportement des machines mais également pour construire des vecteurs de paramètres pour rendre les méthodes de classification robustes et efficaces même pour des régimes de fonctionnement non stationnaires à vitesse ou charge variable.

Dans ces travaux de thèse, diverses techniques de traitement des signaux vibratoires et de RdF, ont été explorées. Dans un premier temps, sur des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement issus de deux bancs d'essais universels, signaux d'engrenages d'une boîte de vitesse d'un hélicoptère de la marine américaine (*USA Navy, CH-46E helicopter Westland data*) et signaux de roulements du banc d'essais du centre de données «*Case Western Reserve University, Bearing Data Center*». Dans un deuxième temps, sur des signaux échantillonnés temporellement et angulairement que nous avons enregistrés, en utilisant respectivement des capteurs traditionnels (accéléromètres) et originaux (codeurs optiques), sur un dispositif de laboratoire représentatif d'un contexte et d'un fonctionnement industriel. Ce banc d'essais, du laboratoire LaMCoS (INSA de LYON), constitué d'un train d'engrenage simple étage, nous a permis de construire une base de données très large et variée en utilisant différentes conditions de défauts (sur les engrenages et sur les roulements), dans des conditions de fonctionnement stationnaires et non stationnaires (variation de vitesse et de charge).

Dans la phase opérationnelle de diagnostic par les techniques de RdF, nous avons construit plusieurs vecteurs formes (VF) en se basant sur des indicateurs calculés à partir des techniques angulaires pour les comparer à celui calculé à partir des signaux temporels, et ce, afin d'améliorer la détection et l'identification des défauts des engrenages. Les résultats obtenus démontrent l'apport et la supériorité des indicateurs angulaires dans l'augmentation des performances de la classification par rapport aux indicateurs temporels, en utilisant différents classifieurs supervisés : les K Plus Proche Voisins (KPPV), Réseaux de Neurones

Artificiels RNA : le Perceptron Multicouches PMC et les Séparateurs à Vaste Marge SVM (en anglais Support Vector Machine).

Les résultats obtenus nous ont permis d'une part, la mise en place de réglages concernant aussi bien le prétraitement des signaux, le choix des indicateurs de surveillance mais également l'apprentissage du système de diagnostic et d'autre part, la comparaison de deux techniques d'échantillonnage nous a également offert une nouvelle manière d'appréhender de la connaissance sur les indicateurs et les mesures à réaliser pour suivre de manière sûre et fine les défauts présents sur des machines tournantes.

Dans ce contexte, la présente thèse a été organisée en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre sont évoqués à travers une étude bibliographique, la maintenance industrielle, les principaux défauts affectant les organes des machines tournantes, les méthodes de surveillance, le principe de mesure des signaux vibratoires et angulaires et enfin les techniques de traitement du signal.

Le second chapitre est dédié au diagnostic par reconnaissance de forme, on trouvera une explication détaillée des différentes méthodologies de la surveillance et du diagnostic industriel. Les différents algorithmes de réduction de la dimensionnalité du vecteur forme et de classification y sont exposés.

Le troisième chapitre, est consacré à la recherche des signatures et au diagnostic par RdF à partir des signaux réels des systèmes étudiés. Les premiers signaux de vibrations que nous nous proposons d'étudier sont des signaux d'engrenages d'une boîte de vitesse d'un hélicoptère de la marine américaine (*Westland USA NAVY*). Le second ensemble sont les signaux de roulements du centre de données « *Case Western Reserve University, Bearing Data Center, USA* ».

Le quatrième chapitre, présente l'application expérimentale de la classification sur des signaux, échantillonnés temporellement et angulairement que nous avons enregistrés, sur un banc d'essais du laboratoire LaMCoS (INSA de LYON). Ce banc constitué d'un train d'engrenage simple étage, nous a permis de construire une base de données très large et variée en utilisant différentes conditions de défauts sur les engrenages, dans des conditions de fonctionnement stationnaires et non stationnaires (variation de vitesse et de charge).

Enfin, nous terminons cette thèse par une conclusion générale sur les travaux réalisés ainsi que quelques perspectives pour des études supplémentaires.

Cette thèse a fait l'objet de plusieurs travaux :

Publications internationales

- 1- **Semchedine Fedala**, Didier Rémond, Rabah Zegadi & Ahmed Felkaoui (2018) “*Contribution of angular measurements to intelligent gear faults diagnosis*”, Journal of intelligent manufacturing, ISSN 0956-5515. J Intell Manuf, June 2018, Volume 29, Issue 5, pp 1115–1131 <https://doi.org/10.1007/s10845-015-1162-1>

Chapitres de livres

- 1- **Semchedine Fedala**, Didier Rémond, Rabah Zegadi and Ahmed Felkaoui (2015). Gear fault diagnosis based on Angular Measurements and Support Vector Machines in normal and non-stationary conditions. Springer International Publishing Switzerland 2016, F. Chaari et al. (eds.), *Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations, Applied Condition Monitoring 4*, pp. 291—308. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-20463-5_22
- 2- **Fedala S.**, Rémond D., Felkaoui A., Selmani H. (2019) Intelligent Gear Fault Diagnosis in Normal and Non-stationary Conditions Based on Instantaneous Angular Speed, Differential Evolution and Multi-class Support Vector Machine. In: Felkaoui A., Chaari F., Haddar M. (eds) *Rotating Machinery and Signal Processing. SIGPROMD'2017. Applied Condition Monitoring*, vol 12. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-96181-1_2

Articles de Congrès internationaux

- 1- **Semchedine Fedala**, Didier Rémond, Rabah Zegadi & Ahmed Felkaoui, Utilisation de l'Erreur de Transmission et de la Variation de la Vitesse instantanée pour le diagnostic vibratoire des défauts des engrenages. AVE2012, 3ième Colloque Analyse Vibratoire Expérimentale 20 et 21 Novembre 2012, Blois. France
- 2- **Semchedine Fedala**, Didier Rémond, R. Zegadi & A. Felkaoui. Contribution of Angular Measurements in the Diagnosis of Gear Faults by Artificial Neural Networks. *Surveillance 7 International Conference*, Oct 2013, Chartres, France. pp.1-18. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00905102>
- 3- **Semchedine Fedala**, Didier Rémond, Rabah Zegadi & Ahmed Felkaoui, Gear fault diagnosis based on Angular Measurements, SBS and Support Vector Machines. XIX-th symposium Vibrations, SHocks & NOise (*VISHNO*), June 16 – 19 (2014). Aix en Provence, France.
- 4- **Semchedine Fedala**, Didier Rémond, Rabah Zegadi & Ahmed Felkaoui. Gear faults diagnosis based on Instantaneous Angular Speed and multi-class Support Vector Machines. International conference of Mechanics and Materials, ICMM14, 16- 17 November 2014, Sétif, Algérie.

- 5- **Semchedine Fedala**, Didier Rémond, Rabah Zegadi & Ahmed Felkaoui. Gear fault diagnosis based on Angular Measurements and Support Vector Machines in normal and non-stationary conditions. 4th International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-stationary Operations, CMMNO14, 15-16 December 2014, Lyon, France
- 6- **Semchedine Fedala**. Instantaneous Angular Speed Measurement using Optical Encoders: application on gear fault diagnosis. International conference of optics (ICO2016). Setif, 16-17 October 2016. Algeria.
- 7- **Semchedine Fedala**, Didier RÉMOND, Gear fault detection using instantaneous angular speed and EMD in non-stationary conditions. ICIMM'2018, 28-29 October 2018, Sétif, Algeria.
- 8- **Semchedine Fedala**, Ahmed Felkaoui, Instantaneous angular speed for gearboxes monitoring. 3rd International Conference of Mechanics and Materials (ICMM'2019), 11-12 November 2019. Setif, Algeria

Chapitre 1

Stratégies de surveillance des machines tournantes

" I just wondered how things were put together "
Claude E. Shannon

Ce premier chapitre est consacré à la présentation, à travers une étude bibliographique, de l'ensemble des stratégies de surveillance utilisées dans la maintenance industrielle. Il aborde en premier lieu les principaux défauts affectant les organes des machines tournantes ainsi que les techniques de surveillance mises en œuvre pour les détecter. Plus particulièrement, l'analyse vibratoire qui est réputée comme l'un des outils le plus efficace et le plus utilisé dans l'industrie. Il présente ensuite les techniques d'acquisition des signaux vibratoires classiques (qui ont la particularité d'être très sensibles aux conditions de fonctionnement non stationnaires) avant d'évoquer l'apport et les techniques d'acquisitions des signaux angulaires (rééchantillonnage angulaire, Erreur de Transmission et Variation de Vitesse Instantanée). Enfin, seront présentées les différents outils de traitement du signal les plus utiles pour la surveillance vibratoire dans le cadre de la maintenance préventive des machines tournantes.

Sommaire

Chapitre 1

Stratégies de surveillance des machines tournantes.....	12
1.1 Introduction	14
1.2 Stratégies de maintenance.....	14
1.2.1 Maintenance corrective.....	15
1.2.2 Maintenance préventive	15
1.3 Processus de dégradation de surfaces.....	16
1.4 Défauts dans les réducteurs et les machines tournantes.....	18
1.4.1 Défauts liés aux arbres	18
1.4.2 Défauts d'engrenages	21
1.4.3 Défauts de roulements	24
1.4.4 Défauts de transmission par courroies.....	28
1.4.5 Dégradation des accouplements	29
1.4.6 Défauts des moteurs électriques	29
1.4.7 Cavitation.....	32
1.4.8 Excitation de fréquences propres de structure (Résonances).....	32
1.4.9 Synthèse sur les défauts des machines tournantes	33
1.5 Méthodes de surveillance.....	33
1.5.1 Thermographie infrarouge	34
1.5.2 Analyse des huiles	35
1.5.3 Analyse des grandeurs électriques	36
1.5.4 Analyse acoustique	37
1.5.5 Analyse des ultrasons.....	37
1.5.6 Analyse de l'émission acoustique	38
1.5.7 Analyse vibratoire.....	39
1.6 Synthèse et choix d'une méthode de surveillance	39
1.7 Mesure des signaux vibratoires.....	41
1.7.1 Caractérisation d'une vibration.....	41
1.7.2 Chaîne de Mesure	43
1.8 Mesure des signaux angulaires	50
1.8.1 Principe de fonctionnement du codeur incrémental	50
1.8.2 Échantillonnage angulaire des signaux vibratoires.....	51
1.8.3 Erreur de Transmission	52
1.8.3 Variation de la vitesse instantanée.....	54
1.9 Exploitation des mesures vibratoires.....	55
1.9.1 Représentation temporelle	56
1.9.2 Indicateurs scalaires.....	56
1.9.3 Analyse spectrale	57
1.9.4 Analyse cepstrale	60
1.9.5 Analyse d'enveloppe	61
1.9.6 Analyses Temps-Fréquence	62
1.10 Conclusion.....	68

1.1 Introduction

Les machines tournantes jouent un rôle souvent stratégique dans la majorité des procédés de fabrication. Quelque soit leur complexité, ces machines sont composées d'organes tournants fragiles (roulements et engrenages) soumis fréquemment à des contraintes mécaniques importantes et à des environnements industriels sévères. Elles sont donc susceptibles de connaître des défaillances assez fréquentes et qui peuvent avoir de très lourdes conséquences. La surveillance permanente de ces équipements est donc une question vitale pour éviter les arrêts de production imprévus et les pertes économiques qui en découlent. Cette surveillance consiste à traquer tous les signes précurseurs de défaut, avant qu'il ne soit trop tard, en se basant sur l'étude des modifications d'un certain nombre de paramètres caractéristiques de fonctionnement.

Dans ce chapitre, la première partie illustre les stratégies de maintenance qui peuvent être mise en place pour répondre aux exigences industrielles. La deuxième partie évoque les différents processus de dégradation des surfaces et décrit les principaux défauts rencontrés dans les réducteurs et les machines tournantes. Ensuite, la troisième partie décrit les différentes méthodes de surveillance. La dernière partie passe en revue les techniques de l'analyse vibratoire allant de l'acquisition des signaux (avec échantillonnage temporels et angulaire) aux méthodes de traitement des signaux vibratoires en vue du diagnostic des défauts des machines tournantes.

1.2 Stratégies de maintenance

La maintenance est définie comme étant l'ensemble des actions permettant de maintenir un fonctionnement correct ou de le rétablir dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé (Zwingelstein, 1995; Monchy & Vernier, 2010; Mobley, Higgins, & Wikoff, 2008; La norme AFNOR NF X60010).

Le principal objectif de la maintenance est d'assurer la pérennité des équipements, de diminuer les pannes, les imprévus et de réduire les coûts d'entretien et de réparations, afin d'augmenter la flexibilité et la productivité par une meilleure disponibilité des outils de production.

La maintenance dispose d'une panoplie de méthodes, chacune correspondant à un concept particulier. La figure 1.1 présente le diagramme des différents concepts de maintenance et les événements associés :

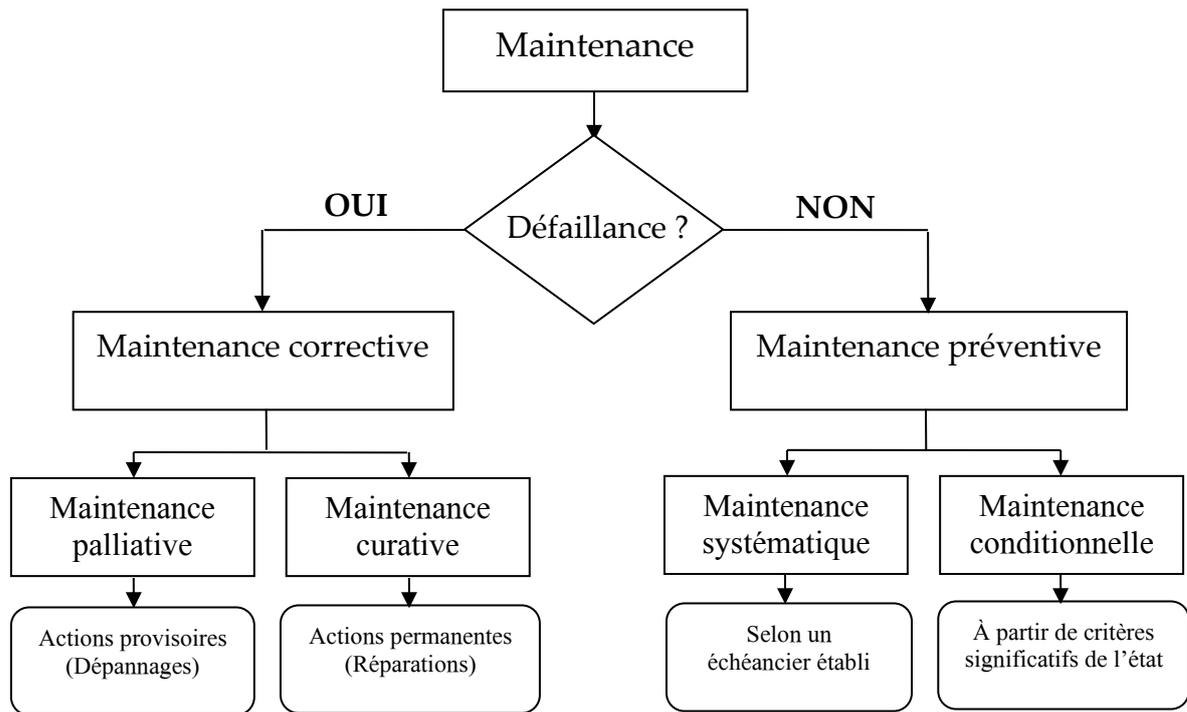


Figure 1.1- Diagramme des différents concepts de maintenance et événements associés

I.2.1 Maintenance corrective

Cette maintenance couvre simplement les actions à engager après une défaillance. Elle correspond à une attitude défensive dans l'attente d'une défaillance subite. Elle correspond à deux types d'intervention : le dépannage (actions palliatives à caractère provisoire), la réparation ou le remplacement (actions curatives à caractère permanent). Généralement, les coûts de ce type de maintenance augmentent de manière très sensible avec l'âge des machines. De plus, la panne, non prévue, se traduit par un arrêt brusque de la production, et donc des pertes d'exploitation. Elle peut aussi entraîner des dégâts annexes.

I.2.2 Maintenance préventive

Cette maintenance couvre les actions à engager avant la manifestation d'une défaillance. Elle correspond à une attitude proactive où les activités correspondantes sont déclenchées selon un échancier établi à partir d'un nombre prédéterminé d'usage (maintenance systématique) ou à partir de critères prédéterminés significatifs (maintenance conditionnelle). On distingue deux formes particulières de maintenance préventive :

Maintenance systématique

C'est une maintenance effectuée suivant un calendrier prédéterminé selon le temps ou le nombre d'unités d'usage (exemple : nombre d'heures de fonctionnement). Ce type de maintenance n'évite pas la panne et coûte cher puisque les organes montrant un début d'usure sont jetés alors qu'ils peuvent encore rendre service. De plus, les machines qui sont souvent démontées sont moins fiables du fait des erreurs humaines lors du remontage. Cette maintenance montre son intérêt par rapport à la maintenance curative, mais reste d'un coût très élevé quant au stock de pièces de rechange qu'il est nécessaire de gérer. Il est bien évident que

la maintenance préventive systématique n'est pas suffisante et qu'il faut se retourner vers une maintenance de type conditionnelle, plus fiable et plus économique.

Maintenance conditionnelle

Pour les équipements importants, on remplace de plus en plus la maintenance préventive systématique par la maintenance préventive conditionnelle. Cette dernière optimise les actions d'intervention et de réparation en se basant sur l'analyse de l'évolution dans le temps de paramètres pertinents (vibrations, températures, vitesses, puissances, etc.). Les interventions sont déclenchées lorsque certains paramètres mesurables dépassent ou arrivent à un seuil critique.

La maintenance conditionnelle comporte trois phases :

- La phase de détection du défaut : A la mise en route de la machine ou après une réparation, différents paramètres caractéristiques de fonctionnement sont enregistrés. Ces enregistrements serviront de référence pour suivre par comparaison à intervalles réguliers ou en continu l'évolution de ces paramètres.
- La phase de diagnostic : Dès l'observation d'un changement d'un état d'un des paramètres de suivi, il est nécessaire d'établir un diagnostic pour connaître la nature et la gravité du défaut. L'établissement du diagnostic est nécessaire avant la programmation de la réparation.
- La phase d'analyse de la tendance : L'analyse de tendance permettra d'estimer le temps restant avant l'apparition d'une panne et de pouvoir planifier la réparation. Généralement, quand un défaut est constaté, la surveillance du ou des paramètres est renforcée.

La mise en place d'une stratégie de maintenance conditionnelle permettra :

- d'assurer l'intégrité des outils de production et la sécurité des personnes par l'évaluation en temps réel de l'état des machines et par leur arrêt en cas de situations critiques.
- d'assurer la disponibilité des machines en éliminant les arrêts imprévus, en optimisant la planification de la maintenance et en augmentant la fiabilité des outils de production.
- de diminuer les coûts de maintenance en éliminant des remplacements inutiles, en évitant les dégradations irréversibles et en optimisant les ressources humaines et le stock de pièces de rechange.

1.3 Processus de dégradation de surfaces

De nombreux phénomènes peuvent initier ou accélérer le développement des défaillances d'origine mécanique. Également, il est important de démystifier les mécanismes de défaillance les plus fréquents qui affectent les organes des machines tournantes. Si on écarte les erreurs de fabrication et de conception, les principaux modes défaillants rencontrés dans les machines tournantes relèvent principalement du domaine de la tribologie². Au total, on distingue huit

² Science et technologie du frottement, de l'usure et de la lubrification

processus responsables de la dégradation de surface. Ils sont résumés dans le tableau 1.1 (Rakoto Razafindrazato, 2010).

	Dégradation	Processus
1	Adhésion	Les surfaces glissantes adhèrent ponctuellement l'une à l'autre. L'adhésion est permise par la pression et température extrêmes qui accompagnent le transfert de la charge mécanique à travers des surfaces d'échange bien plus petites que les surfaces géométriques (aspérités)
2	Abrasion	Un corps dur endommage un corps plus tendre provoquant des rayures avec parfois enlèvement de matière. Il peut être à deux corps : la surface glissante la plus dure rayant la surface tendre, ou à trois corps : une particule libre (usure primaire, aérosol, ...) roule entre les deux surfaces et provoque un piquage caractéristique de l'usure adhésive
3	Fatigue	La déformation répétée des surfaces. L'énergie de déformation produit d'importantes déformations plastiques qui se traduisent par un écaillage des surfaces, doublé de profondes dislocations constituant autant d'amorces de rupture
4	Usure par voie chimique	La surface partiellement libre change de composition chimique sous l'effet d'une corrosion. La couche ainsi modifiée est ensuite détachée par abrasion, fatigue ou par voie thermique. Bien que similaire, l'usure adhésive se différencie de l'usure chimique par la présence de microsoudures qui retiennent la couche chimiquement modifiée sur l'une des deux surfaces
5	Usure par voie thermique	C'est un ensemble de processus thermiquement activés : températures élevées susceptibles de ramollir, fondre ou sublimer les matériaux ; cyclage en température engendrant une succession de contractions/dilatations (fatigue thermique) ; dilatation importante des massifs (déformations thermoélastiques)
6	Tribo film	Associé à la présence d'un film chargé de débris d'usure qui empêchent son renouvellement. Le mouvement interne au film des particules d'usure peut engendrer une usure secondaire de type abrasive. Les particules ainsi produites entretiennent le film en place
7	Processus électrostatique	Perte de matière par décharge électrique
8	Processus atomique	Perte de matière associée à la diffusion des atomes d'une surface à l'autre

Tableau 1.1- Processus responsables de la dégradation de surface

Parmi ces processus, il y a ceux qui provoquent directement un endommagement des surfaces avec enlèvement de matière. Il s'agit de l'usure adhésive, de l'usure abrasive, de la fatigue, des processus électrostatiques et atomiques. Les autres (chimique, thermique, tribo film) provoquent une altération de la surface qui exposera celle-ci à une perte finale de matière par l'un des processus précédents. Ces phénomènes sont généralement concomitants d'une importance relative; ils peuvent changer au cours de la dégradation.

1.4 Défauts dans les réducteurs et les machines tournantes

Les réducteurs sont des systèmes mécaniques très importants, ils font partie de la quasi-totalité des machines tournantes. Leur but est de modifier le rapport de vitesse ou/et de couple entre l'axe d'entrée et l'axe de sortie d'un mécanisme (Esnault, 2009). Vu l'importance et la complexité de ces systèmes mécaniques, une étude statistique des défaillances de ces éléments a été réalisée par la société d'assurance Allianz (Allianz-Versicherungs-AG, 1978). Les figures 1.2 (a) et (b) présentent les statistiques concernant l'origine et la localisation des défauts dans ces éléments à engrenages. Si nous écartons les défaillances résultantes des erreurs de fabrication et de montage, les éléments les plus exposés à la détérioration par fatigue sont les engrenages et les roulements car ce sont les parties les plus sollicitées. Ce phénomène inévitable, auquel la maintenance préventive remédie par la détection avant destruction au cours du fonctionnement du système.

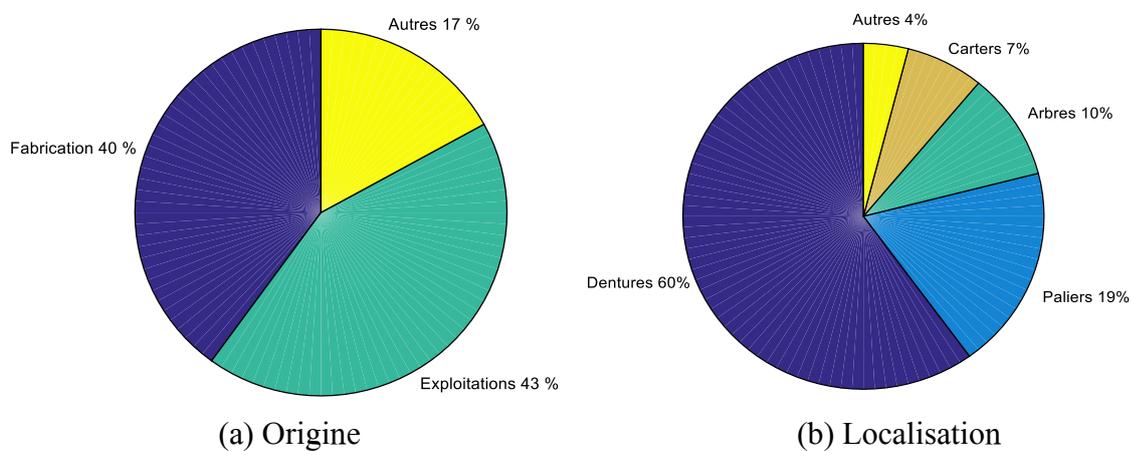


Figure 1.2 - Origine et localisation des défauts dans les transmissions par engrenages

L'identification d'avaries à un stade précoce, le suivi de leurs évolutions et le diagnostic de l'état d'une machine nécessite une connaissance, préalable, des symptômes vibratoires associés à chaque type de défaut susceptible de l'affecter, en d'autres termes, connaître les signatures vibratoires induites par ces défauts. Il est donc primordial de connaître la cinématique de la machine ainsi que les symptômes associés aux différents défauts potentiels, afin de définir les techniques de traitement des signaux adéquates au calcul des indicateurs de surveillance pertinents, pour formuler un diagnostic fiable sur son état. Il convient donc d'établir une liste des défauts possibles associés aux principaux organes des machines tournantes.

1.4.1 Défauts liés aux arbres

En général, une machine tournante comprend essentiellement une partie tournante (arbre, rotor) et une partie fixe (stator). La rotation est assurée par des guidages et liaisons en rotation (accouplement, roulements, etc.). Cette rotation engendre des forces qui dépendent essentiellement de l'état de ces composants. En pratique, quel que soit le soin apporté à la conception et à la réalisation des machines, la présence d'un déséquilibre résiduel (admissible ou non) est inévitable. De cette concentricité, apparaissent des forces centrifuges, proportionnelles à la vitesse de rotation, qui déforme les éléments constitutifs du rotor. On dit alors que le rotor présente un balourd. Cette altération peut produire des charges importantes

sur les paliers et les accouplements, ce qui peut causer des dégradations prématurées des roulements, des accouplements et des engrenages (Morel, 1995; Bigret & Feron, 1995).

Généralement, le balourd provient de défauts d'usinage, d'assemblage et de montage, mais peut être aussi causé par une altération mécanique (perte d'ailette, érosion ou encrassement, etc.) ou une altération thermique (déformation suite à des dilatations différentes des matériaux constituant le rotor ou encore à des différences de température localisées).

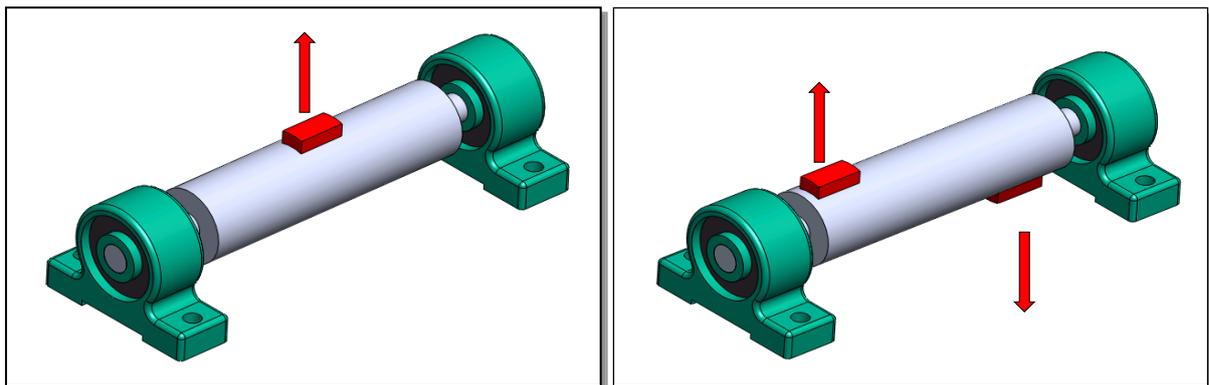
Dans la littérature, il existe de nombreux dysfonctionnements qui peuvent être liés aux arbres dont on peut citer, le déséquilibre massique des rotors (balourd), le désalignement des arbres, les défauts de palier, les dégradations d'accouplements, les fissurations, les défauts de fixation, etc. (Boulenger & Pachaud, 2009). Dans la suite, nous présentons plus de détails sur les deux types de défaut les plus courants, le déséquilibre massique des rotors (balourd) et le défaut d'alignement (désalignement).

1.4.1.1 Balourd

Le balourd est caractérisé par un déséquilibre massique autour de l'axe de rotation qui produit des forces d'inertie. Ces forces agissent sur les corps en rotation et surtout sur les roulements et excitent les paliers. Si on considère seulement les rotors rigides autour d'axes fixes, on peut distinguer deux types de balourds :

- **Balourd statique** : apparaît dans le cas où le centre de la masse (centre de gravité) du rotor ne coïncide pas avec l'axe de rotation (Figure 1.3 (a)).

- **Balourd dynamique** : dans un rotor flexible, même si le centre de celui-ci coïncide avec l'axe de rotation (on dit que le rotor est statiquement équilibré), on peut avoir dans certain cas les deux parties du rotor (suivant l'axe de rotation) qui soient statiquement déséquilibrées avec la même quantité. Les centres de gravité des deux parties se trouvent de part et d'autre de l'axe de rotation. Il s'agit du balourd dynamique (Figure 1.3 (b)).



(a) Balourd statique

(b) Balourd dynamique

Figure 1.3 - Représentation des deux types de balourd

1.4.1.2 Désalignement

Le désalignement est un défaut commun dans les machines tournantes. En pratique, la puissance mécanique est généralement transmise par des arbres couplés qui sont parallèlement alignés, mais en réalité, l'alignement parfait ne peut être réalisé et ceci pour différentes raisons.

Le désalignement est dû au fait que l'arbre menant et l'arbre mené n'ont pas le même axe de rotation. On peut distinguer alors deux types de désalignement (Figure 1.4) :

- **Désalignement axial** : lorsque les axes des arbres sont parallèles, mais ne coïncident pas. Il est caractérisé par l'écart e .

- **Désalignement angulaire** : lorsque les axes des arbres sont dans le même plan, mais non parallèles. L'angle α mesure ce type de désalignement.

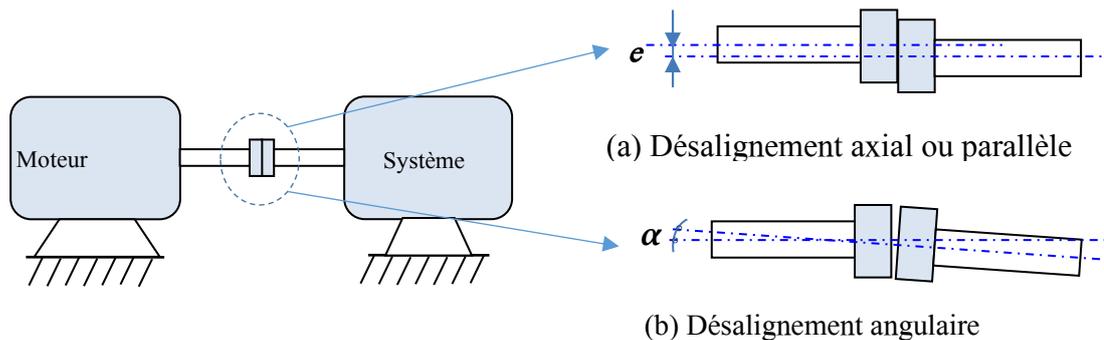


Figure 1.4 - Représentation des défauts de désalignement

En pratique, il y a toujours combinaison des deux types de désalignement précités. Le désalignement peut-être dû au fait d'un alignement incorrect à l'origine, mais il peut également augmenter en fonctionnement à cause de certaines contraintes de type thermique ou élastique. Il peut être dû également aux diverses distorsions des fondations de la machine (Benouaghran, 1999). D'autre part, il est évidemment impossible d'effectuer un alignement parfait. Un désalignement sévère produira une grande contrainte sur les rotors et des charges importantes sur les paliers et les accouplements. Ce qui peut causer des défauts prématurés sur les roulements et une dégradation rapide des accouplements et des autres éléments de la machine (Morel, 1995).

La figure 1.5 montre des exemples pratiques d'équilibrage, action consistant à minimiser le balourd du rotor. Les balourds correcteurs sont apportés de différentes manières (Pugnet, 1997) :

- déplacement circonférentiel de masse : masses logées dans une rainure (Figure 1.5 (a)), dont les positions angulaires permettent d'ajuster l'amplitude et la phase des vibrations. Il est important de fixer par une vis la masse dans la rainure pour empêcher son déplacement ou détachement.
- implantation de rangées de vis (12 à 30 vis sur les 360 de la périphérie) dont on ajuste les longueurs, donc les masses (Figure 1.5 (b)).
- enlèvement de masse de la structure elle-même, par exemple, par perçage sur une piste en périphérie (Figure 1.5 (c)), ou par meulage des flancs d'une roue (Figure 1.5 (d)). Néanmoins, la procédure d'équilibrage par enlèvement de matière nécessite un soin particulier car l'opération est irréversible.
- apport de masse sur la structure : ajout de résine sur un matériau composite.
- déformation de la pièce pour déplacer le centre de gravité.

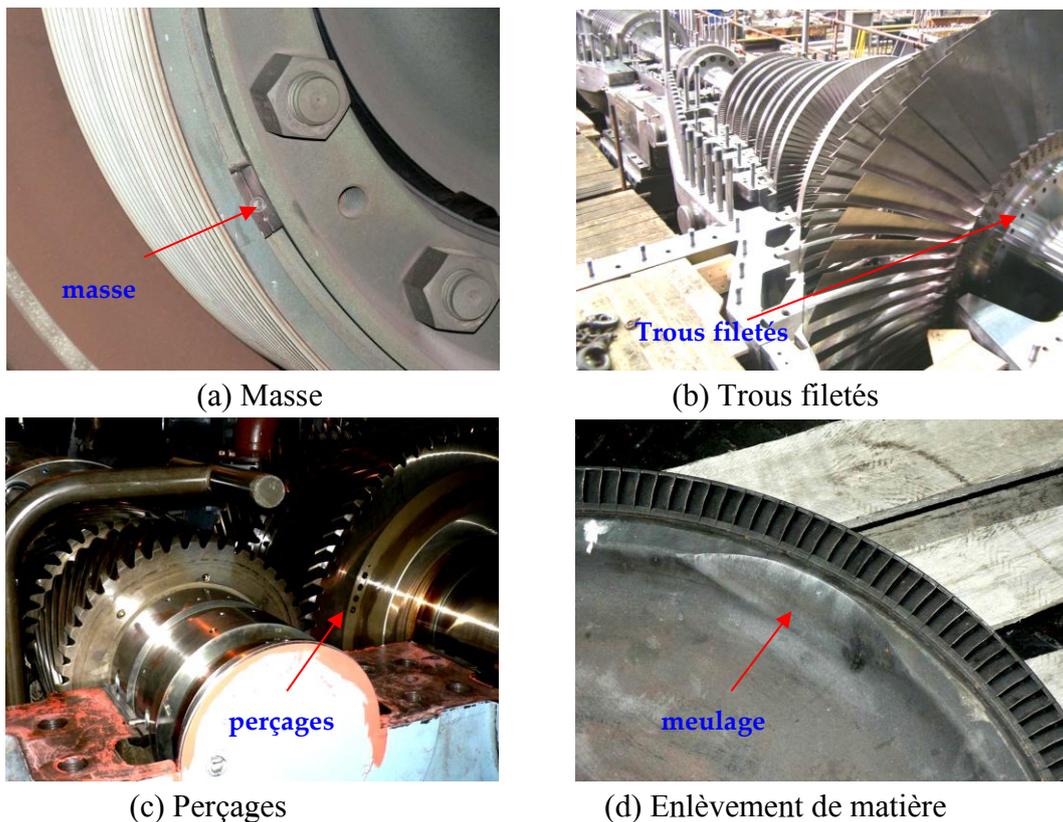


Figure 1.5 - Exemples pratiques d'équilibrage : placement ou suppression de poids (Bilosova & Bilos, 2012)

1.4.2 Défauts d'engrenages

Un engrenage est un système mécanique composé de deux pièces munies de dents ou de filets qui s'interpénètrent de telle façon que l'une de ces pièces puisse entraîner l'autre en rotation ou en translation, et se transmettent de la puissance par obstacle. Ces pièces peuvent être des roues dentées, des crémaillères ou des vis sans fin. L'engrenage le plus fréquent est composé de deux roues dentées extérieures l'une à l'autre, dont la plus petite est nommée le pignon, et la plus grande c'est la roue (Esnault, 2009).

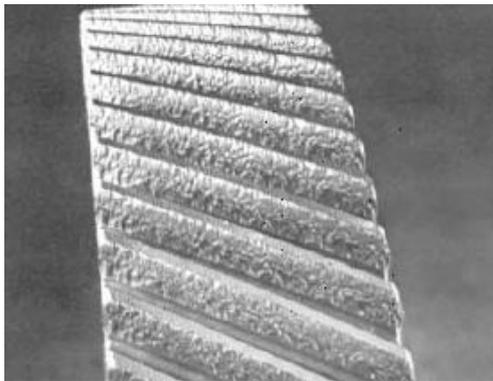
Les principaux défauts d'engrenages qui se produisent lors de fonctionnement, peuvent être classés en deux catégories d'avaries selon leur caractère généralisé ou localisé sur la surface de la denture (Breneur, 2002; Faure, 1990). Il est à noter que l'on ne peut parler d'avarie que lorsque l'ampleur de l'usure est telle que l'engrenage est inapte à remplir sa fonction avant d'avoir atteint la durée pour laquelle il a été prévu. Il y a donc diverses formes possibles de dégradation. Dans la suite, nous allons plus particulièrement décrire les plus répandues.

1.4.2.1 Défauts généralisés

- **Usure abrasive et adhésive** : Processus d'enlèvement de matière par adhérence ponctuelle et glissement des surfaces en contact sous l'effet de pression, de température et de charge mécanique et peut être aussi par abrasion due à la présence dans le lubrifiant de petites particules d'origine externe ou interne (débris d'usure par exemple). Ce phénomène d'abrasion est souvent très rapide, il ne s'accompagne jamais d'adhésions locales ou de microsoudures et ne résulte pas d'un manque de lubrifiant. Ce processus peut causer un niveau de bruit et de vibrations inacceptable ou même aboutir à la mise hors service des engrenages (Figures 1.6 (a) et (b)).

- **Piqûres (*Pitting*)** : Ce sont des trous peu profonds qui affectent toutes les dents surtout au niveau du diamètre primitif. Cette avarie apparaît souvent sur des dentures neuves traitées à cœur et diminue si l'acier est durci et si la viscosité du lubrifiant est importante. Elle révèle les défauts d'alignement, les déformations anormales des pièces, les distorsions dues aux traitements thermiques. La présence de quelques piqûres ne présente pas un risque immédiat et souvent le phénomène cesse spontanément. Cependant une évolution catastrophique est toujours possible et une fissuration grave peut dégrader très vite la totalité des surfaces, surtout dans le cas des dentures droites (Figure 1.6 (c)).

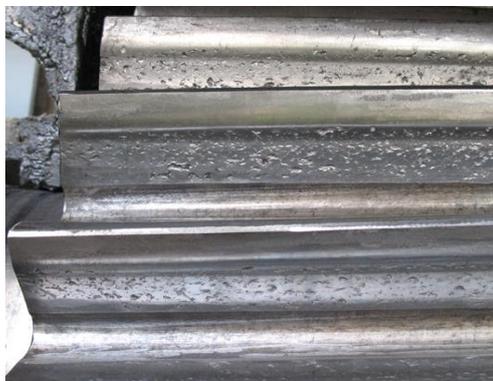
- **Grippage (*Scuffing*)** : C'est une avarie très brutale attribuée à une rupture du film lubrifiant par suite de températures de surface trop élevées ou d'une pression de fonctionnement excessive, provoquant un contact métal/métal entre les surfaces, soudure puis arrachement. Le grippage généralisé est une usure catastrophique qui détruit typiquement les dentures non traitées, ayant de gros module ou fonctionnant à des faibles vitesses. Il produit une modification soudaine de la surface de toutes les dents, sur des engrenages durcis, on note un changement de coloration et de fines rayures. Sur des aciers peu durcis, les surfaces sont détruites par écoulement plastique et marquées de sillons grossiers parallèles au profil. Lors du grippage apparaissent aussi des charges radiales anormales et des vibrations. Le facteur de frottement augmente et devient irrégulier (Figure 1.6 (d)).



(a) Usure abrasive



(b) Usure adhésive



(c) Piqûres



(d) Grippage

Figure 1.6 - Défauts généralisées d'engrenages (Borden & Holloway, 1978; Novexa, 2016)

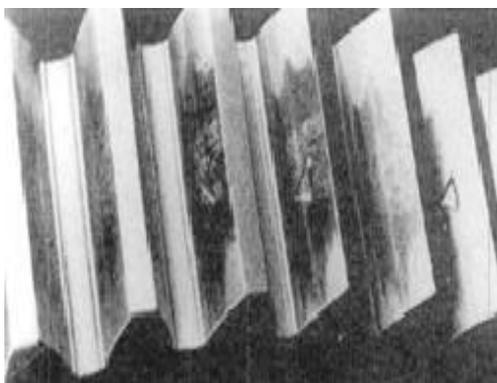
1.4.2.2 Défauts localisés

- **Ecaillage (*Spalling*)** : C'est une dégradation due au phénomène de fatigue qui s'amorce très sournoisement en sous-couche, puis se propage jusqu'à atteindre la surface, ce qui libère des fragments plus ou moins irréguliers. Cette avarie est beaucoup plus fréquente sur des dentures traitées superficiellement par cémentation ou trempées superficiellement que sur celles traitées à cœur (Figure 1.7 (a)). La cause la plus fréquente de l'écaillage est l'absence de film d'huile et/ou une surcharge de longue durée. L'écaillage provoque à court terme la rupture des dents concernées, sans passer par une phase d'usure, car il s'étend dans la masse du métal en même temps qu'il migre vers la surface.

- **Fissuration (*Cracks*)** : Les fissurations sont de diverses sortes, généralement liées à la fatigue superficielle et à des défauts de fabrication. La fissuration progresse à chaque mise en charge, et elle est située en pied de dent (Figure 1.7 (b)). Elle apparaît sur des aciers fins et durcis, qui sont sujets aux concentrations de contraintes. Leur apparition est due à un dépassement de la limite élastique en contrainte au pied de dent du côté de la dent en traction.

- **Grippage (*Scuffing*)** : Ce défaut correspond à des arrachements ou des adhérences de matière dans une partie de la zone de contact entre les surfaces frottantes. Il peut être dû à la formation d'une microsoudure immédiatement cisailée suite à une surcharge locale et brutale, à un défaut d'alignement des dentures, à un défaut de lubrification (rupture du film d'huile) et/ou à un passage d'une particule étrangère dans la denture. Ce type de défaut peut être ralenti ou même stoppé par l'utilisation d'une graisse de rodage appropriée (Figure 1.7 (c)).

- **Rupture des dents (*Tooth Breakage*)** : Dans un système de transmission par engrenage, le défaut de rupture des dents est lié à deux phénomènes classiques qui sont : les chocs dus aux sursurcharges et la fatigue due aux charges cycliques de flexion. Dans le premier cas, les surfaces fracturées montrent une seule zone de rupture avec aucun signe de fatigue. Généralement une ou deux dents sont touchées et les autres sont en bon état et ne présentant aucun signe de fissures. Dans le deuxième cas, les dents adjacentes à celle cassée montrent souvent des fissures à un stade précoce de développement (Figure 1.7 (d)).



(a) Ecaillage



(b) Fissuration

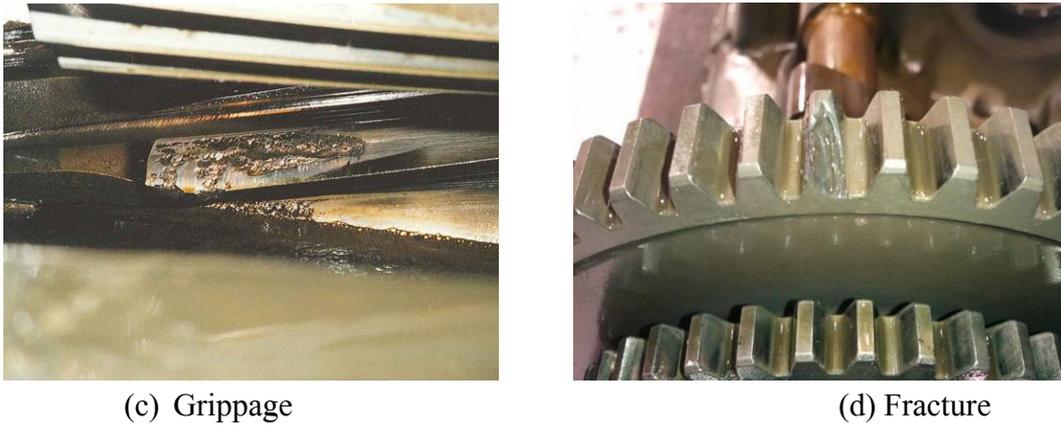


Figure 1.7 - Défauts localisées d'engrenages (Borden & Holloway, 1978; Novexa, 2016)

1.4.3 Défauts des roulements

Généralement, un roulement est constitué de deux bagues (externe et interne) l'une fixe et l'autre tournante avec le moyeu ou l'arbre. Elles sont séparées par un ensemble d'éléments de roulement qui sont des billes, des rouleaux ou des aiguilles. La séparation et le maintien à équidistance des corps roulants est assuré par la cage.

Dans les machines tournantes, les roulements sont des composants stratégiques destinés à guider un assemblage en rotation et de supporter les efforts dynamiques des arbres. Ainsi ce sont les composants les plus fragiles et nécessitent donc une surveillance permanente de leur état afin de traquer tous les signes précurseurs des défauts : un bruit inhabituel, des vibrations anormales, une élévation de température, etc.

La plupart des détériorations prématurées des roulements sont dues à des causes extérieures comme les défauts de montage, de conception ou d'environnement (lubrifiant pollué, poussière ou impuretés, température trop élevée, etc.). Cependant, il existe aussi des avaries causées par la fatigue au cours du fonctionnement. En effet, les différents éléments qui constituent les roulements sont en permanence sollicités. Le passage répétitif des billes sur les pistes engendre de fortes contraintes mécaniques qui entraînent peu à peu une dégradation du métal par fatigue, et finissent par provoquer l'apparition de défauts plus ou moins graves.

Les principales avaries affectant les roulements sont détaillées ci-dessous (SNR, 2016):

- **Ecaillage** : Les contacts entre les corps roulants et les bagues occasionnent de très fortes charges, des contraintes à la fois de compression en surface et de cisaillement en sous couche conduisant à des inclusions en sous-couche puis des fissures qui vont se créer et se développer jusqu'à ce que des morceaux de matière se détachent (Figure 1.8).

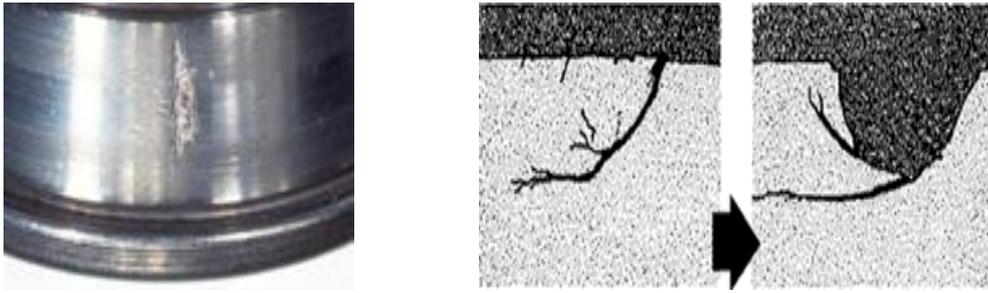


Figure 1.8—Ecaillage, photo et coupe microscopique : évolution de l'écaillage

- **Grippage** : Le grippage des roulements est inéluctable en l'absence de lubrification. S'il y a insuffisance de lubrifiant ou si celui-ci est inadapté, il peut y avoir rupture du film d'huile. Les éléments roulants entrent alors en contact métal contre métal avec les pistes. Des micro-soudures et des échauffements locaux se produisent. Le phénomène s'amplifie rapidement et entraîne le grippage (Figure 1.9).

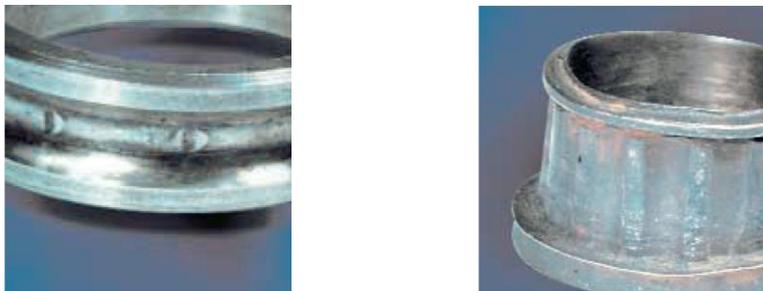


Figure 1.9 - Grippage

- **Empreintes de corps roulants** : C'est l'avarie la plus rencontrée à la mise en place des roulements. Elle apparaît lorsqu'un choc ou un effort est imposé sur la bague qui n'est pas serrée. Si le choc engendre une charge instantanée qui dépasse la limite élastique de la matière, des empreintes permanentes se forment aux points de contact des billes avec les pistes (Figure 1.10).



Figure 1.10 - Empreintes dues au montage

- **Faux effet Brinell** : aussi appelée avarie de vibrations. Elle affecte les roulements à l'état statique ou en oscillation de faible amplitude, mais toujours en présence de vibrations. Sous l'effet conjugué d'une pression, même faible, et des vibrations, le lubrifiant tend à échapper de la zone de charge, en laissant à nu les surfaces de contact entre corps roulants et pistes. L'énergie de vibration entraîne alors des micro-soudures ou des micro-grippages et par la suite, des

arrachements de métal. Les particules arrachées s'oxydent comme dans le cas de la corrosion de contact et leur pouvoir abrasif concourt à l'accélération du phénomène (Figure 1.11).

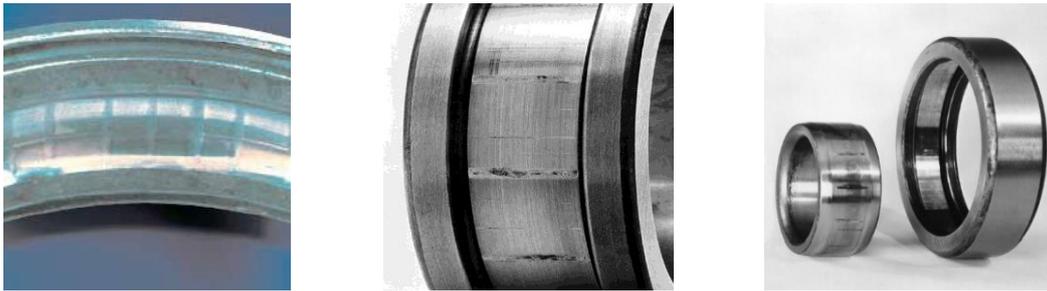


Figure 1.11 - Faux effet Brinell

- **Usure - Empreintes de corps étrangers** : Ces défauts ont tous pour origine un manque de protection soit à la mise en place du roulement, soit pendant son utilisation. En effet, quelle que soit sa nature, la poussière possède toujours un pouvoir abrasif élevé. Ce manque de protection va permettre à des particules étrangères de pénétrer dans le roulement. Le passage répété de ces corps étrangers entre corps roulants et piste provoque la formation d'une multitude de petites empreintes qui rendent le roulement bruyant. La dégradation de l'état de surface des pistes et des corps roulants accélère la fatigue de la matière. Les empreintes provoquées par ces corps étrangers sont généralement de petite taille et réparties sur l'ensemble des chemins de roulement (Figure 1.12).

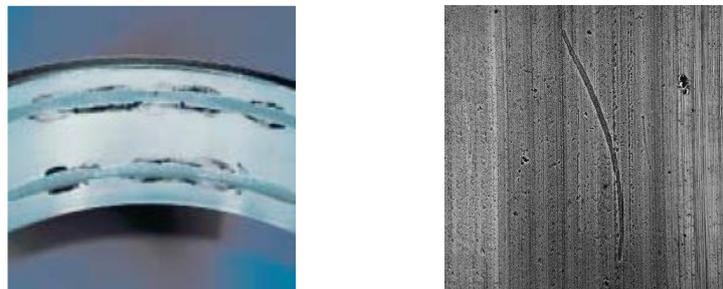


Figure 1.12 - Usure causée par des particules abrasives

- **Cratères et cannelures** : Cette avarie peut se produire lorsque le roulement se trouve sur le passage d'un courant de fuite. En raison des contacts de proximité entre corps roulants et piste et même à travers le film de lubrifiant des arcs jaillissant provoquant l'apparition de points chauds où se produisent des fusions qui provoquent l'apparition d'une altération de surface (Figure 1.13).

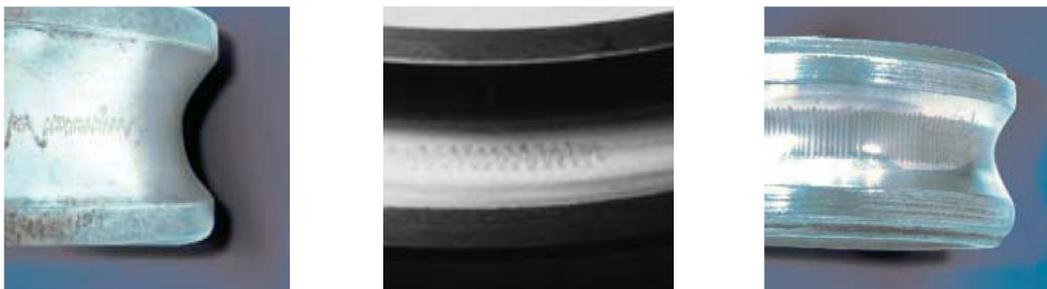


Figure 1.13 - Cratères et cannelures

- **Traces de coups - Fissures – Cassures** : Ces trois avaries traduisent les différents niveaux d'une même erreur dans la pratique du montage la percussion sans précautions. Lorsqu'un coup porté directement sur une bague de roulement dépasse les limites élastiques du métal, il y a formation d'une empreinte permanente. Les coups peuvent entraîner différentes déformation (bagues, empreintes) ou même l'apparition de fissures ou de cassures franches. Les fissures peuvent ne pas apparaître immédiatement, mais provoquent à terme la formation d'éclats qui se glissent à l'intérieur du roulement où ils endommagent pistes et éléments roulants (Figure 1.14).



Figure 1.14 - Ruptures dues à un montage avec coups

- **Corrosion de contact** : Cette avarie se produit lorsque le serrage est insuffisant pour s'opposer à toute rotation de la bague qui tourne par rapport à la charge, et s'il y a jeu, de l'arbre dans la bague intérieure, ou la bague extérieure du roulement dans son logement, effectuent une lente rotation. En cas de contact sec sur les portées, des grippages localisés entraînent des arrachements de fines particules de métal au roulement et aux portées d'arbres et de logements. Ces particules s'oxydent d'autant plus rapidement que la lubrification n'atteint généralement pas ces zones ; leur pouvoir abrasif tend à accélérer ce phénomène ; dans les logements, qui ne sont pas toujours rectifiés, la rugosité élevée des surfaces favorise son apparition (Figure 1.15).



Figure 1.15 - Corrosion de contact sur l'alésage et la face d'appui

- **Corrosion – Oxydation** : Cette avarie est causée par l'introduction accidentelle ou systématique d'humidité ou de liquides corrosifs attaquant l'acier. Cette Oxydation du roulement peut être localisée ou généralisée, et elle est caractérisée par des taches plus ou moins étendues de couleur rougeâtre ou noire avec attaque de la surface (Figure 1.16).

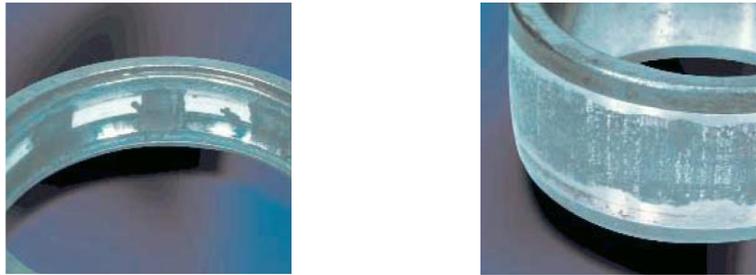


Figure 1.16 - Corrosion - Oxydation pendant l'arrêt ou en fonctionnement

- **Détérioration des cages** : La cage est particulièrement vulnérable tant que le roulement n'est pas définitivement en place. Un montage sans précautions risque donc de l'endommager gravement. Les dommages causés aux cages proviennent généralement du mauvais outillage de montage. Lorsque les roulements sont montés par percussion avec des jets, il arrive fréquemment que ces outils ripent brutalement sous le coup de marteau, provoquant déformations et écrasements d'alvéoles et par suite le coincement des corps roulants correspondants (Figure 1.17).



Figure 1.17 - Rupture de la cage

1.4.4 Défauts de transmission par courroies

Les courroies et poulies permettant la transmission du mouvement circulaire continu entre deux arbres moteur et récepteur éloignés l'un de l'autre. Ces transmissions sont assez faciles à concevoir et souples d'emploi. Elles remplacent de plus en plus les engrenages, les arbres, les paliers et diverses transmissions rigides. Elles réduisent et amortissent les vibrations, atténuent les chocs et les à-coups de transmission ce qui augmente la durée de vie des machines. Cependant, la durée de vie de ces éléments étant limitée, il est nécessaire de prévoir un plan d'entretien périodique pour surveiller l'usure, le vieillissement, la perte d'élasticité, et prévoir les remplacements aux premiers signes de dégradation (Yamashina, Okumura, & Kawai, 1996; Fournier, 2015; Boulenger & Pachaud, 2007).

Les principaux défauts rencontrés sur ce type de transmission sont :

- détérioration localisée d'une courroie (partie arrachée, cisaillement de dents, etc.),
- des courroies détendues,
- usure des courroies et contamination par l'huile,
- amorces de rupture, arrachement de gomme et craquelure du dos,
- un mauvais alignement des poulies,
- une poulie excentrée,
- un défaut de transmission courroie poulies crantées.

1.4.5 Dégradation des accouplements

Les accouplements sont utilisés pour transmettre la vitesse et la puissance, entre deux arbres de transmission en prolongement l'un de l'autre comportant éventuellement de légers défauts de désalignements axial, angulaire et radial. Ces liaisons mécaniques peuvent être affectés par plusieurs défauts selon leur type et les conditions de fonctionnement (Morel, 2002) : des boulons d'accouplement desserrés ou cassés, usure prématurée et dilatation thermique (la majorité d'accouplements); mauvais glissement entraînant un fléchissement d'arbre, défauts de denture et instabilités des lames de lubrifiant centrifugées (accouplements à denture) ; un mauvais centrage des plateaux ou défaut de parallélisme (accouplement à plateau), etc.

1.4.6 Défauts des moteurs électriques

Le moteur asynchrone est le plus utilisé en industrie car il présente de nombreux avantages tels que sa puissance, sa robustesse, et son prix réduit, etc. Il est composé principalement de trois éléments essentiels à savoir le stator, le rotor et les organes mécaniques (les paliers, ventilateur) (Figure 1.18).

- le stator, est la partie fixe du moteur, comporte un circuit magnétique encoché dans lequel sont logés des enroulements (ou bobinages) qui alimentés en énergie électrique, vont produire un champ magnétique tournant.
- le rotor, est la partie libre en rotation qui transmet la puissance mécanique. Le rotor en court-circuit (ou à cage d'écureuil) est constitué d'un ensemble de barres, en cuivre régulièrement réparties, liées par deux anneaux de court-circuit et de disques, en tôles magnétiques encochées, empilés sur l'arbre du moteur. Le rotor est placé à l'intérieur du stator et est soumis à son champ tournant. Il est supporté par le bâti grâce aux deux paliers.
- les organes mécaniques constitués de paliers à roulements permettent le maintien et la rotation du rotor et d'un ventilateur monté sur l'arbre assurant le refroidissement du moteur (Karmakar, Chattopadhyay, Mitra, & Sengupta, 2016).

Plusieurs défaillances peuvent affecter les moteurs électriques, elles peuvent être mécaniques, électriques ou magnétiques. Une étude statistique concernant les défaillances pouvant se produire sur des moteurs asynchrones de grande puissance (O'Donnell, 1985) a montré que les pannes les plus fréquentes touchent les roulements (41%), le stator (37%), avec un degré moindre sur le rotor (10%) et sur les autres éléments du moteur (12%) (Figure 1.19 (a)). Une autre étude plus récente (Bonnett & Yung, 2008) sur les pannes des moteurs asynchrones de grande puissance, exploitées dans l'industrie pétrochimique (Figure 1.19 (b)), a révélé que 69% de pannes affectent les roulements, 21% le stator, 7% le rotor et 3% les autres éléments du moteur.

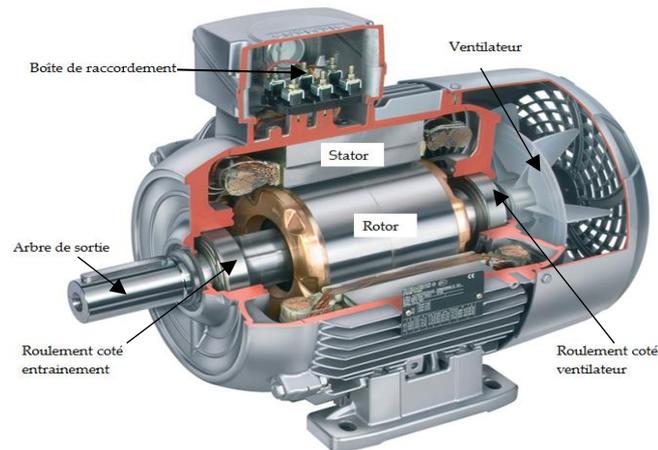


Figure 1.18 - Coupe d'un moteur électrique asynchrone (ABBM, 2016)

Ces deux études montrent que la répartition des défauts des moteurs asynchrones de grande puissance provient principalement des roulements et du bobinage statorique. On constate que l'amélioration des techniques de fabrication des parties électriques durant les deux décennies qui sépare les deux études (par exemple, la qualité des isolants) a permis de réduire considérablement les défauts dans le stator et le rotor. Cependant, la principale source de défaillance reste les roulements.

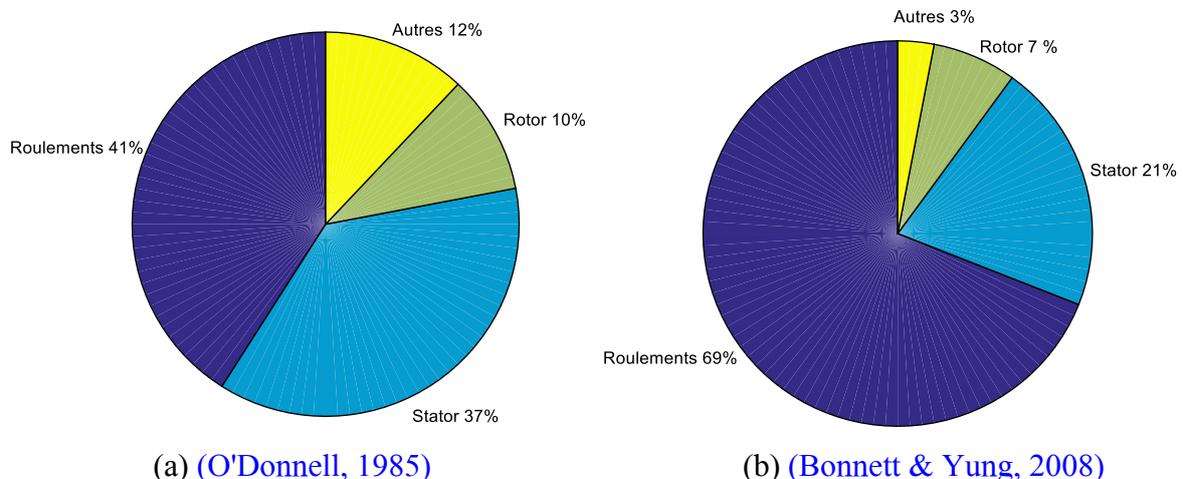


Figure 1.19 - Répartition des défauts suivant les composants du moteur asynchrones

Les causes des défaillances des moteurs électriques sont très variées et peuvent être classées en trois groupes (O'Donnell, 1985) :

- les initiateurs de défauts : surchauffe du moteur, usures des éléments mécaniques (roulements à billes), rupture de fixations, problème d'isolation électrique, surtension transitoire, etc.
- les contributeurs aux défauts : surcharge fréquente, température ambiante très élevée, ventilation défaillante, humidité, fortes vibrations, vieillissement, etc.
- les défauts d'origine externe et erreurs humaines : défauts de fabrication, composants défectueux, protections inadaptées, absence de maintenance, etc.

Ces différentes causes peuvent provoquer une dégradation des performances ou des arrêts intempestifs du système (Feki, 2012; Vaseghi, 2009; Ceban, 2012).

- Les défauts des roulements

Les roulements assurent la rotation et le positionnement correct du rotor. Les défauts des roulements, mentionnés dans le paragraphe 1.4.3 sont susceptibles de se reproduire durant le fonctionnement du moteur électrique. En plus de l'usure due au fonctionnement normal, les phénomènes de courant du rotor renforcent cette usure (Mc Donald & Gray, 1999; Busse, Erdman, Kerkman, Schlegel, & Skibinski, 1996). En effet, un défaut dans les roulements affecte certes la vitesse de l'axe du rotor, mais aussi la répartition du flux dans l'entrefer qui n'est plus alors constant (phénomène d'excentricité). Ceci se traduit par une évolution des grandeurs électromagnétiques et donc des courants dans la machine.

- Les défauts des rotors

Les rotors peuvent présenter plusieurs défaillances. En plus des défaillances liées aux arbres citées dans le paragraphe 1.4.1, d'autres types de défauts peuvent affecter les rotors. On distingue principalement la déformation ou la rupture des barres de la cage ou d'une portion d'anneau de court-circuit, en raison de la dilatation thermique différentielle, des forces magnétiques inégales ou de surcharge de couple (Figure 1.20 (a)).

- Les défauts des stators

La plupart des défaillances des stators des moteurs électriques sont liés à une rupture de l'élément d'isolation statorique. L'existence de courants de court-circuit entre phases provoquerait un arrêt net de la machine. Cependant, un court-circuit entre les spires d'une même phase, entre deux phases proches du neutre, entre les bobines et le circuit magnétique ou entre les tôles du circuit magnétique statorique, constitue un phénomène important, mais qui n'a pas un effet aussi radical (Figure 1.20 (b)). A terme, ces défauts destructifs pour les couches de vernis isolant des enroulements, conduisent à un moteur non équilibré. Ce qui provoque des oscillations de la vitesse de rotation et des vibrations mécaniques avant d'engendrer un arrêt intempestif du système.

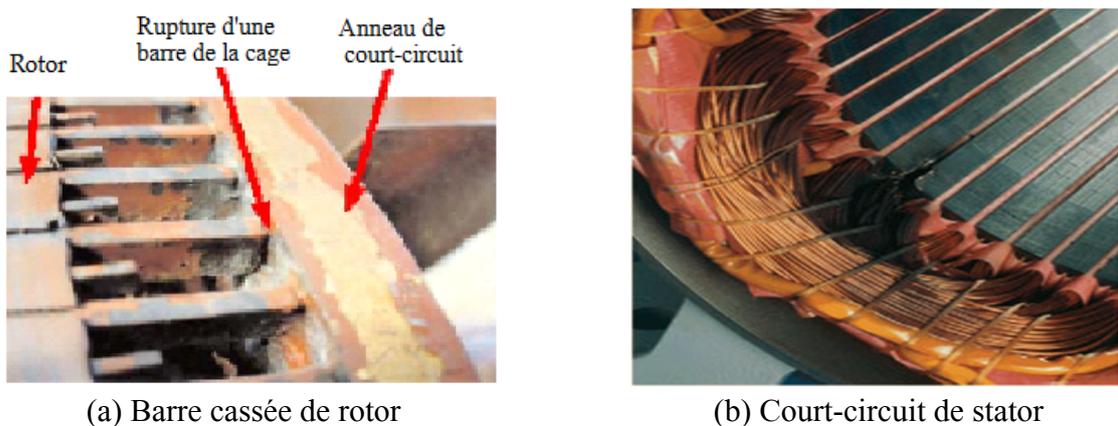


Figure 1.20 - Quelques défauts des moteurs asynchrones

1.4.7 Cavitation

C'est un phénomène d'écoulement d'un fluide qui se produit quand la pression, à l'intérieur de la pompe, s'abaisse à un niveau égal à celle de la vapeur saturante du fluide véhiculé. Il y a condensation brutale de bulles de gaz qui, en implosant, excitent un grand nombre de modes de structure. La cavitation est causée par un débit d'aspiration insuffisant et se manifeste par des vibrations anormales et d'un bruit caractéristique semblable au passage de caillou dans le corps de la pompe. Ces phénomènes sont souvent intermittents et s'ils persistent, ils peuvent dégrader des éléments internes de la pompe et particulièrement éroder les aubes des impulseurs (Boulenger & Pachaud, 2009). La figure 1.21 montre des exemples des dégâts causés par la cavitation sur des roues de pompes centrifuges.



Figure 1.21 - Dommages causés par la cavitation sur une pompe centrifuge

1.4.8 Excitation de fréquences propres de structure (Résonances)

Les structures des machines tournantes présentent de nombreuses fréquences qui leurs sont propres et quand elles coïncident avec la fréquence d'un excitateur (balourd ou désalignement, fréquence de passage des pales, fréquence d'engrènement, etc.), entrent en résonance. Ces résonances se traduisent par des amplitudes très élevées pour les composantes dont les fréquences sont en coïncidence et elles peuvent entraîner la destruction rapide de l'équipement si l'amortissement du mode excité n'est pas suffisant.

Lorsque les fréquences des modes propres excités se situent en hautes fréquences (fréquences propres de denture, fréquences propres de roulement, etc.), leur excitation ne peut se faire que par des composantes d'ordre élevé de la fréquence de rotation, c'est-à-dire que ces modes ne peuvent être excités que par des défauts induisant des forces impulsionnelles comme des chocs, qu'ils soient périodiques ou aléatoires. Même si le rôle de ces résonances reste néfaste pour la machine, les effets d'amplification du phénomène vibratoire qui en résultent, seront souvent des révélateurs essentiels pour le diagnostic. Ces résonances sont utilisées dans la définition d'indicateurs globaux dédiés à la surveillance des roulements. Elles apparaissent sous forme de bosses sur les spectres hautes fréquences et la démodulation de ces bosses permettra d'identifier la nature aléatoire ou périodique des forces excitatrices et, dans ce dernier cas, les fréquences d'excitation correspondantes à la nature du défaut (Boulenger & Pachaud, 2009).

1.4.9 Synthèse sur les défauts des machines tournantes

Les avaries précédentes, en particulier celles affectant les deux composants les plus sujets à l'usure : engrenages et roulements, peuvent être réduites et même éliminées par une surveillance des causes de dégradation et par un entretien approprié. Par contre, l'usure par fatigue, qui apparaît même dans les conditions de fonctionnement idéales et qui limite la durée de vie des différents organes, est naturellement un phénomène aléatoire qui peut rester longtemps caché avant de se manifester brutalement, ou bien se révéler de façon spectaculaire et précoce. En conséquence, pour éviter des arrêts catastrophiques, il faut alors surveiller en permanence l'état des machines, et traquer tous les signes précurseurs des défauts tels que les bruits inhabituels, les vibrations anormales, les variations de vitesses, les élévations de température, etc. A cet effet, de nombreuses méthodes de surveillance basées sur l'analyse des différentes grandeurs, mesurées sur les machines en fonctionnement, ont été mises au point. Chaque méthode a son champ d'applications privilégié. Dans la section suivante, nous allons passer en revue les méthodes de surveillance les plus utilisées.

1.5 Techniques de surveillance

La surveillance d'un système industriel permet d'améliorer la productivité par l'augmentation de la disponibilité des équipements. Cette surveillance peut être définie comme une opération d'analyse de l'état du système qui fournit des indicateurs, elle consiste surtout à détecter et à classer les défaillances en observant l'évolution du système puis à les diagnostiquer en localisant les éléments défaillants et en identifiant les causes.

La surveillance se compose principalement de deux fonctions principales qui sont la détection et le diagnostic :

Détection

Consiste à détecter les défaillances du système, et être capable de classer les situations observables comme étant normales ou anormales. Cette classification n'est pas simple, étant donné le manque d'information qui caractérise généralement les situations anormales. Ainsi, une simplification couramment adoptée consiste à considérer comme anormale toute situation qui n'est pas normale.

Diagnostic

Il s'agit dans l'opération de diagnostic de déterminer l'élément défaillant du système complexe. Son principe général consiste à confronter les données relevées au cours du fonctionnement réel du système avec la connaissance que l'on a de son fonctionnement normal ou défaillant, en faisant intervenir par exemple les méthodes de traitement du signal et parfois les méthodes dites de décision (classification) de type reconnaissance des formes. Si le mode de fonctionnement est un mode défaillant, le système de diagnostic peut localiser et identifier sa cause. Cette fonction se décompose donc en deux fonctions élémentaires :

- Localisation: la localisation permet de déterminer le sous-ensemble fonctionnel défaillant.
- Identification: cette dernière étape consiste à déterminer les causes qui ont mené à une situation anormale. Ces causes peuvent être internes (sous-ensembles défaillants faisant partie de l'équipement), ou bien externes à l'équipement.

Il est cependant important de donner quelques définitions des principaux termes utilisés dans le domaine de la surveillance industrielle :

Mode de fonctionnement

Un système présente généralement plusieurs modes de fonctionnement. On peut observer plusieurs types parmi lesquels on peut citer :

- le mode normal ou nominal sous lequel l'équipement ou le système industriel remplit totalement sa mission dans les conditions de fonctionnement requises par le constructeur et avec les exigences attendues de l'exploitant.
- le mode anormal sous lequel la mission est partiellement ou totalement non remplie, incluant les modes défailants, les modes interdits, etc.
- le mode évolutif qui caractérise des modes, souvent transitoires, de passage d'un mode de fonctionnement à un autre.

Dégradation

Une dégradation représente une perte de performances d'une des fonctions assurées par un équipement. Si les performances sont en-dessous du seuil d'arrêt défini dans les spécifications fonctionnelles de cet équipement, il n'y a plus dégradation, mais défaillance.

Défaillance

Une défaillance est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques.

On peut classer les défaillances selon leur degré de sévérité par :

- défaillance critique : nécessite une intervention d'urgence,
- défaillance significative : nécessite un processus de traitement,
- défaillance absorbable : pouvant être ignorée dans un premier temps.

Panne

Une panne est l'inaptitude d'une entité (composant ou système) à assurer une fonction requise. Sur le plan temporel, la panne correspond à une durée comprise entre la date d'occurrence de la défaillance et la date de fin de réparation.

1.5.1 Thermographie infrarouge

La thermographie infrarouge est une technique d'acquisition et d'analyse de l'intensité des émissions de rayons infrarouges. Elle permet de mesurer la température des surfaces des composants, à distance et sans interrompre le fonctionnement, par une caméra infrarouge. En effet, tout défaut se traduisant souvent par une augmentation de la température, ainsi la source peut être facilement identifiée (Mobley, Higgins, & Wikoff, 2008; Randall B. , 2011; Mohanty, 2015).

Cette technique est largement répandue dans la surveillance des équipements mécaniques (roulements, paliers, accouplements, etc.), des équipements électriques (moteur, composants électroniques, câbles, etc.), détection des fuites thermiques dans les fours et canalisations, etc.

Cependant, La thermographie infrarouge aussi efficace soit-elle a des limites. En effet, les organes tournants sont généralement encastrés ce qui rend la détection précoce des défauts très difficile, voire impossible. C'est pourquoi, il est important de recourir aux autres méthodes de surveillance qui peuvent être complémentaires pour l'identification des organes mécaniques défaillants.

1.5.2 Analyse des huiles

L'analyse des huiles est utilisée dans la maintenance préventive pour remplir deux missions principales :

- Contrôle des propriétés physico-chimiques des lubrifiants, une dégradation du lubrifiant peut se produire pour des raisons diverses (oxydation, pénétration d'eau ou d'autres substances, etc.).
- Analyse des impuretés et de l'usure des particules des parties mécaniques lubrifiées (engrenages, roulements, pistons, etc.), la nature de la matière, la quantité et la taille des particules présentes dans le lubrifiant, délivre une évaluation des taux d'usure et les pièces concernées.

Les techniques d'analyse des huiles pour la détection des particules d'usure sont réalisées en différé, en prélevant périodiquement des échantillons d'huile contaminée, afin d'identifier la nature de l'usure dans la machine. La taille des débris d'usure déposés dans l'huile de lubrification varie de moins d'un micromètre à quelques centaines de micromètre. Ces particules sont en suspension dans l'huile et ne sont pas clairement visibles à l'œil nu. En fonction de la taille des débris, des techniques d'analyse d'échantillons appropriés sont utilisés :

Spectroscopie

Il existe plusieurs techniques de spectroscopie³ qui sont couramment utilisées telles que la spectroscopie d'absorption atomique, spectroscopie d'émission atomique, la fluorescence des rayons X, etc. (Welz & Sperling, 1999; L'vov, 2005). Pour l'analyse par spectroscopie, la taille des particules est inférieure à 2 micromètres. Pour estimer le niveau de contaminants d'usure dans un volume donné de l'huile, l'analyse par spectroscopie permet de déterminer la concentration d'un élément chimique particulier en parties par million (ppm) dans l'échantillon. Toutefois, il est utile de connaître la composition chimique des pièces de la machine. Ainsi, la pièce qui a un taux d'usure plus élevé peut alors être identifiée en surveillant périodiquement la concentration de ses éléments chimiques particuliers dans les échantillons de l'huile contaminée. Par exemple, l'augmentation anormale de la concentration de plomb (Pb) indique un taux élevé d'usure dans un palier lisse.

Microscopie

La microscopie optique est également utilisée pour identifier la nature de l'usure dans la machine, en observant la forme, la couleur et les contours des particules. Un microscope électronique à balayage (MEB) est habituellement utilisé pour visualiser ces débris microscopiques.

³ Technique servant à déterminer la concentration de certains métaux dans un échantillon

Ferrographie

Les débris d'usure dont la taille varie entre 10 à 100 micromètres sont trop gros pour l'analyse spectroscopique. Une analyse basée sur le champ magnétique est utilisée pour séparer les particules magnétisables dans un échantillon d'huile. On détermine l'état de santé d'une machine en évaluant la concentration totale en particules d'usure et en examinant la proportion de grandes particules ferromagnétiques (Richard C. , 2013).

Il existe deux types de ferrographie :

- Ferrographie quantitative (ou à lecture directe), permet de déterminer des quantités relatives de petites et grosses particules ferreuses pour indiquer tout changement dans le taux et la sévérité de l'usure dans les roulements et les réducteurs à engrenages.
- Ferrographie analytique, procédure plus avancée, utilisée lorsque la ferrographie à lecture directe indique une usure importante. La ferrographie analytique permet de réaliser un ferrogramme sur une plaque de verre sur laquelle sont déposés les contaminants métalliques en fonction de leur dimension. On étudie alors à l'aide d'un microscope bi-chromatique la forme et la couleur des particules déposées, afin de les identifier. Elle est également utilisée pour les systèmes hydrauliques complexes.

Comptage des particules

Lorsque la taille des particules d'usure est supérieure à 100 micromètres, il est plus facile de les compter dans un volume donné de l'huile contaminée avec un compteur de particules. Le principe consiste à focaliser un faisceau lumineux sur l'échantillon d'huile et détecter l'intensité de la lumière transmise à travers la suspension par un capteur photoélectrique. L'intensité transmise est proportionnelle à la quantité de débris présente dans l'huile. Ainsi, le comptage représente le nombre de particules ferreuses détectées par le capteur sur une certaine période de temps.

1.5.3 Analyse des grandeurs électriques

La recherche de défauts dans les machines électriques est généralement basée sur l'analyse de grandeurs électriques mesurables qui sont la tension et l'intensité aux bornes des moteurs électriques. Plusieurs grandeurs sont exploitées dans la littérature afin de développer des systèmes de surveillance performants et efficaces des moteurs électriques et même des organes mécaniques entraînés par ces derniers. Les grandeurs et les signaux de défauts les plus fréquemment utilisés sont les courants statoriques (Blodt, Granjon, Raison, & Rostaing, 2008; Da Silva, Povinelli, & Demerdash, 2008; Thomson & Fenger, 2001; Benbouzid & Kliman, 2003), la tension d'alimentation (Nemec, Drobic, Nedeljkovic, Fiser, & Ambrozic, 2010), le flux de dispersion (Yazidi, et al., 2005; Negrea, 2006; Kokko, 2003; Pusca, Romary, Ceban, & Brudny, 2010; Thomson & Fenger, 2001; Bacha, Henao, Gossa, & Capolino, 2008; Zidat, et al., 2010), le couple électromagnétique (Thomas, Vasudevan, & Kumar, 2003; Yazici, Kliman, Premerlani, Koegl, & Abdel-Malek, 1997), la puissance instantanée ainsi que les vibrations mécaniques (Li & Mechefske, 2006; Cameron, Thomson, & Dow, 1986).

L'analyse de la signature des courants statoriques (*Motor Current Signature Analysis*, notée MCSA) est la méthode la plus utilisée pour extraire de manière précise les informations

relatives aux défauts des moteurs électriques comme les barres de rotor cassées, les excentricités, les défauts des roulements, etc. (Blodt, Granjon, Raison, & Rostaing, 2008; Benbouzid M. E., 2000). Elle repose sur l'analyse fréquentielle des courants de phase qui sont faciles à collecter et délivrent des informations sur la plupart des défauts dont les composantes fréquentielles sont connues au préalable (Schoen, Habetler, Kamran, & Bartheld, 1995; Benbouzid, Vieira, & Theys, 2002). En effet, la détection de la présence d'un défaut est généralement basée sur l'analyse fréquentielle de ces signaux en utilisant la transformée de Fourier. Une comparaison de l'amplitude des fréquences caractéristiques du défaut avec un seuil de référence (calculé lorsque la machine est saine) est utilisée pour détecter la présence d'une défaillance (Bui, 2007; Feki, 2012; Ceban, 2012).

1.5.4 Analyse acoustique

La technique d'analyse acoustique est basée sur l'analyse du son émis par l'équipement surveillé, afin de détecter tout bruit anormal ou des irrégularités acoustiques révélateurs de présence de défauts (Baydar & Ball, 2001; Baydar & Ball, 2003). L'acquisition du son est réalisée à l'aide de microphones, placés le plus souvent à distance, ce qui permet d'augmenter la sécurité et de s'affranchir de plusieurs contraintes liées à l'acquisition des signaux comme le placement de capteurs sur la machine, leur bon positionnement et les conditions de températures extrêmes, etc. Cependant, dans un environnement industriel normal, il est très probable que le signal acoustique soit contaminé de plusieurs sources de bruit. En fait, au cours des dernières décennies, un progrès significatif dans la capacité de l'instrumentation acoustique ainsi que des techniques sophistiquées de traitement des signaux, a permis d'extraire des informations pertinentes pour effectuer des diagnostics fiables à partir de signaux acoustiques contaminés. Actuellement, plusieurs méthodes de localisation de sources de bruit ont été établies. Ces méthodes vont de simples mesures de la pression sonore ou de l'intensité sonore à des méthodes plus sophistiquées, dites d'imageries acoustiques, qui consistent à effectuer une cartographie acoustique d'une structure ou d'une machine pour localiser spatialement l'origine du bruit, telles que le *beamforming* (Christensen & Hald, 2004; Billingsley & Kinnst, 1976) et l'holographie acoustique (Hald, 1989; Maynard, Williams, & Lee, 1985; Cardenas, Leclere, & Hamzaoui, 2016; Antoni J. , 2012). Ces méthodes sont largement utilisées dans les domaines de l'automobile et de l'aéronautique dans le but d'améliorer le confort des passagers et se sont également révélées efficaces dans le domaine du diagnostic et de la détection de défauts dans les moteurs et les machines tournantes.

1.5.5 Analyse des ultrasons

Contrairement aux mesures acoustiques, l'analyse des ultrasons utilise les ondes de fréquence allant de 20 kHz à 100 kHz pour détecter les défauts des machines tournantes. Ces fréquences se situent au-delà de la perception de l'oreille humaine⁴, et nécessite donc des appareils spécifiques de mesures ultrasonores. Ces appareils détectent les ondes ultrasonores et les convertissent en temps réel, par hétérodynage⁵, en sons audibles (de 50 Hz à quelques kHz) (Scheffer & Girdhar, 2004). Le bruit que l'on entend révèle alors la présence d'éventuels dysfonctionnements qui se manifestent uniquement à haute fréquence tels que le frottement de

⁴ En théorie l'oreille humaine est censée percevoir des fréquences comprises entre 20 Hz et 20 000 Hz

⁵ Différence entre le signal émis par le système surveillé et le signal interne réglable du détecteur

pièces mécaniques (au niveau des roulements, des engrenages, des paliers, etc.), et plus particulièrement, les défauts spécifiques aux roulements (usure, roulement défectueux, mauvais graissage, etc.). D'autre part, la particularité de ne considérer que les hautes fréquences permet aussi de s'affranchir des bruits ambiants audibles générés par l'environnement industriel. De plus, les ondes ultrasonores ont la propriété d'être extrêmement directionnelles ce qui permet de localiser avec précision l'origine des défauts (Mohanty, 2015; Guo, Eritenel, Ericson, & Parker, 2014; Machado, 2015; Taylor & Wiggins, 2015; Su, Shi, Li, Zhang, & Zhang, 2012).

Cette méthode est bien adaptée lorsque l'énergie des chocs liée aux défauts n'est pas assez importante pour provoquer des vibrations de la structure nécessaire à l'analyse vibratoire. En revanche, elle n'est pas une solution universelle, elle présente malgré tout quelques limitations, par exemple elle ne permet pas de détecter tous les défauts qui sont susceptibles d'apparaître sur une machine tournante, comme les défauts structurels, les problèmes de déséquilibre ou de balourd, qui se manifestent souvent à de très basses fréquences pour être détectés. D'autre part, même si un certain niveau de bruit est détecté sur un palier, il est difficile, voire même impossible de déterminer s'il s'agit d'un défaut de roulement, d'un mauvais graissage, d'un problème d'équilibrage ou d'alignement. De plus, l'analyse des ultrasons requiert tout de même une certaine expérience. C'est pourquoi, il est préférable de combiner ou d'associer cette technique de contrôle avec d'autres méthodes, comme la thermographie infrarouge ou l'analyse vibratoire, afin de réaliser un diagnostic plus fiable et plus rapide (Zani-Demange, 2007).

1.5.6 Analyse de l'émission acoustique

L'Émission Acoustique (EA) est définie comme étant une libération d'énergie sous forme d'ondes élastiques transitoires dont la source se trouve au sein d'un matériau subissant une modification structurale sous l'effet de sollicitations d'origines mécaniques, thermiques ou chimiques (Pao, Gajewski, & Ceranoglu, 1979; Matthews, 1983). En effet, plusieurs phénomènes peuvent être à l'origine d'émission acoustique, tels que l'initiation ou la propagation de fissures, des déformations plastiques locales, de la corrosion, des frottements, des fuites (de gaz ou de liquides), des décharges électriques, etc. De ce fait, les ondes élastiques générées donnent certaines informations sur le comportement interne des matériaux considérés. Ces ondes élastiques de faibles amplitudes, couvrent une large gamme de fréquences de 100kHz à quelques Méga Hertz, se propagent dans la structure puis sont récoltées par des capteurs piézoélectriques spécifiques, appelés capteurs d'émissions acoustiques. Ces capteurs permettent la conversion des signaux d'EA en tension électriques. Ces signaux sont traités par des instrumentations adaptées en vue de détecter et de localiser les sources d'émission acoustique. Ainsi, l'EA permet de suivre l'évolution des défauts, mais surtout elle s'avère très efficace pour la détection précoce de défauts sur les organes mécaniques tels que l'initiation de la dégradation des roulements et d'engrenages (Mba & Rao, 2006; Eftekharijad, 2010; Hamel, 2013; Chacon, 2015). Cependant, le problème d'atténuation des ondes de haute fréquence impose de placer le capteur au plus près de la source d'émission acoustique (Zani M.-L., 2000). L'émission acoustique dans le domaine de la surveillance des machines tournantes est une technique nouvelle, encore peu connue et peu utilisée.

1.5.7 Analyse vibratoire

La norme internationale ISO 2041⁶ définit la notion de vibration par «*la variation avec le temps de l'intensité d'une grandeur caractéristique du mouvement ou de la position d'un système mécanique, lorsque l'intensité est alternativement plus grande ou plus petite qu'une certaine valeur moyenne ou de référence*». En d'autres termes, un système mécanique est dit en vibration lorsqu'il est animé d'un mouvement oscillatoire rapide (périodique ou non) autour d'une position d'équilibre ou de référence.

Les vibrations mécaniques sont liées à l'existence d'efforts dynamiques internes ou externes au mécanisme. Les efforts internes peuvent être fonctionnels, mais dans la plupart des cas, ils découlent d'un mauvais fonctionnement lié principalement à la présence des défauts tels que les défauts dans les engrenages, les roulements, les accouplements, etc. (Voir paragraphe 1.4). Ainsi, les vibrations contiennent donc toute l'information concernant l'état des organes mécaniques de la machine tournante. Basée sur le fait que le niveau vibratoire est proportionnel à la sévérité des défauts de la machine, l'analyse vibratoire permet donc de détecter à un stade précoce, la majorité des défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes. Elle permettra aussi après analyse approfondie d'en déduire l'origine et d'estimer la sévérité afin d'effectuer le remplacement juste à temps des composants endommagés (Morel, 2002; Randall B. , 2011; Zani M.-L. , 2003).

Ces propriétés font de l'analyse vibratoire, la technique la plus répandue pour la surveillance et le diagnostic des défauts des machines tournantes (Chimentin, 2007; Hameed, Hong, Cho, Ahn, & Song, 2009). En effet, depuis ses premières utilisations qui remontent aux années 1960 (Pusey et Howard 2008), l'analyse vibratoire ne cessent de se développer, en parallèle avec les évolutions techniques des systèmes d'acquisition et de la micro-informatique qui ont considérablement bouleversé les concepts de surveillance et de diagnostic en améliorant les capacités d'acquisition, de calcul et de traitement des signaux.

1.6 Synthèse et choix d'une technique de surveillance

Les méthodes de surveillance citées précédemment, n'ont pas la capacité de détecter les mêmes types de défauts, ni de réaliser un diagnostic approfondi pour en connaître l'origine et la sévérité. C'est pourquoi elles entrent rarement en concurrence, mais elles sont plutôt complémentaires, surtout lorsqu'il s'agit de confirmer un diagnostic établi à partir d'une autre mesure plus sensible. Donc, il n'existe pas une méthode universelle permettant de détecter de manière assez précoce tous les types de défauts susceptibles de se produire sur une machine tournante; chaque méthode a son champ d'application privilégié.

Le tableau 1.2 illustre les principales techniques utilisées pour la surveillance des machines tournantes. Le choix d'une méthode dépend, d'une part, de la criticité de la machine, d'autre part, de plusieurs autres paramètres tels que les caractéristiques cinématiques, la nature des défauts, la vitesse de dégradation des composants, l'environnement industriel et l'accessibilité à la machine.

⁶ La norme internationale ISO 2041: 2009 Mechanical Vibration, Shock and Condition Monitoring - Vocabulary

Parmi les méthodes de surveillance, l'analyse vibratoire est la plus connue et la plus largement employée. Il faut souligner qu'elle permet à elle seule de détecter pratiquement tous les défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes et de réaliser pratiquement un diagnostic complet. Elle convient aux défauts, liés à la cinématique et à la structure de la machine (balourd, défaut d'alignement, défauts de roulements ou d'engrenages, etc.), se répandant dans une plage de fréquence de quelques hertz à plusieurs dizaines de kHz. L'analyse acoustique, qui est moins répandue que la précédente mais néanmoins intéressante, permet de détecter tout bruit anormal à l'aide de microphones placés le plus souvent à distance de l'équipement surveillé. Elle couvre la plage des fréquences audibles (entre 20 Hz et 20 kHz). En dehors de cette plage de mesure (Au-delà de 20 kHz), il est souvent préférable de réaliser un contrôle par ultrasons, par émission acoustique ou par thermographie infrarouge. Enfin, l'analyse d'huile est appliquée uniquement pour les machines dont le fonctionnement nécessite une lubrification (huile ou graisse). Elle permet à travers une analyse du lubrifiant de révéler l'usure anormale de l'un des composants ou la dégradation du lubrifiant (suite à une oxydation, à une pollution, à une température d'utilisation trop élevée, etc.).

	Principaux avantages	Principales limitations	Champ d'applications privilégié
Analyse vibratoire	<ul style="list-style-type: none"> - Détection de défauts à un stade précoce, - Possibilité de réaliser un diagnostic approfondi, - Autorise une surveillance continue, - Permet de surveiller l'équipement à distance (télémaintenance). 	<ul style="list-style-type: none"> - Spectres parfois difficiles à interpréter, - Dans le cas de la surveillance continue, installations relativement coûteuses. 	Détection des défauts de tous les organes cinématiques de la machine (balourd, défauts d'alignement, jeux, etc.) et de sa structure.
Analyse d'huiles	<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. 	Contrôle des propriétés physico-chimiques du lubrifiant, détection d'un manque de lubrification, analyse des éléments d'usure, analyse de contamination par le processus (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 à un stade moins précoce que l'analyse vibratoire, - Contrôle limité à ce que "voit" la caméra (échauffements de surface), - Ne permet pas de réaliser un diagnostic approfondi. 	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 à réaliser, - Problèmes de répétabilité des mesures. 	Détection d'un bruit inhabituel pouvant ensuite être analysé par analyse vibratoire.

Analyse des ultrasons	<ul style="list-style-type: none"> - Méthode simple et rapide à mettre en œuvre - Détection des défauts à un stade précoce - Permet de s'affranchir du bruit ambiant - Possibilité de localiser facilement l'origine des défauts - Large champ d'applications 	<ul style="list-style-type: none"> - Méthode de détection (ne permet pas de réaliser un diagnostic approfondi), - Détection de défauts par comparaison à un état précédent (pas de mesure absolue). 	<ul style="list-style-type: none"> - Surveillance de machines tournantes, - Détection de fuites (circuits d'air comprimé), - Détection de défauts d'origine électrique (mauvais contacts, effets d'arc, etc.), - Contrôles d'étanchéité.
Analyse des émissions acoustiques	<ul style="list-style-type: none"> - Détection précoce des défauts à caractère évolutif et suivi de leur progression, - Localisation possible avec plusieurs capteurs, - Détection de fuites en temps réel. 	<ul style="list-style-type: none"> - Problème d'atténuation des ondes haute fréquence : impose de disposer le capteur au plus près de la source, - Analyse plus complexe dans les matériaux hétérogènes (composites). 	<ul style="list-style-type: none"> - Surveillance de l'apparition de phénomènes haute fréquence (fissures...), - Application encore récente dans le domaine de la surveillance des machines.

Tableau 1.2 - Comparaison des principales techniques de surveillance
(Zani M.-L. , 2000; Zani M.-L. , 2003; Zani-Demange, 2007)

1.7 Mesure des signaux vibratoires

Cette section passe en revue les différentes étapes de l'acquisition des signaux vibratoires.

1.7.1 Caractérisation d'une vibration

Une vibration se caractérise principalement par son amplitude, sa période et sa fréquence. Pour une vibration harmonique élémentaire (sinusoïdale) :

- **La période** (notée T) c'est la durée correspondant à l'intervalle de temps entre deux positions successives identiques. L'unité s'exprime en secondes, dont le symbole est (s).

- **La fréquence** (notée f) c'est le nombre de cycles par seconde, et qui est l'inverse de la période T . L'unité est le Hertz (de symbole Hz, de dimension s^{-1}).

$$f = \frac{1}{T} \quad (1.1)$$

- **L'amplitude** maximale ou valeur de crête, valeur absolue maximale de la vibration par rapport à sa position d'équilibre. La vibration instantanée $y(t)$ peut s'écrire :

$$y(t) = Y \sin(\omega t + \varphi) \quad (1.2)$$

Où : Y représente l'amplitude : la valeur maximale atteinte par la vibration harmonique,
 t la variable temporelle (en secondes),
 ω la pulsation (ou la fréquence angulaire), grandeur liée à la fréquence du signal ($\omega = 2\pi f$), exprimée en (rad/s),
 φ la phase (ou angle de phase) à l'origine, elle caractérise l'amplitude à l'instant $t=0$, exprimée en (rad).

Une vibration peut être recueillie en mesurant trois grandeurs cinématiques : l'accélération, la vitesse et le déplacement. Ces trois grandeurs ont la particularité d'être liées entre elles par des relations simples (Fayet, 2009).

- **Le déplacement « x »** caractérise le déplacement de l'objet soumis à la vibration par rapport à la position d'équilibre. La forme d'onde devient :

$$x(t) = X \sin(\omega t) \quad (1.3)$$

Le déplacement s'exprime généralement en (μm).

- **La vitesse « v »** caractérise l'accroissement de position par unité de temps. Elle se décrit par la dérivée du déplacement $v = dx(t)/dt$, ce qui donne la fonction de vitesse suivante :

$$v(t) = \omega X \cos(\omega t) = V \sin(\omega t + \pi/2) \quad (1.4)$$

Cette équation montre que la vitesse est en avance de phase de 90° sur le déplacement. La vitesse s'exprime en (mm/s).

- **L'accélération « a »** qui caractérise l'accroissement de vitesse par unité de temps. Elle se décrit par la dérivée de la vitesse ou la double dérivée du déplacement $a = dv(t)/dt = d^2x(t)/dt^2$, ce qui donne la fonction d'accélération suivante :

$$a(t) = -\omega^2 X \sin(\omega t) = A \sin(\omega t + \pi) \quad (1.5)$$

Cette équation montre que l'accélération est déphasée de 180° par rapport au déplacement et de 90° par rapport à la vitesse. L'accélération s'exprime en (m/s^2) ou en (g)⁷ ($1\text{g} = 9.81 \text{ m/s}^2$).

Les relations précédentes montrent que le déplacement, la vitesse et l'accélération sont reliés par une dérivation ou une intégration mathématique du signal. En intégrant l'accélération, on obtient la vitesse, puis le déplacement. Ces trois grandeurs sont représentées par des fonctions sinusoïdales de même fréquence décalée dans le temps. De plus, il existe une relation très simple entre les amplitudes de déplacement, de vitesse, d'accélération et la pulsation ($\omega = 2\pi f$). Donc, il suffit de connaître deux de ces paramètres pour calculer les deux autres :

$$X = \frac{V}{\omega} = \frac{A}{\omega^2} \quad (1.6)$$

Ces relations dévoilent l'importance du choix de la grandeur physique à mesurer pour la surveillance vibratoire d'une machine tournante. En effet, la mesure du déplacement ne sera significative que lorsque la fréquence du mouvement est faible. C'est la raison pour laquelle la mesure du déplacement n'est généralement utilisée que pour mettre en évidence des phénomènes basse fréquence (déséquilibre, déformation, désalignement, desserrage, instabilité, frottement, etc.). Or, la mesure de la vitesse permet, en plus, d'observer correctement des phénomènes dont la fréquence n'est pas trop élevée, c'est-à-dire ne dépassant généralement pas 1000 à 2000 Hz (fréquence de passage des pales d'un ventilateur ou des aubes d'une pompe, engrenement sur un réducteur, défauts de roulements dans le cas d'écaillages localisés, etc.). En revanche, la mesure de l'accélération qui est directement représentative des forces dynamiques induisant le mouvement, permet de mettre en évidence des phénomènes dont les fréquences sont élevées (engrenement sur un multiplicateur, passage d'encoches sur un moteur,

⁷ Un g est égal à l'accélération de la pesanteur à la surface de la Terre, vaut $9,806\ 65 \text{ m/s}^2$,

etc.) ou qui génèrent des signaux impulsionnels de courte durée, riches en composantes hautes fréquences (écaillage de roulements, jeu, cavitation, etc.) (Boulenger & Pachaud, 2009; Rakoto Razafindrazato, 2010).

En réalité, l'accélération représente le paramètre le mieux adapté à la mesure des vibrations et des chocs, que ce soit en laboratoires de recherches ou en milieu industriel. En effet, une mesure d'accélération permet de connaître vitesse et déplacement par simple ou double intégration, le cheminement inverse n'étant pas souhaitable compte tenu de la dégradation du rapport signal/bruit inhérente à l'opération de dérivation. De plus, les avancées des technologies de l'instrumentation rendent la mesure de ce paramètre pratique, rentable et fiable.

1.7.2 Chaîne de Mesure

La surveillance vibratoire repose sur la mesure et l'analyse permanente ou périodique de données de la machine en fonctionnement. La collecte de ces informations nécessite un système de mesure bien adapté. En effet, une chaîne de mesure de vibrations est constituée de plusieurs instruments et doit remplir les fonctions suivantes :

- Conversion des vibrations mécaniques en signaux électriques via des capteurs de vibrations.
- Conditionnement des signaux électriques pour les rendre exploitables par les logiciels ou les appareils d'analyses.
- Enregistrement des signaux par différents matériels tels que les analyseurs de spectre, les collecteurs de données ou les cartes d'acquisition associés à des logiciels de traitement.

Le capteur et le conditionneur de signal sont les deux maillons de base de toute chaîne de mesure des vibrations dans un système de surveillance par analyse vibratoire. La figure 1.22 donne un exemple d'une chaîne d'acquisition.

1.7.2.1 Capteur de vibrations

La fonction principale du capteur est de transformer la vibration mécanique produite par une machine (accélération, vitesse ou déplacement) en un signal électrique équivalent. Selon le type de capteur, la grandeur électrique délivrée peut être une tension ou une charge électrique. Un capteur peut fonctionner par contact ou sans contact avec la cible.

- Capteurs à contact

Les plus couramment utilisés sont : le vélocimètre employé pour mesurer la vitesse et l'accéléromètre utilisé pour mesurer l'accélération (Fayet, 2009; Boulenger & Pachaud, 2009; Asch & collaborateurs, 2010).

Les vélocimètres ou capteurs de vitesse sont constitués d'une sonde sismique à contact qui mesure le mouvement absolu de l'organe sur lequel elle est fixée. La masse sismique est une bobine suspendue qui se déplace aux abords d'un aimant, entraînant une variation du champ magnétique dans la bobine et générant un courant induit alternatif représentatif de la vitesse des vibrations.

Ce type de capteur présente l'avantage de ne nécessiter ni source d'alimentation ni préamplificateur. Cependant, sa faible gamme dynamique qui ne dépasse pas 2 kHz, rend son utilisation de moins en moins courante au profit des accéléromètres piézoélectriques qui, moins encombrants et plus fiables, présentent une bande passante et une dynamique de mesure beaucoup plus étendues.

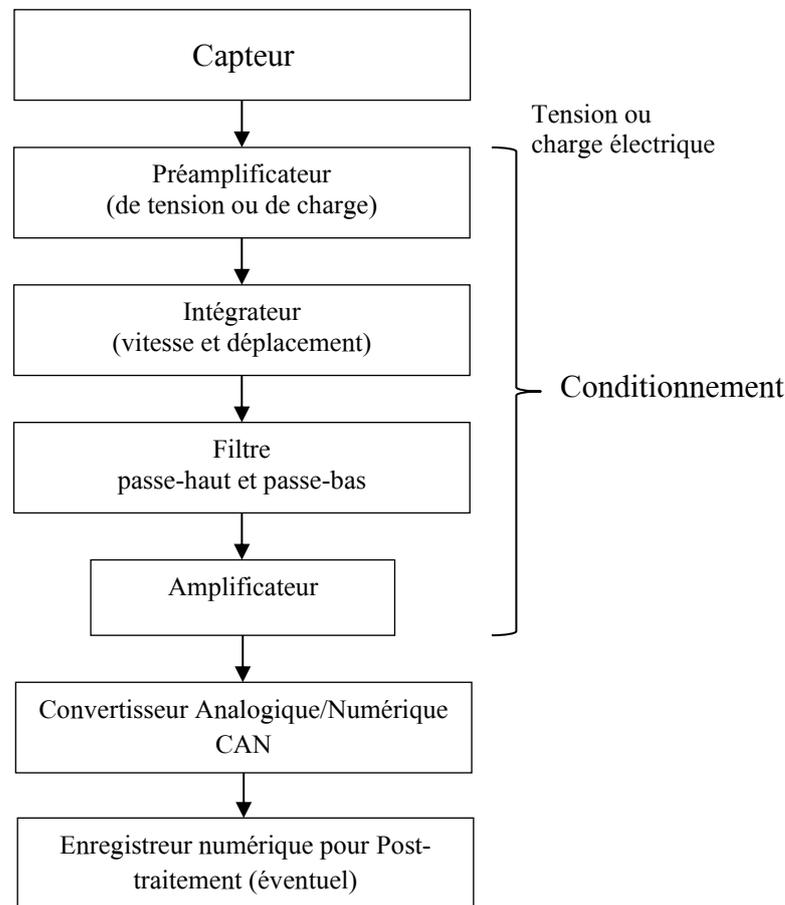


Figure 1.22 - Exemple type d'une chaîne de mesure

Les accéléromètres sont unanimement considérés comme les meilleurs capteurs disponibles à ce jour pour les mesures des vibrations absolues pour la surveillance des machines tournantes. Leur principe de fonctionnement repose sur une mesure indirecte de l'accélération. En mesurant la force (F) appliquée à une masse (m) soumise à cette accélération (a). La relation ($F=m.a$) permet de connaître l'accélération : $a=F/m$. La masse dite sismique est suspendue par un ressort de raideur (k) au boîtier du capteur fixé sur la structure soumise aux vibrations. Donc, la mesure du déplacement (x) de cette masse, permet d'accéder à la mesure de force : $F=k.x$. Les termes (k) et (m) étant constants, une mesure du déplacement (x) de la masse sismique donnera donc directement une mesure de l'accélération des vibrations : $a=k.x/m$. Basé sur ce principe, les accéléromètres piézoélectriques comportent une masse sismique (m) qui comprime ou cisaille, suivant le type, une céramique ou un cristal piézoélectrique, qui joue le rôle d'un ressort (k), et qui délivre des charges électriques proportionnelles à l'accélération à laquelle est soumise la masse. Ce capteur comporte parfois un circuit électronique miniature intégré qui peut être un préamplificateur de tension ou un simple convertisseur de charge en tension. On parle alors

d'accéléromètre à électronique intégrée ICP (*Integrated Circuit Piezoelectric*), qui est actuellement le nom le plus utilisée par les fabricants, bien que IEPE (*Integrated Electronics Piezo Electric*), commence à prendre le relais et dont l'utilisation a tendance à fortement se généraliser.

Ces capteurs peuvent fonctionner en milieu sévère, avec une gamme de fréquence relativement large (de 0,3 Hz à 40 kHz) et une vaste étendue de mesure (de 10^{-5} g à 10^5 g), ce qui leur permet de couvrir une grande variété d'applications : aussi bien pour caractériser le comportement d'équipements que pour des mesures basse fréquence (telles que le confort vibratoire) ou encore pour la mesure de chocs, etc. Cependant, le mode de fixation et l'emplacement du capteur influent considérablement sur la qualité de la mesure. La fixation sur la structure doit être réalisée toujours au même endroit pour assurer une bonne reproductibilité des mesures et en utilisant une liaison parfaite, c'est-à-dire parfaitement solidaire de la structure à tester. Sinon, il risque de vibrer lui-même sur la structure et de fausser les mesures. En effet, selon la norme [ISO 5348 :1998](#)⁸, il existe plusieurs modes de fixation tels que le goujon vissé, l'embase collée, l'embase magnétique, la pointe touche, etc. Ces différents modes jouent un rôle considérable dans la détermination de la gamme de fréquences utile du capteur pouvant être considérablement réduite selon son mode de fixation par abaissement de sa fréquence de résonance (Figures 1.23 (a) et (b)). Le plus souvent, les capteurs sont collés ou vissés. Un montage par vis permet de réaliser des mesures en environnement sévère et offre une résistance mécanique élevée même si la structure est soumise à rude épreuve. Mais il n'est pas toujours possible de percer des trous de fixation. De plus, la présence de trous risque de modifier localement le comportement vibratoire de la structure. Le montage par collage est quant à lui non destructif. Il est utilisé par exemple sur des structures légères ou de faible épaisseur, où il est difficile de percer des trous de fixation. Cependant, il présente des limites en termes de température, de résistance mécanique et de transmission en fréquences élevées.

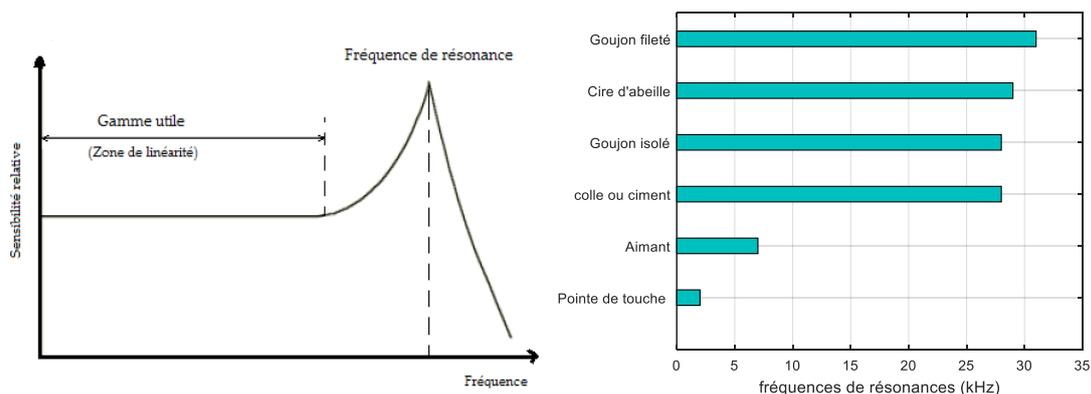


Figure 1.23 - (a) Courbe de réponse d'un accéléromètre, (b) Fréquences de résonances selon le mode de fixation

- Capteurs sans contacts

On trouve principalement les capteurs de proximité à courants de Foucault (Proximètres) et les vibromètres laser. Leur principal intérêt est de réaliser des mesures à distance (donc même à

⁸ La norme ISO 5348 :1998- Mechanical Vibration and Shock — Mechanical Mounting of Accelerometers

très haute température ou si l'accès est difficile) et de ne pas perturber le phénomène vibratoire qu'ils mesurent.

Les proximètres ou capteurs à courant de Foucault (ou encore appelés capteurs de déplacement) peuvent mesurer des phénomènes vibratoires à des fréquences allant jusqu'à 10kHz (par exemple employés pour la surveillance d'arbres). Il est constitué d'une bobine parcourue par un courant électrique (hautes fréquences). Le champ magnétique ainsi créé induit, à la surface de l'arbre, des courants appelés courants de Foucault qui modifient l'impédance de la bobine. Ces variations d'impédance sont transformées en tension proportionnelle aux écarts de distance (déplacement) entre la surface surveillée et le détecteur du capteur (appelée sonde).

Cependant, leur montage est parfois problématique. En effet, ils doivent être montés sur une structure isolée de l'élément à contrôler, la surface qui vibre doit être électriquement conductrice, et leur coût (électronique comprise) est plus élevé que celui d'un accéléromètre.

Les vibromètres laser présentent a priori tous les avantages. En fait, la mesure peut se faire à distance ou à travers des hublots pour des mesures en milieux hostiles, sur tous types de pièces ou de structures. Les vibromètres balayent aussi de grandes surfaces à une vitesse record.

Le vibromètre laser Doppler (ou LDV pour *Laser Doppler Vibrometer*), est constitué principalement d'une source de lumière monochromatique⁹ (laser hélium-néon), d'un interféromètre et d'un détecteur. La mesure est basée sur l'effet Doppler¹⁰ dû à la vibration, autrement dit mesure du décalage de fréquence d'une lumière rétrodiffusée par la surface en mouvement. Le décalage de fréquence de l'onde peut être décrite par :

$$f_D = 2v/\lambda \quad (1.7)$$

Où :

f_D	désigne la fréquence Doppler (ou décalage de fréquence),
v	désigne la vitesse de vibration de la cible,
λ	désigne la longueur d'onde émise.

Pour déterminer la vitesse de vibration d'un objet, le décalage de fréquence doit être mesuré à une longueur d'onde connue, cela se fait par l'interféromètre laser. En effet, la modulation en fréquence du schéma d'interférences captée par le détecteur optique conduit directement à la vitesse. La valeur de déplacement peut être déterminé soit directement, soit par intégration de la vitesse. Cependant, le prix très élevé de cet instrument reste l'inconvénient majeur qui limite d'ailleurs son utilisation seulement à des domaines spécifiques comme l'automobile et l'aéronautique (Halliwell, 1996; Zani-Demange, 2009; Randall B. , 2011).

1.7.2.2 Conditionnement du signal

Le conditionnement permet de convertir le signal analogique, mesuré par le capteur, en une forme appropriée en vue d'un traitement ou d'une éventuelle transmission. Cette forme du signal est appelée un signal numérique. Il prend un nombre fini de valeurs à des instants

⁹ Une source de lumière monochromatique (Laser) possède une seule fréquence, donc une seule longueur d'onde

¹⁰ Désigne le décalage de fréquence d'une onde. Christian Doppler, Physicien Autrichien (1803 - 1863)

spécifiques dans le temps, et donc il peut être représenté par des nombres binaires. La partie conditionnement regroupe le préamplificateur, l'intégrateur, le filtre (passe haut et passe-bas), l'amplificateur et le Convertisseur Analogique Numérique (CAN) (Figure 1.22).

Le préamplificateur permet d'effectuer une conversion et une amplification du signal, issu de tout type de capteurs, pour le rendre exploitable et transportable à distance vers les instruments de mesures et d'analyses. Dans le cas des accéléromètres piézoélectriques classiques, qui ne sont pas dotés d'une électronique intégrée, le préamplificateur peut être un simple convertisseur de charge en tension (improprement appelé préamplificateurs de charge) ou un préamplificateur de tension.

L'intégrateur permet d'obtenir à partir d'un signal délivré par un accéléromètre ou un vélocimètre, les signaux représentant la vitesse ou le déplacement du mouvement vibratoire. L'intégration directe du signal analogique par intégrateur électronique est remplacée par une intégration numérique en post-traitement, techniquement beaucoup plus performantes, moins contraignantes et considérablement moins coûteuses.

Le filtre joue un rôle primordial avant l'échantillonnage du signal analogique. Il est indispensable d'utiliser un filtre d'entrée passe-bas communément appelé filtre anti repliement (*anti-aliasing*), afin d'éviter ce que l'on appelle le repliement de spectre et d'atténuer tous les signaux parasites au-delà de la fréquence maximale utile (f_{max}), qui doit être, selon le théorème de Shannon¹¹, inférieure à la demi-fréquence d'échantillonnage. Conventionnellement, la fréquence d'échantillonnage qui permet de minimiser les effets de non-linéarité du filtre anti-repliement autour de la fréquence de coupure, est égale à :

$$f_e \geq 2,56 f_{max} \quad (1.8)$$

De plus, le filtrage peut être aussi pratiqué pour réduire le bruit haute fréquence, les effets de résonances ou pour éliminer les composantes fréquentielles indésirables pour ne surveiller, par exemple, que les composantes induites par une famille restreinte de défauts. Ainsi, l'utilisation de filtres en sortie de la conversion analogique/numérique ou d'un filtrage numérique par logiciel, permet d'analyser les signaux acquis dans une bande de fréquence particulière d'intérêt.

L'amplificateur a pour rôle d'amplifier le signal filtré de façon automatique ou manuelle, et d'adapter sa dynamique à celle de la chaîne d'acquisition dans le but de réduire le bruit et de rendre le signal exploitable. En effet, dans le cadre du diagnostic et de la surveillance des machines tournantes, les amplitudes des accélérations susceptibles d'être mesurées sur un palier, dépendent de plusieurs paramètres tels que la nature de la machine, du défaut et de la vitesse de rotation de la ligne d'arbre affectée par ce dernier, peuvent s'étendre de quelques « mg » à plusieurs centaines de « g » et nécessitent souvent une amplification adéquate du signal avant son échantillonnage, afin d'amener très vite le signal utile à des valeurs exploitables pour le traitement que doit subir le dit signal.

¹¹ Claude Elwood Shannon, Ingénieur en génie électrique et mathématicien Américain (1916-2001)

Le Convertisseur Analogique/Numérique (CAN) assure la conversion du signal analogique délivré par le capteur de vibration (pouvant prendre une infinité de valeurs) en un signal numérique (discontinu) pour faciliter son stockage et diminuer le temps de traitement. La numérisation réalise simultanément deux opérations, l'échantillonnage et la quantification. L'ensemble des échantillons ainsi obtenus forme le signal numérique.

- Échantillonnage

Cette opération d'échantillonnage (*Sampling* en anglais) consiste à prélever un certain nombre de points régulièrement espacés du signal analogique pour le rendre discret et permettre ainsi sa numérisation (Figure 1.24). La période d'échantillonnage T_e est l'intervalle de temps constant entre deux valeurs prélevées, exprimé en secondes. La fréquence d'échantillonnage f_e correspond donc au nombre de valeurs prélevées par seconde, exprimée en Hz :

$$f_e = \frac{1}{T_e} \quad (1.9)$$

Cet échantillonnage doit permettre une reconstruction d'un signal de sortie fidèle au signal d'entrée. De ce fait, la fréquence d'échantillonnage doit être suffisamment grande pour retranscrire ses variations rapides. Ainsi, le théorème de Shannon aussi dénommé le théorème d'échantillonnage (Eq. 1.10), permet de déterminer la fréquence d'échantillonnage minimale d'un signal donné. Il énonce que la reconstruction requiert de choisir une fréquence d'échantillonnage qui soit au moins deux fois supérieure à la fréquence maximale contenue dans le signal d'entrée :

$$f_e \geq 2 f_{max} \quad (1.10)$$

En pratique, il convient de choisir une fréquence d'échantillonnage respectant largement la condition de Shannon, c'est-à-dire de sur-échantillonner le signal, ce qui peut être un peu coûteux en termes de stockage numérique, mais qui permet d'avoir une large bande fréquentielle d'analyse. D'autre part, la résolution fréquentielle est un paramètre très important qui permet de séparer des fréquences adjacentes notamment lors de l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques ayant des modes proches. La résolution fréquentielle Δf est déterminée par la fréquence d'échantillonnage et la durée d'acquisition ou plus précisément le nombre de points N du signal correspondant à la plage de fréquences dans laquelle le spectre sera calculé :

$$\Delta f = \frac{f_e}{N} \quad (1.11)$$

La séparation de composantes de fréquences voisines nécessite de choisir une résolution d'analyse Δf de sorte qu'aucune des composantes à séparer ne se trouve noyée dans le bruit d'analyse des autres composantes proches. De plus, la résolution d'analyse Δf à choisir dépend fortement du rapport d'amplitude entre les composantes à séparer. Généralement, pour les raies d'amplitudes très distinctes, la résolution d'analyse qui permet de les dissocier doit être au moins égale à 1/10 de leur écart fréquentiel. En revanche, si leurs amplitudes sont proches, une résolution de 1/4 de leur écart fréquentiel est suffisante (Boulenger & Pachaud, 2009).

- Quantification

La conversion analogique numérique implique également après échantillonnage, une opération de quantification (*Digitizing* en anglais) qui consiste à remplacer la valeur exacte analogique de l'échantillon par la plus proche valeur approximative extraite d'un ensemble fini de valeurs discrètes (Figure 1.24). Chacune de ces valeurs discrètes est associée à une valeur binaire codée avec une précision de n bits, prenant comme valeur 0 ou 1, on dispose alors de 2^n valeurs possibles entre les deux valeurs limites ($-V$ et $+V$) qui fixent la plage de conversion. L'écart minimal entre deux valeurs possibles est appelé le pas de quantification ou le quantum :

$$q = \frac{2V}{2^n} \quad (1.12)$$

Où : q désigne le quantum (en Volts),
 V désigne la plage de quantification (en Volts),
 n désigne le nombre de bits de la représentation numérique.

Le pas de quantification correspond à la résolution du CAN, c'est-à-dire la plus petite variation de tension que le convertisseur peut coder. Ainsi, un signal de $\pm 2V$ codé sur 3 bits ($2^3 = 8$ niveaux) donnera un pas de quantification $q=0,5$ V.

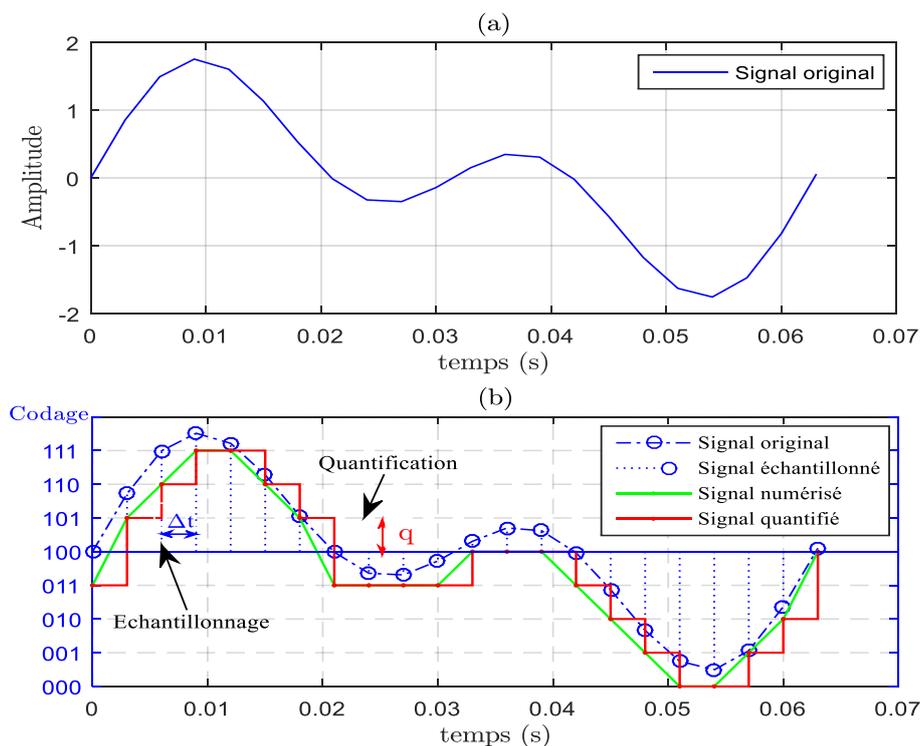


Figure 1.24 - Illustration de l'échantillonnage dans l'espace temporel, (a) signal original, (b) échantillonnage, quantification et codage du signal (Δt ou T_e : période d'échantillonnage, q : quantum, quantification sur 8 niveaux ce qui correspond à un codage sur 3 bits)

Il convient de noter que l'opération de quantification amène inéluctablement un bruit de quantification. Cependant, plus la résolution (le nombre de bits) d'un CAN est élevée, plus l'erreur de quantification est réduite et l'amplitude du signal numérique sera proche de celle

du signal analogique. En d'autres termes, plus le nombre de bits sera important, meilleure sera la précision, mais plus le signal occupera de mémoire.

1.8 Mesure des signaux angulaires

Généralement, l'acquisition des signaux vibratoires, en vue d'une surveillance de l'état de santé des machines tournantes, est réalisée par un échantillonnage à pas de temps constant. Ces signaux ont la particularité d'être très sensibles aux conditions de fonctionnement en vitesse, particulièrement en conditions non stationnaires. Or, la quasi-totalité des machines tournantes ne travaillent pas toujours dans des conditions parfaitement stationnaires ou cyclostationnaires. De plus, elles présentent souvent des géométries discrètes en rotation telle que les transmissions synchrones par engrenages, par courroies crantées ou par chaînes. Par conséquent, il se produit des variations dans le nombre d'échantillons acquis par tour mais également des fluctuations des fréquences d'excitation liées à la géométrie discrète en rotation. Dans ce contexte, il est difficile de cibler une fréquence caractéristique sur le spectre d'une manière automatisée. Une alternative consiste à disposer de signaux échantillonnés angulairement (à pas d'angle constant), ce qui garantit un nombre d'échantillons entier et constant par tour en s'affranchissant des fluctuations de vitesse. De plus, l'estimation du niveau de la composante fréquentielle d'intérêt qui ne peut être biaisée par le phénomène des erreurs de fenêtrage (*picket fence effect*) (Rémond D. , 1998). Ainsi, il devient possible de comparer de manière exacte les niveaux de différents harmoniques pour différentes conditions de fonctionnement et même en conditions non stationnaires (variation de vitesse ou de charge).

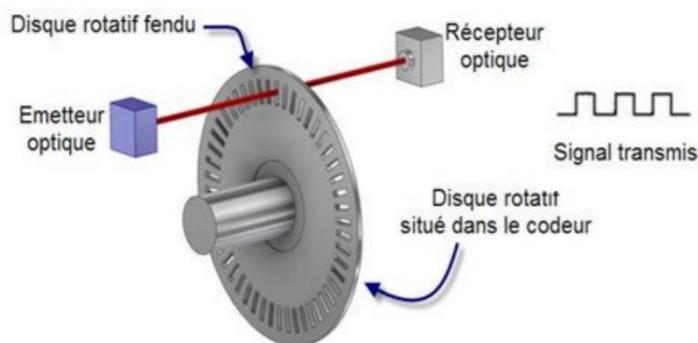


Figure 1.25 - Principe de fonctionnement des codeurs optiques

1.8.1 Principe de fonctionnement du codeur incrémental

Le codeur optique, le plus couramment utilisé, est un capteur de position angulaire qui délivre des informations numériques (vitesse de rotation instantanée, position angulaire, etc.). Il est lié mécaniquement à un arbre qui l'entraîne en rotation. Le codeur est composé d'un disque en verre qui est solidaire de cet arbre moteur. Il comporte une succession de N zones alternativement opaques et translucides (fentes) dont l'espacement est fonction du pas angulaire ($360/N$ degrés entre deux fentes). Le nombre de ces fentes définit la résolution du codeur. Un faisceau lumineux, traversant le disque, est généré par une diode électroluminescente. Le faisceau modulé est capté par une photodiode ou un phototransistor placé de l'autre côté du disque (Figure 1.25). Ainsi, un signal carré traduisant le passage des fentes devant la photodiode

est obtenu. Ce signal est donc proportionnel à l'angle de rotation effectué et dont la fréquence est un multiple de la fréquence de rotation.

1.8.2 Échantillonnage angulaire des signaux vibratoires

Il existe plusieurs solutions envisageables pour obtenir des signaux échantillonnés angulairement (André, Antoni, Daher, & Rémond, 2010; Bonnardot F. , 2004).

- **Echantillonnage angulaire direct**, où le signal issu du codeur angulaire fixé sur un arbre de la machine tournante est directement utilisé pour réaliser l'échantillonnage angulaire. Ce signal est utilisé comme horloge externe par la carte d'acquisition. Chaque front montant déclenche l'acquisition d'un échantillon et la conversion du signal accélérométrique ou de tout autre signal analogique. La fréquence d'échantillonnage dépend uniquement de la vitesse de rotation et de la résolution du codeur. En d'autres termes, plus le moteur tourne vite, plus le nombre de mesures réalisées par secondes (fréquence d'échantillonnage) sera grand. Cependant, cette technique reste coûteuse et contraignante du point de vue expérimental (nécessité d'avoir une carte et un environnement d'acquisition offrant cette fonctionnalité).

- **Ré-échantillonnage angulaire (indirect)**, contrairement à la méthode précédente, le rééchantillonnage angulaire ne nécessite pas d'investir dans une instrumentation coûteuse, et il est possible d'avoir à la fois des signaux angulaires et temporels. Elle consiste à prélever le signal accélérométrique et le signal codeur séparément par une acquisition temporelle classique, généralement à haute fréquence. Ensuite il suffit de déterminer les instants correspondant à chaque position d'angle par interpolation, instants où le signal d'accélération sera échantillonné de manière logicielle par interpolation. Toutefois, cette méthode est limitée en fréquence.

- **Technique de comptage**, les deux solutions précédentes peuvent être avantageusement complétées par une technique intermédiaire dite de comptage qui permet de déterminer les temps d'apparition des fronts montants des signaux délivrés par le ou les codeurs avec une meilleure précision. La mesure consiste à compter le nombre d'impulsions délivrées par une horloge haute fréquence entre deux fronts montants du signal codeur (Figure 1.26). La seule information stockée, en plus du signal d'accélération, est le nombre de pulsations d'horloge qui sépare les fronts codeur successifs. Ces fronts sont séparés par un intervalle angulaire $\Delta\theta$ fixe et égal à $2\pi/N_f$, où N_f est le nombre de raies du codeur considéré. Le rééchantillonnage angulaire du signal d'accélération consiste à interpoler le signal d'accélération aux instants de temps correspondant à chaque position angulaire du codeur référence et constituera le signal dit AEA (Accélération Echantillonnée Angulairement).

La connaissance des instants d'apparition des événements angulaires issus d'un ou de plusieurs capteurs angulaires ouvre également d'autres perspectives puisqu'elle permet d'accéder à de nouvelles grandeurs caractéristiques du fonctionnement de la machine tournante. La connaissance de ces instants d'échantillonnage angulaire s'avère effectivement très intéressante car elle offre la possibilité de calculer plusieurs autres signaux que les signaux vibratoires, en particulier, l'Erreur de Transmission (Rémond D. , 1998) et la Variation de la Vitesse Instantanée (Li, et al., 2005; Renaudin, Bonnardot, Musy, Doray, & Rémond, 2010).

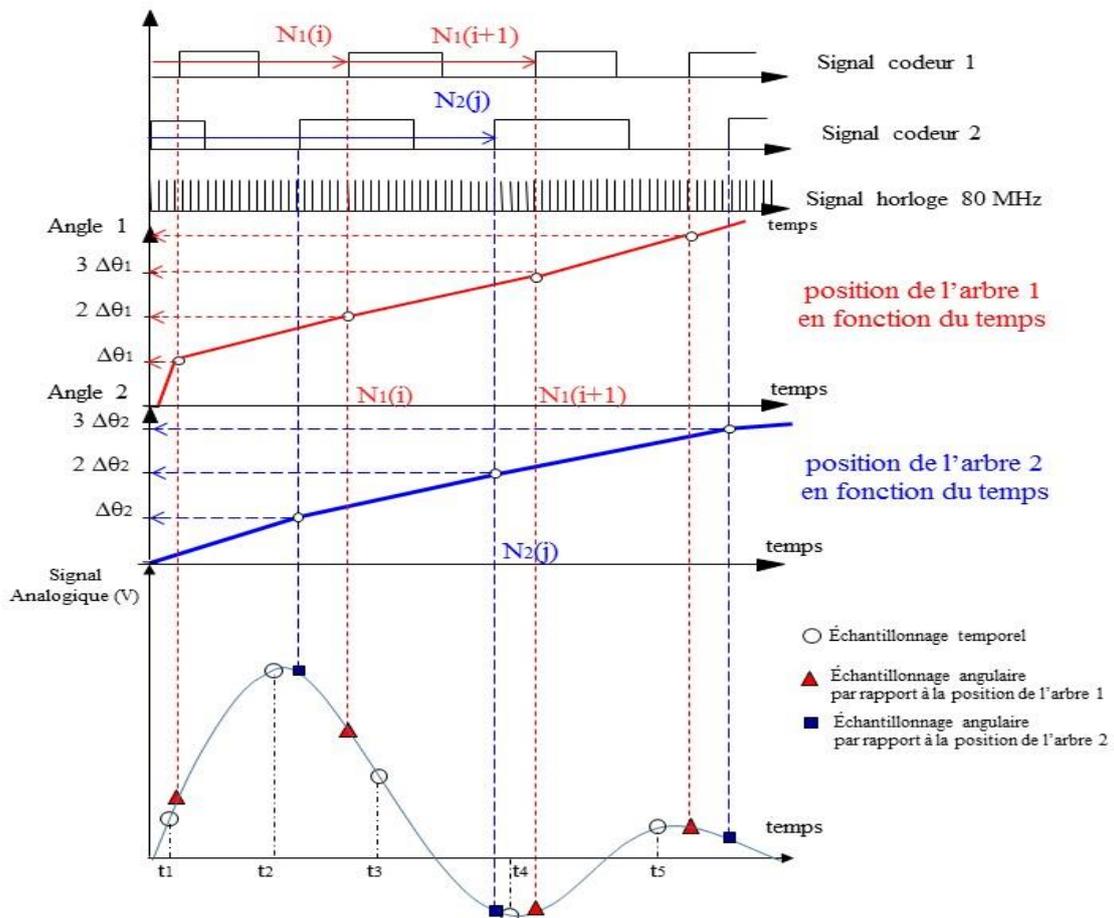


Figure 1.26 - Principe du ré-échantillonnage angulaire

Il existe d'autres techniques alternatives d'échantillonnage angulaire indirect basées sur des algorithmes permettant d'estimer le signal échantillonné angulairement à partir d'un signal échantillonné temporellement en s'affranchissant du capteur de position (Fyfe & Munck, 1997; Bossley, Mc Kendrick, Harris, & Mercer, 1999; Bonnardot, El Badaoui, Randall, Danière, & Guillet, 2005; Combet & Gelman, 2007; Combet & Zimroz, 2009; Villa, Renones, Peran, & Miguel, 2011). Néanmoins, ces techniques présentent une limitation majeure : elles s'avèrent totalement inefficaces pour les régimes de fonctionnement non-stationnaires ou lorsque les fluctuations de vitesse sont relativement importantes.

1.8.3 Erreur de Transmission

L'Erreur de Transmission ET (ou *TE* pour *Transmission Error*) est reconnue comme étant la principale source d'excitation des transmissions de puissance synchrones par engrenages (Kong, 1987; Rémond D., 1998). Dans ces mécanismes, elle est définie théoriquement comme la différence entre la position réelle de la roue menée et la position qu'elle devrait occuper si la transmission était parfaite (sans déformation, avec des profils parfaitement conjugués). Cette grandeur peut être exprimée par l'écart entre les positions angulaires des deux roues d'engrenage, en tenant compte du rapport de réduction :

$$ET = \theta_1 - \frac{Z_2}{Z_1} \theta_2 \quad (1.13)$$

avec Z_1 : le nombre de dents de l'organe menant, Z_2 : le nombre de dents de l'organe mené,
 θ_1 : la position angulaire de l'arbre portant l'organe menant,
 θ_2 : la position angulaire de l'arbre portant l'organe mené.

Dans le domaine de la surveillance des machines tournantes, l'ET permet de traduire directement les effets des imperfections (défauts de fabrication, erreurs de positionnement) et des déformations des dentures sur la transmission des mouvements de rotation qui sont les mouvements fonctionnels dans ces mécanismes. Elle fournit donc une indication très pertinente sur la qualité de fonctionnement de ce type de mécanisme permettant ainsi de construire des indicateurs puissants pour la surveillance et la caractérisation d'excitation en machine tournante (Rémond & Mahfoudh, 2005; Rémond & Renaudin, 2009).

Pratiquement, il existe de nombreuses techniques pour mesurer l'Erreur de Transmission en conditions réelles de fonctionnement. Elles sont basées sur l'utilisation soit des accéléromètres torsionnels soit des codeurs optiques (Smith, 2003). Le choix d'une technique dépend essentiellement du contexte et des conditions de fonctionnement considérés. Toutefois, la technique de mesure utilisant les codeurs optiques reste la technique la plus performante et la plus répandue.

L'utilisation de codeurs optiques de grande résolution, c'est-à-dire ayant un grand nombre de fentes par tour, offre la possibilité de mesurer le déphasage angulaire, c'est à dire l'Erreur de Transmission entre les différents arbres constituant une boîte de vitesses. Le principe de cette mesure repose sur le comptage du nombre d'impulsions délivrées par une horloge à très haute fréquence entre deux fronts montants des signaux délivrés par les deux codeurs optiques. Ce comptage doit s'effectuer en simultané sur les deux voies et avec la même référence, c'est-à-dire la même horloge et le même compteur. Ceci permet d'obtenir une solide référence temporelle sur chacune des voies des codeurs et de mesurer l'écart simultané entre les différentes voies (Rémond D. , 1998). Il est possible ensuite de reconstruire la loi d'évolution des positions angulaires des différents codeurs en fonction du temps et cela à une cadence donnée par le nombre de raies sur chaque codeur (Figure 1.26).

La reconstruction du signal d'Erreur de Transmission s'effectue, par exemple, à chaque fois qu'un nouveau front montant apparaît sur la voie 1. Il sera ainsi échantillonné à pas angulaire constant suivant la position de l'arbre 1 et constituera une estimation de l'Erreur de Transmission échantillonnée angulairement en référence à l'arbre portant le codeur 1. Pour déterminer la valeur de la position de l'arbre 2, il suffit d'interpoler la position de l'arbre 2 au temps d'apparition du front sur la voie 1 (Figure 1.27 (a)). La reconstitution de l'ET en référence à la voie 2 s'effectue de façon similaire (Figure 1.27 (b)).

L'expression de l'Erreur de Transmission échantillonnée angulairement en référence à la voie 1 sera reconstruite en tenant compte du rapport de réduction de manière numérique, aux instants correspondant au passage d'une raie du codeur 1, et pourra donc s'écrire sous la forme suivante :

$$ET_{/1}(i) = \Delta\theta_{a1}(i) = \theta_1(i) - \frac{Z_2}{Z_1}\theta_2(i) = i \Delta\theta_1 - \frac{Z_2}{Z_1}\theta_2(i) \quad (\text{rad}) \quad (1.14)$$

Pour un échantillonnage angulaire en référence à la voie 2, cette expression deviendra :

$$ET_{/2}(j) = \Delta\theta_{a2}(j) = \theta_1(j) - \frac{Z_2}{Z_1}\theta_2(j) = j \Delta\theta_1 - \frac{Z_2}{Z_1}\theta_2(j) \quad (\text{rad}) \quad (1.15)$$

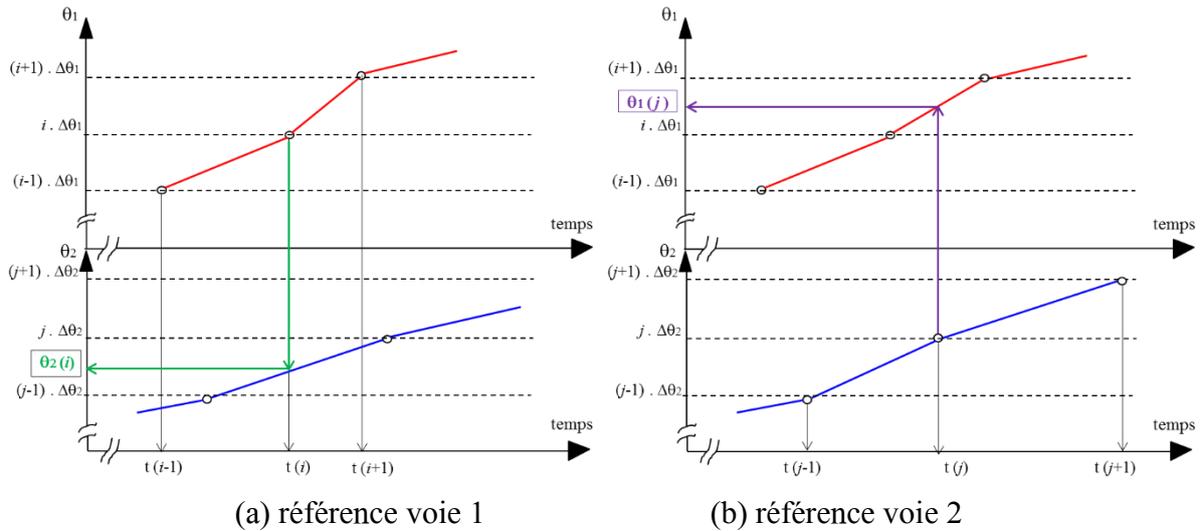


Figure 1.27 - Reconstruction des positions angulaires à l'aide d'un échantillonnage angulaire

En effet, cette synchronisation angulaire indépendante du temps et directement liée à la géométrie, permet d'effectuer un moyennage synchrone à l'une des roues dentées. Ce moyennage permet donc d'effacer les défauts qui n'apparaissent pas régulièrement à chaque tour de la roue de référence et fait ressortir les autres.

La précision théorique atteinte par cette mesure dépend directement de la fréquence d'horloge si on considère que la qualité du signal délivré par le codeur est parfaite. En effet, cette précision théorique peut être définie par le fait que les impulsions de l'horloge peuvent séparer au moins deux fronts montants du codeur. C'est-à-dire, pour une vitesse de fonctionnement donnée, la possibilité d'avoir une précision angulaire de :

$$\Delta\theta = \frac{360 \cdot 60 \cdot 60 \cdot \omega}{2\pi \cdot f_h} \quad (\text{Secondes d'arc}) \quad (1.16)$$

avec ω : vitesse de rotation en (rad/s),
 f_h : la fréquence de l'horloge en (Hertz).

A titre indicatif, avec une horloge à 80 MHz, pour une vitesse de rotation $\omega = 100 \text{ rad} \cdot \text{s}^{-1}$ (approximativement 1000 tr/min), la précision angulaire théorique de localisation d'un front est $\Delta\theta = 0,26$ secondes d'arc. Il convient de noter que la précision théorique obtenue ne dépend pas de la résolution du codeur optique.

1.8.3 Variation de la vitesse instantanée

La Variation de la Vitesse angulaire Instantanée VVI (ou *IAS* pour *Instantaneous Angular Speed*) est un paramètre de surveillance très puissant, puisque les mouvements dynamiques des machines sont liés à leur vitesse de rotation. En effet, même la présence de défauts localisés très peu marqués telles que les piqûres de roulement génèrent de petites fluctuations de vitesse angulaire mesurables avec des codeurs optiques ou magnétiques (Renaudin, Bonnardot, Musy, Doray, & Rémond, 2010). Un certain nombre de techniques de mesure de vitesse angulaire

instantanée ont été développées et se sont révélées utiles dans certaines applications spécifiques de surveillance et de contrôle des machines (Li, et al., 2005; Mohanty, 2015; Yang J. , Pu, Wang, Zhou, & Yan, 2001; Rémond, Antoni, & Randall, 2014; Ben Sasi, Gu, Li, & Ball, 2006). Principalement, ces méthodes peuvent être classées en deux catégories : méthode basée sur l'acquisition temporelle du signal analogique délivré par le codeur (*Analog-to-Digital Converter, ADC*) et la méthode de comptage (*Elapsed Time, ET*). Ces deux méthodes ont été précédemment présentées (paragraphe 1.8.2) pour le ré-échantillonnage angulaire des signaux accélérométriques.

L'estimation de la vitesse angulaire instantanée par la technique de comptage utilisée dans ces travaux, consiste à compter le nombre d'impulsions délivrées par une horloge haute fréquence entre deux fronts montants du signal codeur (Figure 1.26). La reconstruction du signal de la Variation de la Vitesse Instantanée se fait directement par la formule suivante :

$$\omega_i = \frac{2\pi \cdot 60 \cdot f_h}{N_f \cdot n_i} \quad (\text{rad/min}) \quad (1.17)$$

avec n_i : le nombre d'impulsions de l'horloge entre deux fronts montants du signal codeur,
 f_h : la fréquence de l'horloge en Hertz,
 N_f : la résolution du codeur optique.

La gamme de vitesses mesurables par cette méthode de comptage dépend :

- de la résolution du codeur (nombre de fentes),
- de la vitesse maximale que peut supporter le codeur sans subir de dommages mécaniques,
- et de la bande passante du détecteur et des circuits électriques associés.

Pour les grandes vitesses, la période d'une impulsion du codeur devient plus petite et le nombre d'impulsions d'horloge correspondant diminue. Par conséquent, la vitesse maximale mesurable est obtenue lorsqu'une période d'une impulsion codeur sera au moins identique à une impulsion d'horloge ($n_i = 1$), soit :

$$\omega_{i \max} = \frac{2\pi \cdot 60 \cdot f_h}{N_f} \quad (\text{rad/min}) \quad (1.1.18)$$

En revanche, si la vitesse diminue, la période de chaque impulsion du codeur devient plus longue. Alors le nombre d'impulsions d'horloge correspondant augmente considérablement. Par conséquent, le nombre d'impulsions d'horloge entre deux fronts montant du signal codeur ne doit pas dépasser la limite supérieure du compteur (B : nombre de bits). Donc, la vitesse mesurable minimale est :

$$\omega_{i \min} = \frac{2\pi \cdot 60 \cdot f_h}{B \cdot N_f} \quad (\text{rad/min}) \quad (1.19)$$

1.9 Exploitation des mesures vibratoires

Dans la présente section, on passe en revue les principales méthodes de traitement des signaux vibratoires en vue du diagnostic des défauts de machines tournantes. Tout d'abord, sont présentées les méthodes temporelles telles que la représentation temporelle et les indicateurs statistiques. Ensuite, les méthodes fréquentielles comme l'analyse de Fourier, l'analyse d'enveloppe, l'analyse cepstrale. Enfin, les méthodes temps-fréquence, telles que la

transformée de Fourier à court terme, la distribution de Wigner-Ville, les ondelettes et la décomposition en modes empiriques.

1.9.1 Représentation temporelle

Le signal vibratoire délivré par un capteur peut être représenté de différentes manières. La première qui vient à l'esprit est la représentation de chaque événement en fonction de sa progression dans le temps (représentation temporelle). Elle repose sur l'extraction visuelle de certaines informations (présence de chocs, augmentation d'amplitude, etc.). En pratique, ce type de représentation temporelle est facile à exploiter seulement lorsque le signal délivré par le capteur est simple (par exemple, vibration de type sinusoïdal induite par le balourd du rotor), ou mieux encore lorsque ce signal a fait l'objet d'un traitement approprié (filtrage, moyennage temporel synchrone (*TSA Time Synchronous Average*) (McFadden & Smith, 1985)) mais, il devient hélas vite inexploitable lorsque le signal a pour origine des sollicitations multiples. La représentation temporelle présente donc des limites dans l'identification des défauts d'un composant spécifique d'une machine qui est composée généralement de nombreux éléments et leurs contributions individuelles au signal global de vibration sont très difficiles à distinguer (Boulenger & Pachaud, 2009).

1.9.2 Indicateurs scalaires

Les indicateurs scalaires sont des outils, historiquement les plus anciens, d'analyse des caractéristiques temporelles du signal enregistré. L'idée principale, lorsque ces indicateurs sont utilisés pour le contrôle et le diagnostic, est que toute apparition d'un défaut entraîne une modification significative des caractéristiques statistiques du signal. On y retrouve principalement des indicateurs qui mesure le caractère impulsif du signal, comme par exemple, la valeur crête à crête et le kurtosis qui sont utilisés pour détecter des défauts de type choc, et d'autres sensibles aux augmentations anormales de l'énergie comme la valeur efficace RMS (*Root Mean Square*) qui mesure l'énergie moyenne du signal (Antoni & Sidahmed, 2004).

Une liste non exhaustive des indicateurs scalaires calculés à partir d'un signal vibratoire x_i comportant N valeurs dans le domaine temporel (Morel, 1995; Mohanty, 2015) est ci-dessous donnée :

$$\text{Moyenne :} \quad \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1.20)$$

$$\text{Valeur maximale :} \quad x_{max} = \max |x_i| \quad (1.21)$$

$$\text{Valeur minimale :} \quad x_{min} = \min |x_i| \quad (1.22)$$

$$\text{Valeur crête à crête (Peak - Peak) :} \quad x_{p-p} = \max(x_i) - \min(x_i) \quad (1.23)$$

$$\text{Somme :} \quad x_{sum} = \sum_{i=1}^N x_i \quad (1.24)$$

$$\text{Valeur efficace (RMS):} \quad x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (1.25)$$

$$\text{Déviation standard (Std) : } \sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (1.26)$$

$$\text{Variance : } V_x = \sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (1.27)$$

$$\text{Coefficient d'asymétrie (Skewness) : } x_{ske} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{(N-1)\sigma^3} \quad (1.28)$$

$$\text{Coefficient d'aplatissement (Kurtosis) : } x_{kur} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{(N-1)\sigma^4} \quad (1.29)$$

Généralement, les indicateurs sensibles à la présence d'impulsions comme le kurtosis et la valeur crête à crête, sont calculés dans certaines plages fréquentielles, ni trop étroites ni trop larges, définies en fonction des caractéristiques cinématiques de chaque machine, afin d'augmenter leur capacité à détecter l'existence de défauts naissants induisant des chocs périodiques (Boulenger & Pachaud, 2007). Cependant, l'inconvénient de ces indicateurs est leur décroissance pour retrouver une valeur normale, par exemple le kurtosis revient à 3 lorsque le défaut est trop avancé. Pour pallier les carences de ces indicateurs, de nouveaux descripteurs ont été développés, en combinant les indicateurs précités et dont les noms peuvent plus ou moins varier (Sun, Chen, & Li, 2007; Stepanic, Latinovic, & Djurovic, 2009), tels que :

$$\text{Facteur de crête (Crest factor) : } C_f = \frac{x_{max}}{x_{rms}} \quad (1.30)$$

$$\text{Facteur de forme (Forme factor) : } S_f = \frac{x_{rms}}{\bar{x}} \quad (1.31)$$

$$\text{Facteur d'impulsion (Impulse factor) : } S_i = \frac{x_{max}}{\bar{x}} \quad (1.32)$$

$$\text{Facteur de tolérance (Tolerance factor) : } S_t = \frac{x_{max}}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{x_i}\right)^2} \quad (1.33)$$

Les avantages des indicateurs statistiques temporels sont leur simplicité, leur facilité d'interprétation et la possibilité de les agrémenter de seuils dont le dépassement déclenche une alarme en situation anormale. Ils sont donc particulièrement bien adaptés pour la surveillance et le contrôle en ligne, voire en temps réel. Néanmoins, ces descripteurs génèrent souvent de «fausses alarmes» lorsque les signaux ne sont pas gaussiens et restent approximatifs, car ils ne font aucune distinction entre les différents organes des machines pouvant provoquer la vibration. Ils ne permettent pas donc, le diagnostic précis de l'origine des défauts ou des évolutions constatées. De plus, ces indicateurs ne sont applicables que sous réserve que les conditions de fonctionnement de la machine, principalement sa vitesse et sa charge, ainsi que les conditions de mesure, soient sensiblement identiques d'une mesure à l'autre. Ainsi, pour renforcer le diagnostic incomplet avec les indicateurs scalaires, l'analyse fréquentielle est introduite.

1.9.3 Analyse spectrale

Le signal de vibration prélevé sur une machine est considéré comme une combinaison des réponses des composants constituant le système. L'intérêt de l'analyse spectrale est de pouvoir

dissocier et identifier les sources vibratoires en fonction des caractéristiques cinématiques des différents éléments constitutifs et de leur fréquence de rotation.

L'analyse de Fourier ¹² permet de décomposer le signal temporel analysé en une somme infinie de signaux sinusoïdaux élémentaires et d'identifier la fréquence et l'amplitude de ces sinus, ce qui permet de passer à une représentation fréquentielle « amplitude/fréquence » appelée spectre. Ce passage au domaine fréquentiel est réalisé grâce à l'algorithme de la transformation de Fourier rapide FFT (*Fast Fourier Transform* en anglais) développé par Cooley et Tukey en 1965 (Cooley & Tukey, 1965) et qui permet de réduire de façon importante le temps de calcul de la Transformation de Fourier Discrète TFD (DFT pour *Discrete Fourier Transform*) en utilisant un nombre de points N égale à une puissance de 2.

La fonction mathématique de la Transformée de Fourier TF d'un signal $x(t)$ est donnée par:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.34)$$

où $X(f)$: la transformée de Fourier,
 t : la variable temps,
 f : la variable fréquence.

Numériquement, la TFD d'un signal de N échantillons est donnée par :

$$X(f_k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n T_e) e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad 0 \leq k < N - 1 \quad (1.35)$$

Où :

$X(f_k)$: est la transformée de Fourier discrète (il s'agit d'un vecteur de k nombres complexes),
 $x(n T_e)$: signal échantillonné aux instants $(n T_e)$,
 T_e : est la période d'échantillonnage du signal temporel,
 n : est le numéro de l'échantillon,
 $f_k = k \cdot \Delta f$: la fréquence discrète,
 k : le numéro de la ligne fréquentielle,
 Δf : la résolution fréquentielle (Voir éq. 1.11)
 N : le nombre d'échantillons mesurés.

L'amplitude fréquentielle, la valeur la plus intéressante, est le module de la valeur complexe : $|X(f)|$. En outre, la densité spectrale de puissance DSP (*Power Spectral Density PSD* en anglais), défini comme étant le carré du module de la transformée de Fourier pondérés par le temps d'intégration T , est souvent utilisée, car elle donne une description plus correcte de la répartition fréquentielle de l'énergie des signaux stationnaires :

$$X_{DSP} = \frac{|X(f)|^2}{T} \quad (1.36)$$

Les propriétés remarquables de l'analyse spectrale font d'elle un outil indispensable dans la surveillance et le diagnostic des machines tournantes par le suivi des changements du spectre. L'utilisation la plus simple consiste à fixer un gabarit fréquentiel, caractéristique d'un état sain,

¹² Jean Baptiste Joseph Fourier, mathématicien et physicien français (1768-1830)

auquel on compare les mesures courantes. Une autre utilisation plus développée, nécessite de suivre les énergies des composantes caractéristiques sur des harmoniques bien localisés en fréquence. L'amplitude et la position de ces harmoniques constituent une véritable signature mécanique de l'état de la machine. Toute déviation anormale indique l'apparition d'un défaut, qui peut être identifié par reconnaissance de sa signature fréquentielle (Voir annexe 1).

La TFD calculée à partir d'un signal discret de N valeurs permet d'obtenir au maximum un vecteur de k éléments régulièrement espacées de Δf (allant de 0 à $N-1$). Pour une fréquence d'échantillonnage fixée, plus le vecteur signal est grand, plus la résolution en fréquence est fine (Randall B. , 2011). Donc, si l'on veut obtenir une résolution précise dans une représentation spectrale, il faut un nombre d'échantillons élevé et donc un temps d'enregistrement long. Or, les signaux accélérométriques échantillonnés temporellement sont très sensibles aux conditions de fonctionnement en vitesse, particulièrement en conditions non stationnaires. De plus, la vitesse de rotation varie continuellement d'autant plus que le temps d'acquisition sera important. Par conséquent, il se produit des variations dans le nombre d'échantillons acquis par tour mais également des fluctuations des fréquences d'excitation liées à la géométrie discrète en rotation. Ainsi, le pic que l'on veut observer se transformera alors inévitablement en bande fréquentielle plus ou moins large puisque la fréquence d'apparition des événements représentatifs des défauts est proportionnelle à la vitesse de rotation dans le cas d'une géométrie tournante discrète. Le risque majeur est donc de noyer cette information sur des bandes qui se superposent les unes sur les autres. Dans ce contexte, il est difficile de cibler une fréquence caractéristique sur le spectre d'une manière automatisée. Une alternative consiste à disposer de signaux échantillonnés angulairement, ce qui garantit un nombre d'échantillons entier et constant par tour en s'affranchissant des fluctuations de vitesse. De plus, l'estimation du niveau de la composante fréquentielle d'intérêt peut être biaisée par le phénomène de "*picket fence effect*"¹³ (Rémond D. , 1998).

A titre d'exemple, la figure 1.28 illustre les grandeurs caractéristiques d'un signal échantillonné angulairement et de sa TFD pour un pignon comportant z_1 dents. Toutes les périodes représentatives sont montrées, en particulier, le pas d'échantillonnage $\Delta\theta_1$, la longueur d'un tour $N_1\Delta\theta_1$ et la longueur de la fenêtre TFD $N\Delta\theta_1$. Ces caractéristiques périodiques correspondent à des composantes fréquentielles comme la fréquence d'échantillonnage f_e^θ , la fréquence d'engrènement f_1 et la résolution fréquentielle Δf^θ :

$$f_e^\theta = \frac{1}{\Delta\theta_1} (\text{rad}^{-1}) \quad (1.37)$$

$$f_1 = \frac{z_1}{N_1\Delta\theta_1} (\text{rad}^{-1}) \quad (1.38)$$

$$\Delta f^\theta = \frac{1}{N\Delta\theta_1} (\text{rad}^{-1}) \quad (1.39)$$

¹³ *Picket fence effect* : erreurs de fenêtrage

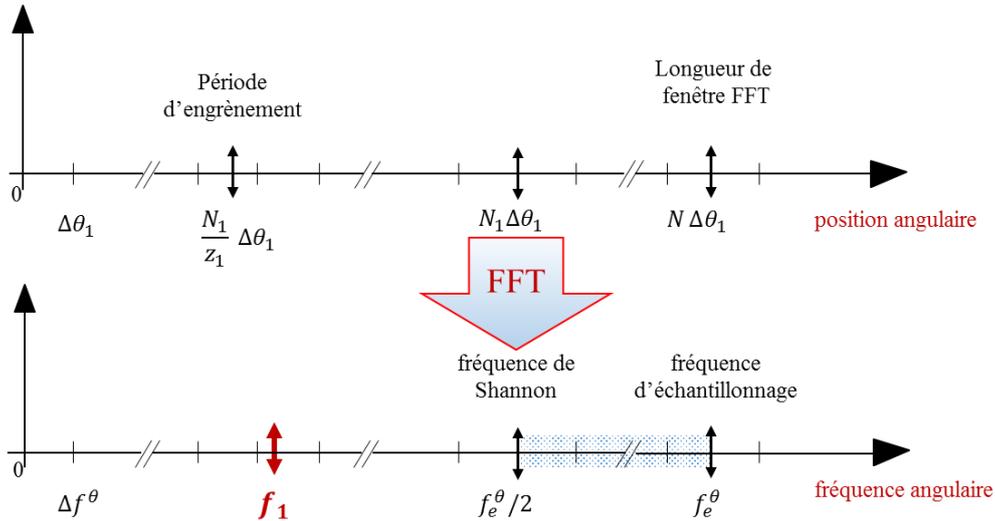


Figure 1.28 - Représentation schématique de la fréquence angulaire pour une transmission discrète comportant z_1 dents (Rémond et Mahfoudh 2005)

À partir des relations précédentes, une seule condition, sur la longueur de la fenêtre TFD, doit être imposée afin d'obtenir une localisation de la fréquence sur un multiple entier (k) de la résolution fréquentielle, c'est-à-dire $k = z_1 N / N_1$. Ainsi l'équation (1.38) devient :

$$f_1 = \frac{z_1}{N_1 \Delta \theta_1} = z_1 \frac{N}{N_1} \Delta f^\theta = k \Delta f^\theta \quad (\text{rad}^{-1}) \quad (1.40)$$

Donc, il faut que la longueur de la fenêtre TFD soit un multiple de la résolution du codeur. Cette relation reste valable quelle que soit la vitesse de rotation et pour toutes les harmoniques d'une géométrie discrète. Elle implique clairement que le nombre d'impulsions par révolution du codeur optique n'a pas besoin d'être un multiple du nombre de dents pour obtenir une estimation exacte de la fréquence d'engrènement. Contrairement, l'échantillonnage temporel associé à la TFD introduit des erreurs en raison des fluctuations de vitesse et de l'acquisition du signal (y compris le phénomène de "*picket fence effect*"), ce qui conduit à l'approximation de la TFD après le traitement du signal. Théoriquement, avec l'échantillonnage temporel, l'emplacement exact de la fréquence d'engrènement ne peut être atteint même si la longueur de la fenêtre de la TFD devient très grande et multiple de la période d'engrènement (Rémond & Mahfoudh, 2005).

1.9.4 Analyse cepstrale

Le cepstre¹⁴ a été initialement proposé par Bogert et al. (Bogert, Healy, & Tukey, 1963), comme une meilleure alternative à la fonction d'autocorrélation pour détecter l'écho (le temps de retard), en particulier pour les signaux sismiques. À cette époque, il a été défini comme étant le résultat de la transformée de Fourier (TF) appliquée au logarithme naturel de la TF du signal :

$$C(\tau) = TF \{ \ln |X(f)| \} \quad (1.41)$$

¹⁴ Cepstre : prononcé [kepstr]

Le cepstre a ensuite été redéfini par Childers et al. (Childers, Skinner, & Kemerait, 1977), en tant que la Transformée de Fourier inverse (TF^{-1}) appliquée au logarithme de la TF du signal :

$$C(\tau) = TF^{-1}\{\ln|X(f)|\} \quad (1.42)$$

L'idée est de faire une analyse de Fourier du spectre du signal exprimé en dB. Le cepstre est parfois défini par la puissance spectrale en élevant au carré le module de la TF, dans ce cas il est appelé cepstre de puissance :

$$C(\tau) = TF^{-1}\{\ln|X(f)|^2\} \quad (1.43)$$

Pour rappeler le fait que l'on effectue une transformation inverse à partir du domaine fréquentiel, les dénominations des notions sont des anagrammes de celles utilisées en fréquentiel. Ainsi l'analogie du spectre est le cepstre, de la fréquence la quéfrencce ($1/f$: exprimées en secondes ou plus généralement en millisecondes), de l'harmonique la rahmonique, du filtrage le lifrage, de la phase la saphe, etc. (Randall B. , 2011).

Lorsque l'identification visuelle, des fréquences caractéristiques et des modulations révélatrices de présence de défauts, notamment sur les engrenages, n'est pas toujours évidente sur une présentation spectrale en raison de la superposition de familles de composantes périodiques (harmoniques, bandes latérales, etc.), on utilise alors l'outil cepstre, qui est bien adapté à la détection des défauts induisant des chocs périodiques ou une modulation en amplitude. Ainsi, le cepstre permet d'avoir des indicateurs de dépistage adaptés à la recherche de défauts dont on connaît la fréquence d'apparition, et qui induisent, à des stades plus ou moins précoces, des énergies vibratoires peu importantes. De plus, il permet de faire la distinction entre les forces d'excitation et le comportement de la structure. Cependant, il nécessite la compétence d'un spécialiste, pour le choix des plages fréquentielles d'analyse, des résolutions et du nombre de lignes spectrales afin de bien interpréter les évolutions qui peuvent être fortement influencées par le bruit de fond (Boulenger & Pachaud, 2009).

Dans le domaine de l'analyse vibratoire, en particulier des réducteurs à engrenages, l'application du cepstre a été introduite par Randall R.B. (Randall R. , 1973; Randall R. , 1975). Les résultats obtenus sont très intéressants pour les signaux des réducteurs qui sont très difficiles à analyser par une étude spectrale classique. D'autres études très intéressantes de diagnostic par le cepstre peuvent être consultées dans les références (Capdessus & Sidahmed, 1991; El Badaoui, Guillet, & Danière, 1991; Randall R. B., 2017).

1.9.5 Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe, appelée dans la littérature anglo-saxonne HFRT (*High Frequency Resonance Technique* ou *envelop detector*), a été développée dans un laboratoire de recherche de l'armée américaine en 1974 (Darlow, Badgley, & Hogg, 1974). Cette technique est préconisée pour la recherche de défauts induisant des forces impulsives comme les écaillages de roulement, de dents d'engrenages, des jeux, etc. Ces forces impulsives excitent les modes de résonances de structure. La détermination des fréquences de répétition des chocs associée à la connaissance de la cinématique de la machine permet de localiser, voire de déterminer l'origine exacte du défaut et ce, de façon précoce et rapide, même lorsque le

défaut est noyé dans un bruit de fond dû à l'environnement immédiat de l'organe incriminé. Les fréquences de résonance peuvent s'étendre, suivant les vitesses de rotation des machines, de quelques Hertz à plusieurs dizaines de kHz. Une fois la résonance localisée dans un spectre, la technique de démodulation d'enveloppe est appliquée. Cette dernière consiste à filtrer le signal temporel par un filtre passe-bande autour de la fréquence de résonance et à le démoduler en amplitude en utilisant la transformée de Hilbert¹⁵. Le spectre du signal de modulation ou du signal enveloppe permet de retrouver directement les fréquences de répétition des chocs. Particulièrement pour un roulement où les fréquences caractéristiques de la bague interne, de la bague externe, des billes ou rouleaux et de la cage peuvent émerger suivant la position de l'écaillage (Randall & Antoni, 2011; Labeyrie & Dumas, 2009; McFadden & Smith, 1984).

Cette technique est considérée comme l'une des plus puissantes dans la détection précoce des chocs de roulements. Cependant, il s'avère impossible de quantifier la gravité des défauts (en amplitude). La raison essentielle étant le fait que la méthode travaille sur des résonances. De plus, il est loin d'être toujours simple lorsqu'il s'agit d'automatiser le choix des bandes de filtrage pour l'analyse. Dans ce contexte, plusieurs techniques sont proposées dans la littérature pour résoudre ce problème (Randall & Antoni, 2011), comme celle basée sur le calcul du kurtosis spectrale proposée par Antoni J. (Antoni J. , 2006; Antoni & Randall, 2006), qui consiste à calculer le kurtosis dans différentes plages fréquentielles afin de localiser rapidement celles contenant les réponses des modes les plus informatives.

1.9.6 Analyses Temps-Fréquence

Malgré ses nombreux avantages, un inconvénient majeur de l'analyse de Fourier est qu'elle suppose les signaux stationnaires ou pseudo-stationnaires ce qui ne permet pas d'associer à une signature fréquentielle l'intervalle temporel où elle se réalise. Le traitement des signaux non stationnaires, qui sont très fréquents dans les machines tournantes en particulier en présence de défauts ou lors d'accélération ou décélération, nécessite de recourir à des approches bidimensionnelles, qui sont capable d'offrir une représentation dans un plan temps-fréquence (RTF) ou temps-échelle (RTE). Parmi ces méthodes on trouve, la transformée de Fourier à Court Terme, la distribution de Wigner-Ville, les transformées en ondelettes, etc. (Cohen, 1995; Hlawatsch & Auger, 2013; Quinquis & Ioana, 2002).

La transformée de Fourier à court terme (TFCT)

La transformée de Fourier à court terme TFCT (en anglais *Short Time Fourier Transform STFT*), appelée aussi transformée de Fourier à fenêtre glissante ou transformée de Fourier locale, a été proposée par Gabor D. en 1946 (Gabor, 1946). L'idée de la TFCT consiste à partager le signal en fractions courtes et consécutives supposées stationnaires. Pour chaque fraction temporelle, une transformée de Fourier (TF) est appliquée. Le signal est découpé au moyen d'une fenêtre temporelle glissante $g(\tau - t)$ où l'indice τ représente le positionnement temporel de cette fenêtre et donc le positionnement du spectre correspondant. Concrètement, dans les cas continu et discret, la TFCT s'exprime respectivement par les équations (1.44) et (1.45) (Goyal & Pabla, 2015; Basseville, Flandrin, & Martin, 1992) :

¹⁵ David Hilbert, mathématicien allemand (1862-1943)

$$TFCT(t, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) g^*(\tau - t) e^{-j2\pi\nu\tau} d\tau \quad (1.44)$$

Où * désigne le conjugué

$$TFCT(k, \nu) = \sum_{n=0}^{N-1} h(n) x(k + n) e^{-j2\pi\nu n} \quad (1.45)$$

En pratique, le carré de l'amplitude $|TFCT(t, \nu)|^2$ de la série de spectre ainsi constitué, est affichée sur un diagramme temps-fréquence, appelé spectrogramme. La résolution en temps et en fréquence du spectrogramme est limitée par le principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor qui stipule que l'on ne peut pas avoir à la fois une précision en temps et en fréquence (Flandrin P. , 1998). La formulation mathématique du principe d'incertitude de Heisenberg-Gabor est donnée par l'inégalité :

$$\Delta f \cdot \Delta t \geq \frac{1}{4\pi} \quad (1.46)$$

Le spectrogramme est une analyse mono-résolution. Elle est réalisée avec l'hypothèse de stationnarité pendant la durée de la fenêtre g quelle que soit la partie du signal considéré. Ainsi, la longueur de la fenêtre est choisie pour respecter cette hypothèse. Malheureusement, ce choix influence directement la résolution ; plus la fenêtre g est petite, plus la résolution temporelle est meilleure mais plus la résolution fréquentielle est mauvaise, et vice-versa. De ce fait, si une haute résolution fréquentielle est nécessaire alors une longue fenêtre temporelle g sera utilisée et il sera difficile de respecter les hypothèses de stationnarité. Donc la taille fixe de la fenêtre est l'inconvénient majeur de cette méthode d'où l'intérêt d'une analyse multi-résolution.

Distribution de Wigner Ville (DWV)

La distribution de Wigner-Ville (DWV) a été initialement développée pour le domaine de la mécanique quantique en 1932 par Wigner E. (Wigner, 1932) et a été adaptée 16 ans plus tard par Ville J. (Ville, 1948) pour l'analyse des signaux. Aujourd'hui, dans le domaine du traitement du signal, elle est communément appelée la Distribution de Wigner-Ville (DWV). La DWV est l'une des représentations temps-fréquence quadratique qui semble violer le principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor (Cohen, 1989). La DWV représente la distribution de l'énergie du signal dans le plan temps-fréquence. L'expression de la DWV en versions continue et discrète en temps et en fréquence est donnée respectivement par les équations (1.47) et (1.48) (Basseville, Flandrin, & Martin, 1992; Quinquis & Ioana, 2002)

$$DWV(t, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (1.47)$$

$$DWV(n, \nu) = 2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(n+k) x^*(n-k) e^{-j4\pi\nu k} \quad (1.48)$$

L'inconvénient majeur de la DWV c'est qu'elle introduit des termes d'interférences surtout dans le cas des signaux multifréquences comme les signaux vibratoires issus de machines tournantes, à cause de sa non-linéarité. Ainsi, la lisibilité de ce genre d'analyse devient très difficile, notamment en présence de bruit additif réparti dans tout le plan temps-fréquence. Pour éviter ce genre de problèmes, tout en gardant l'analyse globale sur le signal, cette distribution peut être lissée en temps et en fréquence par l'introduction de deux fenêtres d'analyse. Elle est nommée la distribution de Pseudo-Wigner-Ville Lissée (PWVL) et elle est définie par les

équations (1.49) et (1.50) respectivement pour les versions continue et discrète (Quinquis & Ioana, 2002) :

$$PWVL(t, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) \left[\int_{-\infty}^{+\infty} g(u-t) x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) du \right] e^{-j2\pi\nu\tau} d\tau \quad (1.49)$$

$$PWVL(t, \nu) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} |h(k)|^2 \left[\sum_{m=-\infty}^{+\infty} g(m-n) x(m+k) x^*(m-k) e^{-j4\pi\nu k} \right] \quad (1.50)$$

Cette distribution permet un lissage ce qui donne une résolution simultanée en temps et en fréquence meilleure que la TFCT, tout en supprimant les principales composantes d'interférences mais introduit des erreurs de localisation. De plus, l'extraction automatique de l'information pertinente à partir des représentations temps-fréquences (Altes, 1980; Atlas, Droppo, & McLaughlin, 1997; Richard C., 2002), en vue d'une surveillance par les techniques de classification en gardant à l'esprit les effets de la malédiction de dimensionnalité, est un problème très délicat qui nécessite souvent des méthodes lourdes et très coûteuses en temps de calcul (Martin & Doncarli, 2004).

Ondelettes

L'analyse par ondelettes a été introduite par Morlet et al. en 1982 pour le traitement des signaux sismiques (Morlet, Arens, Fourgeau, & Glard, 1982). La Transformée en Ondelettes (TO) (en anglais *Wavelet Transform WT*) permet une analyse des différentes fréquences avec diverses résolutions ; haute résolution fréquentielle en basses fréquences et haute résolution temporelle en hautes fréquences. La TO consiste à projeter le signal à analyser sur une base de fonctions déduites par translation et dilatation temporel d'une fonction initiale oscillante et à moyenne nulle appelée ondelette mère. A partir de l'ondelette mère, il est possible de créer des ondelettes analysantes $\psi(a, b)$ (Eq. 1.51) centrées autour de b (pas de translation) et à échelle variable définie par le paramètre a (facteur de dilatation ou d'échelle). La variable a joue le rôle de l'inverse de la fréquence : plus a est petit moins l'ondelette est étendue temporellement, donc plus la fréquence centrale de son spectre est élevée (Mallat, 1999).

$$\psi(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.51)$$

La Transformée en Ondelettes Continue TOC (*Continuous Wavelet Transform CWT*) d'un signal $x(t)$ est donnée par :

$$TOC(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1.52)$$

Pratiquement, la Transformée en Ondelettes Discrète TOD (*Discret Wavelet Transform DWT*) est utilisée pour surmonter le problème de redondance et pour réduire le temps de calcul de la CWT. Donc, Une discrétisation exponentielle pour les échelles et pour le temps est nécessaire. Dans l'expression (1.51) les termes a et b seront discrétisés de la manière suivante :

$$a = a_0^m \quad \text{et} \quad b = n b_0 a_0^m \quad (1.53)$$

avec $a_0, b_0 \in Z$, m et n des entiers.

Théoriquement, on peut choisir n'importe quel réseau d'échantillonnage, mais en pratique, pour assurer la reconstruction parfaite, on utilise un réseau d'échantillonnage dyadique. Donc, on choisit : $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$. Ce qui donne :

$$a = 2^m \quad \text{et} \quad b = n 2^m \quad (1.54)$$

Les ondelettes discrètes sont alors définies de la manière suivante :

$$\psi(m, n) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-m}t - n) \quad (1.55)$$

L'expression de la TOD est donnée par la formule ci-dessous :

$$TOD(a, b) = 2^{-\frac{m}{2}} \sum_{t=0}^{N-1} x(t) \psi^*(2^{-m}t - n) \quad (1.56)$$

La distribution d'énergie temps-échelle ainsi obtenue est appelé le scalogramme. Elle est définie comme étant le carré du module de la TOD, c'est-à-dire $|TOD(a, b)|^2$. Cette représentation obéit également au principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor, malgré son caractère multi-résolution (ou multi-échelles) ; la résolution temporelle s'améliore et la résolution fréquentielle se dégrade pour les termes hautes fréquences. Par ailleurs, l'inconvénient majeur de la TO vient de l'absence de critère de choix sur le type d'ondelette mère à utiliser. En effet, il existe un grand nombre de familles d'ondelettes qui sont utilisées selon leurs propriétés et en fonction du problème à résoudre (Défaut à détecter par exemple). Parmi les familles d'ondelettes on trouve, les ondelettes sans filtre qui sont utilisées pour la TOC telles que l'ondelette gaussienne, le chapeau mexicain, l'ondelette de Morlet, l'ondelette de Haar, l'ondelette gaussienne complexe, etc., et les ondelettes à filtres qui sont associées à des TOD telles que les ondelettes de Daubechies, Coiflets et Symmlet, etc. (Daubechies, 1992; Truchetet, 1998; Mallat, 1999).

La TO permet d'effectuer différents types d'analyses sur des signaux non-stationnaires telles que l'analyse multi-résolution, la décomposition en paquets d'ondelettes, la compression ou le débruitage (Daubechies, 1992; Mallat, 1999). Toutefois, dans le domaine de l'analyse vibratoire des machines tournantes, on s'intéresse plus particulièrement à la représentation temps-échelle (scalogramme), afin de mettre en évidence les non stationnarités et de localiser les instants correspondant à la signature temporelle de défaut à détecter (par exemple le passage d'une dent avec défaut) (Peng & Chu, 2004; Khanam, Tandon, & Dutt, 2014; Prabhakar, Mohanty, & Sekhar, 2002; Hu, He, Zhang, & Zi, 2007; Wang & McFadden, 1996). Cependant, les scalogrammes sont parfois complexes et difficilement interprétables à cause de la perte de la notion de fréquences (sauf en Basses fréquences), tellement utile pour l'interprétation. De plus, la mise en place d'une procédure automatique de détection de changement dans l'image et d'extraction de l'information pertinente est difficile, en général elle utilise des méthodes de traitement d'image souvent très lourdes à mettre en œuvre (Martin & Doncarli, 2004).

D'autre part, dans le cadre d'une analyse multirésolution, la décomposition en ondelettes et en paquets d'ondelettes offre un certain avantage, elle permet de décomposer le signal en plusieurs sous bandes fréquentielles sans redondance ni perte d'informations (Mallat, 1989; Daubechies, 1992; Flandrin P. , 1998). En effet, la décomposition en ondelette consiste à représenter un signal par une approximation à une certaine échelle et par les détails qui permettent de

reconstruire le signal original en complétant l'approximation. Pratiquement, la décomposition en ondelette est un processus récursif décrit par la figure 1.29 (a). Partant d'un signal discret $x(n)$, on obtient les coefficients d'approximation (A_i) en appliquant un filtre passe-bas de réponse impulsionnelle et en sous-échantillonnant à un facteur 2. Les détails (D_i) sont obtenus par un filtrage passe-haut de réponse impulsionnelle suivi d'un sous-échantillonnage par 2. Les détails obtenus sont gardés en mémoire et l'approximation est à nouveau séparée en approximation et détail. Dans une perspective temps-fréquence, l'approximation correspond aux basses fréquences et les détails aux hautes fréquences. Or, l'idée à la base de la décomposition en paquets d'ondelettes est de filtrer également les détails afin de couper en deux la bande fréquentielle qui leur est associée (Figure 1.29 (b)) (Martin & Doncarli, 2004).

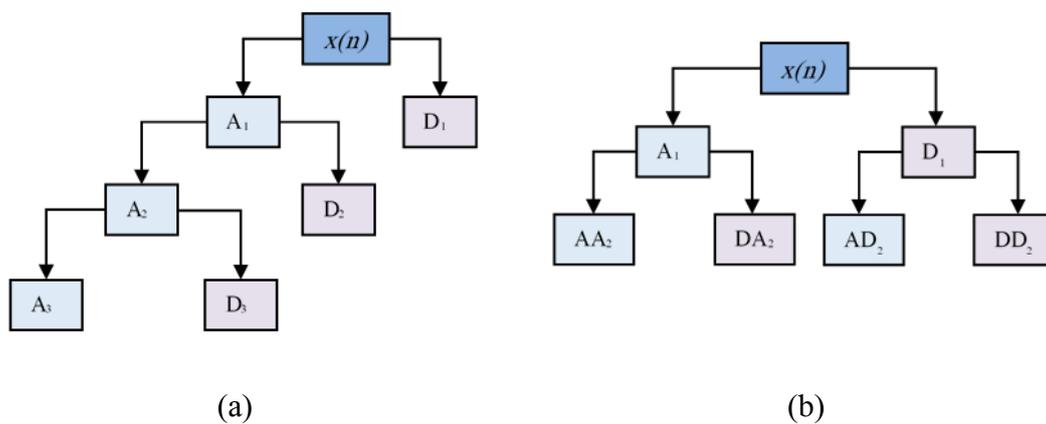


Figure 1.29 - Arbre de décomposition (a) en ondelettes (b) en paquets d'ondelettes

En pratique, il est difficile de déterminer, a priori, le niveau de décomposition optimal d'un signal. Par exemple, dans le domaine du diagnostic automatisé des machines tournantes, l'extraction d'indicateurs à partir des trois premiers niveaux est considéré comme largement suffisante (Shen, Wang, Kong, & Tse, 2013; Lei, He, & Zi, 2009; Lei, He, & Zi, 2011).

Transformée de Hilbert-Huang et ses extensions

Rappelons que la TF est limitée aux signaux stationnaires¹⁶ et linéaires. Ainsi, toutes les méthodes basées sur la TF auront intrinsèquement, plus ou moins, les mêmes limites. Par ailleurs, aussi bien les ondelettes nécessitent la spécification d'une ondelette de base. Or, il n'existe pas d'ondelette universelle. Ainsi, l'idéal serait de trouver une décomposition adaptée au signal, ne nécessitant pas d'informations a priori sur ce dernier c'est-à-dire, pilotée par les données du signal (*Data driven*), et qui permet d'obtenir une description temps-fréquence. Dès lors, Huang et al. (Huang, et al., 1998) ont proposé une technique non-linéaire qui permet d'extraire le contenu temps-fréquence des signaux non-stationnaires. Cette technique nommée la Décomposition en Mode Empirique (*EMD* pour *Empirical Mode Decomposition*) est intrinsèque au signal. L'EMD consiste à décomposer le signal en une somme de composantes oscillantes modulés en amplitude et en fréquence appelées modes empiriques intrinsèques (*IMF* pour *Intrinsic Mode Function*) et un résidu. Ensuite, la fréquence et l'amplitude instantanées sont extraites des IMFs en utilisant une technique de démodulation basée généralement sur la transformée de Hilbert (TH). Ainsi, la combinaison de l'EMD et de la TH est une description

¹⁶ Signaux dont les propriétés statistiques ne varient pas dans le temps

temps-fréquence appelée Transformée de Hilbert-Huang (THH) (*HHT* pour *Huang-Hilbert Transform*).

L'IMF est définie comme étant un signal oscillant autour de zéro, de moyenne nulle et qui vérifie certains critères (Rilling & Flandrin, 2008) :

- tous les minima locaux sont strictement négatifs, tous les maxima locaux sont strictement positifs,
- l'IMF est raisonnablement symétrique par rapport à la ligne zéro (en d'autres termes, cela signifie qu'entre un minimum et un maximum successif, une IMF passe par zéro),
- l'IMF suit une loi de modulation en amplitude et en fréquence (comportement oscillant naturellement de type mono-composante).

De manière plus détaillée, la THH se compose de trois étapes :

1. Les IMFs sont extraites du signal original de façon progressive et itérative, par un processus dit de tamisage (en anglais, *Sifting Process*) (Rilling, Flandrin, & Goncalves, 2003) :
 - trouver les extrema locaux (maximum et minimum) du signal $x(t)$,
 - estimer les enveloppes supérieure et inférieure par interpolation (splines cubiques par exemple) respective des maxima et minima locaux,
 - estimer l'enveloppe moyenne locale $m(t)$ à partir des enveloppes supérieure et inférieure,
 - retrancher l'enveloppe moyenne au signal $h(t) = x(t) - m(t)$,
 - si $h(t)$ est une IMF, le résidu sera $r(t) = x(t) - h(t)$ et le nouveau signal sera $x(t) = r(t)$,
 - sinon, $h(t)$ n'est pas une IMF, le nouveau signal sera $x(t) = h(t)$,
 - l'opération est répétée jusqu'à ce que le nombre d'extrema du résidu $r(t)$ soit inférieur à 2. Ce résidu est une fonction monotone apparentée à la moyenne affinée du signal.
2. La transformée d'Hilbert est appliquée sur les IMFs,
3. L'extraction de l'enveloppe complexe et de la fréquence instantanée.

La convergence de l'algorithme de tamisage donne une IMF et permet de débiter le tamisage menant à l'IMF suivante. La somme des IMFs et du résidu est toujours égale au signal d'origine. Par ailleurs, le nombre d'IMFs n'est pas connu a priori, mais son nombre augmente avec la largeur spectrale du signal. Enfin, les IMFs obtenues peuvent être analysées dans le domaine temporel par l'extraction d'indicateurs, dans le domaine fréquentiel par la TF ou dans l'espace temps-fréquence (spectre de Hilbert-Huang) en représentant conjointement l'amplitude instantanée et la fréquence instantanée obtenues par la TH (ou autre méthode) en fonction du temps (Huang, et al., 1998; Cexus, 2005; Rilling G. , 2007).

Néanmoins, la principale limitation de l'EMD est qu'elle ne possède pas de paramètre permettant d'ajuster la séparation fréquentielle. Par ailleurs, deux signaux modulés voient leurs propriétés évoluer au cours du temps, ce qui fait qu'ils seront parfois séparés, parfois non. Ce comportement intermittent produit alors un mélange de modes (*mode mixing*). En d'autres termes, il provoque un saut du contenu de même fréquence d'une IMF à l'autre, ce qui engendre

des effets de bord dégradant non seulement la distribution temps-fréquence, mais aussi la signification physique de l'IMF.

Pour réduire le mélange de modes et améliorer la séparation fréquentielle dans l'EMD, Wu et Huang (Wu & Huang, 2009) ont présenté une nouvelle méthode d'analyse assistée par le bruit nommée *Ensemble EMD* (EEMD). L'idée de base de l'EEMD consiste à effectuer un certain nombre de fois l'EMD en ajoutant, à chaque fois, un faible bruit blanc au signal afin de forcer les IMFs à contenir les oscillations d'une bande de fréquence constante dans le temps, puis à faire la moyenne IMF par IMF. Du fait de cette moyennisation, l'EEMD n'est pas une décomposition complète, c'est-à-dire le signal n'est plus la somme des IMFs, et ce sans compter le temps de calcul qui augmente considérablement. D'autre part, l'EEMD nécessite aussi un choix judicieux de la variance du bruit à ajouter. Une autre méthode proposée par Torres et al. (Torres, Colominas, Schlotthauer, & Flandrin, 2011), nommée *Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise* (CEEMDAN) permet, par rapport à l'EEMD, de résoudre le problème de mélange des modes, offre une meilleure séparation spectrale, donne une décomposition complète et réduit le nombre d'itérations de tamisage donc minimise le temps de calcul.

D'autres méthodes EMD améliorées ont été développées et appliquées dans le domaine du diagnostic des défauts des machines tournantes. Pour plus de détails, le lecteur peut se référer à (Lei, Lin, He, & Zuo, 2013).

1.10 Conclusion

Ce chapitre d'introduction a permis d'exposer les différentes stratégies de maintenance appliquées dans le domaine des machines tournantes. Nous avons exposé, en premier lieu, les différents processus de dégradation des surfaces et les principaux défauts affectant les dispositifs industriels, notamment les deux types de composants les plus sujet à l'usure : les engrenages et les roulements. En deuxième lieu, nous avons présenté une synthèse des méthodes de surveillance utilisées dans le cadre du diagnostic des défauts des machines tournantes, tels que la thermographie infrarouge, l'analyse des lubrifiants, l'analyse des ultrasons, l'analyse de l'émission acoustique, l'analyse acoustique ou l'analyse vibratoire. Cela nous a permis de connaître les limites et les champs d'application spécifiques à chaque méthode. Parmi ces méthodes, l'analyse vibratoire occupe une place privilégiée et permet à elle seule de réaliser un diagnostic complet de l'état de la machine. Également, elle est très utilisée en complément des autres méthodes, lorsque celles-ci ne suffisent pas à réaliser un diagnostic. Toutefois, l'analyse vibratoire nécessite une certaine expérience et une compétence assez poussée que ce soit en acquisition ou en traitement de signal. En troisième lieu, nous avons exposé la démarche globale de l'acquisition ainsi que les différentes techniques de traitement des signaux vibratoires telles que le spectre, le cepstre, l'enveloppe et les représentations temps-fréquence. Par ailleurs, nous avons accordé une attention particulière aux signaux échantillonnés angulairement, tels que les signaux accélérométriques rééchantillonnés angulairement, l'erreur de transmission et la variation de la vitesse instantanée. Ces signaux représentent une alternative pertinente aux mesures traditionnelles (échantillonnés à pas de temps constant) vis à vis du caractère non-stationnaire du signal, car ils permettent de s'affranchir de la vitesse de rotation et nécessitent seulement des techniques élémentaires de

traitement de signal, comme la TFD, pour délivrer des indicateurs très pertinents qui peuvent révéler la présence et l'origine des défauts.

Le chapitre suivant sera consacré à la démarche de diagnostic automatisé par reconnaissance des formes (RdF). Cette démarche, qui met en œuvre les techniques de classification, a pour objectif d'automatiser le diagnostic. Les performances de ces méthodes dépendent essentiellement de la pertinence des indicateurs calculés, par les méthodes de traitement de signal, à partir des signaux enregistrés.

Chapitre 2

Diagnostic et reconnaissance des formes

« Même les machines ont besoin d'apprendre ! »

Dans ce chapitre, une synthèse des méthodes de surveillance et de diagnostic industriel automatisé est présentée. Un intérêt particulier est accordé aux méthodes de diagnostic par reconnaissance des formes (RdF). Ces dernières sont principalement basées sur les techniques de classification dont les performances sont étroitement liées à la finesse d'analyse des mesures acquises sur le système surveillé et à la pertinence des indicateurs de surveillance retenus. Ainsi, cette partie mettra la lumière sur les différentes étapes du processus de diagnostic par RdF : phase d'analyse, phase de choix de la méthode de décision et enfin la phase d'exploitation. Dans un second temps, seront amplement détaillées les méthodes de classification, les plus populaires, nécessaires à l'élaboration d'un système de diagnostic par RdF.

Sommaire

Chapitre 2

Diagnostic et reconnaissance des formes	70
2.1 Introduction	72
2.2 Classification des méthodes de diagnostic	72
2.2.1 Méthodes symboliques « à base de modèles qualitatifs »	73
2.2.1.1 Graphe causal.....	74
2.2.1.2 AMDE et AMDEC	74
2.2.1.3 Arbres de Défaillances	75
2.2.1.4 Conclusion sur les méthodes symboliques	75
2.2.2 Méthodes internes « à base de modèles quantitatifs »	76
2.2.2.1 Espace de parité (redondances analytiques).....	76
2.2.2.2 Estimation d'état (Observateurs).....	77
2.2.2.3 Méthodes d'estimation de paramètres	77
2.2.3 Méthodes externes « sans modèle »	77
2.2.3.1 Outils statistiques simples.....	77
2.2.3.2 Reconnaissance de formes.....	78
2.3. Diagnostic par reconnaissance de formes	78
2.3.1 Phase d'analyse	79
2.3.1.1 Détermination de l'espace de représentation	80
2.3.1.2 Réduction de l'espace de représentation	80
2.3.1.3 Détermination de l'espace de décision	81
2.3.2 Phase de choix d'une méthode de décision	82
2.3.3 Phase d'exploitation	83
2.4 Réduction de la dimensionnalité	84
2.4.1 Prétraitement	85
2.4.1.1 Suppression des données aberrantes	85
2.4.1.2 Normalisation des données.....	85
2.4.2 Extraction de caractéristiques.....	86
2.4.2.1 Approches linéaires.....	86
2.4.2.2 Approches non linéaires	89
2.4.3 Sélection de caractéristiques	91
2.4.3.1 Génération de sous-ensemble	91
2.4.3.2 Critère d'évaluation.....	93
2.4.3.3 Critère d'arrêt	99
2.4.4 Synthèse et recommandations sur la réduction de la dimensionnalité.....	99
2.5 Méthodes de classification.....	100
2.5.1 Classifieur Bayésien naïf	101
2.5.2 Les k plus proches voisins (k-ppv)	103
2.5.3 Les réseaux de neurones	104
Le Perceptron Multi Couches (MLP)	106
Le réseau de neurones à fonctions de base radiales (RBF).....	107
2.5.4 Les Machines à Vecteurs Supports (SVM)	108
2.6 Conclusion	110

2.1 Introduction

Les techniques de surveillance et de diagnostic appliquées dans le milieu industriel sont nombreuses et variées. Chaque méthode a ses principes et ses spécificités, mais leur but principal est d'aider les experts dans la détection des événements anormaux. Leur principe général repose sur une comparaison entre les données observées au cours du fonctionnement du système et les connaissances acquises sur son comportement normal et ses comportements de défaillance.

Le diagnostic a pour but d'établir un lien entre un symptôme observé, la défaillance qui est survenue et ses causes. Les différentes typologies des méthodes de diagnostic sont divisées en trois familles : les méthodes symboliques, les méthodes internes, et les méthodes externes. Généralement, ces trois catégories se distinguent selon le type d'information traitée et la connaissance a priori sur le système. Lorsque les observations sont de type symbolique, on parle de méthodes symboliques dont fait partie l'approche par systèmes experts. Lorsque les observations sont numériques, on distingue deux approches : si l'on dispose d'un modèle mathématique du système, on s'oriente vers les méthodes internes, sinon vers les méthodes externes.

Dans ce chapitre, comprenant quatre parties, la première partie illustre brièvement les méthodes de surveillance qui peuvent être mise en place pour répondre aux exigences industrielles et une description des différentes typologies de méthodes de diagnostic existantes. La deuxième partie décrit d'une façon plus détaillée le principe des méthodes de diagnostic par reconnaissance de formes. La troisième partie décrit les étapes de réduction de la dimensionnalité et les différentes méthodes de classification. Enfin, la dernière partie passe en revue l'application des méthodes de classification en vue du diagnostic des défauts des machines tournantes.

2.2 Classification des méthodes de diagnostic

Le diagnostic automatisé est une branche de l'intelligence artificielle qui a pour objectif le développement d'algorithmes permettant de déterminer si le comportement d'un système est conforme au comportement prévu. Dans le cas contraire, l'algorithme doit être capable de déterminer avec précision quels organes du système sont défectueux et de quels types de dysfonctionnements ils souffrent. Le calcul se base généralement sur les observations, qui sont des informations sur le comportement.

Dans la littérature, plusieurs méthodes de diagnostic et d'aide à la décision sont proposées, on distingue principalement trois catégories selon la nature de l'information traitée (quantitative ou qualitative) et la connaissance a priori sur le système. Les méthodes symboliques sont utilisées lorsque les observations sont de type symboliques (qualitatives). Tandis que, les méthodes internes sont basées sur la comparaison des observations numériques obtenues à partir d'un modèle analytique et celles prélevées sur le système. Enfin, les méthodes dites externes qui s'appliquent directement sur des données numériques extraites des mesures sur le système ce qui représente un avantage considérable dans les situations où la modélisation du

procédé à surveiller n'est pas réalisable ou nécessite un travail très laborieux (Zwinglestein, 1995).

La figure 2.1 présente une classification non exhaustive des méthodes de diagnostic selon deux axes : les approches à base de modèles et les approches sans modèles

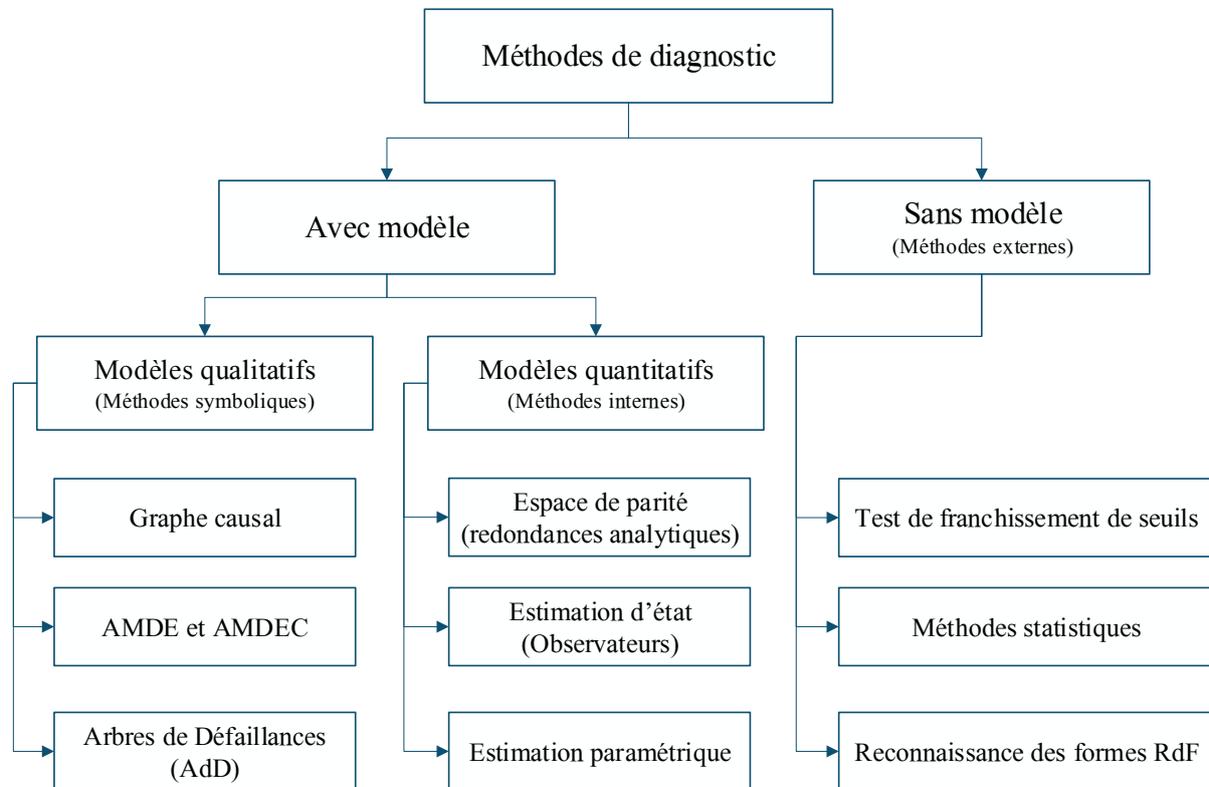


Figure 2.1 - Classification des méthodes de diagnostic

2.2.1 Méthodes symboliques « à base de modèles qualitatifs »

Les méthodes symboliques basées sur les techniques de modélisation sont souvent reprises sous la dénomination de méthodes de diagnostic par modélisation fonctionnelle et matérielle. Le principe de ces méthodes consiste à établir a priori et de la manière la plus complète possible, les liens entre les causes initiales des défaillances et leurs effets mesurables. Ces modèles décrivent d'une manière qualitative l'espace d'état du système. Contrairement aux modèles de type numérique, les modèles qualitatifs ne représentent pas la physique du système, mais ils le décrivent en terme de mode de fonctionnement. L'ensemble de ces méthodes symboliques de diagnostic donne une place importante à l'opérateur humain. Ces systèmes experts sont généralement constitués de deux parties indépendantes :

- une base de connaissance : ensemble d'états observés et de règles logiques
- un moteur d'inférence : capable de raisonner et de faire des déductions à partir des informations contenues dans la base de connaissance

La base de connaissances peut se présenter sous différentes formes. Les plus connues sont les Arbres de Défaillances (AdD) et les Analyses des Modes de Défaillances, de leurs Effets, et de

leurs Criticités (AMDEC) (Poulard, 1996). Le moteur d'inférence fonctionne, quant à lui, selon deux principes : l'induction et la déduction (Figure 2.2) (Lurette, 2003).

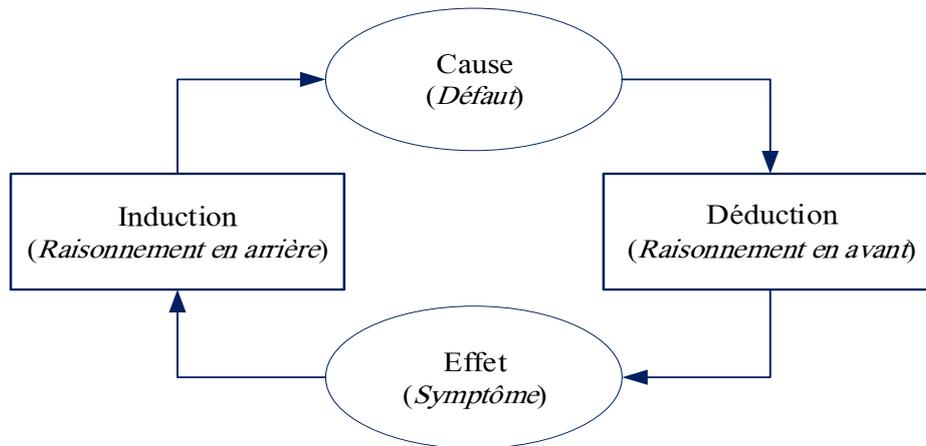


Figure 2.2 - Principe des méthodes inductives et déductives

- Les **méthodes inductives** correspondent à une approche montante dont le principe est d'identifier un défaut (cause) à partir de l'observation de symptômes (effets) sur le système.
- Les **méthodes déductives** correspondent à une approche descendante dont la démarche est inversée puisque l'on part de la connaissance a priori d'un défaut (cause) et l'on cherche tous les symptômes (effets) dont il peut être responsable. Ensuite, une vérification des effets trouvés par rapport aux effets possibles permet alors de confirmer ou d'infirmer l'existence du dit défaut (Isermann, 1993).

2.2.1.1 Graphe causal

Le graphe causal n'est pas à proprement parler une méthode de diagnostic, mais il joue un rôle capital dans l'élaboration de méthodes de diagnostic basées sur des informations symboliques.

Le graphe ou le diagramme causal est une forme de représentation procédurale utilisée pour établir des liens d'influence ou de cause à effet entre les défaillances, leurs causes et leurs effets observables. Les décisions peuvent être prises par une personne ou par un système informatique à base de connaissances. Ainsi, la base de connaissances obtenue peut donner lieu à une Analyse des Modes de Défaillance, de leur Effets et de leur Criticité (AMDEC) ou bien à un développement d'arbres de défaillances par exemple (Racoceanu, 2006).

2.2.1.2 AMDE et AMDEC

L'Analyse des Modes de Défaillance et de leur Effets (AMDE) et l'Analyse des Modes de Défaillance, de leur Effets et de leur Criticité (AMDEC) sont des méthodes très utilisées pour l'étude de la sûreté de fonctionnement dans de nombreux domaines industriels. L'AMDEC est une méthode d'analyse critique qui permet d'identifier de manière inductive et systématique très complète tous les risques possibles de dysfonctionnement d'un système, composant par composant, et qui précise leurs causes, leurs effets et leur Criticité sur le système global (Bergot & Grudzien, 1995; Ribot, 2009). Une AMDEC est réalisée en plusieurs étapes :

- recensement de l'ensemble des modes de défaillance possibles,
- recherche des causes potentielles d'apparition de chaque mode de défaillance,
- définition pour chaque combinaison (cause, mode de défaillance), les effets sur le système et sur l'opérateur, leurs niveaux possibles de détection et leurs criticités sur la base de critères de gravité, de fréquence d'apparition et de probabilité de non-détection.

Ainsi, cette analyse permet de hiérarchiser les défaillances potentielles et de proposer des actions correctives. Les résultats sont présentés sous forme d'un tableau à colonnes (Figure 2.3)

Identification du composant	Fonctions Etats	Modes de défaillance	Cause possible	Effets	Criticité	Moyens de détection	Intervention de l'opérateur humain	Observations

Figure 2.3 - AMDEC

Une AMDEC idéale permet de relier toutes les défaillances possibles à leurs causes. Le diagnostic devient alors une procédure déductive qui consiste à rechercher les causes pouvant expliquer les effets observés d'une défaillance. Toutefois, elle présente plusieurs inconvénients :

- nécessite une longue expérience,
- toute modification ou rectification entraîne obligatoirement une réécriture du tableau,
- extrêmement lourde d'utilisation surtout pour les systèmes industriels complexes.

2.2.1.3 Arbres de Défaillances

La méthode des Arbres de Défaillances (AdD) (*Fault Tree Method* en anglais) est une méthode inductive qui représente de façon synthétique l'ensemble des combinaisons d'événements qui peuvent conduire à une défaillance. Cette méthode est basée sur l'identification de toutes les combinaisons d'événements possibles (défauts) qui entraînent la réalisation d'un événement indésirable unique (défaillance). L'AdD est généralement présenté de haut en bas. La ligne la plus haute, ou sommet de l'arbre, comporte uniquement la défaillance (événement redouté) que l'on cherche à analyser. Ensuite, chaque ligne détaille la ligne supérieure en présentant les combinaisons susceptibles de produire l'événement de la ligne supérieure auquel elles sont rattachées. Ces relations sont hiérarchisées à l'aide des liens logiques «ET» et «OU». Cette procédure est répétée jusqu'à atteindre les événements élémentaires (les fautes). Ces derniers qui sont les feuilles de l'arbre, correspondent à la défaillance d'un élément de base du système qui ne peut plus être expliquée plus finement (Lurette, 2003).

2.2.1.4 Conclusion sur les méthodes symboliques

Le principe des méthodes symboliques de diagnostic est basé sur la mise en œuvre d'un modèle fonctionnel du système analysé visant à imiter le raisonnement que suivent les opérateurs en pratique lorsqu'il se trouve confronté au problème de diagnostic. Ces méthodes permettent de structurer les connaissances et d'identifier les relations de causalité :

défauts/symptômes. Cependant, ces méthodes s'utilisent difficilement pour les systèmes complexes. De plus, la nature binaire des événements considérés ne permet pas de suivre l'évolution d'une défaillance.

2.2.2 Méthodes internes « à base de modèles quantitatifs »

Les approches de diagnostic internes ou à base de modèles quantitatifs reposent sur une modélisation physique des processus surveillés. Leur principe est de comparer les mesures effectuées sur le système aux informations fournies par le modèle (Frank, 1990; Weber, 1999). Tout écart dépassant un certain seuil est alors synonyme d'une défaillance (Figure 2.4). Ainsi, un résidu sera généré et comparé avec toutes les signatures des défauts connues, afin d'isoler et d'identifier la défaillance.

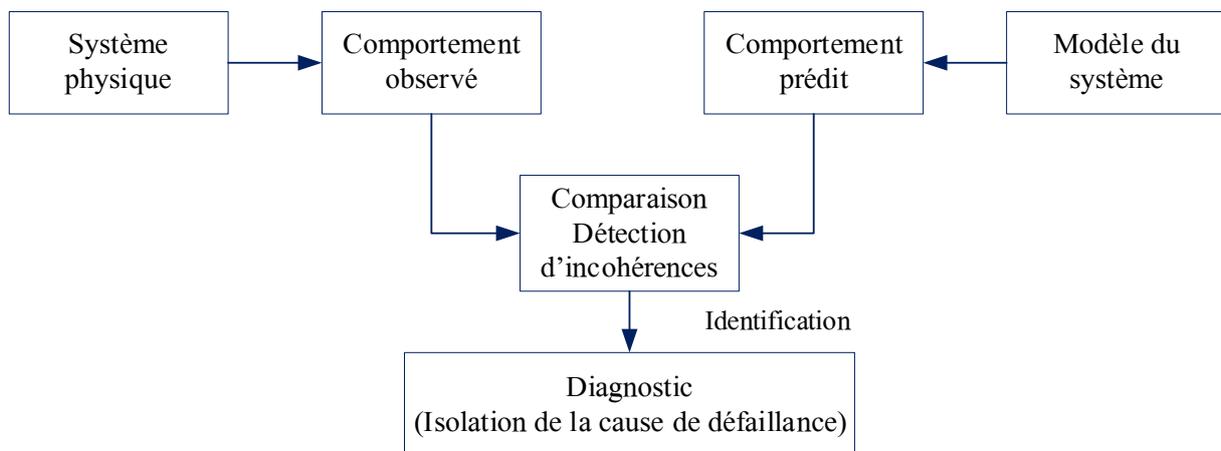


Figure 2.4 - Principe des méthodes de diagnostic à base de modèle

Trois classes de méthodes ont été développées dans l'approche de surveillance avec modèles quantitatifs : les méthodes de redondance analytique (ou espace de parité) (Frank, 1990), les méthodes d'estimation d'état (Observateurs) et les méthodes d'estimation paramétrique (Isermann, 1984; Isermann, 1993; Gertler, 1998).

2.2.2.1 Espace de parité (redondances analytiques)

L'espace de parité ou les méthodes de redondances analytiques sont basées sur l'utilisation de relations redondantes pour établir le modèle. Les expressions analytiques du modèle permettent de générer des quantités (résidus), à partir des grandeurs mesurables ou estimables, qui doivent être toujours nulles en fonctionnement normal. Une valeur non nulle d'un résidu est alors significative d'une défaillance. La redondance analytique dans le modèle, permet de comparer les informations issues de plusieurs capteurs avec celles correspondant aux variables calculées à partir des modèles (Frank, 1990).

Pour estimer les paramètres, des techniques de filtrage sont utilisées. Par exemple, le filtre de Kalman (Kalman, 1960) permet d'estimer les états d'un système dynamique à partir d'une série de mesures incomplètes ou bruitées.

2.2.2.2 Estimation d'état (Observateurs)

Lorsque certaines sorties ne sont pas directement mesurables, des techniques d'estimation d'état (observateurs) complètent les méthodes de redondances analytiques (Hammouriand, Kinnaert, & Yaagoubi, 1999; Magni & Mouyon, 1994). La méthode des observateurs consiste à reconstruire à partir d'un modèle analytique et d'un ensemble d'observations partielles du système (entrées/sorties), les sorties non mesurables par une estimation de l'état du système. A partir de ces valeurs reconstruites et du modèle dynamique, les valeurs des sorties sont calculées. Ensuite, l'écart entre ces deux fonctions est utilisé comme résidu.

2.2.2.3 Méthodes d'estimation de paramètres

L'approche consiste à estimer les paramètres du modèle à partir des quantités mesurables sur le système. La différence entre cette estimation et les valeurs des paramètres du modèle représente alors le résidu (Isermann, 1993). Comme exemple, l'estimation des paramètres d'un modèle ARMA (*Auto Regressive Moving Average*) d'un processus stationnaire (Box, Jenkins, & Reinsel, 1994).

2.2.3 Méthodes externes « sans modèle »

Les méthodes de diagnostic externes sont privilégiées lorsque la modélisation d'un système à surveiller n'est pas réalisable ou difficile à mettre en œuvre, ce qui est le cas de la plupart des systèmes industriels complexes. Contrairement aux méthodes internes, les méthodes externes utilisent exclusivement les mesures « signatures externes » prélevées sur le système par différents types de capteurs. Alors, la démarche la plus simple est l'utilisation des outils statistiques (Basseville & Nikiforov, 1993). Cependant, une autre procédure permet d'exploiter au mieux l'information contenue dans ces signatures. Un ensemble de caractéristiques appelées indicateurs de surveillance sont extraits de ces signatures. Ce qui permet d'associer toute nouvelle observation à l'un des modes connus de fonctionnement du système par classification. Cette démarche est réalisée en utilisant les techniques de Reconnaissance de Formes (RdF) (Dubuisson, 1990; Duda, Hart, & Stork, 2012). En effet, les techniques de RdF sont non seulement les plus appropriées pour le diagnostic des systèmes complexes, mais aussi elles sont bien adaptées à la surveillance des modes de fonctionnement, au diagnostic des défauts et à la réalisation du pronostic des défaillances.

2.2.3.1 Outils statistiques simples

L'utilisation des outils statistiques pour la détection des défaillances consistent à comparer des valeurs statistiques du signal à des seuils déterminés auparavant sur le système en bon fonctionnement. Il peut y avoir deux types de seuil de détection : le seuil de préalarme (ou de prévention) qui permet d'entreprendre une action de maintenance préventive et le seuil d'alarme (ou de défaillance) qui impose l'arrêt de la production et l'engagement d'une action de maintenance corrective. Bien que cette méthode soit souvent utilisée, car très simple à mettre en œuvre. Cependant, elle ne permet pas, d'une part, d'établir un diagnostic des défaillances et, d'autre part, la nature souvent bruitée des signaux et les différents types de perturbations peuvent causer des fausses alarmes ou dépassements dans les intervalles de confiance si ces derniers sont trop étroits, et s'ils sont trop larges, il y a des risques de défaillances non détectées.

Une autre démarche est d'estimer une grandeur statistique simple du signal comme la moyenne, l'écart type ou la variance dans des fenêtres glissantes afin d'éliminer une partie du bruit et de la comparer à sa valeur en bon fonctionnement (Basseville & Nikiforov, 1993).

2.2.3.2 Reconnaissance de formes

Le diagnostic par RdF est l'un des nombreux aspects de l'intelligence artificielle. Il représente une solution alternative à l'approche de diagnostic par modèle, notamment pour les systèmes complexes. En effet, le système de RdF est considéré comme une boîte noire, c'est-à-dire qu'aucune équation mathématique n'est nécessaire pour modéliser son fonctionnement. En revanche, la construction d'une base d'apprentissage est indispensable. Cette dernière est constituée d'un ensemble de signaux qui ont été enregistrés pour divers modes de fonctionnement et qui ont subi divers prétraitements afin d'en extraire des indicateurs. Sachant que chaque observation (ou forme) appartient à un mode de fonctionnement. Donc, la procédure consiste à déterminer la classe de toute nouvelle observation non contenue dans la base d'apprentissage en utilisant une méthode de classification appropriée (Bishop C. , 2006; Dubuisson, 2001). Dans les sections suivantes sont détaillées les différentes étapes de cette approche de diagnostic.

2.3. Diagnostic par reconnaissance de formes

La reconnaissance de formes consiste à associer un élément (une forme), défini par un ensemble de caractéristiques (appelées attributs, descripteurs ou indicateurs), à une classe donnée. Construire un système de diagnostic par RdF consiste donc à décrire le système à un instant donné par n caractéristiques, qui constituent le vecteur forme, et construire une fonction de décision permettant de classer cette forme en une classe parmi d classes possibles. Les classes correspondent aux différents états que l'on cherche à reconnaître. Le système à un instant donné est ainsi représenté par un point dans un espace de n paramètres, nommé espace de représentation. La fonction de décision partitionne l'espace de représentation en d régions, chaque région correspondant à un état de fonctionnement donné. L'appartenance d'un point à une région particulière de l'espace de représentation détermine la classe à laquelle il appartient.

Un système de diagnostic par RdF est réalisé principalement en trois phases : une phase d'analyse qui consiste à effectuer l'apprentissage du système à partir des données connues, une phase de choix de la méthode de décision qui permet de construire des frontières de décision entre les classes et une phase d'exploitation dans laquelle le système effectue la classification des nouvelles données (Dubuisson, 2001; Duda, Hart, & Stork, 2012). L'architecture générale d'une approche de diagnostic par RdF est illustrée à la figure 2.5.

Un ensemble de capteurs permettent l'enregistrement de signaux sur le système. Les signaux sont filtrés et mis en forme. Les indicateurs de surveillance (ou caractéristiques) sont ensuite extraits des signaux et forment les entrées de la fonction de décision qui classe la forme observée à l'instant t en une des classes (états de fonctionnement) possibles.

Construire un système de diagnostic par RdF consiste donc dans un premier temps à choisir les indicateurs du vecteur forme (déterminer l'espace de représentation) puis à apprendre la fonction de décision à partir d'une base de données d'apprentissage (définir les frontières des

différentes régions). Le résultat de chaque étape du processus dépend des résultats des étapes précédentes et conditionnent l'efficacité de tout le système de diagnostic.

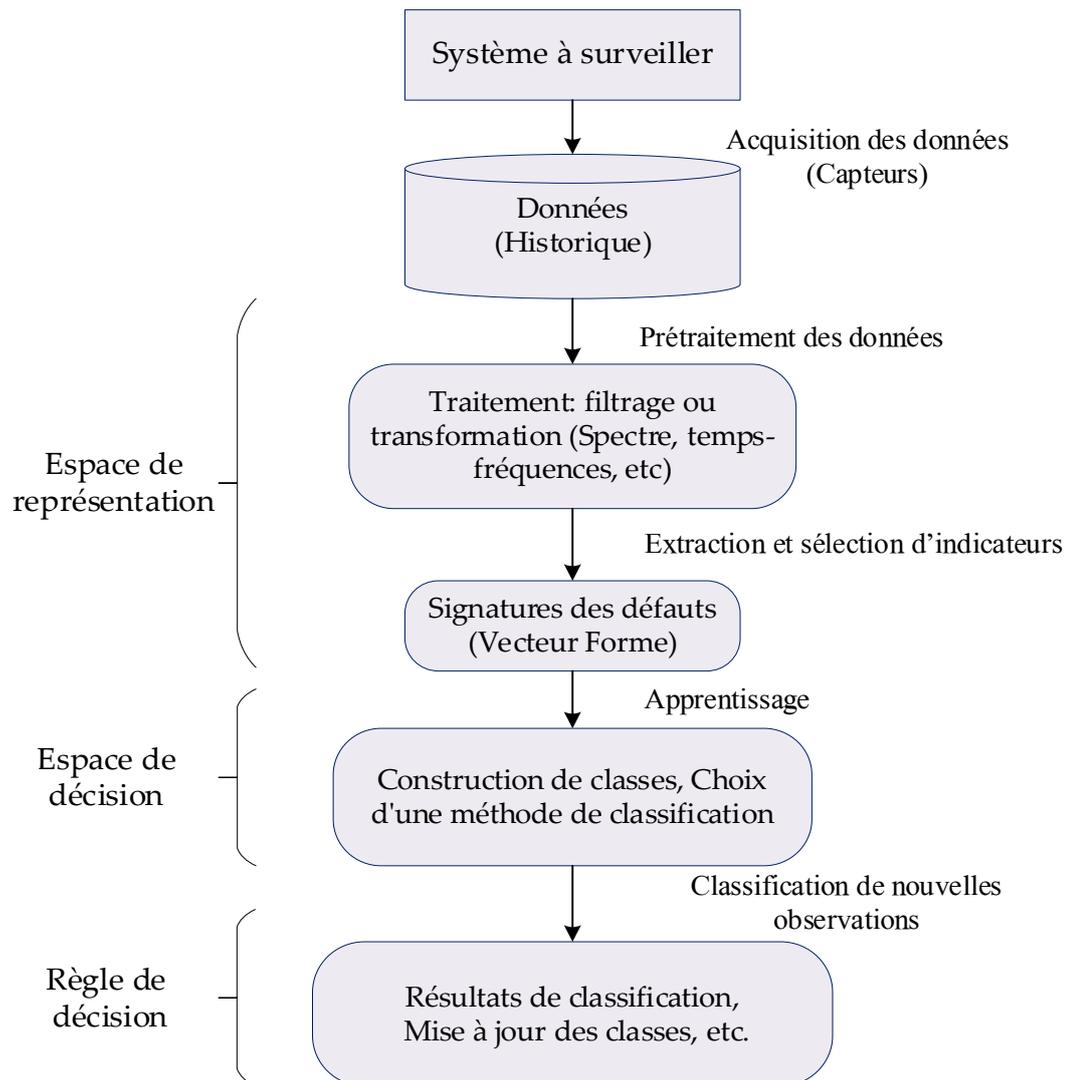


Figure 2.5 - Architecture de système de diagnostic par RdF

Les différentes phases de l'élaboration d'un système de diagnostic par RdF sont :

- la construction d'une base de données d'apprentissage :
 - calcul des indicateurs de surveillance
 - sélection des indicateurs les plus pertinents
- l'apprentissage de la fonction de décision
- la validation du système.

2.3.1 Phase d'analyse

La phase d'analyse est l'une des étapes les plus importantes d'un système de diagnostic par RdF qu'il faut mener avec soin et rigueur. Cette phase débute par la définition d'un espace de représentation au sein duquel des valeurs (indicateurs) numériques sont extraites, à partir des signaux prélevés par des capteurs, en utilisant les prétraitements adéquats dans le but de construire le vecteur forme qui décrit le comportement du système étudié. Ensuite, une base d'apprentissage est construite en s'appuyant sur l'historique du système surveillé et la

connaissance disponible sur les différents modes de fonctionnement. Cet apprentissage permet de déterminer l'espace de décision définissant les frontières entre les classes qui représentent les différents modes de fonctionnement connus.

2.3.1.1 Détermination de l'espace de représentation

La détermination de l'espace de représentation consiste à construire un Vecteur Forme (VF) représentatives de l'état de fonctionnement du système ou de son évolution dans le temps. Ce VF est constitué d'un ensemble de caractéristiques informatives (indicateurs) calculés, à partir des différentes sources d'informations tels que les signaux électriques, ultrasons, acoustiques ou vibratoires, etc. (Voir section 1.5), en utilisant les différents algorithmes de traitement (Voir section 1.9). Dans le domaine de la surveillance des machines tournantes, les signaux vibratoires délivrés par les différents capteurs sont les plus utilisés dans la littérature. Cependant, d'autres types de signaux reconstruits tels que l'erreur de transmission ou la variation de la vitesse instantanée (Voir section 1.8), peuvent fournir de meilleurs indicateurs en terme de pertinence (Fedala, Rémond, Zegadi, & Felkaoui, 2012; Fedala, Rémond, Zegadi, & Felkaoui, 2018).

Toutefois, un changement de représentation ou une réduction de dimension peut-être opérer afin de non seulement, réduire la complexité de calcul et la capacité de stockage, mais aussi, faciliter la tâche de classification et améliorer les performances. De là, (Bellman, 1961) a introduit le terme « malédiction de la dimensionnalité ou fléau de la dimension » (*curse of dimensionality*), qui a révélé les problèmes causés par un espace de représentation de grande taille lorsque le nombre d'observations est limité. Il spécifiait également, que le nombre d'échantillons requis pour estimer avec précision une distribution de données croit de façon exponentielle avec la dimension de l'espace de présentation.

Rappelons que le nombre d'indicateurs d constituant le VF, $X_r = (x_1, x_2, \dots, x_d)$, détermine la dimension de l'espace de représentation R^d . L'ensemble des N formes ou vecteurs (X_1, X_2, \dots, X_N) recueillies sur le système, pour les divers modes de fonctionnement M (classes), constituent l'ensemble d'apprentissage X (Tableau numérique de dimension $(N \times d)$). On parle d'apprentissage supervisé lorsque la classe à laquelle appartient chaque forme caractéristique (individu) est connue a priori (définit par un expert). Dans ce cas, la base d'apprentissage est constitué d'un ensemble de vecteurs formes X et d'un ensemble d'étiquettes $Y \in \{c_1, c_2, \dots, c_M\}$, (Dubuisson, 2001).

2.3.1.2 Réduction de l'espace de représentation

La réduction de l'espace de représentation permet de diminuer le temps de classification pour toute nouvelle observation, et surtout d'éviter la dégradation des performances à cause d'une dimension trop élevée de l'espace de représentation. Donc, il est nécessaire de mener cette opération avec soin (Blum & Langley, 1997; Dash & Liu, 1997).

Généralement un grand nombre de paramètres (indicateurs) est calculé à partir des données recueillies par les capteurs. Donc, il est nécessaire d'éliminer à la fois les paramètres corrélées ou non représentatives et d'extraire et/ou de sélectionner les paramètres les plus pertinents, c'est-à-dire ceux qui permettront de discriminer au maximum les classes.

La réduction de la dimension du vecteur forme consiste alors à rechercher un sous-ensemble de d' paramètres ($d' < d$), qui conserve le mieux possible la séparation des classes de l'ensemble d'apprentissage initial. Cette réduction de l'espace de représentation peut être effectuée par une sélection d'un nombre réduit de paramètres à partir de l'ensemble complet ou par une extraction de paramètres basée sur leur transformation linéaires ou non linéaires vers un espace de représentation réduit sans pour autant perdre trop d'informations. La figure 2.6, illustre les deux approches utilisées principalement pour la réduction de la dimensionnalité (Webb & Copsey, 2011)

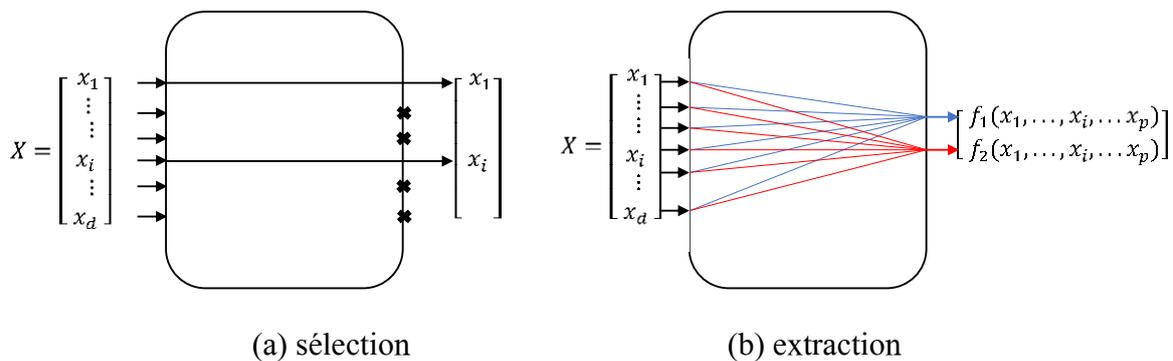


Figure 2.6 - Réduction de dimensionnalité par (a) sélection et (b) extraction de variables

- La sélection de paramètres consiste à rechercher un sous-ensemble de d' paramètres ($d' < d$) les plus pertinents et à conserver ceux-ci pour définir l'espace de représentation. Ces paramètres sélectionnés devront rendre optimum un critère de "séparabilité" entre classes et de compacité des classes.
- L'extraction de paramètres vise à générer de nouveaux paramètres plus synthétiques à partir de ceux de départ, tout en gardant le maximum d'informations. L'extraction de paramètres ne réduit pas le nombre de paramètres, mais effectue une transformation des paramètres initiaux qui peut être linéaires ou non linéaires.

En théorie, les méthodes d'extractions sont optimales, mais en pratique, l'avantage des méthodes de sélection est de conserver l'interprétabilité des caractéristiques, ce qui est très significatif pour le diagnostic. De plus, une simplification exagérée de l'espace de représentation lors de la phase d'analyse peut réduire les performances en phase d'exploitation. En fait, une simplification excessive peut augmenter le risque de mauvaise classification.

Plus de détails sur les différentes méthodes de sélection et d'extraction des variables sont exposées dans la section 2.4.

2.3.1.3 Détermination de l'espace de décision

La procédure de diagnostic par RdF est toujours réalisée en utilisant une méthode de classification. Le rôle de cette dernière est d'affecter une nouvelle observation à une classe correspondant à un mode de fonctionnement. Généralement, les méthodes de classification se divisent en deux familles : les méthodes supervisées, et les méthodes non supervisées (Duda, Hart, & Stork, 2012).

L'espace de décision est déterminé par l'ensemble d'apprentissage (M classes possibles). Cet ensemble d'apprentissage est constitué de N observations présentées sous forme de couples (observation, étiquette), c'est-à-dire la classe d'appartenance (mode de fonctionnement) est connue a priori. Dans ce cas la classification est dite supervisée. L'étiquetage, réalisé par un expert, permet de définir (ou d'apprendre) un ensemble fini de M classes. L'objectif est alors de définir des règles d'affectation pour une forme inconnue X à l'une des M classes apprises. Cette classification est couramment reprise sous la dénomination de classification supervisée.

Par contre, si aucune information a priori n'est disponible sur les classes en terme de modes de fonctionnement, la classification est dite non supervisée. Les méthodes de classification non supervisées, aussi appelées méthodes de coalescence, sont basées sur des fonctions de similarité (Jain & Dubes, 1988). Lorsque des formes aux caractéristiques similaires apparaissent, elles sont affectées à la même classe et quand leurs caractéristiques sont différentes, le classifieur crée une nouvelle classe. Une fois que les fonctions d'appartenance des classes sont estimées par le classifieur, les nouvelles formes sont affectées à la classe pour laquelle la valeur d'appartenance est maximale.

Dans la suite de ce manuscrit, nous nous intéressons particulièrement aux méthodes de classification supervisée.

2.3.2 Phase de choix d'une méthode de décision

Choisir une méthode de discrimination consiste à construire des frontières entre les différentes classes de l'ensemble d'apprentissage afin d'élaborer une règle de décision. Cette règle décidera d'affecter ou non une nouvelle observation à l'une des classes connues.

A la fin de la phase d'analyse, le système de diagnostic par reconnaissance peut être exploité. Il est alors possible d'associer une nouvelle observation X recueillie sur le système à l'une des classes précédemment définies en appliquant la règle de décision. C'est la phase d'exploitation. La bonne exploitation du système décisionnel dépend de la pertinence du vecteur forme et des performances de la règle de décision.

Il est à noter, que les caractéristiques peuvent être soumises à des transformations afin de rendre toutes les entrées de la fonction de décision homogènes, c'est-à-dire de même ordre de grandeur. En pratique, les caractéristiques des exemples de la base d'apprentissage doivent être extraites avec beaucoup d'attentions, la présence de valeurs erronées pouvant dégrader les performances en déformant les classes et donc introduire une erreur sur les frontières de décision calculées lors de la phase d'apprentissage.

Les différentes méthodes précédemment citées (construction du vecteur forme, apprentissage, élaboration d'une règle de décision) constituent les deux premières phases de la mise en place du système de diagnostic par RdF. Il s'agira par la suite de reconnaître à quel mode de fonctionnement correspond une nouvelle observation effectuée à un instant donné sur le système. Il est bien entendu que, sur la base de la connaissance disponible, l'algorithme de décision ne pourra que confirmer un mode existant.

2.3.3 Phase d'exploitation

Dans cette phase, le système de diagnostic par RdF peut être mis en service. Il doit pouvoir classer chaque nouvelle observation recueillie sur le système dans une des classes connues, en appliquant la règle de décision élaborée dans la phase d'analyse. La détermination de cette classe permet de connaître le mode de fonctionnement actuel du système.

L'élaboration du système de diagnostic suppose la connaissance exhaustive de tous les modes de fonctionnement du système, hypothèse rarement vérifiée, ce qui nécessite l'intervention d'un expert pour adapter à nouveau le système de décision lors de l'apparition de nouveaux modes de fonctionnement.

Une fois l'apprentissage effectué, il est indispensable d'évaluer la qualité de la règle de classement induite. L'idée est d'appliquer une phase de test pour estimer soit l'erreur réelle de classement (taux de mauvais classement) ou le taux de succès (taux d'échantillons bien classés).

En pratique, l'ensemble de données de taille N est divisé en deux groupes : l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de test. Selon la distribution entre les deux groupes, il existe de nombreuses façons d'estimer l'erreur ou le succès de classification :

- la *re-substitution* : les deux ensembles d'apprentissage et de test sont identiques et correspondent à l'ensemble de l'échantillon. Si l'on note n_e le nombre d'erreurs commises, on aura : $Erreur = n_e/N$

- la méthode *Holdout* (Lachenbruch & Mickey, 1968) : on partitionne aléatoirement l'ensemble de données en un ensemble d'apprentissage et un ensemble test. En général, la répartition entre les deux est réalisée dans des proportions moitié-moitié pour chacun des deux ensembles ou 2/3 pour l'ensemble d'apprentissage et 1/3 pour l'ensemble test. Si m est la taille de l'ensemble test, on aura : $Erreur = n_e/m$

- la méthode validation croisée (*Cross-Validation*) (Burman, 1989; Stone, 1974) : c'est la technique la plus populaire. L'échantillon est partitionné en K parties de tailles approximativement égales. L'apprentissage est réalisé avec $(K-1)$ sous-ensembles et le test sur le $K^{ème}$ sous-ensemble restant. On réalise alors K apprentissages en laissant à chaque fois une des parties de côté pour le test. Si l'on note $n_e(k)$ le nombre d'erreurs de classement commises sur le $K^{ème}$ sous-ensemble, l'estimation de l'erreur est la moyenne arithmétique des $n_e(k)$: $Erreur = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K n_e(k)$

- la méthode du *Leave-one-out* (Lachenbruch & Mickey, 1968) : cette technique est un cas particulier de la validation croisée pour lequel $K = N$. La procédure de classement est répétée N fois sur $(N - 1)$ instances ce qui la rend très coûteuse en temps de calcul, mais recommandée si l'ensemble de données est de petite taille. En effet, elle conduit à un minimum de biais dans l'estimation de l'erreur.

- la méthode de ré-échantillonnage (*Bootstrap*) (Efron & Tibshirani, 1993) : à partir de l'ensemble de données initiale de taille N , on tire aléatoirement avec remise un ensemble d'apprentissage, appelés «répliques», de même taille N (dans laquelle certaines valeurs de l'échantillon initial ne figurent pas, et d'autres apparaissent plusieurs fois en raison du tirage avec remise), l'ensemble test est N . Plusieurs échantillons « *bootstrapés* » sont ainsi simulés, l'erreur est alors la moyenne des erreurs obtenues pour un certain nombre d'itérations de l'algorithme d'apprentissage.

- La méthode sous-échantillonnage aléatoire *Random Subsampling* : Dans cette technique, plusieurs échantillons sont choisis au hasard dans l'ensemble de données et combinés pour former un ensemble de test. Les données restantes forment l'ensemble d'apprentissage. Le taux d'erreur est la moyenne du taux d'erreur de chaque itération.

La méthode de re-substitution est très facile à programmer et rapide à mettre en œuvre. Cependant, puisque les ensembles de test et d'apprentissage sont les mêmes, l'estimation peut souffrir d'un biais optimiste quasi systématique. On ne teste alors pas la capacité en généralisation mais plutôt la capacité de sur apprentissage. La méthode *Holdout* est connue pour être pessimiste et biaisée surtout lorsque la taille des ensembles d'apprentissage et/ou de test est faible. Un partitionnement différent des ensembles d'apprentissage et test donne un résultat d'estimation différent, ce qui se traduit par une variance importante. À l'inverse, la technique du *Leave-One-Out* est sans biais mais souffre de l'influence du choix de la base d'apprentissage. Les méthodes de Bootstrap, quant à elles, fournissent un bon estimateur de l'erreur de variance moins importante que la méthode du *Leave-one-out*, mais sont encore plus coûteuses en temps de calcul. Elles sont très utiles pour les échantillons de petite taille. La technique de validation croisée réalise un bon compromis entre le biais et la variance (Burman, 1989).

En réalité, chacune des méthodes précédentes a des avantages et des inconvénients. Un consensus s'est établi autour de l'idée qu'il n'y a pas de méthode meilleure ou universelle. Chacune est plus ou moins bien adaptée à un problème spécifique de classification, à la taille et à la nature des données ou encore aux méthodes de classification utilisées. Toutefois, sur le plan pratique, rien n'empêche de comparer plusieurs variantes afin de choisir la plus adéquate. Cette comparaison repose bien entendu sur une estimation du taux d'erreur ou de succès de classification.

2.4 Réduction de la dimensionnalité

Dans un système de diagnostic par RdF, la conversion numérique des données provenant du système surveillé, génère une description brute de l'information pouvant conduire souvent à une représentation des observations dans de grandes dimensions. De plus, les capacités de stockage n'étant plus un problème aujourd'hui, les données fournies sont de plus en plus nombreuses et exprimées dans des dimensions de plus en plus grandes. Ainsi, les descriptions des formes (les variables) peuvent être très nombreuses. Dans ce cas, il faut chercher juste l'information utile. Cependant, lorsqu'il n'y a pas de tri, du bruit, des variables non pertinentes ou redondantes peuvent s'ajouter aux données. Or, des analyses théoriques et des études expérimentales ont montré la faiblesse de nombreux algorithmes en présence de variables non pertinentes ou redondantes (Langley, 1996). D'un point de vue algorithmique, la présence de variables redondantes, conduit à des singularités de l'ensemble de données de la matrice de covariance, ce qui la rend non inversible. Ainsi de nombreuses techniques statistiques seront confrontées à des difficultés numériques (Gutierrez-Osuna, 2002).

Une bonne préparation des données est donc une condition incontournable au succès de l'analyse de données. Malgré les nombreuses techniques statistiques disponibles pour prétraiter

les données, l'intervention humaine est plus que nécessaire, bien que celle-ci soit souvent négligée dans la pratique.

2.4.1 Prétraitement

La phase de prétraitement est aussi importante que celle de la réduction de dimension, elles sont extrêmement liées. C'est pourquoi, avant de chercher à obtenir de bonnes performances de classification, les données doivent impérativement subir un prétraitement afin d'éliminer toute ambiguïté sur leur légitimité à apparaître dans la base de données. Plus de détails sur les étapes de préparation des données avant leur analyse sont disponible dans les ouvrages ([Theodoridis & Koutroumbas, 2008](#); [Pyle, 1999](#)).

De ce fait, avant que les techniques de sélection de caractéristiques puissent être utilisées, une étape de prétraitement est nécessaire à des fins de nettoyage des données, comme la suppression des points aberrants et la normalisation des données.

2.4.1.1 Suppression des données aberrantes

Une valeur aberrante (*Outlier*) est un point éloigné de la valeur moyenne de la variable aléatoire correspondante. Les points dont les valeurs sont éloignées du reste des données peuvent provoquer de grosses erreurs lors de la phase d'apprentissage du classificateur. Cela n'est pas souhaitable, en particulier lorsque les valeurs aberrantes sont le résultat de mesures bruyantes. Pour les données normalement distribuées, un seuil de 1, 2 ou 3 fois l'écart type est utilisé pour définir les valeurs aberrantes. Les points éloignés de la moyenne d'une valeur supérieure à ce seuil sont supprimés. Cependant, pour les distributions non normales, des mesures plus rigoureuses devraient être envisagées (par exemple, les fonctions de coût) ([Theodoridis & Koutroumbas, 2008](#)).

2.4.1.2 Normalisation des données

La normalisation des données permet de s'affranchir des différences de normes des variables. En effet, des variables avec des grandes valeurs peuvent avoir une plus grande influence que des variables avec des petites valeurs, sans pour autant être plus significatives. La technique la plus simple et la plus utilisée traite chaque variable indépendamment, et calcule pour chaque variable x_i sa valeur moyenne \bar{x}_i et son écart type σ_i . Si on a N vecteurs formes disponibles, pour la $j^{\text{ème}}$ caractéristique, nous avons :

$$\bar{x}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij} \quad j = 1, 2, \dots, d \quad (2.1)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)^2} \quad (2.2)$$

Ainsi, la normalisation de l'observation x_i de cette variable, identifiée par l'élément x_{ij} de X , est normalisée (\tilde{x}_{ij}) par l'expression suivante :

$$\tilde{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma_j} \quad (2.3)$$

Le résultat de cette normalisation sur l'ensemble des observations x_{ij} , $i=1,2,\dots,N$ de la caractéristique permet d'obtenir une distribution de cette caractéristique ayant comme propriétés une valeur moyenne nulle et une variance égale à un. Dans la littérature, cette transformation peut-être trouver sous le nom de transformation centrée réduite ou encore normalisation statistique.

D'autres techniques de normalisation linéaire limitent les valeurs des variables entre $[0,1]$ ou encore $[-1,1]$. La normalisation appropriée dépend bien évidemment du traitement qui sera effectué sur les données. D'autres types de normalisations sont possibles, fondées sur des fonctions non linéaires, comme des fonctions de type sigmoïde ou logarithmiques ([Theodoridis & Koutroumbas, 2008](#))

2.4.2 Extraction de caractéristiques

Dans cette section, nous allons aborder la réduction de la dimensionnalité par une transformation de données (appelée aussi extraction de caractéristiques ou projection). Cette démarche permet d'extraire et de construire de nouvelles caractéristiques fondées sur une transformation, linéaire ou non linéaire, des caractéristiques initiales tout en conservant un maximum d'informations. En d'autres termes, elle ne cherche pas à optimiser la séparation des classes, mais à faire apparaître des structures et des relations dans les données en définissant un sous-espace. Néanmoins, cette transformation de données affecte généralement le sens physique des caractéristiques de l'ensemble initial. Donc, ces méthodes ne peuvent être utilisées que lorsque la sémantique n'intervient plus dans les étapes qui suivent la réduction.

Les méthodes d'extraction de caractéristiques sont généralement groupées en deux catégories : les méthodes linéaires et les méthodes non linéaires.

2.4.2.1 Approches linéaires

Dans cette partie, nous abordons brièvement quelques approches linéaires de réduction de dimension, en particulier, l'Analyse en Composante Principale (ACP) ([Jolliffe & Cadima, 2016](#); [Fukunaga, 1991](#)), l'Analyse Factorielle Discriminante (AFD) ([Duda, Hart, & Stork, 2012](#)) et la méthode de Positionnement Multi-Dimensionnel (*Multi Dimensional Scaling* MDS) ([Saporta, 2006](#)).

Analyse en Composantes Principales

L'analyse en composantes principales (ACP) (*Principal Component Analysis* PCA), introduite par ([Pearson, 1901](#)), reste l'une des techniques les plus populaires pour la réduction de la dimensionnalité. L'ACP fait partie des méthodes descriptives multidimensionnelles appelées méthodes factorielles. C'est une technique qui permet de trouver des espaces de dimensions inférieures dans lesquels il est possible de mieux observer les individus. Elle transforme les variables initiales (quelle que soit la classe d'appartenance), plus ou moins corrélées entre elles, en des variables non corrélées permettent ainsi d'apporter une solution aux problèmes des variables redondantes. Ces combinaisons linéaires des variables initiales, appelées composantes principales, sont donc de nouvelles variables indépendantes possédant une variance maximale. D'une manière générale, l'ACP consiste à rechercher la direction

suivant laquelle le nuage de points des observations s'étire au maximum. A cette direction correspond la première composante principale. La seconde composante principale, orthogonale à la première, est déterminée de telle sorte qu'elle soit la plus indépendante possible de la première. Ces deux composantes forment le premier plan principal. Cette opération est réitérée de manière à trouver toutes les composantes principales maximisant la variance (Hotteling, 1933).

A partir d'un ensemble de données $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ composé de N individus (vecteurs formes) où chaque individu $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ est composé de d caractéristiques (indicateurs). L'ensemble X constitue une matrice A (individus - caractères) de taille $N \times d$ où chaque colonne représente une caractéristique et chaque ligne représente un individu.

$$A = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1d} \\ x_{21} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \dots & \dots & x_{Nd} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} j = 1, \dots, N \\ \downarrow \\ i = 1, \dots, d \end{array} \quad (2.4)$$

Le calcul de l'ACP revient à effectuer les opérations suivantes pour trouver les composantes principales (Jolliffe I. T., 2002) :

1. Calculer le vecteur $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_d)^T$ qui représente la moyenne arithmétique des éléments de chaque colonne, où μ_i est la moyenne de la $i^{\text{ème}}$ caractéristique.
2. Calculer le vecteur $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_d)^T$ qui représente l'écart type des éléments de chaque colonne, où σ_i est l'écart type de la $i^{\text{ème}}$ caractéristique.
3. Calculer la matrice χ en soustrayant le vecteur moyen μ à toutes les colonnes de A et en divisant sur σ dans le but d'obtenir des données centrées-réduites.
4. Calculer la matrice S (de taille $d \times d$) de covariance de χ avec : $S = \chi \cdot \chi^T$
5. Calculer la matrice U (de taille $d \times d$) qui est composée des coordonnées des vecteurs propres u_i de S triés par ordre décroissant des modules des valeurs propres λ_i (la première colonne de U est le vecteur propre qui correspond à la plus grande valeur propre)
6. Garder les q premières colonnes de U pour former la matrice $\tilde{U} = N \times q$ qui représente les q premières composantes principales.

Les valeurs propres donnent l'information sur la contribution d'inertie de chacun des d axes principaux. Ainsi, le pourcentage d'inertie expliquée I_q par les q premiers axes est donné par :

$$I_d = \frac{\sum_{j=1}^q \lambda_j}{\sum_{i=1}^d \lambda_i}, \quad q \leq d \quad (2.5)$$

La projection d'un vecteur forme X_i , composée de d indicateurs, sur les q nouveaux axes, permet d'obtenir les nouvelles coordonnées Y_i de cet individu, tel que chacun des q nouveaux indicateurs du vecteur Y_i est obtenu par $Y_i = X_i u_j$, avec $j = 1, \dots, q$ et u_j donne le vecteur propre associé à la $j^{\text{ème}}$ composante principale. Ainsi, la projection de tous les individus disponibles donne les nouvelles caractéristiques appelées composantes principales (CPs).

Chacune des q composantes principales est une combinaison linéaire des d indicateurs de départ, telle que la $k^{\text{ème}}$ CP est définie par :

$$cp_k = X u_k \quad (2.6)$$

Les CPs sont triés par ordre décroissant des variances des valeurs propres. La réduction de la dimension est obtenue en éliminant les axes dont la variance est faible. Cependant, le nombre de composantes à éliminer ou à retenir ne peut être déterminé de manière théorique. Plusieurs critères permettent d'apporter une solution à ce problème. La règle de Kaiser (Kaiser, 1961) consiste à conserver les CPs correspondant aux valeurs propres supérieures à la moyenne des valeurs propres ou bien pour les observations centrées réduites, conserver directement les CPs dont les valeurs propres sont supérieures à 1. Une autre approche, basée sur une analyse graphique, est le test de l'éboulis (*Scree test*) (Cattell, 1966). Ce critère consiste à tracer les valeurs propres dans l'ordre décroissant et conserver les CPs jusqu'à la première rupture de la pente des valeurs propres, c'est à dire au « coude » du graphe, à partir duquel ajouter une nouvelle composante principale ne fait pas grande différence. Enfin, une approche, souvent employée, basée sur le pourcentage d'inertie à conserver, généralement de l'ordre de 80 à 90%. Les vecteurs propres correspondant aux valeurs propres ayant permis d'atteindre ce seuil sont sélectionnés (Feuilloy, 2009).

Généralement, l'ACP est un algorithme utilisé dans de nombreux domaines très variés. Cependant, les distributions de données ne sont pas toujours linéaires. Pour cela de nombreuses méthodes de réduction non linéaire basées sur l'ACP ont été développées. Nous pouvons citer l'ACP à noyau (*kernel-PCA*) (Schölkopf, Smola, & Müller, 1998), qui représente une généralisation de l'ACP, qui permet de projeter les observations dans un espace de plus haute dimension de sorte que la variété devienne linéaire et de réaliser ensuite l'ACP dans cet espace. Une autre méthode appelée les courbes principales (*Principal curves*) proposée par (Hastie & Stuetzle, 1989). Cette méthode consiste à remplacer les principaux axes de l'ACP par des courbes. Une autre extension est l'ACP non linéaires basés sur des fonctions à base radiale (Webb R. , 1996).

Analyse Factorielle Discriminante

L'analyse factorielle discriminante (AFD), appelée aussi analyse discriminante linéaire de Fisher, est une méthode de réduction de dimensions proposée par (Fisher, 1936). Cette méthode s'applique lorsque l'appartenance des observations aux classes est connue. A l'inverse de l'ACP, l'AFD recherche de nouvelles directions, appelées axes factoriels discriminants, sur lesquelles les projections des classes sont bien séparées. L'idée est de choisir entre les combinaisons linéaires des variables celles qui maximisent l'homogénéité de chaque classe. En d'autres termes, cette méthode consiste à chercher un espace vectoriel de faible dimension qui maximise le rapport entre la variance interclasse et la variance intraclasse. Pour une description plus détaillée de la méthode voir (Saporta, 2006; Bishop C. , 2006).

Positionnement Multi-Dimensionnel

La méthode de positionnement multidimensionnel (*Multi Dimensional Scaling* MDS) est une technique très populaire de réduction de dimension, au même titre que l'ACP (Saporta, 2006; Webb & Copsey, 2011). Elle consiste à construire, à partir d'une matrice de distances ou de similarités¹⁷ (ou dissimilarités) calculées sur chaque paire de points, une représentation euclidienne des individus dans un espace de dimension réduite qui préserve au mieux ces distances.

Supposons que nous ayons un ensemble de données $X = (X_1, X_2, \dots, X_M)$ composé de M individus où chaque individu $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$ est composé de N caractéristiques. Soit d une matrice symétrique de taille $M \times M$ où chaque élément d_{ij} représente la distance entre x_i et x_j et les éléments de la diagonale sont nuls $d_{ii} = 0$. L'idée de la méthode MDS est de trouver une configuration de points $y_i, i = 1, 2, \dots, M$ dans un espace de dimension plus réduite qui conserverait les distances entre les points initiaux x_i . C'est à dire, chercher les points y_i dans un espace de dimension réduit $q < N$ tels que : $d(y_i, y_j) \cong d_{ij} = d(x_i, x_j)$. Ceci revient à minimiser la fonction de coût (appelée stress) :

$$S(y_1, y_2, \dots, y_M) = \sum_{i \neq j}^N (d_{ij} - d(y_i, y_j))^2 \quad (2.7)$$

Dans le cas d'utilisation de distances euclidiennes (racine de la somme des carrés des écarts), le résultat de la méthode MDS sera similaire à celui obtenu par l'ACP. À l'instar de l'ACP, l'algorithme de MDS n'est valable que sur une distribution linéaire de données.

Dans la littérature, il y a eu plusieurs travaux sur l'utilisation des techniques de MDS pour l'extraction de caractéristiques à la fois pour l'analyse des données et pour la classification (Sammon, 1969; Koontz & Fukunaga, 1972; Cox & Ferry, 1993). Plusieurs approches basées sur les techniques de MDS ont été proposées pour transformer les données non linéaires. On peut citer les travaux combinant les techniques de MDS avec les réseaux de neurones, à fonctions de base radiale RBF (Webb, 1995) ou le perceptron multicouches (Mao & Jain, 1995).

2.4.2.2 Approches non linéaires

L'objectif des approches non linéaires de réduction de dimensionnalité est de trouver une représentation significative à basse dimension pour un ensemble de points de dimension élevée. Toutefois, à l'opposé des méthodes linéaires, les deux techniques suivantes, *Isometric Feature Mapping* (Isomap) et Plongement Localement Linéaire (*Locally Linear Embedding* LLE), proposent de mieux approximer la structure géométrique réelle de l'ensemble des données. D'autres méthodes peuvent être trouvées dans (Van Der Maaten, Postma, & Van den Herik, 2009).

¹⁷ La distance et la similarité sont des notions opposées : plus faible est la distance, plus grande est la similarité, et réciproquement.

Isometric Feature Mapping

La méthode Isomap (*Isometric Feature Mapping*) (Tenenbaum, de Silva, & Langford, 2000), a pour but de projeter les données dans un espace de dimension inférieure à l'aide de la méthode MDS, mais dans laquelle les dissemblances sont définies en termes de distances géodésiques mesurées entre les observations. Par exemple, si deux points se trouvent sur un cercle, la géodésique est la distance de la longueur de l'arc mesurée autour de la circonférence du cercle et non la distance en ligne droite. L'algorithme définit d'abord le voisinage pour chaque point de données, soit en trouvant les k -plus proches voisins, soit en trouvant tous les points dans une sphère de rayon E . Un graphique est ensuite construit en reliant tous les points voisins et en les étiquetant avec leur distance euclidienne. La distance géodésique entre n'importe quelle paire de points est ensuite approximée par la somme des longueurs d'arc le long du chemin le plus court qui les relie. Enfin, la méthode MDS est appliquée à la matrice de distance géodésique pour ramener les points dans un ensemble de dimension inférieure qui préserve le plus possible la géométrie du nuage de points original.

Locally Linear Embedding

Comme dans le cas de la technique Isomap, la méthode de Plongement Localement Linéaire (*Locally Linear Embedding* LLE) (Roweis & Saul, 2000) a pour objectif de réduire la dimension de l'espace dans lequel les données sont exprimées tout en préservant leur structure globale non linéaire.

La méthode LLE calcule d'abord l'ensemble de coefficients qui reconstruit le mieux chaque point de données à partir de ses k -plus proche voisins. Ces coefficients sont agencés pour être invariants aux rotations, aux translations et aux mises à l'échelle de ce point de données et de ses voisins, et par conséquent, ils caractérisent les propriétés géométriques locales du voisinage. LLE mappe ensuite les points de données de haute dimension vers un espace de dimension inférieure tout en préservant ces coefficients de voisinage. Si le voisinage local pour un point de données particulier peut être considéré comme linéaire, alors la transformation peut être réalisée en utilisant une combinaison de translation, rotation et mise à l'échelle, de manière à conserver les angles formés entre les points de données et leurs voisins. Étant donné que les poids sont invariants pour ces transformations, nous nous attendons à ce que les mêmes valeurs de poids reconstruisent les points de données dans l'espace de faible dimension que dans l'espace de données de grande dimension.

Supposons que l'on dispose de M vecteurs X_i de dimension N . Si la densité des échantillons est assez grande, on peut supposer que les points, globalement non linéaires, sont localement approximativement linéaire. Ainsi, l'algorithme LLE s'effectue en trois étapes :

1. Trouver les k plus proches voisins de chaque point X_i
2. Évaluer la matrice des poids de reconstruction W en minimisant la fonction coût qui représente les erreurs de reconstruction :

$$E(W) = \sum_{i=1}^M \|X_i - \sum_{j \neq i} W_{ij} X_j\|^2 \quad (2.8)$$

où le coefficient W_{ij} de la matrice W représente le poids associé au couple d'observations (X_i, X_j) , où X_j appartient au voisinage de X_i (parmi les k plus proches voisins).

On cherche donc la matrice poids W dont les éléments minimisent les erreurs de reconstruction. Cette minimisation impose de respecter les deux contraintes suivantes :

$$\begin{cases} W_{ij} = 0, \text{ si } X_i \text{ n'est pas dans le voisinage de } X_j \\ \sum_{j=1}^M W_{ij} = 1 \end{cases} \quad (2.9)$$

3. Réduction de la dimension. À partir des poids trouvés à l'étape précédente, on cherche l'ensemble des points de projection $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_M)$ de dimension inférieure qui minimise ce nouveau critère :

$$E(Y) = \sum_{i=1}^M \|Y_i - \sum_{j \neq i} W_{ij} Y_j\|^2 \quad (2.10)$$

Comme pour les méthodes précédentes, la solution optimale peut être obtenue à l'aide des vecteurs propres et valeurs propres.

2.4.3 Sélection de caractéristiques

La sélection de caractéristiques consiste à retenir les caractères les plus discriminants en cherchant à rendre les classes associées aux différents modes de fonctionnement les plus « éloignées » et « compactes » possibles. Cette approche utilise des critères à base de matrice de covariance (Dubuisson, 2001).

Le choix des caractéristiques formant le vecteur forme a une grande incidence sur les performances du système de diagnostic. Un mauvais choix de caractéristiques peut conduire à l'obtention de classes mal séparées (recouvrement des régions), et ainsi à des performances médiocres de classification. Le choix des caractéristiques pertinentes peut être guidé par la connaissance (les caractéristiques sont choisies par un expert du domaine), ou guidé par les données.

Le processus de sélection des caractéristiques comporte trois étapes clés : la génération de sous-ensembles, l'évaluation et le critère d'arrêt (Figure 2.7) :

2.4.3.1 Génération de sous-ensemble

La génération de sous-ensemble est une étape de recherche d'un sous-ensemble candidat pour l'évaluation. La procédure de génération peut être divisé en trois catégories : exhaustive, heuristique et non déterministe. Selon le sous-ensemble de départ, la direction de recherche peut s'effectuer selon trois stratégies :

- **stratégie ascendante**, qui commence à partir d'un ensemble vide de variables, puis ajoute à chaque itération la variable optimale,
- **stratégie descendante**, qui commence avec toutes les variables, puis élimine à chaque itération la variable qui engendre un sous-ensemble optimal,

- **stratégie aléatoire**, qui choisit aléatoirement un sous-ensemble de variables, puis ajoute ou retire progressivement des variables.

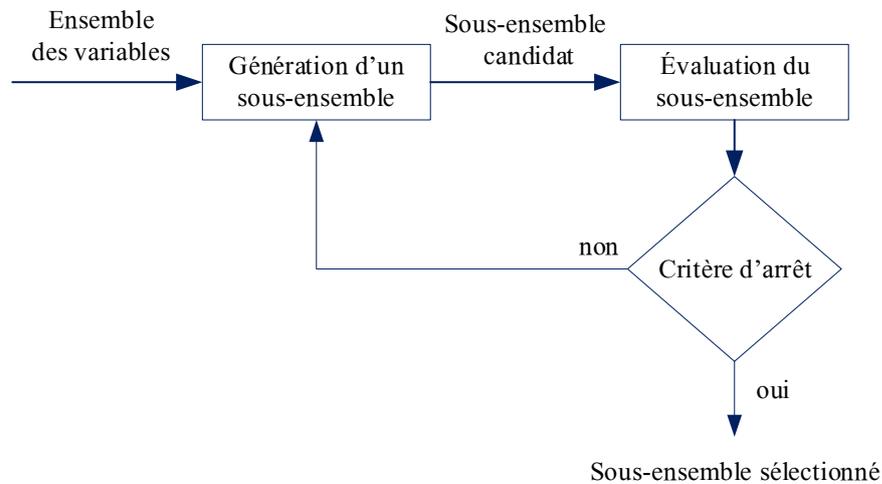


Figure 2.7 - Procédure de sélection de variables

Approche exhaustive

Cette approche consiste à examiner « exhaustivement » toutes les combinaisons possibles des N caractéristiques (c'est-à-dire 2^N), puis pour chaque combinaison, mesurer la séparabilité des classes ou évaluer les performances du classificateur afin d'obtenir le sous-ensemble optimal. La charge de calcul d'une telle approche est plus que prohibitive et peut souvent ne pas être faisable, en particulier dans les problèmes réels où le nombre de caractéristiques disponibles est important. Ainsi, d'autres méthodes moins coûteuses en calcul peuvent être employées.

Approche heuristique

Cette technique de recherche représente une alternative beaucoup plus intéressante en termes d'efficacité de calcul, notamment lorsque le nombre de variables ne permet pas d'utiliser une évaluation exhaustive. Malgré que ces approches soient sous-optimales, néanmoins elles permettent de réaliser un compromis entre le nombre de combinaisons à évaluer et le coût global de l'évaluation. Ces algorithmes utilisent la recherche séquentielle. Cette stratégie réduit le nombre de combinaisons à évaluer, en appliquant des recherches locales suivant une direction ascendante ou descendante. Parmi ces méthodes on trouve la sélection séquentielle ascendante (SFS, *Sequential Forward Selection*), la sélection séquentielle descendante (SBS, *Sequential Backward Selection*), la sélection flottante séquentielle ascendante (SFBS, *Sequential Floating Forward Selection*) et descendante (SFBS, *Sequential Floating Backward Selection*) (Theodoridis & Koutroumbas, 2008).

Approches non déterministes

Contrairement à l'approches heuristiques, les approches dénommées non déterministes (stochastiques ou aléatoires) offrent des résultats différents à chaque exécution en utilisant une recherche aléatoire de sous-ensembles de variables. Le temps de calcul est réduit en limitant le

nombre d'itérations. Néanmoins, la direction de recherche aléatoire peut converger vers des solutions non optimales. C'est pourquoi les méthodes métaheuristiques ont vu le jour. Ces dernières permettent une meilleure efficacité dans la recherche de sous-ensembles. Elles intensifient leur recherche dans des zones qui paraissent plus pertinentes et permettent même de parcourir des zones jugées peu intéressantes, tout en évitant de s'y enfermer. Ces algorithmes sont réputés pour la qualité des solutions obtenues et pour leur adaptabilité à bon nombre de problèmes. Parmi ces méthodes, on peut citer : le recuit simulé (Kirkpatrick, Gelatt, & Vecchi, 1983), la recherche tabou (Glover & Laguna, 1998), les algorithmes génétiques (Goldberg, 1991). Essaims de particules (Eberhart & Kennedy, 1995), Évolution Différentielle (Storn & Price, 1997), etc.

2.4.3.2 Critère d'évaluation

Il consiste à mesurer le pouvoir discriminant d'un sous-ensemble candidat de caractéristiques. Une approche courante consiste à organiser les techniques de sélection en trois grandes catégories : les méthodes filtres (*filter methods*), les méthodes enveloppantes (*wrapper methods*) et les méthodes intégrées (*embedded methods*) (John, Kohavi, & Pfleger, 1994). Les méthodes de filtrage utilisent des mesures basées sur les propriétés des données. Tandis que, Les méthodes *wrapper* et intégrées ont tendance à utiliser des mesures basées sur les performances du classificateur.

La Figure 2.8 illustre les méthodes filtre et *wrapper*, qui se distinguent en fonction de la participation de l'algorithme d'apprentissage dans la sélection du sous-ensemble de variables.

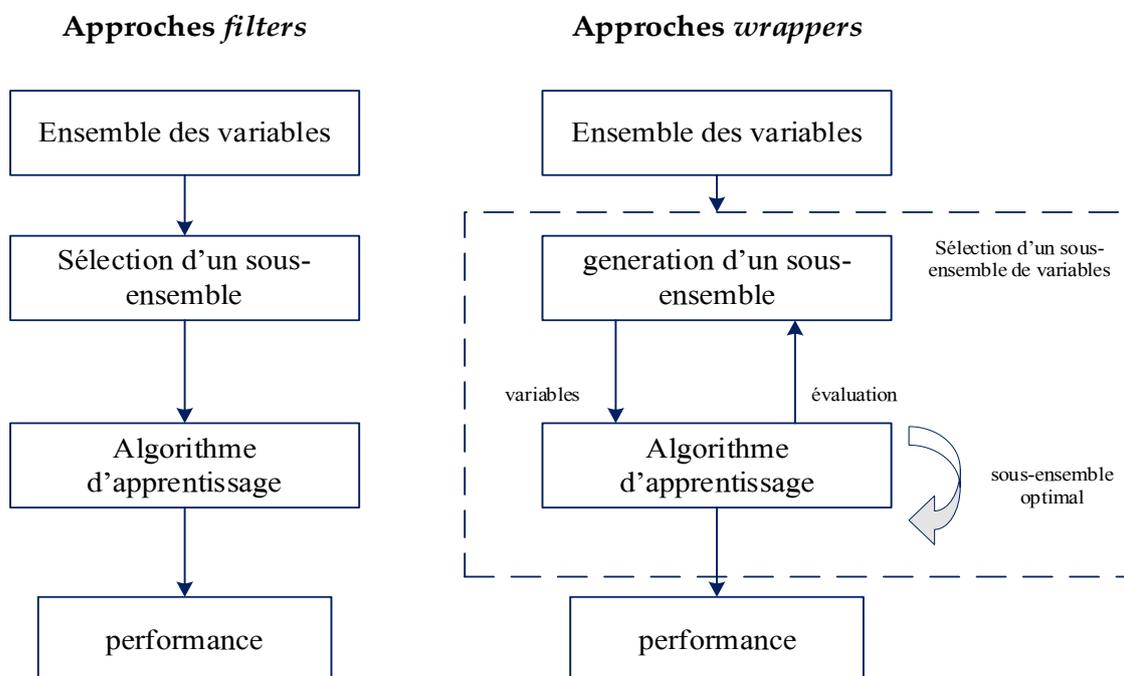


Figure 2.8 - Approches de la sélection de sous-ensembles de variables (filtre et wrapper) basées sur l'intégration ou non d'un algorithme d'apprentissage (Liu & Motoda, 1998)

Méthodes filtres

Les méthodes filtres utilisent les propriétés statistiques intrinsèques des données pour filtrer les moins informatives, ceci est entrepris avant l'étape de classification. Ainsi, la sélection des caractéristiques est indépendante de l'apprentissage du classificateur et repose sur diverses mesures des caractéristiques générales des données d'apprentissage telles que le classement des caractéristiques, la distance interclasse, la distance probabiliste et la dépendance probabiliste. Toutes ces mesures sont indépendantes du classificateur utilisé et elles ont l'avantage d'être souvent assez facile à mettre en œuvre mais, elles ont l'inconvénient que les hypothèses faites pour déterminer le chevauchement entre les distributions sont souvent grossières et il en résulte une mauvaise estimation de la discriminabilité.

Classement des fonctionnalités (*Feature ranking*) Les caractéristiques sont classées par une métrique. Celles qui n'atteignent pas un score prescrit sont éliminées. Ce classement univarié permet de fournir une méthode de filtrage simple pour supprimer les caractéristiques non pertinentes ou redondantes. Les approches les plus simples sont les mesures basées sur la corrélation. Elles sont faciles à calculer, ne nécessitent pas d'estimation des fonctions de densité de probabilité ni de discrétisation de caractéristiques continues.

Par exemple, le coefficient de corrélation de Pearson¹⁸ mesure le degré de corrélation linéaire entre deux variables. Pour deux variables X et Y de mesures $\{x_i\}$ et $\{y_i\}$ et de moyennes \bar{x} et \bar{y} respectivement, le coefficient de Pearson est donné par :

$$\rho(X, Y) = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{[\sum_i (x_i - \bar{x})^2 \sum_i (y_i - \bar{y})^2]^{1/2}} \quad (2.11)$$

Si deux variables sont complètement corrélées la valeur de ce coefficient sera : $\rho = \pm 1$, ce qui signifie que l'une est redondante et peut être supprimée. Cependant, les mesures de corrélation linéaire peuvent ne pas être en mesure de capter des relations non linéaires. Pour cela d'autres méthodes sont utilisées comme la notion d'information mutuelle ou l'incertitude symétrique (*Symmetrical uncertainty*). D'autres tests statistiques peuvent être utilisés pour estimer la pertinence des caractéristiques, tel que le *t*-test ou le test d'indépendance statistique χ^2 (khi-deux)¹⁹, Plus d'informations sur les tests statistiques peuvent être trouvées dans l'ouvrage ([Theodoridis & Koutroumbas, 2008](#))

Les mesures précédentes peuvent être utilisées pour classer les caractéristiques individuellement en fonction de leur pertinence. Cependant, certaines caractéristiques peuvent devenir pertinentes en complémentarité avec les autres ([Guyon I. , 2008](#)). Par conséquent, des critères de classement tenant compte de la complémentarité dans les combinaisons des variables sont nécessaires. Par exemple l'algorithme Relief introduit par ([Kira & Rendell, 1992](#)) puis amélioré et adapté au cas multiclasse sous le nom de ReliefF par ([Kononenko, 1994](#)). L'algorithme ReliefF est fondé sur un processus aléatoire qui estime la pertinence de chaque caractéristique à partir de ses plus proches voisins. L'algorithme ReliefF sélectionne au hasard une forme X_i , puis recherche ensuite k de ses voisins les plus

¹⁸ Karl Pearson, mathématicien britannique (27 mars 1857 – 27 avril 1936)

¹⁹ En statistique, le test χ^2 , est prononcé « khi-deux » ou « khi carré »

proches de la même classe, appelés (nearest hits) instances de réussite les plus proches H_j , ainsi que k voisins les plus proches de chacune des différentes classes, appelé (nearest misses) instances d'échec les plus proche $M_j(C)$. Il met à jour l'estimation de qualité $W[A_i]$ pour tous les indicateurs A_i en fonction de leurs valeurs pour X_i , H_j et $M_j(C)$.

La fonction $\text{diff}(A_i, X_1, X_2)$ calcule la différence entre les valeurs de l'indicateur A pour deux individus X_1 et X_2 . Elle est définie comme :

$$\text{diff}(A_i, X_1, X_2) = \frac{|\text{value}(A_i, X_1) - \text{value}(A_i, X_2)|}{\max(A_i) - \min(A_i)} \quad (2.12)$$

$$W[A] = W[A] - \frac{\sum_{j=1}^k \text{diff}(A_i, X_i, H_j)}{m.k} + \frac{\sum_{C \neq \text{class}(R_i)} \left[\frac{P(C)}{1 - P(\text{class}(R_i))} \sum_{j=1}^k \text{diff}(A_i, X_i, M_j(C)) \right]}{m.k} \quad (2.13)$$

La contribution pour chaque classe des échecs est pondérée avec la probabilité a priori de cette classe $P(C)$ (estimée à partir de l'ensemble d'apprentissage). Puisque les contributions des succès et des échecs à chaque étape soient dans l'intervalle $[0, 1]$ et également symétriques, pour que les pondérations de probabilité des échecs totalisent 1. Comme la classe de résultats est manquant dans la somme, chaque pondération de probabilité est divisée par un facteur $1 - P(\text{class}(X_i))$ (qui représente la somme des probabilités pour les classes des échecs). L'ensemble du processus est répété m fois, où m est un paramètre défini par l'utilisateur.

Distance interclasse Une mesure des distances entre les classes est définie en fonction des distances entre les membres de chaque classe. Les matrices de dispersion sont parmi les mesures les plus populaires pour quantifier la façon dont les vecteurs formes se dispersent dans l'espace de représentation. En raison de leur riche signification physique, un certain nombre de mesures de séparabilité de classe sont construites autour d'eux. Trois de ces mesures sont les suivantes (Webb & Copsey, 2011):

$$J_1 = \frac{\text{trace}\{S_m\}}{\text{trace}\{S_w\}} \quad (2.14)$$

La trace est égale à la somme des valeurs propres, tandis que le déterminant est égal à leur produit. Ainsi, les grandes valeurs de J_1 correspondent également aux grandes valeurs du critère J_2 :

$$J_2 = \frac{|S_m|}{|S_w|} = |S_w^{-1} S_m| \quad (2.15)$$

Une variante de J_2 couramment rencontrée dans la pratique est :

$$J_3 = \text{trace}\{S_w^{-1} S_b\} \quad (2.16)$$

où S_m est la matrice de covariances du vecteur forme, S_w est la matrice de covariances intraclasse et S_b est la matrice de covariances interclasses.

$$S_m = S_w + S_b \quad (2.17)$$

Les valeurs élevées de J_1 , J_2 ou J_3 indiquent que les points de données dans l'espace de représentation ont une petite variance intra-classe et une grande distance inter-classe.

D'autres critères sont également définis en utilisant diverses combinaisons de S_m , S_w , S_b , avec des formulations «trace» ou «déterminant» (Fukunaga, 1991).

Les expressions des matrices de covariance intraclasse S_w et interclasse S_b , dans un problème à deux classes, sont données par :

$$S_w = \sigma_1^2 + \sigma_2^2 \quad (2.18)$$

$$S_b = (\mu_1 + \mu_2)^2 \quad (2.19)$$

En combinant S_w et S_b , on obtient le critère discriminant de Fisher (FDR, Fisher's Discriminant Ratio) :

$$FDR = \frac{(\mu_1 + \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (2.20)$$

Où μ_1 , μ_2 les moyennes et σ_1^2 , σ_2^2 les variances respectives associées aux classes 1 et 2.

Pour le cas multiclassés, le FDR est défini comme (Theodoridis & Koutroumbas, 2008):

$$FDR_M = \sum_i^K \sum_{j \neq i}^K \frac{(\mu_i + \mu_j)^2}{\sigma_i^2 + \sigma_j^2} \quad (2.21)$$

Où les indices i et j se réfèrent à la moyenne et à la variance correspondant à la caractéristique étudiée pour les classes ω_i et ω_j , respectivement.

Le critère de Fisher (FDR) est couramment utilisé pour quantifier le pouvoir discriminant des caractéristiques individuelles entre les classes. Le pouvoir de séparation d'une caractéristique est d'autant meilleur que le critère de Fisher qui lui est associé est grand.

Distance probabiliste Il s'agit du calcul d'une distance probabiliste ou d'une divergence entre les fonctions de densité de probabilité conditionnelle de deux classes.

La distance probabiliste mesure la distance entre deux distributions, $p(x|\omega_1)$ et $p(x|\omega_2)$. Pour évaluer la capacité d'une variable x à discriminer deux classes ω_1 et ω_2 , la divergence connue aussi sous le nom la distance probabiliste, peut être utilisée (Theodoridis & Koutroumbas, 2008) :

$$J_D(\omega_1, \omega_2) = \int [p(x|\omega_1) - p(x|\omega_2)] \log \left(\frac{p(x|\omega_1)}{p(x|\omega_2)} \right) dx \quad (2.22)$$

La valeur de la divergence J_D est maximale lorsque les classes sont disjointes, c'est-à-dire que le recouvrement entre les classes est minimal. D'autres mesures de distance peuvent être trouver dans (Chen, 1976). L'un des principaux inconvénients des critères de distance probabiliste est qu'ils nécessitent une estimation d'une fonction de densité de probabilité et son intégration numérique. Cela limite leur utilité dans de nombreuses situations pratiques.

Cependant, sous certaines hypothèses concernant la forme des distributions, les expressions peuvent être évaluées analytiquement. Les mesures de distance couramment utilisées se simplifient pour les distributions normales. Dans ce cas, la divergence devient :

$$J_D = \frac{1}{2} \text{trace}(\Sigma_1^{-1} \Sigma_2 + \Sigma_2^{-1} \Sigma_1 - 2I) + \frac{1}{2} \text{trace}(\mu_1 - \mu_2)(\Sigma_1^{-1} + \Sigma_2^{-1})(\mu_1 - \mu_2) \quad (2.23)$$

où I est la matrice identité, μ_1 et μ_2 les moyennes et Σ_1 et Σ_2 les matrices de covariances respectivement pour les deux classes ω_1 et ω_2 .

En supposant les matrices de covariance des deux distributions gaussiennes sont égales, $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$, alors la divergence est encore simplifiée à :

$$J_D = \text{trace}(\mu_1 - \mu_2) \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \quad (2.24)$$

Cette relation représente la distance probabiliste la plus connue, nommée distance de Mahalanobis. Dans un problème multiclassés, les mesures de distance par paires doivent être adaptées. Nous pouvons prendre comme fonction de coût J le chevauchement maximal sur toutes les mesures par paires :

$$J = \max_{i,j (i \neq j)} J(\omega_i - \omega_j) \quad (2.25)$$

Ou la moyenne des mesures par paires :

$$J = \sum_{i < j} J(\omega_i - \omega_j) p(\omega_i) p(\omega_j) \quad (2.26)$$

Dépendance probabiliste Les mesures de dépendance probabilistes, également appelées mesures d'association ou mesures de corrélation, sont des critères de sélection de caractéristiques multiclassés qui mesurent la distance entre la densité conditionnelle de classe et la fonction de densité de probabilité des caractéristiques (Ben-Bassat, 1982).

L'utilisation de mesures de dépendance pour l'évaluation des caractéristiques dans la RdF utilise les informations mutuelles de Shannon pour exprimer la dépendance entre les caractéristiques et les classes (Lewis, 1962). Cette mesure est donnée par :

$$R(x) = \sum_{i=1}^m \int P(x|\omega_i) \log \frac{P(x|\omega_i)}{P(x)P(\omega_i)} dx \quad (2.27)$$

Si $P(x|\omega_i)$ et $P(x)$ sont identiques, la distance entre les deux distributions est nulle. Ainsi, la caractéristique x et la variable classe ω_i sont indépendants. Si la distance entre $P(x|\omega_i)$ et $P(x)$ est grande, alors l'observation x dépend de la classe ω_i . Plus la distance est grande, plus la dépendance de x à la variable classe ω_i est grande. En notant $R(x_i)$ une mesure de dépendance entre la caractéristique x_i et ω_i qui représente la vraie classe, la caractéristique x_i est préférée à la caractéristique x_j si : $R(x_i) > R(x_j)$.

En pratique, l'application des mesures de dépendance probabilistes est limitée. En effet, cette approche ne peut pas écarter les variables redondantes, et d'autre part, même pour les classes

normalement distribuées, l'évaluation des distances analytiquement reste difficile car la distribution de $P(x)$ n'est pas souvent normale (Webb & Copsey, 2011).

Méthodes enveloppantes

Les méthodes enveloppantes (*Wrapper methods*) sont plus exigeantes en termes de calcul que les méthodes filtres. En effet, les sous-ensembles de caractéristiques sont évalués par leur performance de classification en utilisant un algorithme d'apprentissage. Donc, les sous-ensembles de caractéristiques sélectionnés par cette méthode sont bien adaptés à l'algorithme de classification utilisé, mais ils ne sont pas forcément valides pour d'autres classificateurs.

En général, les méthodes *wrapper* sont capables de sélectionner des sous-ensembles de caractéristiques de petite taille qui sont performants pour le classifieur utilisé. Usuellement, pour réduire le temps de calcul et pour éviter les problèmes de sur-apprentissage, la validation croisée est fréquemment utilisée. Cependant, le problème de la complexité de cette technique rend impossible l'utilisation d'une stratégie de recherche exhaustive. Uniquement, les méthodes de recherche heuristiques ou aléatoires peuvent être utilisées. De plus, la recherche devient de plus en plus irréalisable avec l'augmentation de la taille de l'ensemble initial de caractéristiques.

Bien que les méthodes *wrapper* ont tendance à donner de meilleures performances que les méthodes de filtrage (Kohavi & John, 1997). Cependant, il existe deux inconvénients majeurs qui limitent ces méthodes :

- La complexité et le temps de calcul nécessaire pour la sélection. L'inconvénient majeur de l'approche wrapper est le temps nécessaire pour la sélection des caractéristiques, il est nettement plus long que celui des approches de filtrage et d'autres approches de sélection de caractéristiques. L'utilisation d'un classifieur pour évaluer les sous-ensembles ainsi que les techniques d'évaluation (validation croisée par exemple) rendent les méthodes wrapper très coûteuses en terme de temps de calcul.
- La dépendance des caractéristiques sélectionnées par rapport au classifieur utilisée. La deuxième limitation de l'approche wrapper est que l'évaluation des caractéristiques se fait par un seul classifieur lors de la sélection. Chaque classifieur a ses spécificités et ses hypothèses. Ainsi le sous-ensemble sélectionné dépend souvent du classifieur utilisé.

Méthodes intégrées

Contrairement aux méthodes wrapper, les méthodes intégrées (*embedded methods*) incorporent la recherche de l'ensemble optimal à la conception du classifieur lors du processus d'apprentissage. D'une part, l'approche dépend du classifieur comme dans les méthodes wrapper, et d'autre part, elle peut être considérée comme une recherche dans l'espace combiné des sous-ensembles de caractéristiques et des modèles de classifieurs. Comme exemples des méthodes intégrées on trouve, les arbres de décisions (*Decision tree*) (Webb & Copsey, 2011), l'algorithme *AdaBoost* (ou *adaptive boosting*) (Freund & Schapire, 1996) et l'approche basée sur l'élimination récursives des caractéristiques avec les Supports Vector Machines *RFE-SVM* (*Recursive Feature Elimination with Support Vector Machine*) (Guyon, Weston, Barnhill, & Vapnik, 2002).

Dans les méthodes wrapper, la base d'apprentissage est généralement divisée en deux parties : une base d'apprentissage et une base de test pour valider le sous-ensemble de caractéristiques sélectionnées. Cependant, les méthodes intégrées peuvent se servir de tous les exemples d'apprentissage pour établir le système sans étape de validation. Cela constitue un avantage qui peut améliorer les résultats. En plus, ces méthodes seraient bien plus avantageuses en terme de temps de calcul par rapport aux approches wrapper et seraient robustes face au problème de sur-apprentissage.

2.4.3.3 Critère d'arrêt

Le critère d'arrêt est nécessaire pour arrêter la recherche et définir le sous-ensemble de caractéristiques sélectionnées. En fait, les résultats de la procédure de sélection dépendent fortement du critère d'arrêt choisi. En pratique, il existe plusieurs solutions pour choisir un critère d'arrêt. Pour les méthodes de filtrage, le critère d'arrêt le plus utilisé est basé sur l'ordre d'importance des caractéristiques, classées selon leur pertinence. Celles qui atteignent un score prescrit seront sélectionnées et utilisées par un classifieur. Pour les méthodes enveloppantes (wrapper), la procédure de recherche peut être arrêtée lorsqu'il n'y a plus d'amélioration de performance de classification. C'est-à-dire, le sous-ensemble actuel est le meilleur. Un critère d'arrêt pour les méthodes intégrées est de continuer la recherche jusqu'au moment où un seuil de performance dépasse un certain seuil défini par l'utilisateur.

2.4.4 Synthèse et recommandations sur la réduction de la dimensionnalité

Pour conclure, on peut dire que réduire la dimensionnalité, permet :

- de faciliter la visualisation des données,
- de réduire les coûts de calcul, de stockage et d'acquisition des données,
- d'améliorer l'apprentissage en construisant des modèles moins complexes, en éliminant les caractéristiques non pertinentes qui pourraient fausser les prédictions et en réduisant le problème de malédiction de la dimensionnalité.

Les méthodes de sélection de caractéristiques wrapper et méthodes intégrées sont liées au type de classifieur tandis que les approches de filtrage sont indépendantes de la classification. Les principales conclusions qui peuvent être tirées du processus de la sélection de caractéristiques sont les suivantes :

- Les méthodes de filtrage sont les plus efficaces en termes de calcul.
- Les méthodes de sélection liées au type de classifieur (wrapper/méthodes intégrées) offrent des performances améliorées par rapport aux méthodes de filtrage.
- Les méthodes intégrées dont la sélection des caractéristiques fait partie intégrante du classifieur, sont susceptibles de fournir des performances optimales.
- La validation croisée est fortement préconisée dans le cadre du processus de sélection des caractéristiques car la moyenne des modèles fournit une solution plus robuste.

En pratique, lors de la mise en œuvre de la réduction de dimensionnalité, il y a plusieurs questions qui se posent généralement sur le choix des méthodes appropriées pour la sélection et/ou l'extraction de caractéristiques à des fins d'analyse exploratoire des données ou de classification. Le choix des méthodes à utiliser n'est pas facile, il se fait généralement en fonction du nombre de variables disponibles et de l'ordre de grandeur de la réduction à obtenir.

Les méthodes de sélection présentent un avantage important par rapport aux méthodes d'extraction. En effet, bien que les méthodes d'extraction présentent l'avantage d'être moins coûteuses en temps de calcul. Néanmoins, la projection change la nature et la description physique des caractéristiques. Pour cette raison, si des explications sont nécessaires sur les caractéristiques utilisées dans un classifieur, le processus de sélection, par opposition au processus d'extraction, est recommandé pour la réduction de dimension.

Dans leur ouvrage ([Webb & Copsey, 2011](#)) donnent quelques recommandations sur l'utilisation des méthodes de sélection et d'extraction de caractéristiques :

- Pour la sélection des caractéristiques, les critères probabilistes d'estimation de la séparabilité des classes sont compliqués, impliquant l'estimation des fonctions de densité de probabilité et leur implémentation numérique. Par conséquent, l'utilisation des éléments suivants est préconisée :
 - Les mesures probabilistes de distance car elle suppose que les distributions sont normales. Cela présente un avantage lorsqu'une caractéristique supplémentaire est incluse. Cela réduit la quantité de calcul dans certains des algorithmes de recherche d'ensemble de caractéristiques.
 - La mesure de distances interclasses $J1$ à $J3$ et FDR.
 - Utilisez une méthode intégrée ou wrapper.
 - Mettre en œuvre la sélection en employant la validation croisée, où une méthode robuste de conception de classifieur, intégrant la validation croisée.
- Pour l'extraction de caractéristiques, quel que soit le type de données à traiter, Il est recommandé :
 - de commencer toujours par l'approche la plus simple qui est l'ACP. Cela donnera une première appréciation si les données se trouvent sur un sous-espace linéaire dans l'espace couvert par les caractéristiques ainsi que l'affichage des données, sur les deux ou trois premières composantes principales, peut révéler une structure intéressante et inattendue.
 - d'appliquer l'ACP pour l'extraction de caractéristiques en particulier lorsque la dimensionnalité est élevée. Pour déterminer le nombre de composantes principales à retenir, une heuristique simple est généralement préférée.
 - d'utiliser l'analyse discriminante linéaire pour une représentation à dimension réduite dans le cas où les données sont étiquetées par classe.
 - de privilégier les approches non linéaires basées sur la méthode de MDS, qui sont simples à mettre en œuvre, s'il existe une structure non linéaire dans les données.

2.5 Méthodes de classification

Nous avons introduit dans la section précédente (2.4) les différentes techniques couramment utilisées pour sélectionner les caractéristiques les plus pertinentes qui permettent de représenter efficacement l'ensemble des caractéristiques initiales. Dans le cadre des problèmes de détection et de diagnostic de pannes utilisant des données de vibration, l'étape suivante est la classification. La classification est une tâche d'apprentissage supervisé typique, c'est-à-dire que les données d'apprentissage $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ ainsi que leurs étiquettes correspondantes Y

$\in \{c_1, c_2, \dots, c_M\}$ sont utilisées ensemble pour effectuer l'apprentissage et l'optimisation des paramètres du modèle de classification d'intérêt. Ensuite, le modèle de classification entraîné peut prédire, pour une entrée X_i quelconque, la valeur correcte de la cible ou de la classe c_i . Si les caractéristiques sont soigneusement conçues et que les paramètres des classificateurs sont précisément réglés, il est possible d'obtenir des performances de classification élevées.

La littérature montre l'existence d'une panoplie de méthodes de classification, à titre d'exemples : les k-plus proches voisins (k-NN, *k Nearest Neighbor*) (Duda, Hart, & Stork, 2012) ; les modèles hiérarchiques comme les arbres de décision (DT, *Decision trees*) (Quinlan, 1986) et les forêts aléatoires (RF, *Random Forests*) (Breiman, 2001); les modèles basés sur les probabilités comme la classification naïve de Bayes (Rish, 2001) et la classification par régression logistique (LR, *Logistic Regression*) (Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant, 2013); les supports vecteurs machines (SVM, *Support Vector Machines*) (Cortes & Vapnik, 1995); les réseaux de neurones artificiels (ANN, *Artificial Neural Networks*) (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996) et les réseaux de neurones profonds (DNN, *Deep Neural Networks*) (Schmidhuber, 2015).

Dans la suite, nous présentons les algorithmes de classification les plus répandus dans le domaine de diagnostic des défauts des machines tournantes, tels que :

- Les méthodes statistiques paramétriques qui font usage des lois de probabilités a priori des classes, supposées connues, ou estimées sur une base d'apprentissage comme la classification naïve de Bayes.
- Les méthodes statistiques non paramétriques, telles les k-PPV (k Plus Proches Voisins).
- Les Réseaux de Neurones (RN). Ces derniers permettent d'approcher des frontières non-linéaires. Moyennant une phase d'apprentissage, pouvant être longue (choix de la structure : nombre de couches cachées, convergence). Ils autorisent des classifications extrêmement rapides en phase d'utilisation.
- Les méthodes analytiques qui procèdent par un calcul direct des frontières, linéaires ou non-linéaires, entre classes tels que les *Supports Vecteurs Machines* (SVM).

2.5.1 Classifieur Bayésien naïf

Un classifieur Bayésien naïf est basé sur une approche probabiliste (Rish, 2001) employant la règle de Bayes²⁰ :

$$\overbrace{P(C|X)}^{\text{postérieure}} = \frac{\overbrace{P(C)}^{\text{antérieure}} \overbrace{P(X|C)}^{\text{vraisemblance}}}{\overbrace{P(X)}^{\text{évidence}}} \quad (2.28)$$

Étant donné une tâche de classification d'un vecteur forme inconnu X composé d'un ensemble d'indicateurs (x_1, x_2, \dots, x_d) , Y est la variable à prédire comportant M classes $\{C_1, C_2, \dots, C_M\}$. La règle de Bayes permet de calculer les probabilités conditionnelles, appelées probabilités a posteriori $P(C_i|X)$ qu'une observation X appartient à la classe C_i :

²⁰ Thomas Bayes, mathématicien britannique (1702 - 1761)

$$P(C_i|X) = \frac{P(C_i)P(X|C_i)}{P(X)} = \frac{P(C_i)P(X|C_i)}{\sum_{j=1}^M P(X|C_j)P(C_j)} \quad (2.29)$$

Où :

$P(X)$: la probabilité d'observer un vecteur forme X ; $P(X) = \sum_{j=1}^M P(X|C_j)P(C_j)$

$P(C_i)$: la probabilité a priori que l'individu appartienne à la classe C_i ,

$P(X|C_i)$: la probabilité d'observer le vecteur X sachant que la classe est C_i .

La règle bayésienne d'affectation optimale revient à maximiser la probabilité a posteriori d'appartenance aux classes. Sachant que les dénominateurs étant les mêmes pour toutes les classes et qu'ils ne dépendent pas de la classe C_i . Les probabilités calculées servent à sélectionner la classe la plus probable sachant un vecteur de caractéristiques donné. Donc, la classe estimée C_i est celle qui maximise la probabilité conditionnelle :

$$P(C_i|X) = \arg \max_{j=1, \dots, M} P(C_j) P(X_j|C_j), \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (2.30)$$

En d'autres termes, X est affecté à la classe C_i si :

$$P(C_i)P(X|C_i) > P(C_j)P(X|C_j), \quad \forall j \neq i \quad (2.31)$$

Où :

$$P(C_i|X) > P(C_j|X), \quad \forall j \neq i \quad (2.32)$$

En supposant l'indépendance entre les indicateurs. Par conséquent :

$$P(X|C_i) = \prod_{j=1}^d P(X_j|C_i), \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (2.33)$$

Techniquement, surtout lorsque le nombre de d'indicateurs est élevé, on utilise l'espace logarithmique puisque le produit des probabilités, nombreuses valeurs inférieures à 1, converge vers zéro. La règle d'affectation devient :

$$P(C_i|X) = \arg \max_{j=1, \dots, M} \{ \log (P(C_j)) + \sum_{j=1}^d \log P(X_j|C_j) \}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (2.34)$$

Le principal problème de cette approche statistique est l'estimation des densités de probabilité. En effet, elles conditionnent les performances, car si les probabilités *a priori* sont égales, alors les probabilités *a posteriori* dépendent totalement des vraisemblances des classes. Dès lors, si les vraisemblances sont égales (les variables ne sont pas discriminantes), alors les probabilités *a posteriori* dépendent cette fois-ci uniquement des probabilités *a priori*.

Pour éviter le problème d'estimation des densités, d'autres méthodes de classification, connues sous les noms d'approches discriminantes, ou directes, proposent une alternative intéressante. En effet, ce type de méthodes, comme les réseaux de neurones, permettent une estimation directe des probabilités *a posteriori*, sans passer par le calcul des probabilités *a priori* et surtout sans estimer les vraisemblances.

2.5.2 Les k plus proches voisins (k -ppv)

Les méthodes paramétriques sont basées sur l'existence des lois de probabilités régissant les observations et les classes. Toutefois si cette connaissance est incomplète, il est préférable d'orienter la procédure de décision vers l'estimation de la loi de probabilité ou de celle des probabilités a posteriori. Parmi les estimateurs usuels, on distingue l'estimateur de Parzen et l'estimateur des k - Plus Proches Voisins²¹ (k - ppv) (Zwingelstein, 1995).

Considérons l'ensemble d'apprentissage constitué des N vecteurs indépendants (X_1, X_2, \dots, X_N) , pour une tâche de classification de M classes. Ces vecteurs obéissent à la même loi $P(X|C_i)$. Pour estimer la densité de probabilité d'un point inconnu X à partir de l'ensemble d'apprentissage, une zone D de volume V est délimitée autour du point. Ainsi en comparant le nombre d'échantillons k appartenant à D par rapport à l'ensemble des N échantillons, on démontre que l'estimation de $P(X|C_i)$ prend la forme :

$$\hat{P}(X|C_i) = \frac{k}{NV} \quad (2.35)$$

Les deux paramètres k et V restent inconnus dans l'estimation non paramétrique. L'approche consiste alors à fixer un des deux paramètres et à calculer l'autre. Donc, deux approches sont possibles :

- méthode à base de noyau, connue sous le nom de noyau de Parzen (Parzen, 1962), qui fixe le volume V et compte le nombre d'observations k dans ce volume,
- méthode des k - plus proches voisins (k - ppv), qui fixe le nombre d'observations k et calcule le volume V contenant les k plus proches observations.

La méthode des k -plus proche voisin k - ppv (k -NN) est l'un des classifieurs les plus populaires. Malgré sa simplicité, il est souvent utilisé même dans les cas les plus élaborés. Le principe général de la méthode des k -ppv consiste à rechercher parmi l'ensemble d'apprentissage X , contenant l'ensemble des individus et leurs classes d'affectation, un nombre k d'individus parmi les plus proches possibles de l'individu à classer. Puis, l'individu est affecté à la classe majoritaire parmi ces k individus trouvés. Le nombre k est défini a priori par l'utilisateur et ne doit pas être un multiple du nombre de classes M . Autrement dit, pour deux classes, k devrait être un nombre impair afin d'éviter les égalités.

La méthode des k -ppv a l'avantage d'être très simple à mettre en œuvre et d'utiliser directement l'ensemble d'apprentissage. Elle ne fait aucune hypothèse a priori sur les données. La qualité de la discrimination par cette méthode dépend du choix du nombre k de voisins considérés. Il est cependant souvent nécessaire de faire varier ce nombre k pour obtenir les meilleurs résultats possibles. Un autre problème important de la méthode des k -ppv est qu'elle nécessite un espace mémoire très important pour stocker les données et pour faire les différents calculs dans la phase de classification. De plus, elle a l'inconvénient d'utiliser les distances (par exemple : une distance Euclidienne ou Mahalanobis) pour déterminer les voisins de l'individu à affecter, ce

²¹ En anglais, k Nearest Neighbor (kNN)

qui peut poser des problèmes si les dimensions à associer ne sont pas homogènes (Duda, Hart, & Stork, 2012; Dasarathy, 1991).

En général, les méthodes d'estimation non paramétrique ont besoin d'un nombre important d'observations. En effet, pour un grand nombre de vecteurs N (en théorie $N \rightarrow \infty$), plus k est grand, plus la performance du classificateur k -NN est proche du classificateur bayésien. Cependant, pour de petites valeurs de N , un k plus grand peut ne pas entraîner de meilleures performances (Theodoridis & Koutroumbas, 2008).

2.5.3 Les réseaux de neurones

Pour des problèmes complexes, une séparation linéaire est rarement suffisante pour obtenir de bonnes performances de classification. Des fonctions de décision plus avancées sont alors nécessaires, afin d'obtenir des frontières de décision non linéaires et parfois discontinues. On parle alors de régions de décision (Bishop C. M., 1995). Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)²², sont parmi les méthodes qui ont la capacité de bien s'adapter aux problèmes où les données sont non linéairement séparables.

Un réseau de neurones artificiels (RNA) est un modèle mathématique qui imite les neurones biologiques. Un neurone est une cellule biologique spéciale qui traite les informations. Il reçoit des signaux à l'aide de dendrites²³, traite les signaux reçus à l'aide d'un corps cellulaire (le noyau²⁴) et envoie des signaux à d'autres neurones à l'aide d'un axone²⁵ (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996). En fait, un RNA consiste souvent en une série d'algorithmes qui fonctionnent ensemble pour reconnaître les relations sous-jacentes dans un ensemble de données. Le premier modèle de neurones a été formulé par (McCulloch & Pitts, 1943). Il s'agissait d'un modèle de calcul d'unité de seuil binaire qui calcule une somme pondérée des signaux d'entrée (x_1, x_2, \dots, x_n) , et produit une sortie qui vaut 1 si la somme pondérée est supérieure à un seuil donné, sinon, il produit une sortie qui vaut 0. Ce modèle peut être représenté mathématiquement par l'équation suivante :

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n (w_i x_i - \tau)\right) \quad (2.36)$$

Où y est la sortie du neurone formel, $x_{i,(i=1 \dots n)}$ les signaux reçus par le neurone par les neurones i et w_{ij} les poids des interconnexions. La fonction $f(\cdot)$ appelée fonction d'activation et τ représente un seuil.

Le perceptron constitué d'un seul neurone (Figure 2.9), est le réseau le plus simple pour séparer les observations en deux classes. En effet, c'est un modèle de calcul qui transforme un ensemble de signaux d'entrée $X=(x_1, x_2, \dots, x_k)$ en une seule sortie en utilisant une structure de deux fonctions :

²² En anglais, Artificial Neural Networks (ANNs)

²³ Les dendrites : entrées du neurone

²⁴ Le noyau qui active les sorties en fonction des stimulations en entrée

²⁵ Les axones : sorties du neurone vers d'autres neurones ou fibres musculaires

- Une fonction de somme pondérée, qui est une fonction de valeur nette qui utilise les entrées et leurs poids correspondants pour produire une valeur (v) qui résume les données d'entrée de telle sorte que :

$$v = \sum_{i=1}^k (w_i x_i + b) \quad (2.37)$$

- Une fonction d'activation, qui transfère v dans la sortie du neurone de telle sorte que si le potentiel du neurone v dépasse le seuil introduit par la fonction d'activation $f(\cdot)$, alors la sortie $y(x)$ vaut 1, sinon -1. Dans la pratique, le seuil couramment utilisé est 0 :

$$y(x) = f(v) = \begin{cases} +1 & \text{si } v \geq 0, \\ -1 & \text{si } v < 0. \end{cases} \quad (2.38)$$

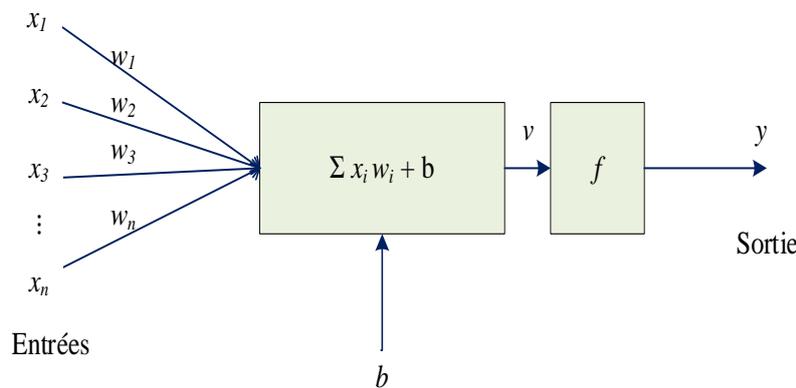


Figure 2.9 - Représentation d'un neurone formel

Un RNA est un groupe de neurones artificiels connectés. En fonction du type de connectivité entre ces neurones, différents types d'architectures peuvent être définis :

- Les réseaux en couches : Un réseau en couches organise ses neurones en couches hiérarchiques, ce qui implique une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Chaque couche se compose d'un certain nombre de neurones qui remplissent des fonctions spécifiques. Des exemples de réseaux en couches comprennent le réseau de neurones à réaction (Feed-Forward Neural Networks, FFNN)²⁶ et le perceptron multicouche (*Multi-Layer Perceptron*, MLP), qui contiennent une couche d'entrée, une à plusieurs couches cachées et une couche de sortie, et qui utilisent souvent une fonction de somme pondérée comme fonction nette et une fonction linéaire ou sigmoïde comme fonction d'activation; Les réseaux à base de fonctions radiales (*Radial Basis Function*, RBF), qui contiennent une couche d'entrée, une couche de base radiale cachée et une couche linéaire de sortie qui utilise une fonction gaussienne comme fonction d'activation (Lei, He, & Zi, 2009); et les réseaux de quantification vectorielle d'apprentissage (*Learning Vector Quantisation*, LVQ), qui ont une structure directe avec une seule couche de calcul de neurones où les neurones d'entrée sont connectés directement aux neurones de sortie (Kohonen, 1995).

²⁶ feed-forward (propagation avant) signifie tout simplement que la donnée traverse le réseau d'entrée à la sortie sans retour en arrière de l'information.

- Les réseaux de neurones rétroaction (Feedback network) : le réseau de rétroaction, également appelé réseau récurrent ou interactif, implique souvent des boucles dans le réseau. Des exemples typiques de réseaux de rétroaction comprennent les réseaux de neurones récurrents qui consistent à la fois en connexions de rétroaction et de rétroaction entre les couches et les neurones (Chow & Fang, 1998).

Nous nous intéresserons dans les sous-sections suivantes aux architectures neuronales les plus utilisées dans le domaine de la surveillance et le diagnostic industriel, basés sur les opérations de classification par apprentissage supervisé, en l'occurrence le Perceptron Multi Couches²⁷ (MLP) et les Réseaux à base de Fonctions Radiales²⁸ (RBF).

Le Perceptron Multi Couches (MLP)

La structure du réseau de neurones MLP, proposé par (Rumelhart & McClelland, 1987), est constitué de plusieurs couches successives : une couche d'entrée dont le nombre de neurones correspond au nombre d'indicateurs du VF, une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie dont le nombre de neurones correspond au nombre de classes (ou modes de fonctionnement). Chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante. En revanche il n'y a pas de connexion entre les neurones de la même couche (Figure 2.10). Le nombre de neurones dans la ou les couches cachées ne peut être fixé a priori et aucune loi n'est encore applicable pour sa détermination. Il est en général déterminé selon une procédure itérative, suivant les performances d'apprentissage et de test (Haykin, 1999). La couche cachée permet au réseau de modéliser des fonctions de décision complexes non linéaires entre n'importe quel espace d'entrée et de sortie.

La fonction d'activation des neurones est une fonction mathématique pour généraliser la gamme de sorties qu'un neurone pourrait produire. En fait, à des fins de calcul, la fonction d'un neurone pourrait être généralisée à n'importe quelle fonction mathématique par exemple, linéaire, identité, sigmoïde, tangente hyperbolique, etc.

Le processus dans chaque neurone du réseau MLP peut être représenté mathématiquement en utilisant l'équation suivante :

$$y(x) = f(v) = \sum_{i=1}^k (w_i x_i + b) \quad (2.39)$$

où y est la sortie, le neurone a k entrées, w_i est un poids correspondant à la $i^{\text{ème}}$ entrée x_i et b est un terme de biais. Ensuite, la valeur produite de chaque neurone est envoyée à chaque neurone dans la couche de sortie, qui agit comme une étape de classification. Afin de minimiser l'erreur entre la sortie du MLP et la sortie cible, de nombreuses métriques d'erreur peuvent être utilisées pour entraîner le MLP, par exemple l'erreur de classification minimale (*Minimum Classification Error*, MCE) ou l'erreur quadratique moyenne (*Mean Square Error*, MSE).

La phase de test consiste à mesurer les performances du réseau sur des exemples non appris dans la base d'apprentissage.

²⁷ MLP en anglais, Multi-Layer Perceptron

²⁸ RBF en anglais, Radial Basis Function

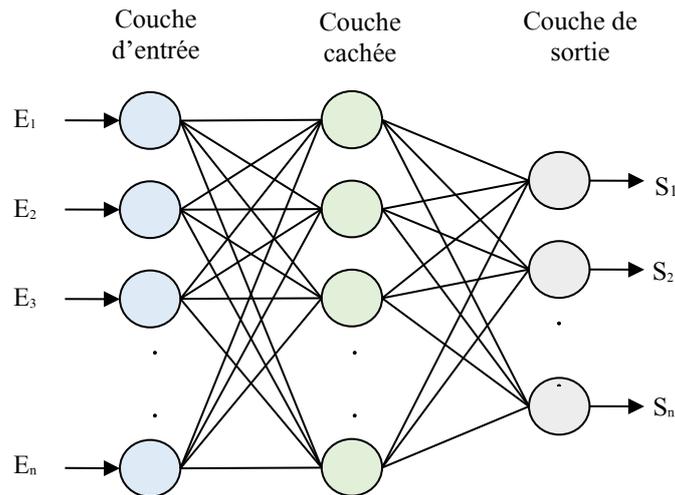


Figure 2.10 - Structure des réseaux MLP

Le réseau de neurones à fonctions de base radiales (RBF)

Le réseau de neurones à fonctions de base radiales (RBF) est un réseau de type *feed forward* en couches qui a la même structure que le MLP. Il est composé d'une couche d'entrée, une couche cachée qui contient les neurones RBF et une couche de sortie qui contient une fonction linéaire (Moody & Darken, 1989). Chaque couche est complètement connectée à la suivante. Chaque neurone RBF contient une gaussienne centrée sur un point de l'espace d'entrée. Pour une entrée x_i la sortie du neurone RBF est l'amplitude de la gaussienne en ce point. Supposons un problème de classification de M classe avec K neurones RBF cachés et M neurones de sortie. La forme générale de la fonction gaussienne est donnée par :

$$f(x) = e^{\left(-\frac{\|x-\mu_k\|^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (2.40)$$

où $\|x - \mu_k\|$ est l'activité du $k^{\text{ème}}$ neurone, μ_k est le centre du $k^{\text{ème}}$ neurone caché, et σ est la largeur des gaussiennes. Dans le réseau RBF, les neurones d'entrée transmettent les signaux d'entrée directement et ne sont pas pondérés, c'est-à-dire que chaque neurone caché (unité RBF) reçoit toutes les valeurs d'entrée inchangées. La sortie peut être calculée à l'aide de l'équation suivante :

$$y_M = \sum_{k=1}^K w_{k,c} f(x) \quad (2.41)$$

La méthodologie d'apprentissage du réseau RBF est basée sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error, MSE) entre le vecteur de sortie et le vecteur cible. Le processus d'apprentissage RBF comprend souvent deux étapes :

- définir les paramètres de la couche cachée, c'est-à-dire l'ensemble des centres et le nombre de nœuds cachés,
- déterminer les poids de connexion entre la couche cachée et la couche de sortie.

2.5.4 Les Machines à Vecteurs Supports (SVM)

Les Machine à Vecteurs de Supports²⁹ SVM (*Support Vector Machines* en anglais), proposée par Vapnik (Vapnik, 1998), est l'un des algorithmes de classification les plus puissants et les plus répandus (Widodo & Yang, 2007; Samanta, 2004; Bordoloi & Tiwari, 2014; Yuan & Chu, 2007). Le principe de base des SVM est de séparer deux classes avec un hyperplan optimal qui maximise la marge entre l'hyperplan séparateur (Figure 2.11).

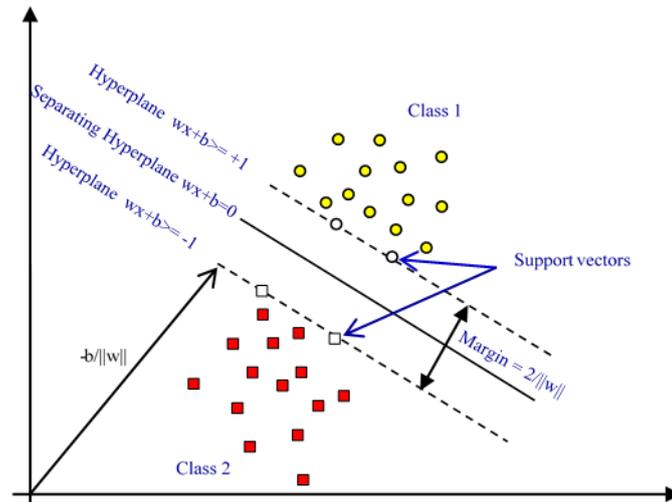


Figure 2.11- Séparation de deux classes par SVM

Pour décrire l'algorithme de SVM, considérons l'ensemble P qui entraîne le classifieur SVM:

$$P = (x_i, y_i), x_i \in R^m, y_i \in \{-1, 1\}_{i=1}^n \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.42)$$

Où x_i représente le vecteur d'entrée contenant m indicateurs, n représente le nombre d'échantillons de l'ensemble d'apprentissage, tandis que y_i est la sortie souhaitée ($y_i = 1$ pour la classe positive et $y_i = -1$ pour la classe négative)

Dans le cas de données linéairement séparables, l'hyperplan de séparation $f(x) = 0$ peut s'exprimer comme suit :

$$f(x) = w^T x + b = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b = 0 \quad (2.43)$$

Où w est un vecteur de poids et le scalaire b est le biais.

L'hyperplan séparateur doit satisfaire l'équation :

$$y_i f(x_i) = y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 1 \quad (2.44)$$

La distance euclidienne de tout point situé sur l'un des deux hyperplans est égale à $1/\|w\|$. Maximiser la marge $2/\|w\|$ équivaut à minimiser $\|w\|^2$. La solution sera trouvée après avoir résolu le problème d'optimisation quadratique suivant :

²⁹ Dans la littérature on peut trouver deux traductions en français des *Support Vector Machines* SVM : machines à vecteurs de support ou encore séparateurs à vastes marges.

$$\text{Minimiser} \quad \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (2.45)$$

$$\text{Sous les contraintes} \quad \begin{cases} y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \\ \xi_i \geq 0, \end{cases} \quad i = 1, \dots, n$$

Où C est une constante $C > 0$ nommée paramètre de régularisation et ξ est une variable de pénalité non-négative (slack variable en anglais)

En utilisant la méthode d'optimisation lagrangienne, l'équation ci-dessus peut être présentée comme :

$$\text{Maximiser} \quad W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i, x_j) \quad (2.46)$$

$$\text{Sous les contraintes} \quad \begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad i = 1, \dots, n$$

Pour le cas de la séparabilité non linéaire dans l'espace des caractéristiques, la fonction noyau est introduite dans la dernière équation afin de transformer les vecteurs d'entrée en un espace de caractéristiques de grande dimension, où la séparation linéaire est possible. Ainsi, le produit interne (x_i, x_j) de l'équation (2.46) est remplacé par une fonction noyau (*Kernel* en anglais) $K(x_i, x_j)$, comme le montre l'équation suivante :

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (2.47)$$

Enfin, sur la base de l'hyperplan optimal, la fonction de classification optimale peut être donnée comme suit :

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i,j=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b) \quad (2.48)$$

Les fonctions de noyau couramment utilisées dans les formulations de SVM sont : Fonction de base linéaire, polynomiale, sigmoïde et radiale (RBF), etc.

- Linéaire

$$k(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (2.49)$$

- Polynomiale

$$k(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d \quad \gamma > 0 \quad (2.50)$$

Où d est le degré du polynôme à déterminer par l'utilisateur

- Fonction de base radiale en anglais « Radial basic fonction » (RBF)

$$k(x_i, x_j) = \left(-\gamma \|x_i - x_j\|^2 \right), \quad \gamma > 0 \quad (2.51)$$

- Sigmoïde :

$$k(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r) \quad (2.52)$$

Où γ , r et d sont des paramètres de noyaux

- Gaussien :

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|\bar{x}_i - \bar{y}_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (2.53)$$

Où σ est l'écart type à déterminer par l'utilisateur

Les SVM multi classes

La discussion ci-dessus traite de la classification binaire où les étiquettes de classe ne peuvent prendre que deux valeurs : 1 et -1. En général, dans les machines tournantes, il existe plusieurs classes de défauts tels que des défauts d'engrenages, balourds mécaniques, désalignements, défauts de roulement, etc. Dans les engrenages aussi plusieurs défauts apparaissent comme l'usure des dents, dent partiellement ou complètement arrachée, fissure au pied d'une dent, etc. Par conséquent, une méthode multi-classes appropriée est nécessaire. Un certain nombre de méthodes possibles à cette fin sont les suivantes ([Chapelle, Haffner, & Vapnik, 1999](#)):

Modifier la conception des SVM pour incorporer l'apprentissage multi-classes directement dans l'algorithme de résolution quadratique, s'appuie sur la combinaison de plusieurs classificateurs binaires avec deux méthodes :

- Un contre un, qui applique des comparaisons entre les paires de classes
- Un contre tous, qui compare une classe donnée avec toutes les autres classes, etc.

Selon une étude comparative de Weston et Watkins ([Weston & Watkins, 1998](#)), la précision de ces méthodes est presque la même. Hsu et Lin ([Hsu & Lin, 2002](#)) ont fait une comparaison détaillée des différentes méthodes pour le SVM multi-classes et ont conclu que One-Against-One (OAO) est une approche compétitive.

2.6 Conclusion

Nous avons consacré ce présent chapitre aux techniques les plus courantes de diagnostic. Généralement, les méthodologies de surveillance sont divisées en deux groupes : méthodologies de surveillance avec modèle et sans modèle. Les premières se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement et utilisent habituellement les techniques de l'automatique. La deuxième catégorie de méthodologies est plus intéressante dès lors qu'un modèle de l'équipement est inexistant ou difficile à obtenir. Dans ce cas, on utilise les outils de la statistique et de l'Intelligence Artificielle. La fonction surveillance est alors vue comme une application de reconnaissance des formes. Les formes représentent le vecteur d'entrée composé par les différentes données de l'équipement (données mesurables et qualifiables) et les classes représentent les différents modes de fonctionnement.

La surveillance à base de modèles se compose essentiellement de deux techniques : les méthodes symboliques à base de modèles qualitatifs comme le graphe causal, AMDEC et arbres de défaillances ; et les méthodes internes à base de modèles quantitatifs telles que l'espace de parité (redondance analytique), l'estimation d'état et l'estimation paramétriques. D'autre part, les méthodes de surveillance sans modèle dites externes se divisent en deux catégories : méthodes utilisant des outils statistiques et méthodes de reconnaissance des formes. Les outils statistiques établissent des tests sur les signaux d'acquisition. Ces tests ne sont capables d'assurer que la fonction détection de défaillances. Par contre, les techniques de surveillance

par reconnaissance des formes sont plus élaborées par rapport aux simples tests statistiques et sont capables de détecter et de diagnostiquer les défaillances.

Le fonctionnement d'un système de diagnostic par Reconnaissance des Formes (RdF) se déroule en trois phases :

- Une phase d'analyse au cours de laquelle les informations, fournies par les capteurs implantés sur le système, sont analysées. Si ces informations sont sous formes de signaux, alors il est nécessaire d'en extraire des valeurs (ou caractéristiques) numériques. Ces caractéristiques, qui par ailleurs constituent le vecteur forme, doivent pouvoir décrire le comportement du système, et également sortir la définition précise des classes qui représenteront les différents modes de fonctionnement. La phase d'analyse est lourde en terme de calcul et nécessite toute la connaissance du système étudié pour rechercher les indicateurs adéquats par les méthodes de traitement adaptées. Par la suite, un intérêt particulier sera accordé à cette phase d'analyse qui représente l'extraction du vecteur forme.
- Une phase de choix du système de détection qui consiste à développer une règle de décision qui établira des frontières entre les différentes classes. La règle de décision décidera d'affecter ou non une nouvelle observation à l'une des classes connues.
- Une phase d'exploitation qui consiste à implémenter le système décisionnel qui proposera une solution pour toute nouvelle observation recueillie sur le système. La bonne exploitation du système décisionnel dépend de la pertinence du vecteur forme et des performances de la règle de décision.

Quelque soient les approches utilisées pour la mise en place du processus de diagnostic par reconnaissance des formes, il est primordial de justifier la robustesse du classifieur choisi. En effet des erreurs de diagnostic pourraient découler de mauvaises performances de la procédure de décision. De plus, les performances de la classification sont dépendantes (surtout en diagnostic) de la pertinence du vecteur de forme, autrement dit de la signature du système analysé.

Une fois la démarche de diagnostic par RdF définie. La suite de ce manuscrit sera consacrée à l'application des techniques de RdF pour le diagnostic des défauts des machines tournantes, en se basant sur différents types de signaux délivrés par les différents capteurs ou reconstruits et en utilisant les différents algorithmes de traitement mentionnés dans le premier chapitre.

Chapitre 3

Diagnostic à partir des signaux vibratoires

« Le meilleur moyen de réussir, c'est toujours d'essayer encore une autre fois »
Thomas Edison

Ce chapitre présente l'ensemble des travaux de diagnostic par reconnaissance des formes réalisés sur des bases de données universelles. Après une présentation détaillée des deux bancs d'essais et des conditions d'acquisition des signaux vibratoires caractérisant des défauts d'engrenages et de roulements, une étude complète sera menée pour la recherche des indicateurs afin de construire les vecteurs formes qui alimentent les classifieurs utilisés. Les indicateurs sont calculés en utilisant des méthodes de traitement du signal élémentaires mais qui s'avèrent être efficaces. Enfin, une étape de sélection des indicateurs les plus pertinents est utilisée pour permettre aux méthodes de classification d'avoir les meilleures performances dans la détection et l'identification des défauts des organes testés.

Sommaire

Chapitre 3.....	112
Diagnostic à partir des signaux vibratoires.....	112
3.1 Introduction.....	114
3.2 Procédure de classification.....	115
3.3 Boite de vitesses CH-46 d'un hélicoptère (Westland data).....	117
3.3.1 Présentation de la boite de vitesse CH-46 et des conditions d'essais.....	118
3.3.2 Recherche des signatures et Extraction d'indicateurs.....	122
3.3.3 Phase de détection.....	127
3.3.4 Phase d'identification.....	129
3.4 Signaux des roulements (Bearing Data Center).....	132
3.4.1 Présentation du banc et des conditions d'essais des roulements.....	132
3.4.2 Recherche des signatures et extraction d'indicateurs.....	133
3.4.3 Phase de détection.....	138
3.4.4 Phase d'identification.....	141
3.5 Conclusion.....	143

3.1 Introduction

L'objectif du système de diagnostic automatisé par Reconnaissance des Fromes (RdF) est, rappelons-le, de pouvoir identifier un mode déjà connu parmi les modes disponibles dans la base d'apprentissage. C'est aussi, et surtout, la possibilité de détecter les nouveaux modes de fonctionnement lorsque ceux-ci apparaissent et de pouvoir les intégrer dans la base de données après expertise. Cela est difficilement réalisable si la recherche de signature est basée sur un seul type d'analyse. Par exemple, si on choisit un seul type d'indicateur, temporel ou fréquentiel, et on suit leurs évolutions dans le temps, cela signifie qu'on ne surveille que les défauts dont l'apparition ou l'aggravation ont une incidence sur la valeur des indicateurs retenus. Autrement dit, l'apparition d'un défaut préalablement non envisagé et qui n'influent sur aucun des indicateurs de surveillance retenus, ne pourra pas être détectée. C'est pour cela que les paramètres du Vecteur Forme (VF) sont issus de divers types d'analyses.

Dans la littérature, de nombreux travaux ont été réalisés dans l'objectif de déterminer la signature des défauts d'engrenages et des roulements sur les signaux d'accélération. Ils ont permis de développer et de définir les principaux outils de traitement du signal adaptés pour le suivi de comportement des machines tournantes. Il s'agit principalement de l'analyse spectrale, l'analyse du signal de l'enveloppe ainsi que le calcul d'indicateurs scalaires tels que la valeur efficace, le facteur de crête et le Kurtosis...etc. L'ensemble des outils cités ne constitue pas une liste exhaustive de ceux développés en recherche. L'analyse temps-fréquence, telle que l'analyse par ondelettes ou la distribution de Wigner-Ville, et les statistiques cycliques d'ordre supérieur, ont été volontairement écartées dans cette étude, privilégiant principalement, les outils aux théories simples et au temps de calcul réduit.

Cependant, un ensemble donné d'indicateurs peut contenir des informations redondantes ou non pertinentes qu'il est intéressant de supprimer avant une éventuelle procédure de classification. En effet, il est important que dans l'espace de représentation où s'effectuera la classification, les défauts appartenant à la même classe soient les plus groupés possible et qu'à l'inverse, les défauts issus de classes différentes sont situés dans des régions distinctes de l'espace de représentation. De plus, la sélection d'un nombre réduit d'indicateurs pertinents pour représenter les signatures des défauts, présente plusieurs intérêts. Elle permet tout d'abord de réduire le temps de calcul et la complexité des algorithmes de classification mis en jeu. Elle permet aussi de passer outre le phénomène de malédiction de la dimension qui se manifeste lorsqu'on trace les performances du classifieur en fonction de la dimension de l'espace d'entrée et du nombre d'observations de la base d'apprentissage (Duda, Hart, & Stork, 1997; Dubuisson, 1990).

Nous présentons dans ce chapitre une démarche de diagnostic par RdF à partir des signaux accélérométriques enregistrés, sur deux bancs d'essais en conditions stationnaires. Le premier ensemble de signaux étudié provient d'une boîte de vitesses CH-46 d'un hélicoptère de la marine américaine (Westland Helicopter Report. Pennsylvania State University). Le second ensemble de signaux étudié est recueilli sur un banc d'essais des roulements (The Case Western Reserve University - Bearing Data Center. Cleveland, Ohio. USA). A partir des signaux enregistrés, plusieurs techniques de traitement de signal adaptées à chaque type de défaut (défauts d'engrenages ou des roulements) sont utilisées afin de déterminer les Vecteurs Formes

(VFs) qui caractérisent les différents états de fonctionnement (classes). Toutefois, la pertinence des indicateurs qui composent le VF est bien souvent plus importantes, dans une procédure de diagnostic par RdF, que les méthodes de classification mises en jeu. Pour cette raison, un intérêt particulier sera accordé à la phase d'analyse qui représente l'extraction et la sélection du VF. Dans ce concept, l'Analyse en Composantes Principales (ACP) sera utilisée pour la visualisation des classes, le critère de Fisher sera utilisé pour la sélection d'indicateurs par ordre de pertinence et trois classifieurs: les K Plus Proches Voisins KPPV (*K Nearest Neighbors KNN*), les Réseaux de Neurones Artificiels RNA: Perceptron MultiCouches PMC (*Multilayer Perceptron MLP*) et les Séparateurs à Vaste Marge (*Support Vector Machines SVM*), qui permettront, d'une part, de ne conserver que les indicateurs les plus pertinents sélectionnés par le critère de Fisher, et d'autre part, la comparaison des performances de la classification.

Dans ce chapitre, la première partie sera réservée à la présentation détaillée de la procédure de classification utilisée. Dans la deuxième partie, après une présentation des deux bancs d'essais et des conditions d'acquisition des signaux vibratoires, une étude complète sera présentée sur la recherche des signatures, l'extraction d'indicateurs et la construction des VFs, suivie par les étapes de sélection et de réduction de la taille de ces VFs, validées par les performances des classifieurs utilisés, les KPPV, les MLP et les SVM.

3.2 Procédure de classification

Dans un système de diagnostic automatisé par RdF, il existe souvent plusieurs classes de fonctionnement, la classe sans défaut et une ou plusieurs classes avec différents types ou niveaux de défauts. Il est donc primordial de pouvoir non seulement détecter ces défauts (phase de détection), mais encore de les identifier (phase d'identification).

Pour cela, une démarche spécifique sera employée dans chacune des deux phases du diagnostic :

- La phase de détection, où la base d'apprentissage sera constituée de deux classes représentant les conditions normales et défectueuses. La classe des conditions défectueuses englobe dans ce cas les classes de fonctionnement avec les différents niveaux de défaut.
- La phase d'identification, où la base d'apprentissage sera constituée de toutes les classes de fonctionnement. Cette stratégie qui est globalisante, permet la discrimination entre toutes les classes simultanément (tous les modes de fonctionnement).

L'organigramme de la figure 3.1 montre un aperçu complet de la procédure de diagnostic utilisée. Après le prétraitement des signaux enregistrés sur les systèmes étudiés et l'extraction des indicateurs du VF initial, l'algorithme de sélection appelé Critère de Fisher est chargé de calculer le pouvoir séparateur de chaque indicateur. D'autre part, le VF doit permettre de distinguer clairement les différentes classes. De ce fait, la visualisation des classes dans le plan factoriel, obtenu par ACP, permet d'avoir une première idée du caractère discriminant des indicateurs choisis.

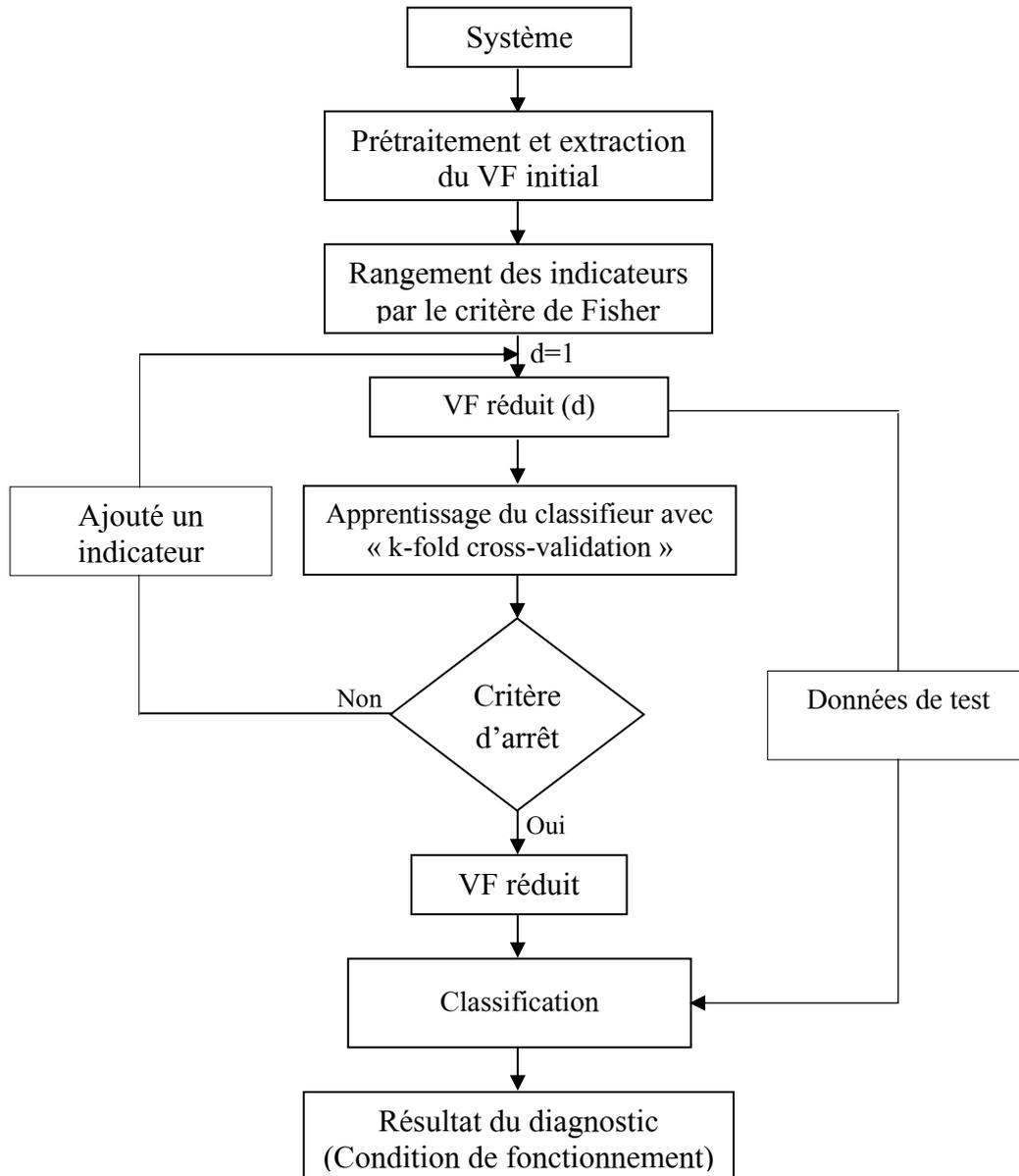


Figure 3.1 - Procédure de classification

L'obtention du nombre d'indicateurs optimal du VF réduit s'effectue de manière itérative. À partir du VF initial rangé par ordre de pertinence par le critère de Fisher. On commence la classification avec un VF réduit composé seulement du premier indicateur, puis, à chaque itération on ajoute l'indicateur suivant. Le processus de sélection est arrêté lorsque la performance³⁰ du classifieur atteint 100 %, ou bien reste fixe pendant plus de trois itérations. Trois méthodes de classification sont utilisées pour évaluer les performances des VFs initiale et réduit, à savoir la méthode des KPPV le MLP et les SVM.

Pour estimer les performances finales des trois méthodes de classification en ayant un faible biais et une faible variance, nous proposons d'appliquer la validation croisée (k fold cross validation, avec k=3), qui consiste, rappelons-le, à répartir la base de données de taille T en un

³⁰ Pourcentage d'exemples de la base de test correctement classés.

certain nombre d'ensembles k (des sous-échantillons disjoints, tirées au hasard). Puis on sélectionne un des k échantillons comme ensemble de test et les $(k-1)$ autres échantillons constitueront l'ensemble d'apprentissage. Puis on réitère l'opération en sélectionnant un autre échantillon de validation parmi les $(k-1)$ échantillons qui n'ont pas encore été utilisés pour le test. L'opération se répète ainsi k fois pour qu'en fin de compte chaque sous-échantillon ait été utilisé exactement une fois comme ensemble de test. La moyenne des k performances est enfin calculée pour estimer la performance globale du classifieur.

Par ailleurs, chaque méthode de classification utilisée nécessite quelques réglages :

- Pour la méthode des KPPV, le résultat final dépend du nombre de voisins choisis, ce dernier est déterminé de manière empirique, en le faisant varier de 1 jusqu'au nombre de vecteurs composant la plus grande classe. Ainsi le K offrant la meilleure performance est maintenu. Il faut noter que les cas de classification binaires, un nombre impair de K est utilisé pour éviter les ex-aequo, c'est à dire deux classes obtenant le même score. La distance utilisée est la distance Euclidienne.
- Les MLP utilisés sont du type feedforward, constitués de 21 neurones d'entrée, de N neurones de sortie (N représente le nombre de classes, une sortie par classe) et une seule couche cachée dont le nombre de neurones est déterminé itérativement en fonction des performances obtenues. L'architecture donnant les meilleurs résultats sur chaque base est retenue (une architecture différente pour chaque base d'apprentissage). Les fonctions d'activations des neurones de la couche cachée et de la couche de sortie sont respectivement, sigmoïde³¹ d'une forme tangente hyperbolique (*Hyperbolic tangent sigmoid*) et linéaire (*linear*) pour rendre l'apprentissage plus rapide. Finalement, l'algorithme d'apprentissage utilisé est celui de la technique de rétropropagation du gradient (*Backpropagation*) qui est la plus utilisée dans l'apprentissage des réseaux MLP du type feedforward pour réduire au minimum l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau.
- Les SVM utilisés ont une fonction noyau polynomiale quadratique (*quadratic polynomial kernel*). Pour les cas d'identification du défaut (nombre de classe supérieur ou égale à 3) l'approche utilisée est celle basée sur la combinaison d'un ensemble de classifieurs binaires : un contre un (*One Against One* (OAO)).

3.3 Boite de vitesses CH-46 d'un hélicoptère (Westland data)

Le premier ensemble de signaux que nous proposons d'étudier provient de l'instrumentation d'une boite de vitesse CH-46 d'un hélicoptère (*Westland Helicopter Report. Pennsylvania State University*) de la marine américaine, qui souhaite vérifier la possibilité d'appliquer de nouvelles méthodes de diagnostic automatisé pour la détection précoce des défaillances affectant les boites de vitesses, dont le but final est de créer un système embarqué de diagnostic fiable basé sur l'analyse vibratoire afin de mettre en place une stratégie de maintenance conditionnelle (Cameron B. , 1993).

De nombreuses études ont été réalisées sur ces signaux, les méthodes temps fréquences, temps échelle et l'analyses spectrale (Lau & Sherman, 2000; Williams & Zalubas, 2000; Loughlin,

³¹ Une fonction en forme de « S »

Cakrak, & Cohen, 2000), l'approche cyclostationnaire (Bouillaut & Sidahmed, 2001; Bouillaut L. , 2000; Raad & Sidahmed, 2002), la classification et le diagnostic (Zacksenhouse, Braun, Feldman, & Sidahmed, 2000; Rex, 1999; Meesad & Yen, 2000), l'analyse vibro-acoustique (Gelman, Kripak, Fedorov, & Udovenko, 2000).

3.3.1 Présentation de la boîte de vitesse CH-46 et des conditions d'essais

Le banc d'essais universel de Westland a été destiné pour le test de fatigue des boîtes de vitesses d'hélicoptère. Ce banc d'essais peut avoir jusqu'à trois entrées et a une sortie unique. Les entrées sont composées de 3 trois systèmes d'entraînement capable d'atteindre chacun une puissance de 3500 HP³² pour des vitesses allant jusqu'à 25000 tr/min. Le système est freiné par deux freins hydrauliques capables d'absorber jusqu'à 6000 HP (Cameron B. , 1993).

La figure 3.2 présente une photographie ainsi que le schéma général de ce banc d'essais avec une boîte de vitesse arrière CH-46 installée. Les deux entrées de la boîte de vitesses CH-46 sont couplées aux deux systèmes d'entraînement qui délivre une puissance de 3500 HP chacun. Le système est freiné par deux freins hydrauliques. Le premier pour charger la boîte de transmission arrière (vers le rotor de queue), le second est couplé sur l'arbre de synchronisation pour charger la boîte de vitesse avant (vers le rotor principale). Plus de détails sur le banc d'essais sont reportés en Annexe 2.

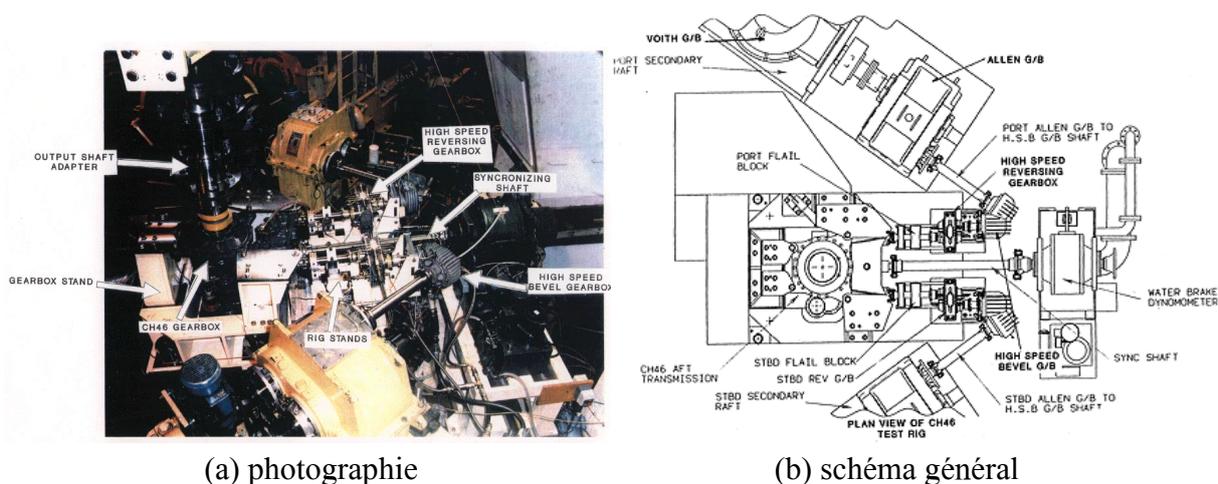


Figure 3.2 - Banc d'essais Westland

La partie la plus importante, qui permet d'analyser par la suite les données caractéristiques récoltées par Westland Hélicoptères, est la compréhension du fonctionnement de base de la boîte de vitesses elle-même. Principalement, les fréquences d'engrèvements³³ et les fréquences de résonance des pièces internes peuvent marquer les caractéristiques de vibration liées aux conditions de panne particulières. La figure 3.3 montre le schéma cinématique de la boîte de vitesses CH-46 énumérant ses roues dentées, leurs nombres de dents ainsi que les fréquences d'engrèvements. La fréquence de rotation de l'arbre d'entrée (*Helical Input Pinion 9*) (324,60 Hz) est réduite par le pignon (*Helical Idler Gear 8*) à 126,23 Hz. Ensuite, la vitesse de l'arbre est encore réduite par le couple d'engrenages (*Spur Pinion 7 / Collector Gear 6*) à 42,65 Hz, la roue dentée *collector Gear 6* est piloté par les deux entrées (gauche et droite). Ensuite, la

³² HP : horsepower, 1 HP = 745,699 watts

³³ Produit de la fréquence de rotation des arbres par le nombre de dents des engrenages

fréquence de l'arbre qui supporte la roue dentée (*Collector Gear 6*) (42,65 Hz) est de nouveau réduite par le train d'engrenages (*Spiral Bevel Pinion 5 / Spiral Bevel Gear 4*). La roue dentée (*Spiral Bevel Gear 4*) tourne à 17,60 Hz, et la fréquence de rotation est encore réduite à 4,40 Hz par une autre étape de réduction combinant (*Sun Gear 3, Planet Gear 2 et Ring Gear 1*). Le tableau 3.1 résume les fréquences d'engrèvements et de rotations des arbres de la boîte de vitesses (Cameron B. , 1993).

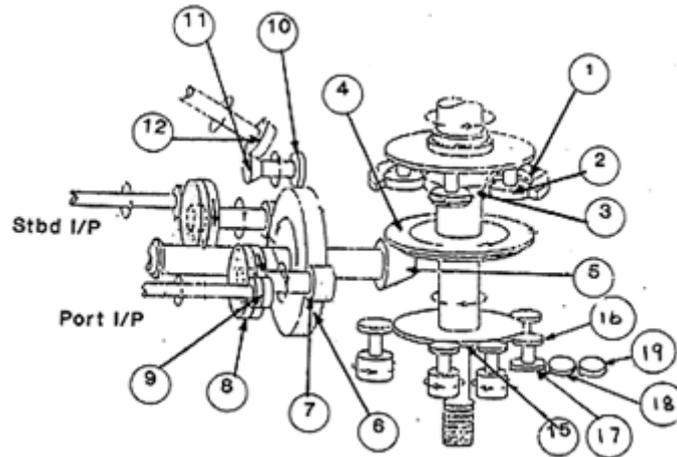


Figure 3.3 - Schéma simplifié de la boîte de vitesses CH-46

Éléments	Numéro	Fréquence de rotation (Hz)	Nombre de dents	Fréquence d'engrènement (Hz)
Helical Input Pinion	9	324,60	28	9088,8
Helical Idler Gear	8	126,23	72	9088,8
Spur Pinion	7	126,23	25	3155,75
Collector Gear	6	42,65	74	3155,75
Blower Spur Pinion	10	126,23	25	3155,75
Blower Bevel Gear	11	126,23	25	3155,75
Blower Pinion	12	101,80	31	3155,75
Quill Shaft		42,65	-	-
Spiral Bevel pinion	5	42,65	26	1108,90
Spiral bevel Gear	4	17,60	63	1108,90
Sun Gear	3		39	514,80
Planet Gear	2		39	514,80
Ring gear	1		117	514,80
Aux Drive Gear	15		130	2288
Accessory Drive Aft	16		20	2288
Rotor Position Drive	17		42	4804,8
Scavenge Pump Drive	18		64	4804,8
Optical Tach Drive	19		42	4804,8
Output Shaft		4,40	-	-

Tableau 3.1 - Fréquences de rotations et d'engrèvements

Nous disposons de signaux caractérisant le système pour sept défauts différents et d'un ensemble de données provenant du système sans défaut. Un seul composant défectueux a été introduit à la fois dans la boîte de vitesses pendant chaque essai.

Le tableau 3.2 récapitule les huit modes de fonctionnement disponibles, leur nature (écaillages, fissures, ...etc.) ainsi que les pièces concernées.

Numéro de défaut	Pièces concernées par le défaut	Description du défaut
1	Aucune	Sans défaut
2	2	Écaillage de la bague intérieure l' <i>Epicyclic Planet Gear</i> (défaut niveau 1 et 2)
3	5	Piqures et Écaillage du <i>Spiral Bevel Input Pinion Bearing</i> (défaut niveau 1 et 2)
4	5	Écaillage du pignon conique (<i>Spiral Bevel Input Pinion</i>), (défaut niveau 1 et 2)
5	9	Écaillage de l' <i>Helical Input Pinion</i> (défaut niveau 1 et 2)
6	8	Fissure de l' <i>Helical Idler Gear</i>
7	6	Fissure du <i>Collector Gear</i>
8	Arbre entre 5 et 6	Fissure du <i>Quill Shaft</i>

Tableau 3.2 - Description et positions des défauts

Pour chaque défaut huit accéléromètres (type Endevco 7259A) enregistrent, en différents endroits de la boîte de vitesse (Voir Annexe 3), les vibrations engendrées par le système. Les mesures sont effectuées à vitesse constante mais pour neuf couples différents. Le tableau 3.3 présente les données disponibles en fonction du couple et du défaut considéré. Le défaut numéro 9 correspond au système sans défaut.

Couple (%)	Type de défaut							
100	2	3	4	5	6	7	8	9
80	-	3	4	5	6	7	8	9
75	-	3	4	5	6	7	8	9
70	-	3	4	5	6	7	8	9
60	-	3	4	-	-	7	8	9
50	-	3	4	-	-	7	8	9
45	-	3	4	-	-	-	8	9
40	-	3	4	-	-	7	8	9
27	-	3	4	-	-	7	8	9

Tableau 3.3 - Données disponibles en fonction du couple et du défaut (- : non disponible)

Chaque signal comporte 412464 points échantillonnés à 103116 Hz représentant 4 secondes de temps. Dans la suite de cette section, nous nous limiterons à l'étude d'un seul défaut particulier: l'écaillage du pignon conique #5 (défaut #4).

Afin d'obtenir un nombre suffisant de signaux pour l'apprentissage et le test, chaque signal est découpé en trois tranches égales. Au total, nous disposerons de 72 signaux, soit 27, 18, et 27 signaux représentant respectivement les classes sans défaut, avec défaut niveau 1 et avec défaut niveau 2. Deux tiers seront utilisés dans la base d'apprentissage et un tiers dans la base de test, en appliquant la validation croisée (3-fold cross validation).

La figure 3.4 présente des photos de pignon sain et avec deux niveaux de dégradation, le niveau 1 est estimé à 4,5/10, alors que le niveau 2 est noté à 9/10). La figure 3.5 présente un schéma simplifié du système ainsi que la position de l'élément testé dans la boîte de vitesses.



Figure 3.4 - Les différents pignons utilisés

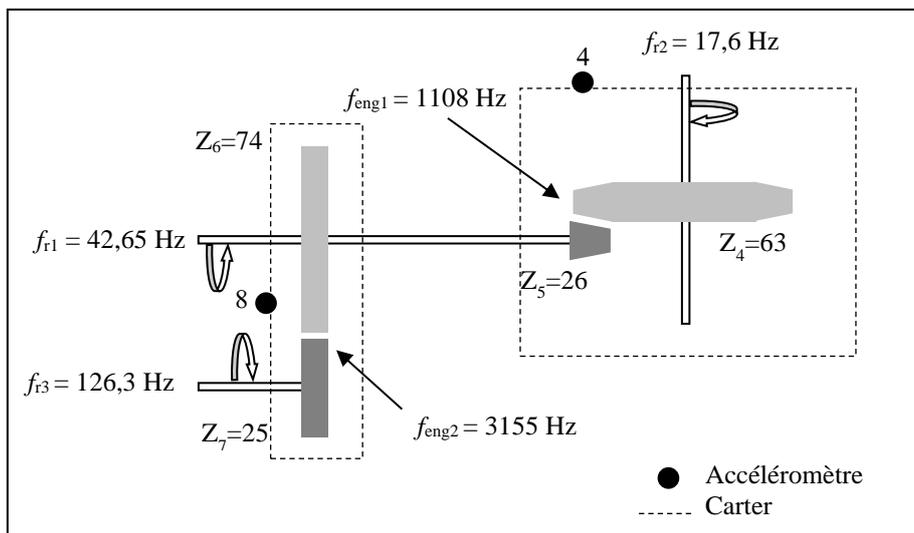


Figure 3.5 - Schéma simplifié du système

Nous avons en effet :

Fréquence d'échantillonnage :

$$f_e = 103116 \text{ Hz}$$

Nombre de points total :

$$N_T = 412464 \text{ points}$$

Les fréquences d'engrètements :

$$f_{eng1} = 1108,9 \text{ Hz et } f_{eng2} = 3155,8 \text{ Hz}$$

Nombre de dents du pignon conique 5 :

$$Z_5 = 26 \text{ dents}$$

Fréquence de rotation de l'arbre du pignon 5 :

$$f_{r1} = \frac{f_{eng1}}{Z_5} = \frac{1108,9}{26} = 42,65 \text{ Hz} \quad (3.1)$$

Le nombre de points par période :

$$N_p = \frac{f_e}{f_{r1}} = \frac{103116}{42,65} \cong 2418 \text{ points/période} \quad (3.2)$$

La période :

$$T = N_p \Delta T = N_p \frac{1}{f_e} = 93,87 \text{ ms} \quad (3.3)$$

3.3.2 Recherche des signatures et Extraction d'indicateurs

Les indicateurs du VF issus de divers types d'analyses (méthodes de traitement du signal), offre l'avantage de mieux caractériser les défauts ou les modes de fonctionnement. Nous allons lister, au cours des paragraphes suivants, les différents paramètres qui découlent des méthodes de traitement de signal.

- Données temporelles

L'analyse des signaux temporels recueillis par le capteur #4 pour un couple de 45%, nous permet de distinguer une différence entre les amplitudes des trois signaux représentés sur la figure 3.6. On remarque que la sévérité du défaut a une influence directe sur l'amplitude du signal.

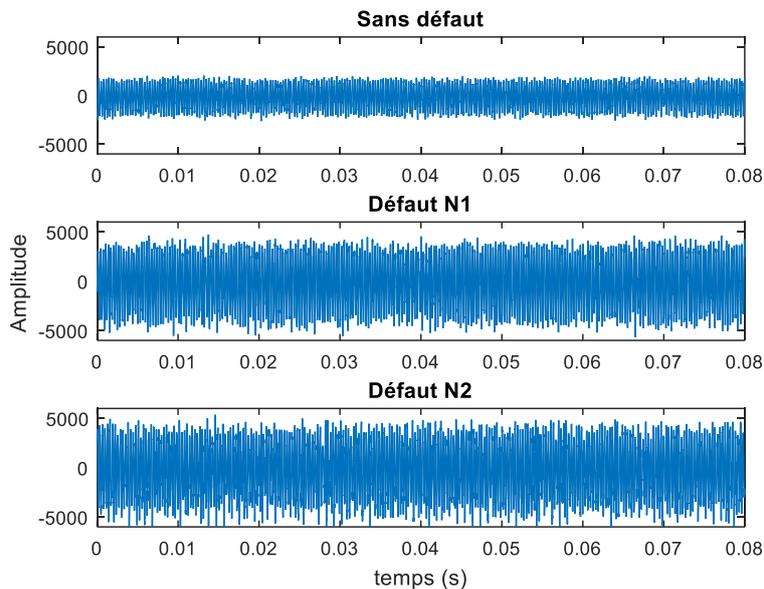


Figure 3.6 - Signaux temporels, couple 45%, pour différents états du pignon conique

En général, dans le domaine temporel seules les résonances centrées autour des fréquences caractéristiques du défaut, véhiculent les informations relatives à sa présence et qui se manifestent par des impulsions. Puisque le signal délivré par un accéléromètre est constitué de la réponse de nombreuses résonances, la mesure ou le calcul des indicateurs dans une bande fréquentielle étendue (large bande) réduit considérablement voir annule leur capacité à détecter l'existence de défauts induisant des chocs périodiques. La solution consiste à calculer ces indicateurs dans un certain nombre de bandes fréquentielles, ni trop étroites ni trop larges, définies en fonction des caractéristiques cinématiques de chaque machine (Boulenger & Pachaud, 2007; Flandrin P. , 1993; Bigret & Feron, 1995). Cette opération peut être facilement réalisée, grâce au calcul des indicateurs temporels du signal filtré passe-bande autour des résonances excitées préalablement identifiées dans le spectre du signal à analyser ou plus simplement dans des bandes fréquentielles issues de la décomposition de la bande d'analyse choisie en 4 sous bandes adjacentes.

Par conséquent, les indicateurs temporels sont calculés dans une bande totale de 6 kHz et dans des bandes fréquentielles adjacentes issues de sa décomposition en quatre sous bandes de 1,5 kHz de largeur chacune. Dans chaque bande, trois indicateurs sont calculés : la valeur efficace, le facteur de crête et le kurtosis.

- Données fréquentielles

Nous avons choisi de filtrer les signaux par un filtre passe bas à réponse impulsionnelle finie, généré par la fonction Matlab (`fir1`). Pour chaque enregistrement, nous disposons de signaux de 412464 points, échantillonnés à 103116 Hz. Chaque signal est découpé en trois tranches égales de 137488 points. Par filtrage, nous avons limité notre étude à une fréquence maximale de 6 kHz. Dès lors, le signal devient suréchantillonné, donc nous proposons de décimer les signaux par un facteur 5. Nous obtenons ainsi des signaux de 27498 points échantillonnés à une fréquence $f_e = 103116/5 = 20623$ Hz. Nous pouvons remarquer que la moitié de la fréquence d'échantillonnage reste supérieure à la fréquence maximale du signal analysé. Le théorème de Shannon ($f_e \geq 2f_{max}$) est donc bien vérifié.

Dans notre étude, les indicateurs du domaine fréquentiel sont calculés à partir de la densité spectrale de puissance (DSP) estimée par la méthode de Welch (Welch, 1967), qui est une version améliorée du périodogramme. La méthode de Welch permet de réduire la variance de l'estimation, par le calcul de la moyenne de plusieurs DSP réalisées sur plusieurs portions du signal original. Ces portions, appelées plus couramment segments et qui sont au nombre de 8 dans notre cas avec un recouvrement de 50% et une fenêtre de pondération de type Hamming (Bendat & Piersol, 1986; Harris, 1978; Esnault, 2009).

La figure 3.7 montre les DSP superposés des signaux sans et avec défaut (niveau 1 et 2) sur le pignon conique. Nous pouvons remarquer la présence des raies qui représentent les deux fréquences d'engrènement f_{eng1} et f_{eng2} . On constate aussi que l'énergie des spectres et des composantes caractéristiques est différente. Cet écart d'amplitude est essentiellement dû à la présence et à la sévérité du défaut.

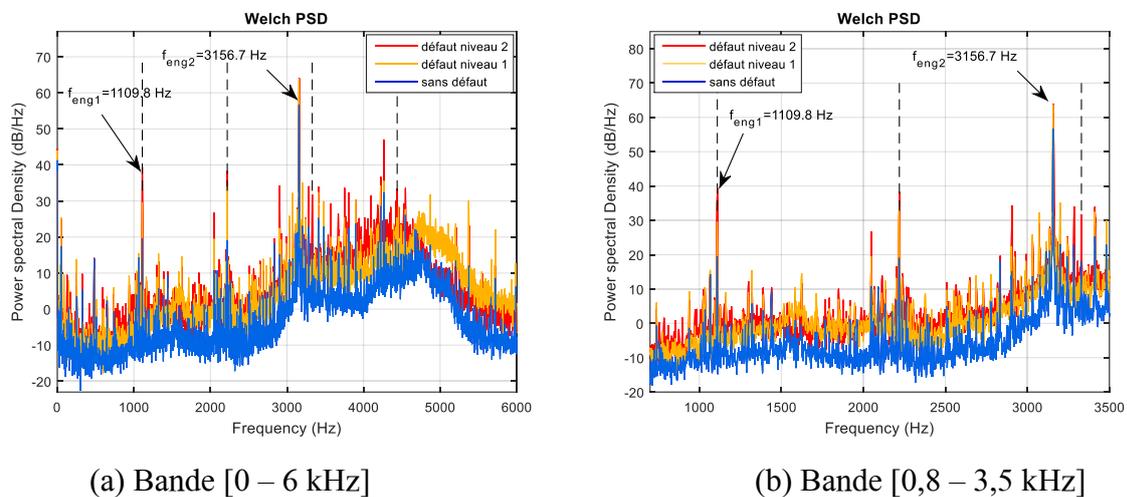


Figure 3.7 - Densité spectrale de puissance (DSP) des différents signaux. Couple 45%

Un zoom autour des deux premières harmoniques de la fréquence d'engrènement f_{eng1} (Figures 3.8 (a) et (b)), permet de voir les bandes latérales espacées d'environ 42,7 Hz, qui est la valeur de la vitesse de rotation de l'arbre f_{r1} , ce qui caractérise les phénomènes de modulation rencontrés dans les transmissions de puissance par engrenages.

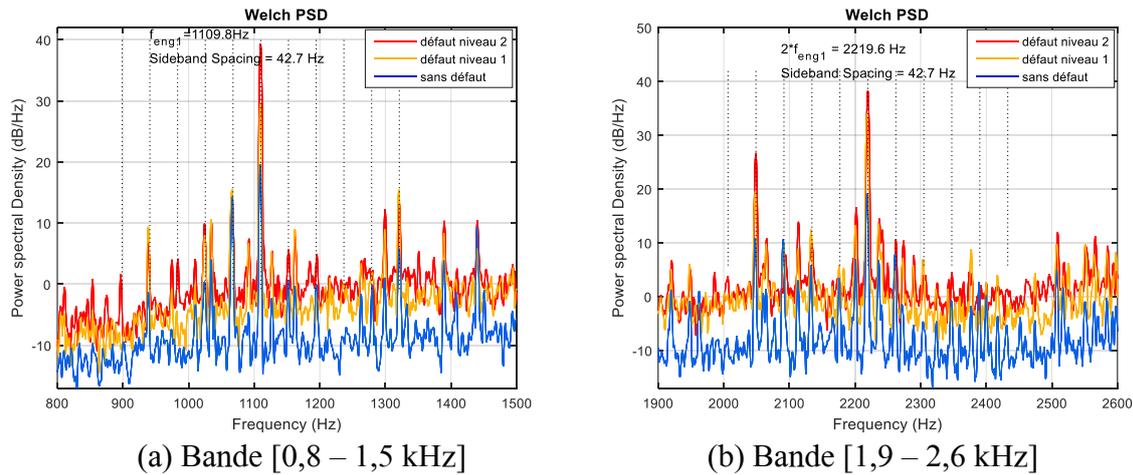


Figure 3.8 - DSP après décimation et filtrage. Couple 45%

Naturellement, les amplitudes des fréquences d'engrètements et des bandes latérales présentent des avantages considérables dans la détection des défauts des engrenages (Rzeszucinski, Sinha, Edwards, Starr, & Allen, 2012; Vecer, Kreidl, & Smid, 2005; Zappalá, Tavner, Crabtree, & Sheng, 2014). Néanmoins, le prélèvement automatique de ces amplitudes n'est pas toujours facile voir même impossible, à cause du changement de localisation fréquentielle dû aux conditions de vitesses qui ne sont pas reproductibles, d'un essai à l'autre, à leur valeur nominale malgré un asservissement, ce qui est représentatives de conditions réelles d'analyse sur machines tournantes. Pour cette raison et afin de prélever des indicateurs fréquentiels de manière automatisée, nous avons donc fait le choix de calculer les énergies dans différentes bandes autour des fréquences caractéristiques. Ainsi, nous avons calculé l'énergie dans la bande totale d'analyse (6 kHz) et les énergies dans des bandes fréquentielles de différentes largeurs :

- Dix bandes latérales de chaque côté autour de f_{eng1} et $2 * f_{eng1}$,
- Une bande latérale de chaque côté autour de f_{eng1} et $2 * f_{eng1}$,
- Dix bandes latérales à gauche de f_{eng1} à dix bandes latérales à droite de $2 * f_{eng1}$.

Nous avons évité de prélever les énergies autour de la troisième harmonique de f_{eng1} , car elle est proche de f_{eng2} , donc elle contient à la fois les informations relatives à l'engrènement du pignon conique testé et celles relatives à la roue dentée (*Collector Gear 6*).

3.3.2.1 Vecteur forme

Pour le pignon conique #5 (défaut #4), on a trois classes de fonctionnement, elles sont représentées sur le tableau 3.4.

La signature du système est définie par un Vecteur Forme (VF) de vingt-un indicateurs. Un panorama complet de l'ensemble de ces indicateurs est présenté sur le tableau 3.5. Cependant, quelques-uns de ces indicateurs risquent d'être non pertinents ou redondants selon l'ensemble d'apprentissage à définir. La taille du VF est donc revue à la baisse grâce à la sélection de paramètres par le critère de Fisher.

Etiquette	Mode de fonctionnement (classes)	Taux de couple (%)
1	Sans défaut	27, 40, 45, 50, 60, 70, 75, 80, 100
2	Défaut #4, pignon 5 – niveau 1	27, 40, 45, --, --, 70, --, 80, 100
3	Défaut #4, pignon 5 – niveau 2	27, 40, 45, 50, 60, 70, 75, 80, 100

Tableau 3.4 - Modes de fonctionnement, (-- signaux non disponibles)

α_i	Domaine	Dénomination		Symbole
1	Temporel	Bande 0 – 1,5 kHz	Valeur efficace 1	Vef 1
2			Facteur de crête 1	Fc 1
3			Kurtosis 1	K 1
4		Bande 1,5 – 3 kHz	Valeur efficace 2	Vef 2
5			Facteur de crête 2	Fc 2
6			Kurtosis 2	K 2
7		Bande 3 – 4,5 kHz	Valeur efficace 3	Vef 3
8			Facteur de crête 3	Fc 3
9			Kurtosis 3	K 3
10	Fréquentiel	Bande 4,5 – 6 kHz	Valeur efficace 4	Vef 4
11			Facteur de crête 4	Fc 4
12			Kurtosis 4	K 4
13		Bande totale 0 – 6 kHz	Valeur efficace 5	Vef 5
14			Facteur de crête 5	Fc 5
15			Kurtosis 5	K 5
16	Fréquentiel	Energie dans la bande 683 – 1533 Hz		B 1
17				B 2
18				B 3
19				B 4
20				B 5
21				B tot

Tableau 3.5 - Description du vecteur forme

3.3.2.2 Visualisation par ACP du VF initial

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est une technique introduite par (Pearson, 1901), elle permet la présentation des données dans des sous-espaces vectoriels de plus faible dimension préservant au mieux la distribution des observations telle que la variance, des observations projetées, est maximisée (Hotelling, 1933).

En effet, la visualisation par ACP de la base de données, dont les éléments sont définis par le VF choisi, permet d'appréhender les différentes classes présentes, d'en déduire de précieuses indications sur leur disposition et plus particulièrement, elle fournira une première appréciation de leur séparabilité (Jolliffe I. T., 2002; Bishop C. , 2006; Saporta, 2006).

La figure 3.9 montre la position et la forme des trois classes (sans défaut, défaut niveau 1 et défaut niveau 2) dans un espace de dimension 3, constitué des 3 premières composantes principales à partir du vecteur forme initial. En effet, les classes sont plutôt bien distinctes. Cette constatation prouve une certaine pertinence du VF défini. Cependant, la classe du 2ème niveau de défaut est trop dispersée ce qui implique un risque possible d'erreur lors de la classification de nouvelles observations.

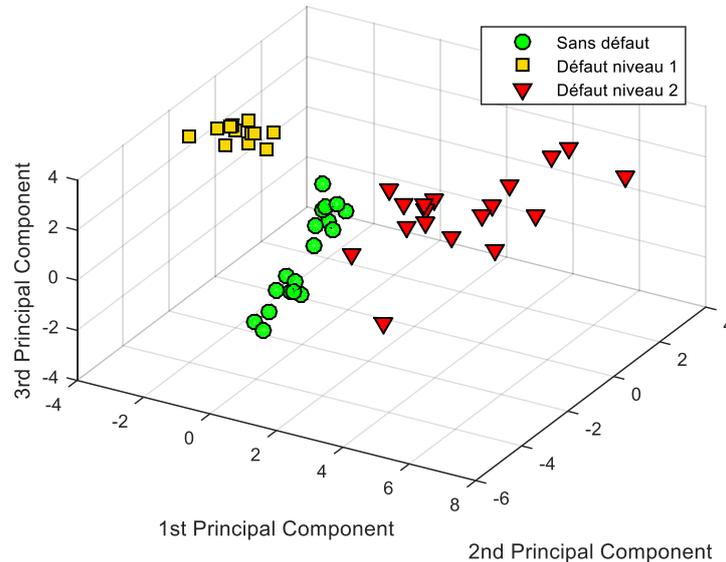


Figure 3.9 - Diagramme de dispersion (ACP) à partir du VF initial

L'analyse de la contribution des valeurs propres permet de quantifier le pourcentage d'inertie après projection dans l'espace réduit. Ces données sont disponibles sur le tableau 3.6. Le pourcentage d'inertie cumulé par les trois premiers axes factoriels, montre que 79,37 % de l'information a été conservée lors de la projection.

	F1	F2	F3	F4	F5
Valeur propre	8,32	5,48	2,87	1,54	0,93
Pourcentage (%)	39,61	26,10	13,66	7,36	4,45
Pourcentage cumulée (%)	39,61	65,71	79,37	86,72	91,17

Tableau 3.6 - Contribution des valeurs propres à la projection des données du VF initial

D'autre part, la base de données est considérée dans son intégralité et sa partition en différentes classes n'est pas prise en compte. Donc, l'ACP permet de représenter l'ensemble de données dans un sous-espace de dimension réduite, mais s'avère inadaptée à extraire les indicateurs les plus pertinents au sens de discrimination entre les différentes classes de défauts. Cette dernière tâche sera réalisée par le critère de Fisher, qui effectuera un classement des indicateurs selon leur aptitude à bien discriminer les classes. Selon le type de formulation utilisé, cette approche peut s'appliquer aussi bien pour la séparation entre deux classes (classe sans et avec défaut), ou bien pour la séparation de toutes les classes simultanément.

3.3.3 Phase de détection

3.3.3.1 Sélection d'indicateurs par le critère de Fisher

Le critère de Fisher (*Fisher Discriminant Ratio*), est défini par le rapport entre la variance interclasse et la variance intraclasse totale (Doctor, Harrington, Davis, Morris, & Fraley, 1981). Le critère de Fisher est calculé pour chaque indicateur de l'ensemble d'apprentissage. Ce calcul est une évaluation de la capacité de chaque indicateur à différencier les classes. Le pouvoir de séparation est d'autant meilleur que le critère de Fisher qui lui est associé est grand.

La figure 3.10 représente les valeurs du critère de Fisher pour chaque indicateur rangé par ordre de pertinence.

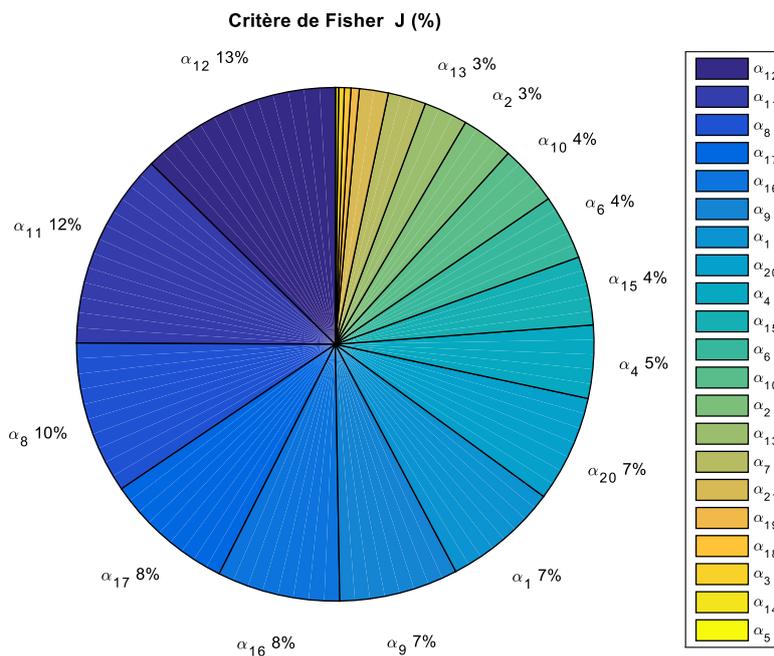


Figure 3.10 - Valeur du critère de Fisher pour les différents indicateurs

On remarque que le critère de Fisher n'indique pas un grand pouvoir discriminant de certains indicateurs par rapport aux autres. En effet, la variation du pouvoir discriminant est progressive. Donc, pour avoir une bonne séparation entre les deux classes, la contribution de plusieurs indicateurs est nécessaire. Toutefois, la taille du VF sera déterminée en fonction des performances enregistrées par les méthodes de classification utilisées.

3.3.3.2 Résultats de la classification

Le tableau 3.7 récapitule les performances obtenues par les méthodes de classification en utilisant les vecteurs formes initial et réduit

KPPV	Taille du VF	21	5
	Performance (%)	95,83	95,83
MLP	Taille du VF	21	7
	Performance (%)	100	100
SVM	Taille du VF	21	3
	Performance (%)	100	100

Tableau 3.7 - Performances des méthodes de classification dans la phase de détection. Avec K=9 pour la KPPV et 5 neurones dans la couche cachée pour le MLP

On remarque que la méthode des 9-PPV appliquée au VF total, offre un taux d'éléments bien classés de 95,83 %. En revanche, cette même performance (95,83%) est atteinte avec un VF réduit composé seulement de 5 indicateurs. Tandis que, les performances affichées par les deux autres méthodes de classifications, le MLP et les SVM, est de 100 %, que ce soit avec un VF initial ou réduit. Cependant, la taille du VF réduit est différente pour les deux classifieurs, le MLP nécessite 7 indicateurs alors que les SVM n'ont besoin que de 3 indicateurs. Par conséquent, pour avoir une performance de classification maximale quel que soit le classifieur utilisé, nous choisissons de prendre un vecteur VF réduit composé des sept premiers indicateurs rangés par le critère de Fisher :

$$\text{VF réduit} = [\alpha_{12}, \alpha_{11}, \alpha_8, \alpha_{17}, \alpha_{16}, \alpha_9, \alpha_1] = [K\ 4, Fc\ 4, Fc\ 3, B\ 2, B\ 1, K\ 3, Vef\ 1]$$

Les indicateurs retenus correspondent respectivement à :

- K 4 : kurtosis calculé dans la bande [4500 - 6000 Hz],
- Fc 4 : facteur de crête calculé dans la bande [4500 - 6000 Hz],
- Fc 3 : facteur de crête calculé dans la bande [3000 - 4500 Hz],
- B 2 : énergie dans la bande [1058 – 1158 Hz],
- B 1 : énergie dans la bande [683-1533 Hz],
- K 3 : kurtosis calculé dans la bande [3000 - 4500 Hz],
- Vef 1 : valeur efficace dans la bande [0-1500 Hz].

3.3.3.3 Visualisation par ACP du VF réduit

La figure 3.11 montre la position et la forme des deux classes sans défaut et avec défaut (niveau 1 et 2) dans un espace de dimension 3, constitué des 3 premières composantes principales, à partir du VF réduit composé des 7 indicateurs. Comme on peut le remarquer, les classes sont plutôt bien séparées. Ce qui prouve la pertinence du vecteur forme réduit.

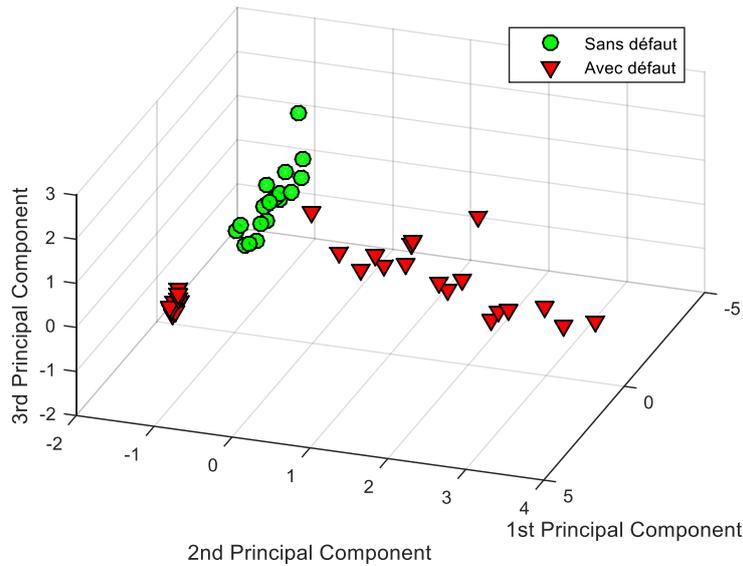


Figure 3.11 - Diagramme de dispersion (ACP) à partir du VF réduit

Le tableau 3.8 présente le pourcentage d'inertie cumulé par les trois premières valeurs propres. Comme on peut le constater, presque toute l'information a été conservée lors de la projection (99,545 %). Ce qui représente une meilleure conservation que celle obtenues avec le VF total (79,36 %) (Tableau 3.6).

	F1	F2	F3	F4	F5
Valeur propre	2,844	1,819	0,315	0,023	0,000
Pourcentage (%)	56,879	36,372	6,294	0,454	0,002
Pourcentage cumulée (%)	56,879	93,251	99,545	99,998	100

Tableau 3.8 - Contribution des valeurs propres à la projection des données du VF réduit

3.3.4 Phase d'identification

3.3.4.1 Sélection d'indicateurs par le critère de Fisher

La deuxième stratégie qui est globalisante, permet la discrimination entre toutes les classes (modes de fonctionnement) simultanément. Les valeurs du critère de Fisher correspondantes à chaque indicateur sont rangées par ordre d'importance sur la figure 3.12

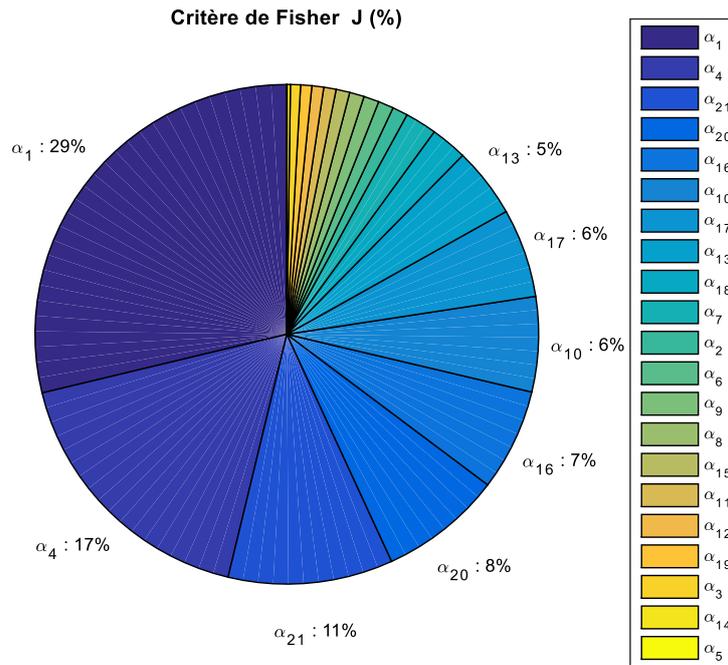


Figure 3.12 - Valeur du critère de Fisher pour les différents indicateurs

Comme on peut le remarquer, les trois premiers indicateurs ont les pouvoirs discriminants les plus élevés. Cependant, ce résultat ne signifie pas pour autant que la taille du VF soit limitée à trois indicateurs. En effet, celle-ci doit être définie sur la base d'un apport collectif des indicateurs discriminants au sens des meilleures performances des méthodes de classification.

3.3.4.2 Résultats de la classification

Les performances obtenues par les trois méthodes de classification, en utilisant les vecteurs forme initial et réduit, sont montrées dans le tableau 3.9.

KPPV	Taille du VF	21	3
	Performance (%)	95,83	95,83
MLP	Taille du VF	21	3
	Performance (%)	99,31	99,5
SVM	Taille du VF	21	2
	Performance (%)	100	100

Tableau 3.9 - Performances de classification dans la phase d'identification. Avec $K=7$ pour la KPPV et 3 neurones dans la couche cachée pour le MLP

Nous pouvons remarquer, que les performances enregistrées avec le VF initial sont de 95,83 % pour le classifieur des KPPV, de 99,31 % pour le MLP et de 100 % pour les SVM. Tandis que, pour le VF réduit à 3 indicateurs, la performance de la méthode des KPPV reste inchangée de 95,83%, par contre le MLP affiche une performance sensiblement meilleure de 99,5%. En revanche les SVM atteint une performance de 100% de bonne classification avec seulement 2 indicateurs.

Donc pour avoir une performance de classification maximale quel que soit le classifieur utilisé, nous prenons un vecteur VF réduit composé des trois premiers indicateurs rangés par le critère

de Fisher. Le sous-ensemble de paramètres constituant le VF réduit est composé des indicateurs α_1 , α_4 et α_{21} , c'est à dire :

$$\text{VF réduit} = [\alpha_1, \alpha_4, \alpha_{21}] = [\text{Vef 1}, \text{Vef 2}, \text{B tot}]$$

Les indicateurs sélectionnés correspondent respectivement à :

- Vef 1 : La valeur efficace calculée dans la bande [0 - 1500 Hz].
- Vef 2 : La valeur efficace calculée dans la bande [1500 - 3000 Hz].
- B tot : Energie dans la bande totale d'analyse spectrale [0 - 6000 Hz].

3.3.4.3 Visualisation par ACP du VF réduit

La projection des données à partir du VF réduit, peut être visualisée dans le plan engendré par les axes 1 et 2 (Figure 3.13 (a)). Une visualisation plus globale en dimension 3 est bien entendue possible (Figure 3.13 (b)).

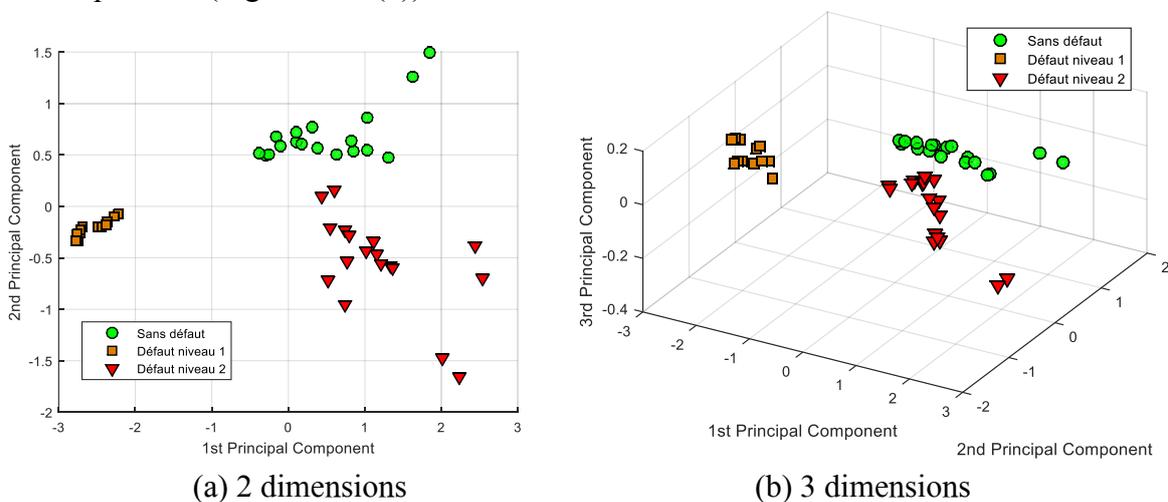


Figure 3.13 - Diagrammes de dispersion (ACP) à partir du VF réduit

Nous pouvons constater que les classes sont bien compactes et disjointes sur les deux projections. D'une part, la valeur du pourcentage d'inertie cumulé par les trois premières valeurs propres montre que toute l'information a été conservée lors de la projection (100%) (Tableau 3.10). D'autre part, l'axe 1 porte environ 87,34% de l'information globale.

	F1	F2	F3
Valeur propre	2,620	0,376	0,004
Pourcentage (%)	87,338	12,526	0,136
Pourcentage cumulé (%)	87,338	99,864	100

Tableau 3.10 - Contribution des valeurs propres à la projection des données du VF réduit

Enfin, on remarque que l'élimination de certains indicateurs inutiles ou redondants améliore la séparabilité des classes par rapport à celle obtenue avec le VF initial (Figure 3.9).

Ces résultats ont montré, d'une part, que les éléments du VF sélectionné sont très pertinents, et d'autre part, l'efficacité de cette démarche de diagnostic des défauts d'engrenages par RdF.

3.4 Signaux des roulements (Bearing Data Center)

3.4.1 Présentation du banc et des conditions d'essais des roulements

Le second ensemble que nous proposons d'étudier sont les signaux des roulements du centre de données (*the Case Western Reserve University- Bearing Data Center*) (Loparo, 2004), cette base de données des essais des roulements à billes sains et défectueux.

La photographie de la figure 3.14 (a) et le schéma cinématique de la figure 3.14 (b) montrent le banc d'essais qui est constitué principalement d'un moteur électrique de puissance 2 HP asservi en vitesse (à gauche), d'un accouplement (au centre) et une génératrice électrique asservie en couple (à droite) pour générer différents couples résistants.

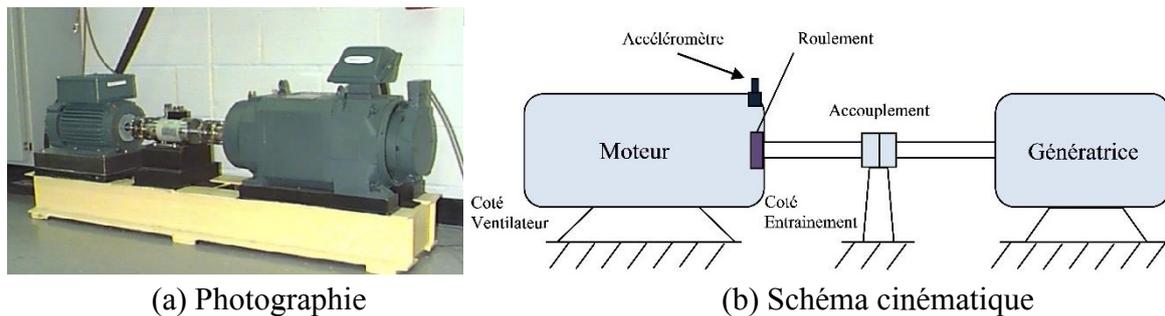


Figure 3.14 - Banc d'essais des roulements

Les roulements testés soutiennent l'arbre du moteur des deux côtés, côté entraînement (*Drive End : DE*) et côté ventilateur (*Fan End : FE*). De simples défauts sous forme de points ont été créés sur les roulements d'essais par électro érosion. Les diamètres des défauts sont 0,007, 0,014, 0,021 et 0,028 inches³⁴, équivalent respectivement à 0,1778, 0,3556, 0,5334 et 0,7112 mm. Plus de détails sur les diamètres des défauts, leurs profondeurs et les marques des roulements utilisés sont représenté en Annexe 4.

Les fréquences du défaut des roulements utilisées, pour une fréquence de rotation de 1 Hz, sont énumérées ci-dessous : (Tableau 3.11)

Fréquences de défaut (Hz)	Roulement côté entraînement (Drive End DE)	Roulement côté ventilateur (Fan End FE)
Bague Intérieure BPFI	5,4152	4,9469
Bague Extérieure BPFO	3,5848	3,0530
Élément Roulant BSF	4,7135	3,9874
Cage FTF	0,3983	0,3817

Tableau 3.11 - Fréquences des défauts des roulements

Les signaux ont été enregistrés à l'aide d'accéléromètres fixés à la cage du moteur par aimant. Ces capteurs ont été placés à la position verticale, des deux côtés DE et FE de la cage du moteur. Les signaux sont enregistrés pour différents couples résistants 0, 1, 2 et 3 HP, correspondant aux vitesses de rotation respectives de 1797, 1772, 1750 et 1730 tr/min.

³⁴ Unité Impériale : Inch = 25.4 mm

Les signaux des défauts des roulements du côté DE ont été enregistrés avec deux fréquences d'échantillonnages différentes qui sont 12 kHz et 48 kHz. Tandis que, pour ceux du côté FE, avec une seule fréquence d'échantillonnage 12 kHz. Tous Les fichiers de données sont au format (*.mat) Matlab. Chaque fichier contient trois données : signaux de vibration des deux côtés et la valeur moyenne de la vitesse de rotation durant l'essai.

3.4.2 Recherche des signatures et extraction d'indicateurs

Nous proposons d'étudier les signaux temporels enregistrés avec une fréquence d'échantillonnage de 12 kHz pour les défauts de la bague intérieure (BI) des roulements placés du côté accouplement (DE). On a alors plusieurs diamètres de défauts pour plusieurs couples résistants (Voir Annexe 5).

- Données temporelles

La figure 3.15 montre les signaux temporels enregistrés pour le roulement sans défaut et les roulements présentant des diamètres de défauts respectivement de 0.007, 0.014, 0.021 et 0.028 inches, sur leurs bagues intérieures. Le couple appliqué durant ces essais est de 3 HP.

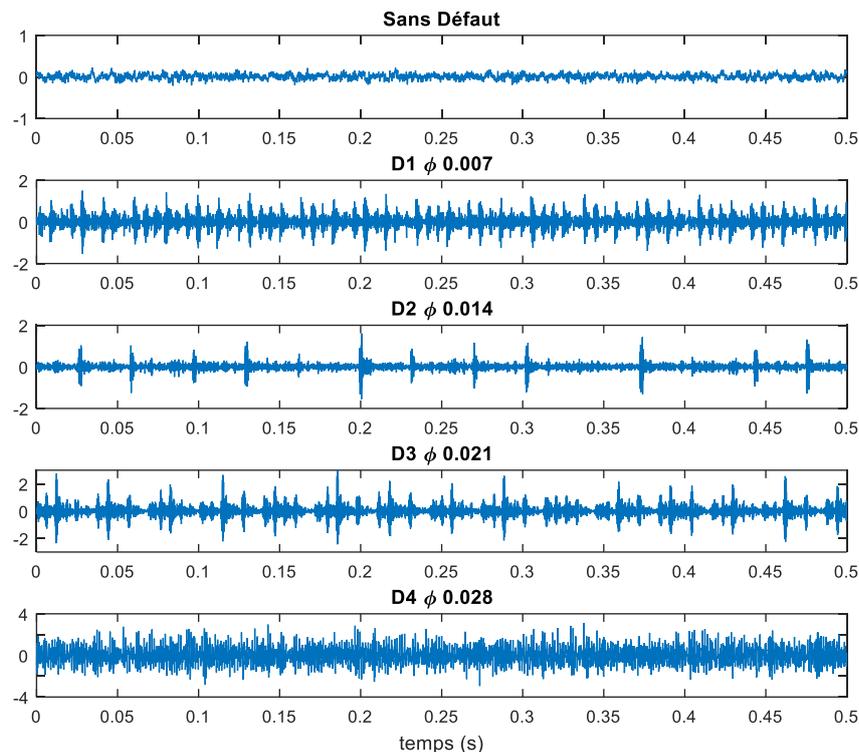


Figure 3.15 - Signaux temporels pour différents états de défaut sur la bague intérieure

A partir de chaque état de fonctionnement, les indicateurs temporels sont calculés dans une bande d'analyse totale de 6 kHz et dans des bandes fréquentielles issues de la décomposition de cette dernière en quatre sous bandes adjacentes d'une largeur de 1,5 kHz chacune. Dans chaque bande, quatre indicateurs sont calculés, à savoir la valeur efficace, le facteur de crête, la valeur crête à crête et le kurtosis.

- Données fréquentielles

Le spectre représenté sur la figure 3.16 (a) montre que l'énergie du signal est concentrée principalement autour de trois résonances. Comme on peut le constater, c'est la troisième résonance qui a la plus importante amplitude, donc elle est susceptible d'offrir de meilleures informations concernant le défaut, puisque l'impact généré par l'élément roulant sur le défaut de la bague interne produit une vibration à la fréquence de résonance.

La figure 3.16 (b) représente le zoom du spectre dans la bande fréquentielle (0 – 200 Hz). On distingue difficilement la présence des deux raies d'intérêts, la première qui représente la fréquence de rotation de l'arbre ($f_r = 28,75$ Hz), et la seconde qui caractérise les chocs périodiques dont les fréquences de répétition correspondent à la fréquence de rotation de la bague intérieure du roulement (BPFI = 155,6 Hz).

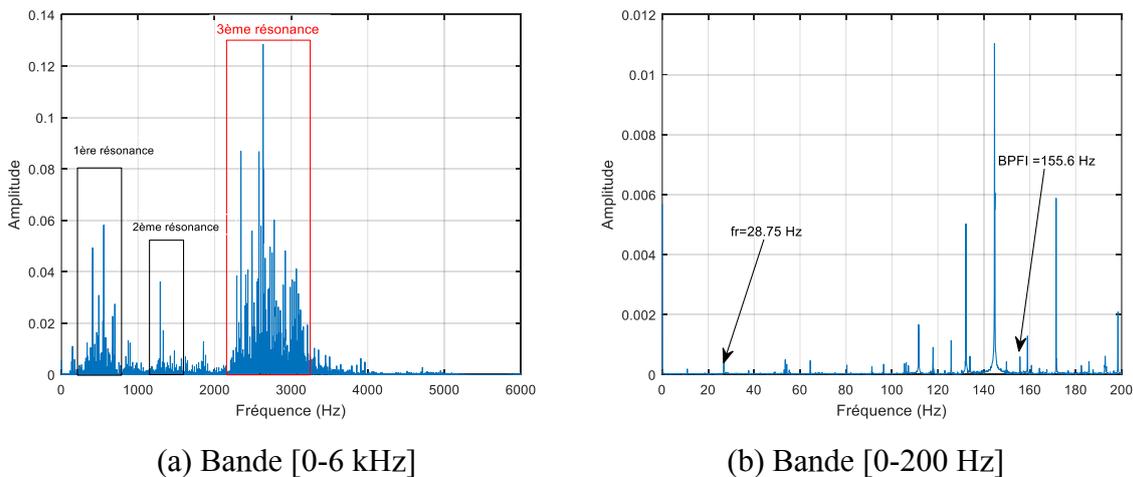


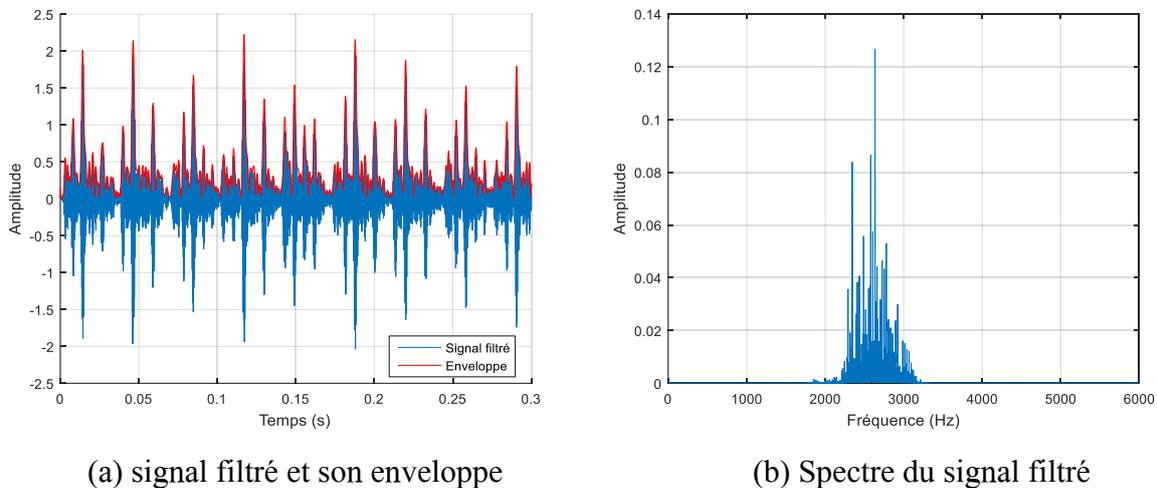
Figure 3.16 - Spectre du signal de défaut de la bague intérieure.
Diamètre du défaut 0.028 inches. Couple 3 HP

En effet, ce défaut de la bague interne induit des chocs périodiques de faibles amplitudes qui sont difficilement identifiables dans le domaine spectral puisque les composantes spectrales basses et moyennes fréquences du peigne de raie se trouvent noyées dans le bruit, et que les instabilités de vitesse de rotation et des fréquences de répétition des chocs rendent non identifiables les composantes du peigne en hautes fréquences (Boulenger & Pachaud, 2009). C'est pourquoi, il s'avère intéressant de recourir aux techniques, un peu plus complexe, basées sur la démodulation de l'amplitude du signal autour des résonances, qui a pour effet de concentrer l'énergie vibratoire sur des plages fréquentielles étroites et qui jouent ainsi un rôle d'amplificateur. Cette technique d'investigation, souvent appelée dans la littérature spectre d'enveloppe (en anglais : *High Frequency Resonance Technic HFRT*), permet d'identifier la présence de défaut à un stage beaucoup plus précoce que les techniques classiques (indicateurs scalaires ou analyses spectrales) (Randall & Antoni, 2011; McFadden & Smith, 1984)

La mise en œuvre du spectre d'enveloppe se décompose en quatre étapes distinctes :

- Identification des zones hautes fréquences de concentration de l'énergie vibratoire couramment appelées résonances ou bosses spectrales,
- Filtrage passe-bande du signal autour de chaque bosse,
- Extraction de l'enveloppe du signal filtré par la Transformée de Hilbert,
- Calcul du spectre de cette dernière par la Transformée de Fourier.

La figure 3.17 (a) représente le signal filtré passe-bande [2,2 - 3,2 kHz] autour de la troisième résonance ainsi que son enveloppe. La figure 3.17 (b) montre le spectre du signal filtré passe-bande.



(a) signal filtré et son enveloppe

(b) Spectre du signal filtré

Figure 3.17 - Signal filtré passe-bande [2,2 - 3,2 kHz] et son spectre. Défaut de diamètre 0,028 inches sur la bague intérieure. Couple 3 HP

La figure 3.18 présente le spectre d'enveloppe du signal autour de la troisième résonance. Pour une fréquence de rotation de 28,75, la fréquence du défaut de la bague intérieure BPFPI vaut 155,68 Hz. Comme on peut le remarquer, il apparaît clairement une série de pics correspondant à la présence du défaut de bague intérieure. On constate un pic à 155,6 Hz égal à la fréquence BPFPI ainsi que ces deux premières harmoniques ($2 \cdot \text{BPFPI}$ et $3 \cdot \text{BPFPI}$). On constate aussi toute une série de pics entourant ces fréquences espacées de 28,75 Hz. Il s'agit en fait de la modulation de la fréquence BPFPI par la fréquence de rotation de l'arbre. De plus, on constate les pics qui caractérisent la fréquence de rotation et ses harmoniques (fr , $2 \cdot \text{fr}$, $3 \cdot \text{fr}$, ...etc.). Avec toutes ces informations, la présence du défaut sur la bague intérieure du roulement est parfaitement détectée.

Bien entendu, le résultat plus que satisfaisant obtenu par le spectre d'enveloppe, prouve que les signaux sont assez propres. Cela est dû principalement à la simplicité du banc d'essais, au faible niveau de bruit et à la stabilité de la vitesse de rotation et du couple appliqué. Ces conditions presque idéales ne sont pas toujours disponibles lors des mesures réelles prises dans des conditions industrielles.

D'une part, Cette technique est l'une des plus puissantes à permettre le diagnostic précoce des défauts de roulement. Cependant, il est loin d'être toujours simple lorsqu'il s'agit d'automatiser le choix des bandes de filtrage pour l'analyse. Dans ce contexte, plusieurs techniques sont proposées dans la littérature pour résoudre ce problème (Randall & Antoni, 2011), comme celle basée sur le calcul du kurtosis spectrale proposée par Antoni (Antoni J. , 2006), qui consiste à calculer le kurtosis dans différentes plages fréquentielles afin de localiser rapidement celles contenant les réponses des modes les plus informatives.

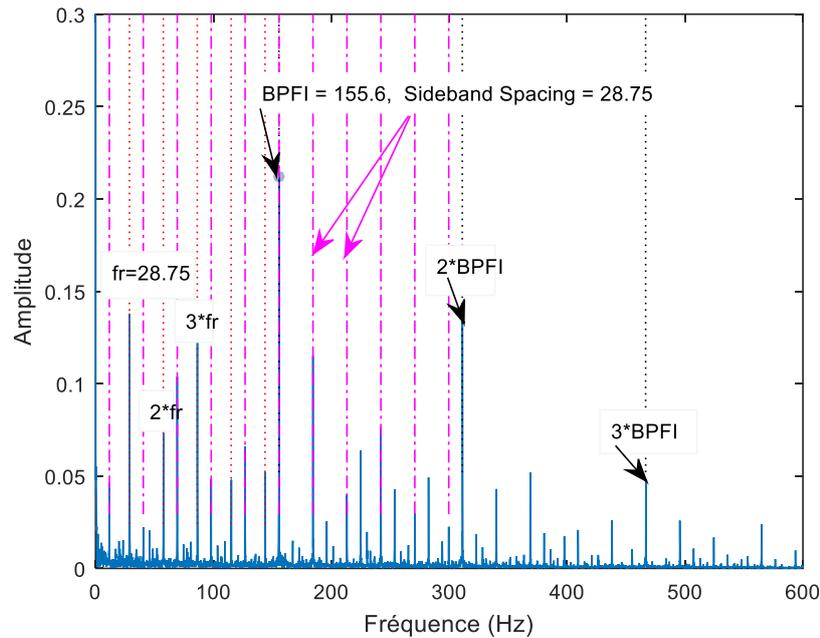


Figure 3.18 - Spectre de l'enveloppe du signal filtré passe-bande [2,2 - 3,2 kHz].
Défaut de diamètre 0,028 inches sur la bague intérieure. Couple 3 HP

D'autre part, malgré que les amplitudes des fréquences de défaut BPFi et des bandes latérales du spectre de l'enveloppe présentent des avantages considérables dans la détection des défauts des roulements. Néanmoins, le prélèvement automatique de ces amplitudes n'est pas une tâche facile, à cause des difficultés de localisation automatisée des résonances porteuses d'informations et des changements de localisation fréquentielle engendrés par les inéluctables variations de vitesses pendant les prises de mesure qui ne sont pas reproductibles. C'est pour ces principales raisons et afin de prélever des indicateurs fréquentiels robustes et de manière automatisée, nous proposons d'extraire les énergies du spectre d'enveloppe dans cinq bandes fréquentielles adjacentes chacune de 1 kHz de largeur et dans la bande totale d'analyse de 5 kHz. Dans le vecteur forme final, ces paramètres aideront certainement à distinguer non seulement le mode de fonctionnement sain du mode de fonctionnement défectueux (défaut sur la bague intérieure du roulement), mais aussi entre les différents niveaux du défaut.

3.4.2.1 Vecteur forme

Le tableau 3.12 représente les cinq classes de fonctionnement définies par les différents états de défaut sur la bague intérieure du roulement.

Etiquette	Mode de fonctionnement	Puissance [HP]
1	Sans défaut	0, 1, 2, 3
2	Défaut bague intérieure $\varnothing=0,007$ [inches]	0, 1, 2, 3
3	Défaut bague intérieure $\varnothing=0,014$ [inches]	0, 1, 2, 3
4	Défaut bague intérieure $\varnothing=0,021$ [inches]	0, 1, 2, 3
5	Défaut bague intérieure $\varnothing=0,028$ [inches]	0, 1, 2, 3

Tableau 3.12 - Modes de fonctionnement

Afin d'obtenir un nombre suffisant de signaux, chaque signal est découpé en trois tranches égales. Au total nous aurons 60 signaux, soit 12 signaux pour chaque classe. Deux tiers seront utilisés dans la base d'apprentissage et un tiers dans la base de test en appliquant la validation croisée (3-fold cross validation).

La signature du système est définie par un VF initial de vingt-six indicateurs. Nous présentons un panorama complet de l'ensemble de ces paramètres sur le tableau 3.13. Cependant, la redondance ou le manque de pertinence de certains de ces indicateurs peut alourdir inutilement les calculs ou même conduire à des erreurs de classification et donc des erreurs de diagnostic. Par conséquent, une procédure de sélection va être utilisées afin de ne garder que le sous-ensemble d'indicateurs le mieux représentative pour chaque phase de diagnostic (Fedala, Felkaoui, Zegadi, & Ziani, 2009).

α_i	Domaine	Dénomination		Symbole	
1	Temporel	Bande 0 – 1,5 kHz	Valeur efficace	Vef 1	
2			Facteur de crête	Fc 1	
3			Valeur crête à crête	Vcr 1	
4		Bande 1,5 – 3 kHz		Kurtosis	K 1
5				Valeur efficace	Vef 2
6				Facteur de crête	Fc 2
7				Valeur crête à crête	Vcr 2
8		Bande 3 – 4,5 kHz		Kurtosis	K 2
9				Valeur efficace	Vef 3
10				Facteur de crête	Fc 3
11				Valeur crête à crête	Vcr 3
12				Kurtosis	K 3
13	Valeur efficace			Vef 4	
14	Bande 4,5 – 6 kHz		Facteur de crête	Fc 4	
15			Valeur crête à crête	Vcr 4	
16			Kurtosis	K 4	
17			Valeur efficace	Vef 5	
18			Facteur de crête	Fc 5	
19			Valeur crête à crête	Vcr 5	
20			Kurtosis	K 5	
21			Fréquentiel	Energie dans la bande 0 – 1 kHz	
22	Energie dans la bande 1 – 2 kHz	B 2			
23	Energie dans la bande 2 – 3 kHz	B 3			
24	Energie dans la bande 3 – 4 kHz	B 4			
25	Energie dans la bande 4 – 5 kHz	B 5			
26	Energie dans la bande 0 – 5 kHz	B tot			

Tableau 3.13 - Description du vecteur forme

3.4.2.2 Visualisation par ACP à partir du VF initial

La visualisation de la base de données dont les éléments sont définis par le VF initial, permet d'appréhender les différentes classes présentes. On peut en déduire de précieuses indications sur la disposition des classes et plus particulièrement, cela permettra d'obtenir une première appréciation de la séparabilité de celles-ci.

La figure 3.19 représente la projection des données dans le plan de représentation principal qui regroupe les trois premiers axes factoriels F1, F2 et F3. On remarque que les classes sont bien compactes et distinctes, cela fournit une indication des bonnes performances des indicateurs qui compose le VF initial.

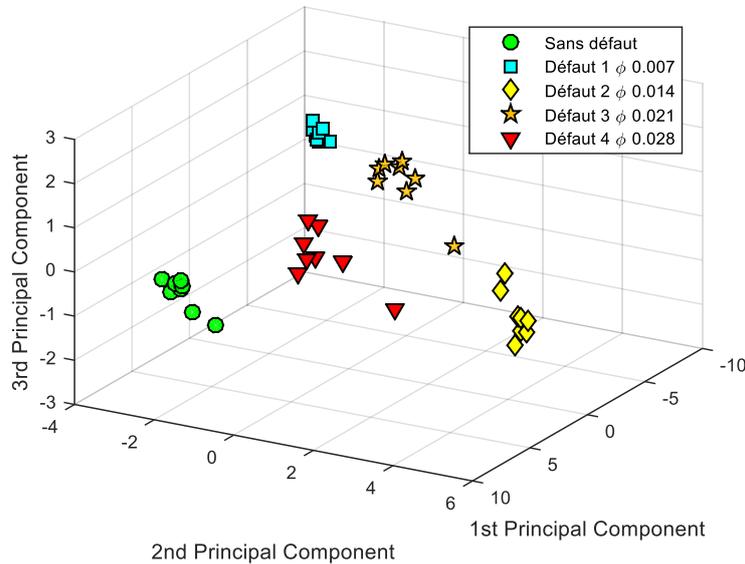


Figure 3.19 - Diagrammes de dispersion (ACP) à partir du VF initial

Le tableau 3.14 représente le pourcentage d'information conservé par les trois premiers axes factoriels F1, F2 et F3 qui est de l'ordre de 88,76 %.

	F1	F2	F3	F4	F5	F6
Valeur propre	13,95	6,75	2,39	1,60	0,5	0,39
Pourcentage (%)	53,63	25,95	9,18	6,17	1,91	1,50
Pourcentage cumulée (%)	53,63	79,58	88,76	94,93	96,85	98,35

Tableau 3.14 - Contribution des valeurs propres à la projection des données du VF initial

3.4.3 Phase de détection

3.4.3.1 Sélection d'indicateurs

De façon tout à fait similaire à celle de la section précédente, le pouvoir discriminant de chaque indicateur de l'ensemble d'apprentissage est déterminé par le critère de Fisher. Les valeurs obtenues sont rangées par ordre décroissant et reportées sur la figure 3.20.

On remarque que le pourcentage cumulé par les quatre meilleurs indicateurs est égal à la moitié du pouvoir discriminant total. Toutefois, la taille du VF réduit sera déterminée en fonction des performances des méthodes de classification utilisées.

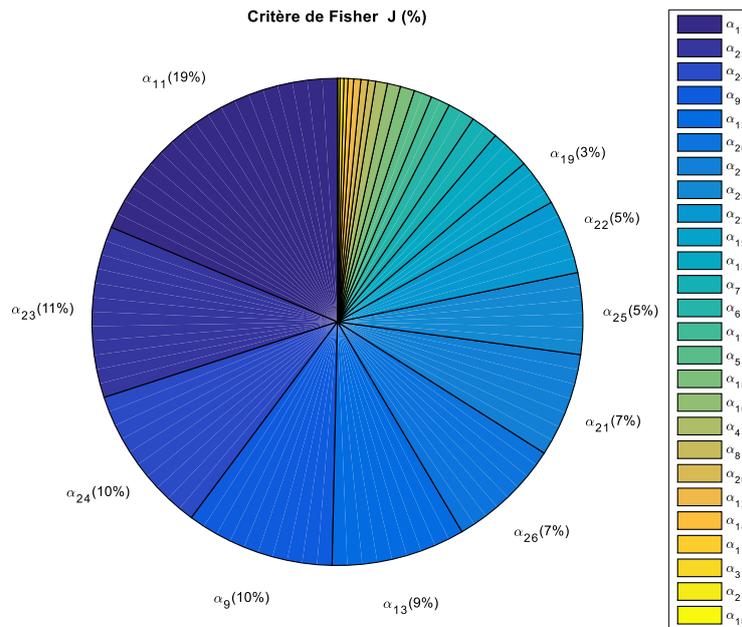


Figure 3.20 - Valeur du critère de Fisher pour les différents indicateurs

3.4.3.2 Résultats de la classification

Le tableau 3.15 présente les performances obtenues par les trois classificateurs en utilisant le VF initial et réduit.

KPPV	Taille du VF	26	1
	Performance (%)	100	100
MLP	Taille du VF	26	1
	Performance (%)	100	100
SVM	Taille du VF	26	1
	Performance (%)	100	100

Tableau 3.15 - Performances des méthodes de classification dans la phase de détection. Avec $K=7$ pour la KPPV et 2 neurones dans la couche cachée pour le MLP

On remarque que les trois classificateurs affiche un taux de succès de 100% à détecter la présence de défaut, que ce soit pour le VF initial (26 indicateurs) ou réduit à un seul indicateur qui est la valeur crête à crête « α_{11} : V_{cr3} » calculée dans la bande fréquentielle (3 – 4,5 kHz). Il est important de noter que, le MLP ne nécessite que deux neurones dans la couche cachée et que le nombre de voisins K choisi est égale à 7 pour la méthode des KPPV.

La figure 3.21 présente la valeur crête à crête calculée dans la bande (3 – 4,5 kHz). Comme on peut le constater, cet indicateur permet de bien discriminer les deux modes de fonctionnement sain et avec défaut. Ce qui explique le taux de succès de 100% obtenu par les trois méthodes de classification en utilisant seulement cet indicateur dans le VF réduit.

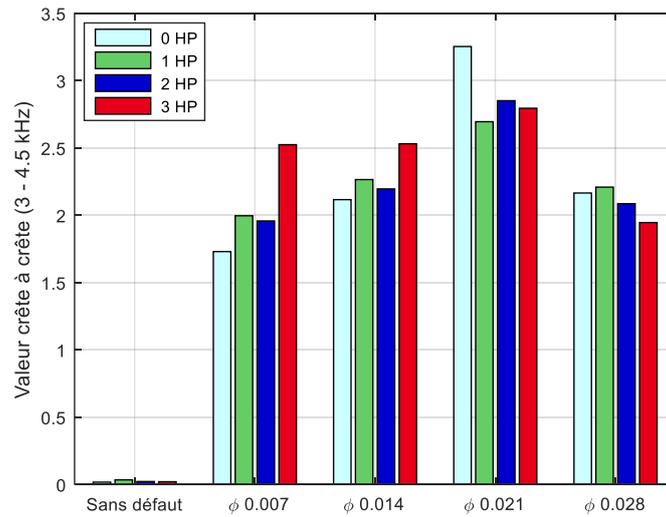
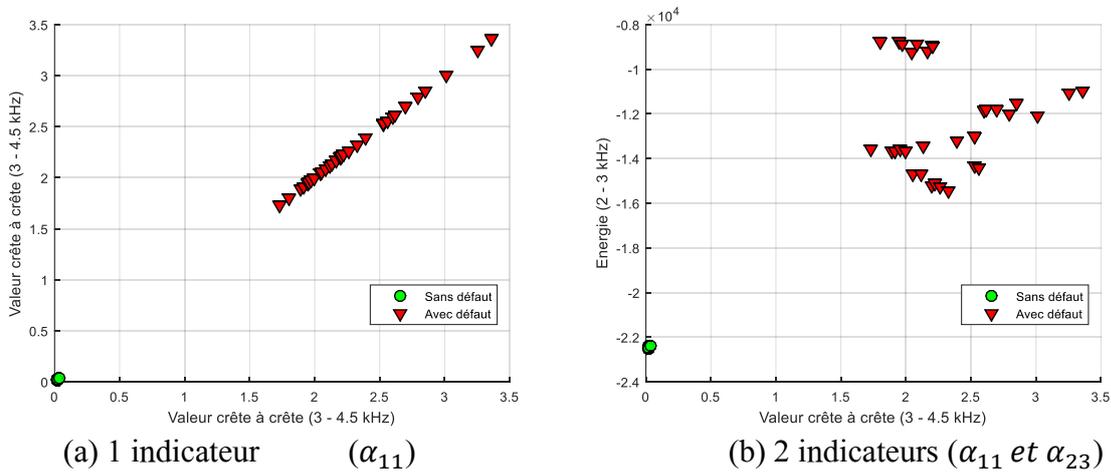


Figure 3.21 - Valeur crête à crête calculée sur le signal filtré dans la bande (3 – 4,5 kHz)

3.4.3.3 Visualisation par ACP à partir du VF réduit

La figure 3.22 (a) permet de visualiser le nuage de points dans le plan défini par la valeur crête à crête calculée dans la bande (3 – 4,5 kHz), on peut voir la bonne séparation des deux classes avec et sans défaut. Par ailleurs, la répartition des observations dans le plan constitué par les 2 meilleurs indicateurs (Vcr3 et B3) (Figure 3.22 (b)), nous permet en plus de constater, la bonne séparation des observations constituants la classe avec défaut qui englobe les quatre niveaux de défauts. Ce qui prouve, d’une part, la pertinence de ces deux indicateurs, d’autre part, les performances parfaites obtenues par les méthodes de classification à partir d’un VF réduit composé uniquement d’un seul indicateur.



(a) 1 indicateur (α_{11})

(b) 2 indicateurs (α_{11} et α_{23})

Figure 3.22 - Diagrammes de dispersion à partir du VF réduit

Ces remarques nous permettent de souligner que la sélection par le critère du Fisher des éléments du VF, offre de meilleurs résultats de classification par rapport au VF initial.

3.4.4 Phase d'identification

3.4.4.1 Sélection d'indicateurs

Cette deuxième stratégie générale vise à déterminer le pouvoir discriminant des éléments du VF qui permettent de séparer toutes les classes simultanément (tous les modes de fonctionnement). Cette sélection s'effectue donc au vu de la pertinence de chaque indicateur à discriminer les classes présentes.

La figure 3.23 présente les valeurs du critère de Fisher, correspondantes à chaque indicateur du VF initial, rangées par ordre de pertinence.

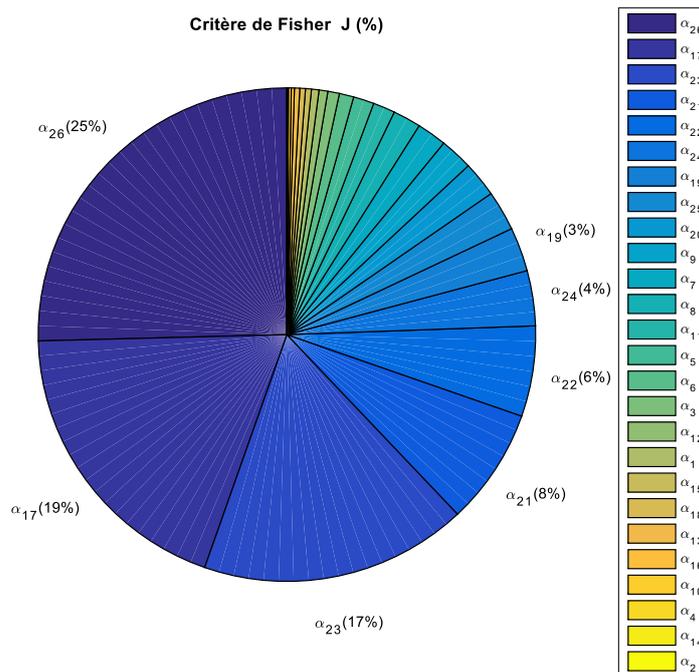


Figure 3.23 - Valeur du critère de Fisher pour les différents indicateurs

Comme on peut le constater, les trois premiers indicateurs ont les pouvoirs discriminants les plus élevés. Toutefois, ce résultat ne signifie pas que la taille du VF réduit sera limitée à trois indicateurs. En effet, elle peut aller de 1 à 3 selon les performances des méthodes de classification.

3.4.4.2 Résultats de la classification

Les résultats obtenus à partir des VFs initiale et réduit par les trois classifieurs sont reportés sur le tableau 3.16.

La performance de bonne classification obtenue par les trois méthodes de classifications est de 100 % de reconnaissance des différents modes de fonctionnement, que ce soit en utilisant un VF initial de 26 indicateurs, ou réduit, à un seul indicateur (α_{26}) pour le MLP et les SVM, et à deux indicateurs (α_{26} et α_{17}) pour les KPPV. Ces performances ont été obtenues, avec 5 neurones dans la couche cachée pour le MLP et avec un nombre de 7 voisins pour la méthode des KPPV.

Il serait intéressant de voir la robustesse des deux indicateurs les plus pertinents (α_{26} et α_{17}) à différencier les cinq classes de fonctionnement. La figure 3.24 présente l'évolution de l'énergie du spectre de l'enveloppe dans la bande fréquentielle (0 – 5 kHz) et la valeur efficace calculées sur le signal filtré dans la bande (0 – 6 kHz).

KPPV	Taille du VF	26	2
	Performance (%)	100	100
MLP	Taille du VF	26	1
	Performance (%)	100	100
SVM	Taille du VF	26	1
	Performance (%)	100	100

Tableau 3.16 - Performances des méthodes de classification dans la phase d'identification. Avec K=7 pour la KPPV et 5 neurones dans la couche cachée pour le MLP

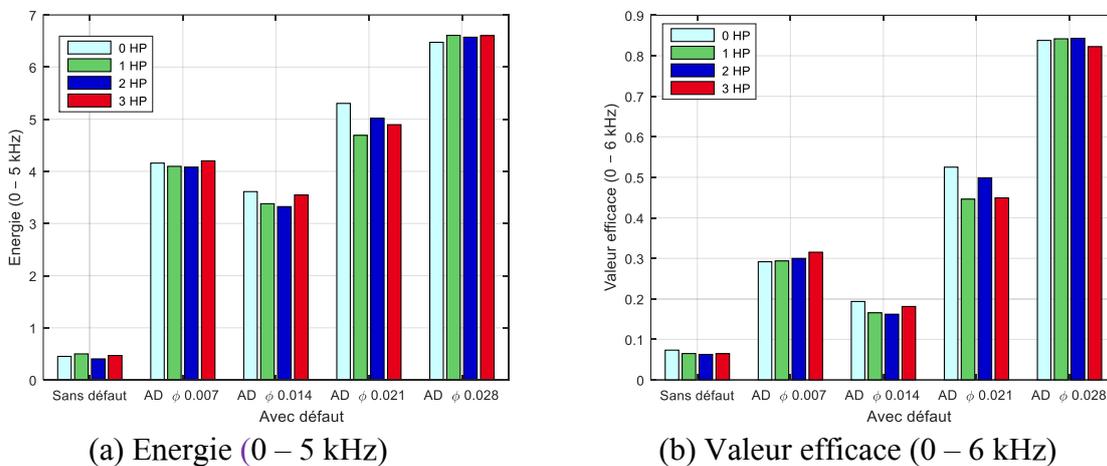


Figure 3.24 – Évolution des deux indicateurs les plus pertinents à identifier le défaut

On peut remarquer que le diamètre du défaut sur la bague intérieure du roulement à une influence directe sur la valeur de ces indicateurs quel que soit la puissance utilisée durant l'essai. Par conséquent, ces indicateurs sont capables de détecter et d'identifier le mode de fonctionnement correspondant à chaque niveau de dégradation. Ce qui explique d'ailleurs les excellentes performances obtenues par les trois classifieurs utilisés.

3.4.4.3 Visualisation des classes à partir du VF réduit

La figure 3.25 (a) permet de visualiser le nuage de points défini par un seul indicateur (α_{26}) qui représente l'énergie du spectre de l'enveloppe dans la bande fréquentielle (0 – 5 kHz). Comme on peut le constater, les cinq classes sont parfaitement distinctes ce qui permet de confirmer la pertinence de cet indicateur, non seulement à détecter le défaut de la bague intérieure du roulement, mais encore d'identifier ces altérations. D'autre part, la projection des données dans le plan constitué par les deux meilleurs indicateurs (α_{26} et α_{17}) (Figure 3.25 (b)), permet de constater, que l'identification du défaut est d'autant plus grande qu'avec le premier indicateur. En effet, on peut voir que les classes sont bien distinctes que ce soit en direction horizontale (indicateur α_{26}) ou verticale (indicateur α_{17}). Cette constatation prouve que le VF

réduit, qu'il soit composé d'un ou deux indicateurs, est composé des indicateurs les plus pertinents par rapport à l'indentification des défauts de la bague intérieure du roulement.

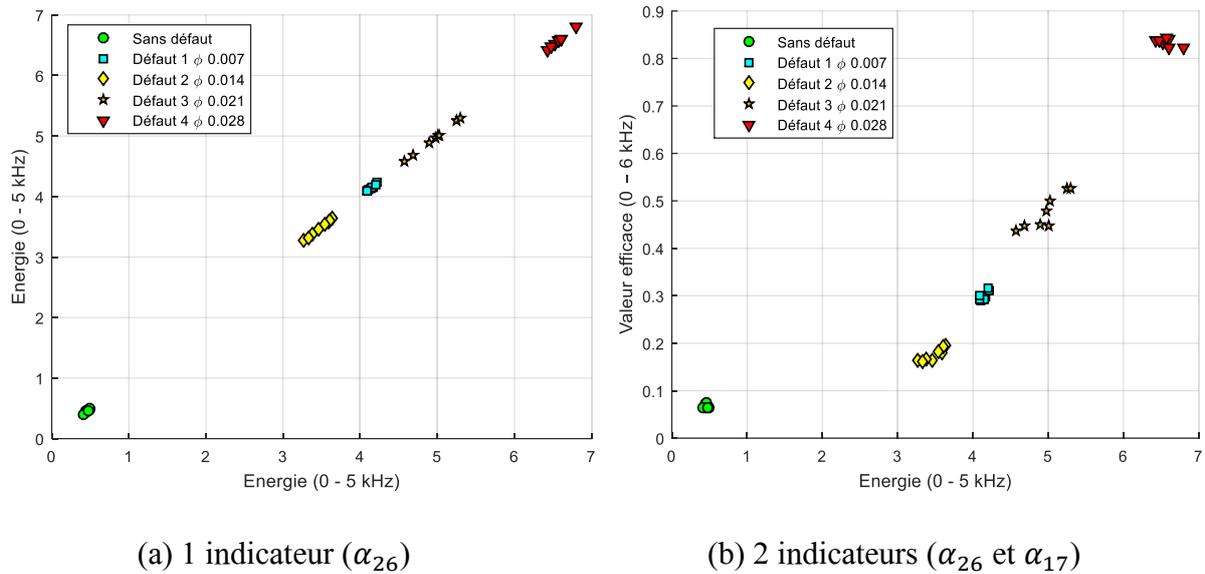


Figure 3.25 - Diagrammes de dispersion à partir du VF réduit

D'une manière générale, les résultats du diagnostic sur un processus dépendent de la pertinence des analyses effectuées (signatures). En effet, pour définir un vecteur forme en se basant sur les analyses de sensibilité des indicateurs, l'approche par expertise humaine peut donner de très bons résultats, mais la sélection d'indicateurs rend la recherche de l'espace de représentation plus rapide et plus globale.

3.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une approche de diagnostic par RdF sur des défauts d'engrenages et des roulements. Cette approche a montré son efficacité à la fois en détection et en identification des défauts.

L'utilisation de méthodes élémentaires de traitement de signal pour la construction de VF sont, en particulier, très efficaces car les résultats obtenus sont excellents. Néanmoins, le prélèvement automatisé d'indicateurs dans le domaine spectral reste l'inconvénient majeur. En effet, la localisation fréquentielle des composantes d'intérêts est très difficile à cause des variations des conditions de vitesses qui ne sont pas reproductibles d'un essai à l'autre. Afin de s'affranchir de ce problème, le calcul des énergies autour des fréquences caractéristiques nous a permis d'obtenir des indicateurs pertinents et de manière automatisée.

D'autre part, il est important de signaler que le classement des indicateurs par le critère de Fisher est évidemment différent pour chaque phase de classification. En effet, les indicateurs qui apparaissent pertinents dans un cas peuvent ne pas l'être pour un autre cas et réciproquement. Cependant, on peut noter quelques réserves quant à l'utilisation du critère de Fisher pour la sélection d'indicateurs. Étant donné qu'il présente l'inconvénient d'évaluer la pertinence de chaque indicateur à différencier les classes séparément, tout en ignorant les éventuelles corrélations existantes entre les indicateurs. En outre, les résultats de classification obtenus en utilisant un VF réduit et sans prendre en compte les corrélations existantes entre

indicateurs, prouve que le caractère non optimal de sélection par le critère de Fisher n'empêche pas d'obtenir de bons résultats.

Enfin, les meilleures performances de classification sont obtenues par les classifieurs SVM et MLP par rapport aux KPPV, que ce soit pour la détection ou pour l'identification des défauts d'engrenages étudiés. En revanche, les résultats parfaits de classification (100% de succès) dans le cas des défauts de la bague intérieure des roulements sont dû principalement à la simplicité du banc d'essais, au faible niveau de bruit et à la stabilité de la vitesse de rotation et du couple appliqué. Ces conditions presque idéales ne sont pas toujours disponibles lors des mesures réelles prises dans des conditions industrielles.

D'une manière générale, les résultats du diagnostic par RdF dépendent de la pertinence des analyses effectuées et des indicateurs de défauts retenus. Il est important de souligner que les performances de classification obtenues, ne seront pas autant meilleures dans des cas de fonctionnement avec des défauts de différentes natures et plus particulièrement dans des conditions de vitesses et de chargements non stationnaires. Or, la majorité des machines tournantes évoluent dans des conditions non stationnaires en vitesses et en chargements. Par conséquent, l'exploitation des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement n'est plus envisageable, à cause de leurs sensibilités aux conditions de fonctionnement en vitesse, particulièrement en conditions non stationnaires. Une alternative très intéressante consiste à utiliser des signaux échantillonnés angulairement. Pour ces raisons, nous nous intéresserons dans le chapitre suivant, à l'exploitation des signaux échantillonnés angulairement dans des conditions stationnaires et non stationnaires.

Chapitre 4

Diagnostic à partir des mesures angulaires

*« Le succès arrive toujours lorsqu'une opportunité rencontre la préparation »
Albert Einstein*

Ce chapitre présente l'ensemble des travaux de diagnostic automatisé par reconnaissance des formes réalisés sur des signaux, échantillonnés temporellement et angulairement qui ont été enregistrés, en utilisant des capteurs traditionnels (accéléromètres) et originaux (codeurs optiques), sur un dispositif de laboratoire représentatif d'un contexte et d'un fonctionnement industriel. Ce banc d'essais, du laboratoire LaMCoS (INSA de LYON), constitué d'un train d'engrenage simple étage, nous a permis de construire une base de données très large et variée en utilisant différentes conditions de défauts sur les engrenages, dans des conditions de fonctionnement stationnaires et non stationnaires (variation de vitesse et de charge).

Actuellement, les travaux consacrés à l'automatisation du diagnostic vibratoire s'appuient essentiellement sur les indicateurs calculés à partir des signaux Accélérométriques Échantillonnés Temporellement (AET). Or il existe d'autres alternatives beaucoup plus intéressantes comme par exemple celles fondées sur la mesure synchronisée angulairement, qui peuvent offrir un nombre considérable d'indicateurs beaucoup plus pertinents et diversifiés et ainsi conduire à de meilleures performances dans la classification. La diversité des mesures angulaires (Variation de Vitesse de rotation Instantanée (VVI), Erreur de Transmission (ET) et des signaux Accélérométriques Échantillonnés Angulairement (AEA)) représente autant de sources potentielles et pertinentes d'information pour suivre le comportement des machines mais également pour construire des Vecteurs Fromes (VFs) pour rendre les méthodes de classification robustes et efficaces même pour des régimes de fonctionnement à vitesse ou charge variable.

Dans ce chapitre, nous proposons de construire plusieurs VFs en se basant sur des indicateurs calculés à partir des techniques angulaires pour les comparer à ceux calculés à partir des signaux temporels, afin d'améliorer la détection et l'identification des défauts des engrenages dans des régimes de fonctionnement stationnaire, non stationnaires (variation de vitesse et de chargement) et combinés. Il sera question de démontrer l'apport des indicateurs angulaires dans l'augmentation des performances de la classification, en utilisant deux classifieurs supervisés, le premier basé sur les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) : le Perceptron multicouches (*Multilayer Perceptron* MLP) et le second basé sur les Séparateurs à Vaste Marge (*Support Vector Machines* SVM).

Sommaire

Chapitre 4.....	145
Diagnostic à partir des mesures angulaires.....	145
4.1 Introduction	147
4.2 Principe de mesure	149
4.3 Dispositif et protocole expérimental.....	151
4.4 Recherche des signatures et extraction d'indicateurs	153
4.4.1 Analyses des signaux stationnaires.....	154
4.4.2 Analyses des signaux non stationnaires.....	165
4.4.3 Avantages de la diversification d'analyse offerte par l'approche proposée.....	172
4.4.4 Extraction d'indicateurs.....	173
4.5 Procédure de classification	175
4.5.1 Conditions stationnaires	176
4.5.2 Conditions non stationnaire	182
4.6 Discussions et interprétations	185
4.7 Conclusion.....	187

4.1 Introduction

La surveillance vibratoire des machines tournantes permet de détecter les éventuels dysfonctionnements et de suivre leur évolution dans le but de planifier une intervention mécanique (Zwingelstein, 1995; Randall B., 2011). Cette surveillance peut être automatisée en mettant en œuvre des méthodes de classification (Dubuisson, 1990). Les performances de ces méthodes sont étroitement liées à la pertinence des indicateurs de défauts qui composent le vecteur forme en entrée de ces méthodes de classification. De plus, il faut disposer d'un nombre important de données pour fournir les informations les plus complètes possibles sur l'état de fonctionnement du dispositif surveillé par le biais d'un nombre accru d'indicateurs.

La figure 4.1 résume les différentes étapes d'un système de diagnostic automatisé, sur la base d'une analyse des signaux fournis par les capteurs implantés sur le système. Il est nécessaire d'en extraire des valeurs (ou indicateurs) numériques. Ces indicateurs, qui par ailleurs constituent le vecteur forme (VF), doivent pouvoir décrire les différents modes de fonctionnement ou de détérioration du système, et également traduire la définition précise des classes qui représenteront les différents modes de fonctionnement (Vachtsevanos, Lewis, Roemer, Hess, & Wu, 2006). Ces indicateurs doivent être construits également de manière automatisée afin de rendre l'analyse la plus robuste possible.

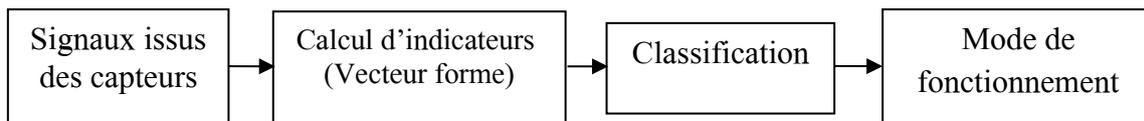


Figure 4.1 - Structure d'un système de surveillance vibratoire automatisé

Les signaux Accélérométriques Échantillonnés Temporellement (AET) sont très sensibles aux conditions de fonctionnement en vitesse, particulièrement en conditions non stationnaires. Par conséquent, il se produit des variations dans le nombre d'échantillons acquis par tour mais également des fluctuations des fréquences d'excitation liées à la géométrie discrète en rotation. Dans ce contexte, il est difficile de cibler une fréquence caractéristique sur le spectre d'une manière automatisée. Une alternative consiste à disposer de signaux échantillonnés angulairement, ce qui garantit un nombre d'échantillons entier et constant par tour en s'affranchissant des fluctuations de vitesse. De plus, l'estimation du niveau de la composante fréquentielle d'intérêt peut être biaisée par le phénomène de "*picket fence effect*"³⁵ (Rémond D., 1998). Toutefois, il existe plusieurs solutions envisageables pour obtenir ces signaux échantillonnés angulairement (André, Antoni, Daher, & Rémond, 2010; Bonnardot, El Badaoui, Randall, Danière, & Guillet, 2005) :

- L'échantillonnage angulaire direct, où le signal issu du codeur angulaire fixé sur un arbre de la machine tournante est directement utilisé pour réaliser l'échantillonnage angulaire. Ce signal est utilisé comme horloge externe par la carte d'acquisition. Chaque front montant déclenche l'acquisition d'un échantillon et la conversion du signal accélérométrique ou de tout autre signal analogique. Cette technique reste couteuse et

³⁵ *picket fence effect* : erreurs de fenêtrage

contraignante du point de vue expérimental (nécessité d'avoir une carte et un environnement d'acquisition offrant cette fonctionnalité).

- Le ré-échantillonnage angulaire, contrairement à la méthode précédente, ne nécessite pas d'investir dans une instrumentation coûteuse. Elle consiste à prélever le signal accélérométrique et le signal codeur séparément par une acquisition temporelle classique, généralement à haute fréquence. Ensuite il suffit de déterminer les instants correspondant à chaque position d'angle par interpolation, instants où le signal d'accélération sera échantillonné de manière logicielle par interpolation. Cette méthode est limitée en fréquence.

Ces deux solutions peuvent être avantageusement complétées par une technique intermédiaire dite de comptage qui permet de déterminer les temps d'apparition des fronts des signaux délivrés par le ou les codeurs avec une meilleure précision.

La connaissance des instants d'apparition des événements angulaires issus d'un ou de plusieurs capteurs angulaires ouvre également d'autres perspectives puisqu'elle permet d'accéder à de nouvelles grandeurs caractéristiques du fonctionnement de la machine tournante. La connaissance de ces instants d'échantillonnage angulaire s'avère effectivement très intéressante car :

- elle offre la possibilité de calculer plusieurs autres signaux que les signaux vibratoires, en particulier, l'Erreur de Transmission (Rémond D. , 1998) et la Variation de la Vitesse Instantanée (Li, et al., 2005; Renaudin, Bonnardot, Musy, Doray, & Rémond, 2010),
- elle permet d'avoir un nombre très important et une variété d'indicateurs si l'on veut construire un vecteur de forme pour automatiser le diagnostic.

Cependant, ce nombre élevé d'indicateurs ne constitue pas nécessairement un avantage puisque cela risque de rendre la classification très coûteuse en temps de calcul. La redondance des indicateurs ou leur manque de pertinence peut même conduire à des erreurs de classification et donc des erreurs de diagnostic. Pour contourner ce problème, il existe des méthodes de sélection pour ne garder qu'un nombre réduit de paramètres pertinents et non redondants dans le but d'alléger la classification et d'augmenter sa performance (Fedala, Felkaoui, Zegadi, & Ziani, 2009; Hajnayeb, Ghasemloonia, Khadem, & Moradi, 2011; Khushaba, Al-Ani, Al-Jumaily, & ., 2011; Kudo & Sklansky, 2000). Améliorer la pertinence des indicateurs utilisés par les méthodes de classification passe donc par l'analyse de nouveaux signaux à l'aide de nouveaux capteurs. C'est l'objectif du présent chapitre.

Dans cette étude, nous proposons d'utiliser plusieurs techniques angulaires afin de montrer leur aptitude à automatiser la détection et l'identification de défaut sur les engrenages. Il sera question d'utiliser l'échantillonnage temporel, le ré-échantillonnage angulaire sur des signaux enregistrés par deux accéléromètres et de construire deux nouveaux signaux l'Erreur de Transmission et la Variation de la Vitesse Instantanée à l'aide de deux codeurs optiques montés sur les arbres en rotation d'une boîte de vitesses à simple étage. On montre ainsi l'élargissement des possibilités de construction d'indicateurs pertinents, pour des classifieurs supervisés basés sur les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) : le Perceptron Multicouches PMC (*Multilayer Perceptron MLP*) et les Séparateurs à Vaste Marge (*Support Vector Machines SVM*), mais également la robustesse de l'extraction d'indicateurs par rapport aux conditions de

fonctionnement non stationnaires, en particulier en vitesse. Ensuite, nous déterminons les signaux les plus appropriés qui peuvent discriminer avec précision non seulement les conditions saines et défectueuses, mais aussi d'identifier le degré de sévérité des conditions de défaut.

La première partie de ce chapitre donne un aperçu du principe de mesure et les techniques angulaires utilisées, un descriptif du dispositif expérimental ainsi que les différentes conditions d'essais. La deuxième partie aborde dans le détail les analyses des caractéristiques issues des grandeurs mesurées et les différents indicateurs introduits comme VFs. Enfin, la dernière partie expose les comparaisons des performances de la classification par MLP et SVM pour ces différents VFs dans des conditions stationnaires, non stationnaires et combinées, afin de montrer l'efficacité des mesures angulaires et l'intérêt de l'approche proposée dans le diagnostic automatisé par RdF des défauts des machines tournantes.

4.2 Principe de mesure

L'utilisation de codeurs optiques de grande résolution, c'est-à-dire ayant un grand nombre de traits par tour, offre la possibilité de mesurer le déphasage angulaire, c'est à dire l'Erreur de Transmission (ET) entre les différents arbres constituant une boîte de vitesses. Le principe de cette mesure repose sur le comptage du nombre d'impulsions délivrées par une horloge à très haute fréquence entre deux fronts montants des signaux délivrés par les deux codeurs optiques. Ce comptage doit s'effectuer en simultané sur les deux voies et avec la même référence, c'est-à-dire la même horloge et le même compteur. Ceci permet d'obtenir une solide référence temporelle sur chacune des voies des codeurs et de mesurer l'écart simultané entre les différentes voies (Rémond D. , 1998). Il est possible ensuite de reconstruire la loi d'évolution des positions angulaires des différents codeurs en fonction du temps et cela à une cadence donnée par le nombre de raies sur chaque codeur (Figure 4.2 (a)).

À partir des positions angulaires délivrées par les codeurs, la reconstruction du signal de l'ET s'effectue, par exemple, à chaque fois qu'un nouveau front montant apparaît sur la voie #1. Il sera ainsi échantillonné à pas angulaire constant suivant la position de l'arbre #1 et constituera une estimation de l'ET échantillonnée angulairement en référence à l'arbre portant le codeur #1. Pour déterminer la valeur de la position de l'arbre 2, il suffit d'interpoler la position de l'arbre #2 au temps d'apparition du front sur la voie #1 (Figure 4.2 (b)).

L'expression de l'ET sera reconstruite en tenant compte du rapport de réduction de manière numérique, aux instants correspondant au passage d'une raie du codeur #1, et pourra donc s'écrire sous la forme suivante (Rémond D. , 1998) :

$$\Delta\theta_{a1}(i) = \theta_1(i) - \frac{Z_2}{Z_1} \theta_2(i) = i \Delta\theta_1 - \frac{Z_2}{Z_1} \theta_2(i) \quad (4.1)$$

avec Z_1 : le nombre de dents du pignon,
 Z_2 : le nombre de dents de la roue,
 θ_1 : la position angulaire du pignon,
 θ_2 : la position angulaire de la roue.

Chaque codeur permet également de déterminer une grandeur portant de l'information sur la présence de défauts qu'est la Variation de la Vitesse Instantanée (VVI). Le compteur de l'horloge compte le nombre de tops entre deux fronts montants (Figure 4.2 (a)). La

reconstruction du signal de la VVI se fait directement par la formule suivante (Renaudin, Bonnardot, Musy, Doray, & Rémond, 2010; Li, et al., 2005) :

$$\omega_i = \frac{2\pi}{N_f} \frac{60 f_h}{n_i} \text{ (rad/min)} \quad (4.2)$$

avec n_i : le nombre d'impulsions de l'horloge cadencée à la fréquence f_h (Hz) entre deux fronts montants du signal codeur, N_f : la résolution du codeur optique.

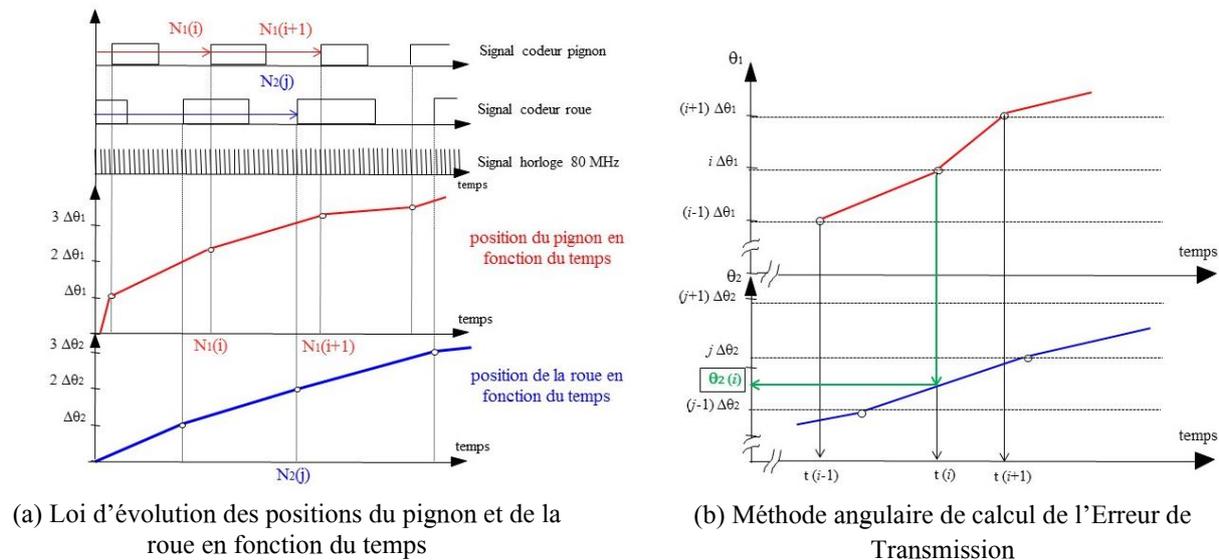


Figure 4.2 - Principe de la mesure angulaire

Le ré-échantillonnage angulaire du signal d'accélération consiste à interpoler le signal d'accélération aux instants de temps correspondant à chaque position angulaire du codeur référence et constituera le signal appelé : Accélération Echantillonnée Angulairement (AEA). A titre d'exemple de construction d'indicateurs et d'automatisation de leur extraction, la Densité Spectrale de Puissance (DSP) est un outil très intéressant pour le diagnostic des défauts des machines tournantes. Si l'on veut obtenir une résolution précise dans une représentation spectrale, il faut un nombre d'échantillons élevé et donc un temps d'enregistrement long (Boulenger & Pachaud, 2009; Randall B. , 2011). Or, on sait que la vitesse de rotation varie continuellement d'autant plus que le temps d'acquisition sera important. Le pic que l'on veut observer se transformera alors inévitablement en bande fréquentielle plus ou moins large puisque la fréquence d'apparition des événements représentatifs des défauts est proportionnelle à la vitesse de rotation dans le cas d'une géométrie tournante discrète. Le risque majeur est donc de noyer cette information sur des bandes qui se superposent les unes sur les autres. L'utilisation de l'analyse spectrale basée sur la Transformée de Fourier sur un signal échantillonné angulairement plutôt que temporellement permet de s'affranchir de la vitesse de rotation et de considérer directement les fréquences caractéristiques des différents éléments (Roulements, Engrenages). Par exemple, les fréquences d'observation des engrenages ne sont plus modifiées par la vitesse de rotation de la machine, mais sont observables directement aux pics correspondants au nombre de dents des engrenages (Rémond D. , 1998). Ainsi, le canal fréquentiel d'intérêt pour l'engrenage sera directement identifié à partir de la cinématique de la

machine et des paramètres d'acquisition (résolution du codeur optique et longueur d'acquisition).

4.3 Dispositif et protocole expérimental

Dans le but d'avoir des signaux, échantillonnés temporellement et angulairement, en utilisant respectivement des capteurs traditionnels (accéléromètres) et originaux (codeurs optiques), nous avons lancé une campagne d'essais sur un dispositif de laboratoire représentatif d'un contexte et d'un fonctionnement industriel. Ce banc d'essais, du laboratoire LaMCoS (INSA de LYON), constitué d'un train d'engrenage simple étage, nous a permis de construire une base de données très large et variée en utilisant différentes conditions de défauts sur les engrenages, dans des conditions de fonctionnement stationnaires et non stationnaires (variation de vitesse et de charge).

La figure 4.3 représente le banc d'essais utilisé durant cette étude, il est composé de deux arbres tournants, sur lesquels sont montés respectivement un pignon et une roue dentée à denture droite de rapport de réduction 25/56. Afin de comparer l'efficacité des méthodes d'analyse, on a utilisé six pignons, le premier est réputé sans défauts (SD) tandis que les autres présentent plusieurs défauts de nature différente : un défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLRL), une demi-dent arrachée en longueur (DDLGL), une dent complètement arrachée (DA) et une usure généralisée sur toutes les dents (UG) (Figure 4.4). Trois pignons sont montés sur l'arbre moteur simultanément, le changement d'engrènement se fait par simple déplacement axial de la roue sur son axe (Figure 4.3 (b)).

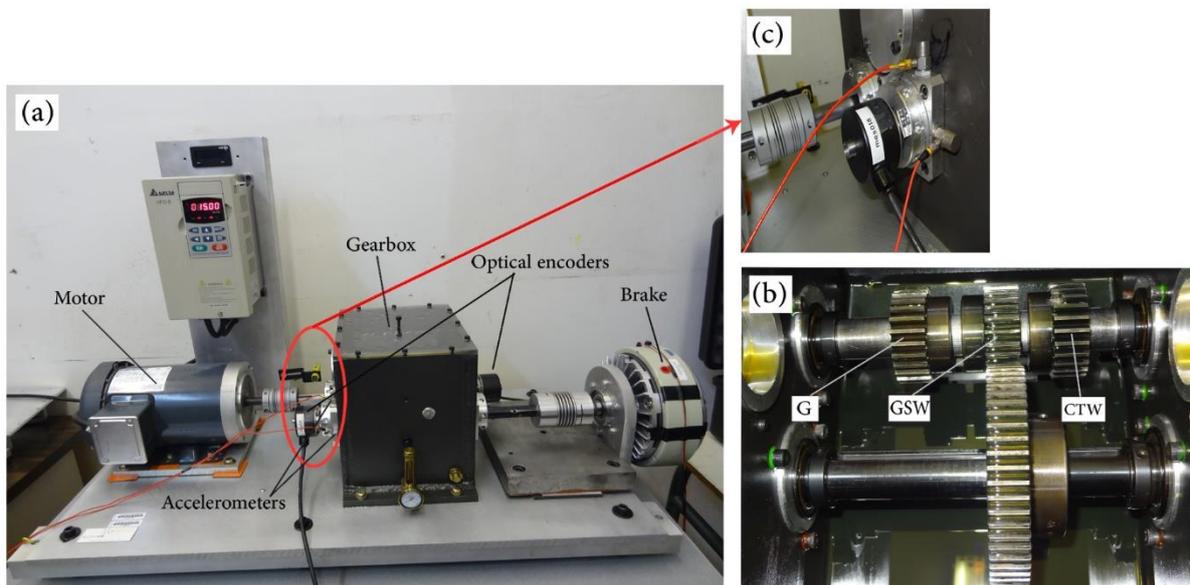


Figure 4.3 - Banc d'essais (a), position des pignons (b) et capteurs (c)

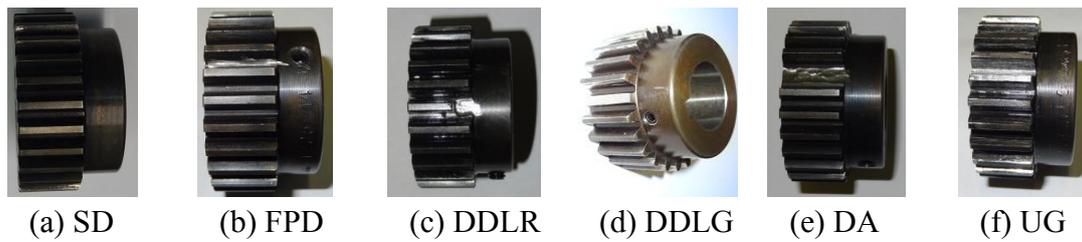


Figure 4.4 - Pignons utilisés

L'arbre d'entrée est entraîné par un moteur électrique asservi en vitesse de rotation. Le moteur permet d'assurer une vitesse de rotation maximale de 3600 tr/min. L'arbre de sortie est relié à un frein magnétique à poudre capable de générer différents couples résistants.

Après le lancement d'une première campagne d'essais, une défaillance mécanique au niveau du frein à poudre magnétique, nous a obligé de remplacer le frein à arbre creux défectueux (type *Placid, magnetic particle brake B220 - H*) par un nouveau frein à arbre plein (type *Placid, magnetic particle brake KB-5*) plus puissant et plus robuste, et d'ajouter un accouplement pour assurer la liaison entre les arbres du réducteur et du frein. Nous avons également effectué une autre modification en changeant le couvercle du réducteur qui était en alliage d'aluminium, par un autre en plexiglass, afin de pouvoir visualiser la rotation des engrenages et de contrôler le niveau d'huile. Une fois le problème résolu, nous avons lancé une deuxième campagne d'essais en recommençant depuis le début pour garder la même configuration pour toutes les acquisitions.

Pour enregistrer les signaux vibratoires, deux accéléromètres (type DYTRAN 3136A) de sensibilité 100 mV/g, sont montés radialement, l'un verticalement et l'autre horizontalement sur le palier de l'arbre de sortie (Figure 4.3 (c)). Pour mesurer les positions angulaires des arbres, deux codeurs optiques (type HEIDENHAIN ERN 420) de 2500 traits par tour sont placés sur les extrémités libres des deux arbres du réducteur (Figure 4.3 (a)).

La fréquence de l'horloge du système d'acquisition est de 80 MHz pour le comptage, généralement considérée comme suffisante pour localiser les fronts montants des signaux codeurs (Rémond D. , 1998). La précision théorique obtenue par une telle configuration peut être définie par le fait que les impulsions de l'horloge peuvent séparer au moins deux fronts montants du codeur. C'est-à-dire, pour une vitesse de fonctionnement donnée, la possibilité d'avoir une précision angulaire de :

$$\Delta\theta = \frac{360 \cdot 60 \cdot 60 \cdot \omega}{2\pi \cdot f_h} \text{ (secondes d'arc)} \quad (4.3)$$

A titre d'exemple, pour une vitesse de rotation $\omega = 100 \text{ rad} \cdot \text{s}^{-1}$ (approximativement 1000 tr/min), la précision angulaire théorique de localisation d'un front est $\Delta\theta = 0,26$ secondes d'arc. En outre, la fréquence de l'horloge divisée par la résolution du codeur représente la limite supérieure théorique de la vitesse mesurable (Eq. 4.2). Dans notre cas, nous avons une fréquence d'horloge de 80 MHz (impulsions de 12.5 ns) et une résolution codeurs de 2500 traits/tour, la vitesse mesurable maximale est d'environ $1,92 \times 10^6$ tr/min, qui dépasse largement la vitesse maximale utilisée dans cette étude (seulement 2400 tr/min). En conséquence, le système d'acquisition permettra d'accéder à une très grande fréquence de rotation et pourrait

facilement offrir une résolution de moins de 1 seconde d'arc, ce qui est largement suffisante pour des applications sur les machines tournantes et les boites de vitesses.

La fréquence d'échantillonnage des voies accélérométriques est de 125 kHz en utilisant un filtrage anti-repliement passe bas à 27 kHz. La durée d'acquisition des signaux accélérométriques est de 30 secondes. Tandis que, les signaux codeurs sont enregistré durant 1200 tours de l'arbre d'entrée.

Les signaux accélérométriques et les positions angulaires ont été mesurées pour différentes conditions de fonctionnement en utilisant plusieurs vitesses de rotation et couples résistants pour chacun des six pignons utilisés (Tableau 4.1). Chaque essai est répété dix fois pour les essais stationnaires et cinq fois pour les essais non stationnaires, afin d'avoir un nombre de signaux suffisant pour l'apprentissage et le test des méthodes de classifications. Au total, la base de données construite contient 1590 enregistrements, où 1200 acquisitions ont été réalisées dans des conditions stationnaires et 390 acquisitions dans des conditions non stationnaires. Ce qui représente 256 acquisitions pour chacun des six pignons utilisés, où chaque acquisition donne quatre signaux (deux signaux accélérométriques et deux signaux codeur).

Pour les conditions de fonctionnement non stationnaires deux stratégies ont été utilisées :

- **Variation de charge** : pour les cinq vitesses de rotation utilisées (900, 1200, 1500, 1800, et 2400 tr/min), la charge est variée soudainement afin de passer d'un fonctionnement à vide à un autre sous charge. Cette variation est répétée plusieurs fois pendant la période d'acquisition en utilisant deux couples résistants 5 et 8 N.m.
- **Variation de vitesse** : pour les trois couples utilisés (0, 5 et 8 N.m), la vitesse est augmentée progressivement jusqu'à une valeur approximative de 50 Hz, puis diminue de la même manière jusqu'à la fin de l'acquisition.

Conditions	Vitesses de rotation (tr/min)	Charges (N.m)	Nombre d'acquisitions
Stationnaire	900, 1200, 1500, 1800, 2400	0, 5, 8, 11	1200
Non-stationnaire	Charge	Variation de charge	300
		- 0 and 5 - 0 and 8	
	Vitesse	Variation de vitesse	90
		0, 5, 8	

Tableau 4.1 - Conditions des acquisitions

Volontairement, les variations de charge et de vitesse, ne sont pas répétées de façon parfaitement identique pendant les acquisitions, mais de manière approximative, puisque les mesures angulaires proposées permettent de s'affranchir de ces variations.

4.4 Recherche des signatures et extraction d'indicateurs

A partir des enregistrements effectués sur le banc d'essais, plusieurs signaux de natures différentes en termes d'échantillonnage sont mis en œuvre afin d'en extraire différents types d'indicateurs afin de construire plusieurs VFs, qui vont servir par la suite, à l'apprentissage et au test des classifieurs. Les performances des classifications détermineront les signaux les plus approprié pour la détection et l'identification des défauts d'engrenages.

Par la suite, on adopte les notations suivantes pour désigner les différents signaux :

- AET : pour les signaux Accélérométriques Échantillonnés Temporellement
- AEA : pour les signaux Accélérométriques rééchantillonnés Angulairement
- ET : pour les signaux de l'Erreur de Transmission
- VVI : pour la Variation de la Vitesse Instantanée est VVI

Tous les signaux angulaires seront synchronisés par rapport à la position angulaire de l'arbre d'entrée (notée : /1) sur lequel est monté le pignon testé. Les lettres v et h désignent respectivement la direction radiale verticale et horizontale de fixation des deux accéléromètres.

L'étape d'extraction d'indicateurs est l'une des étapes les plus importantes dans le processus de RdF. Le but de l'extraction de caractéristiques est double, tout d'abord, la fonction extraction est une tentative de réduction de la dimensionnalité des données présentées à un classifieur, sans diminuer le contenu présenté dans les données. En second lieu, la fonction d'extraction est destinée à transformer les signatures vibratoires en informations sous forme d'indicateurs que le classifieur peut utiliser plus utilement (Dubuisson, 1990).

En effet, les méthodes statistiques et spectrales sont les plus utilisées dans le diagnostic des défauts des engrenages (Boulenger & Pachaud, 2007; Zwingelstein, 1995). Les indicateurs scalaires (temporels) telles que le RMS, la variance, le facteur de crête, le skewness, le kurtosis, etc. sont utilisés pour la détection des défauts des engrenages. Toutefois, ces indicateurs ne délivrent pas d'informations sur la sévérité et la localisation de ces défauts. D'autre part, l'analyse spectrale est l'une des formes les plus efficaces d'extraction d'indicateurs utilisés dans la surveillance. Comme bon nombre des machines inspectées sont en rotation, un grand nombre de défauts qui se manifestent, sont liées directement à la fréquence. Lorsque la cinématique de ces machines est connue, il est relativement simple de calculer les fréquences auxquelles certains défauts seraient susceptibles de se produire (Mohanty, 2015; Boulenger & Pachaud, 2009). Néanmoins, l'interprétation des représentations fréquentielles, l'identification des pics caractéristiques et leurs harmoniques, pour donner des diagnostics fiables des pannes est une tâche difficile et requiert de l'expérience. Malgré cela, l'analyse spectrale est requise dans un système de diagnostic par RdF. De ce fait, la combinaison des indicateurs temporels et fréquentiels est nécessaire pour la construction de VFs pertinents.

4.4.1 Analyses des signaux stationnaires

4.4.1.1 Signaux accélérométriques échantillonnés temporellement

La figure 4.5 représente les signaux accélérométriques échantillonnés temporellement dans la direction radiale verticale (AETv) pour les différents pignons utilisés, pour une vitesse de fonctionnement de 2400 tr/min et un couple résistant de 11 N.m. Il est à noter que les signaux d'accélération dans les deux directions (verticale et horizontale) sont similaires. La présence de défauts sur le pignon provoque :

- Une augmentation considérable de l'énergie du signal temporel (Figures 4.5 (b), (c) et (d)),
- Pour les défauts localisés, une présence d'un choc répété à chaque période de rotation (Figures 4.5 (e) et (f)).

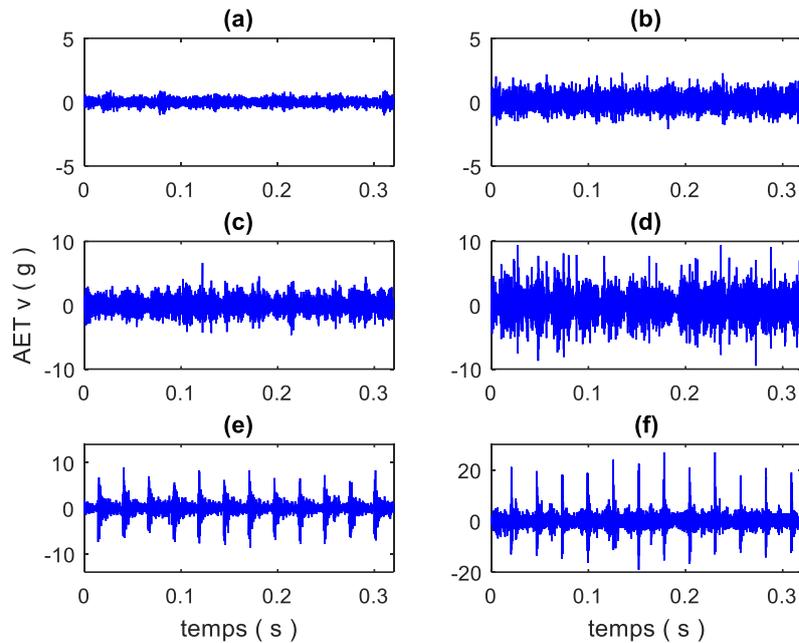


Figure 4.5 - Signaux AETv des conditions de fonctionnement : a- sans défaut (SD), b- un défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), c- une demi-dent arrachée en largeur (DDLR), d- une usure généralisée (UG) du pignon, e- une demi-dent arrachée en longueur (DDLG), f- une dent complètement arrachée (DA) (Vitesse : 2400 tr/min, charge 11 N.m)

En général, les défauts affectants les engrenages peuvent être divisés en deux groupes : les défauts localisés et répartis (généralisés). En règle générale, les défauts localisés vont produire un spectre avec des bandes latérales de très faibles amplitudes devant celle de la composante d'engrènement (entre 2 et 20 fois inférieures) et ne sont identifiables dans le domaine spectral que si une échelle logarithmique est utilisée, tandis que les défauts répartis vont générer des spectres avec des bandes latérales d'amplitudes importantes et qui sont proches de la fréquence d'engrènement (Boulenger & Pachaud, 2009; Randall B. , 2011). Par conséquent, il existe des différences dans les signatures vibratoires dans le domaine des fréquences produites par les deux types de défauts. Bon nombre de ces défauts augmentent le niveau des amplitudes des bandes latérales. D'autres peuvent aussi augmenter l'amplitude de la fréquence d'engrènement et ses harmoniques. Sur la base de ces caractéristiques, de nombreux chercheurs dans la littérature ont mis au point des indicateurs de surveillance en fonction d'analyse de transformée de Fourier, en utilisant le facteur de puissance des bandes latérales, l'amplitude des bandes latérales, les amplitudes des fréquences d'engrènement et l'amplitude adimensionnelle de bandes latérales (Rzeszucinski, Sinha, Edwards, Starr, & Allen, 2012; Vecer, Kreidl, & Smid, 2005; Zappalá, Tavner, Crabtree, & Sheng, 2014).

Dans cette étude, nous avons utilisé la Densité Spectrale de Puissance (DSP) pour extraire les indicateurs du domaine fréquentiel. La DSP a été estimée par la méthode de Welch (Welch, 1967) en utilisant la fonction *pwelch* de MATLAB. Pour réduire les erreurs de fuite (*leakage errors*), la fenêtre Hanning a été utilisée, dont la longueur est égale à la longueur du signal divisé en huit segments égaux, avec 50% de recouvrement entre les segments (Bendat & Piersol, 1986; Harris, 1978; Randall B. , 2011).

La comparaison des DSPs de la figure 4.6 montre que la fréquence d'engrènement et ses harmoniques sont clairement identifiables. Nous pouvons aussi remarquer que non seulement l'amplitude du pic qui caractérise la fréquence d'engrènement varie selon le type de défaut,

mais aussi que sa localisation fréquentielle change alors que théoriquement elle devrait rester fixe. Ces modifications de localisation fréquentielle sont dues aux conditions de vitesse, d'un essai à l'autre, qui ne sont pas reproductibles à leur valeur nominale malgré un asservissement mais représentatives de conditions réelles d'analyse sur machines tournantes.

La position du pic qui caractérise la fréquence d'engrènement varie d'environ dix hertz en fonction des conditions de fonctionnement et de la vitesse, la valeur minimale 952,4 Hz pour le défaut DA et la valeur maximale 962,4 Hz pour défaut FPD. Pour récolter automatiquement l'amplitude de la fréquence d'engrènement et les bandes latérales quelle que soit la vitesse de rotation, il est nécessaire de connaître la vitesse réelle de rotation pendant l'essai, la moyenne de la VVI calculée par l'équation (4.2) permet de localiser avec précision les composantes d'intérêts dans le spectre, afin de les introduire comme des indicateurs même si les signaux sont échantillonnés temporellement. À titre d'exemple, la fréquence d'engrènement théorique :

$$f_{eng_théorique} = f_r * Z_1 = 40 * 25 = 1000 \text{ Hz} \quad (4.4)$$

Or, que pour le cas de défaut UG (Figures 4.6 (d) et 4.7 (a)), le pic de la fréquence d'engrènement est localisé à : $f_{eng_ob} = 959,9 \text{ Hz}$. Mais la fréquence de rotation obtenue par la moyenne de la VVI (Eq. 4.2), qui est égale à 38,408 Hz, conduit à la fréquence d'engrènement calculée :

$$f_{eng_c} = f_r * Z_1 = 38,408 * 25 = 960,2 \text{ Hz} \quad (4.5)$$

La différence entre f_{eng_c} et f_{eng_ob} est de 0,3 Hz (Figure 4.7 (b)). Par conséquent, nous pouvons prélever automatiquement la valeur de ce pic avec précision en recherchant le maximum dans un intervalle très restreint de plus ou moins un hertz. Ainsi, quels que soient le type de défaut, la vitesse de rotation et le couple résistant utilisés, cette procédure permet d'estimer automatiquement les composantes d'intérêt dans le spectre, à savoir la fréquence d'engrènement, ses harmoniques et les bandes latérales avec une précision suffisante.

Un zoom de la DSP du signal AETv avec défaut d'UG (Figure 4.7 (a)), permet d'identifier la fréquence d'engrènement et les bandes latérales espacées de 38.4 Hz correspondant à la vitesse moyenne de rotation de l'arbre primaire supportant les pignons testés. Il y a lieu de noter que les amplitudes de certaines bandes latérales sont voisines voire dépassent celle de la composante d'engrènement. Naturellement, l'énergie associée au bandes latérales autour de la fréquence d'engrènement augmentera à mesure que l'état de l'engrenage se détériore, par rapport à un engrenage sain ce qui caractérise les phénomènes de modulation rencontrés dans les transmissions de puissance par engrenages (Randall B. , 2011). Par conséquent, il est donc justifié de prendre comme indicateurs :

- les amplitudes des trois premières harmoniques de la fréquence d'engrènement,
- les niveaux de vingt bandes latérales (dix de chaque côté) autour de chacune des trois premières harmoniques de la fréquence d'engrènement.

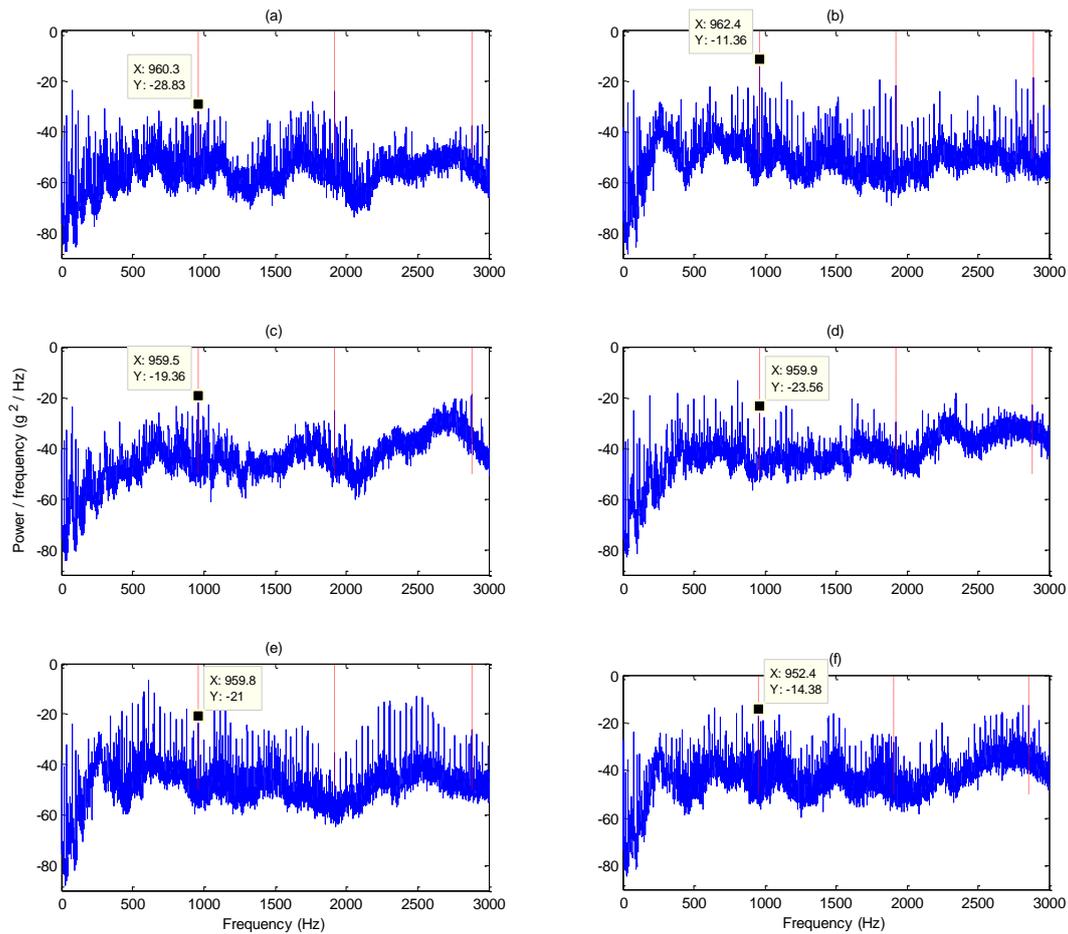


Figure 4.6 - DSP des signaux AETv des différentes conditions de fonctionnement : (a) sans défaut, (b) fissure au pied d'une dent, (c) demi-dent arrachée en largeur, (d) usure généralisée, (e) demi-dent arrachée en longueur et (f) dent arrachée, (les lignes pointillées en rouge représentent les 3 harmoniques de la fréquence d'engrènement), (Vitesse nominale : 2400 tr/min, Charge 11 N.m)

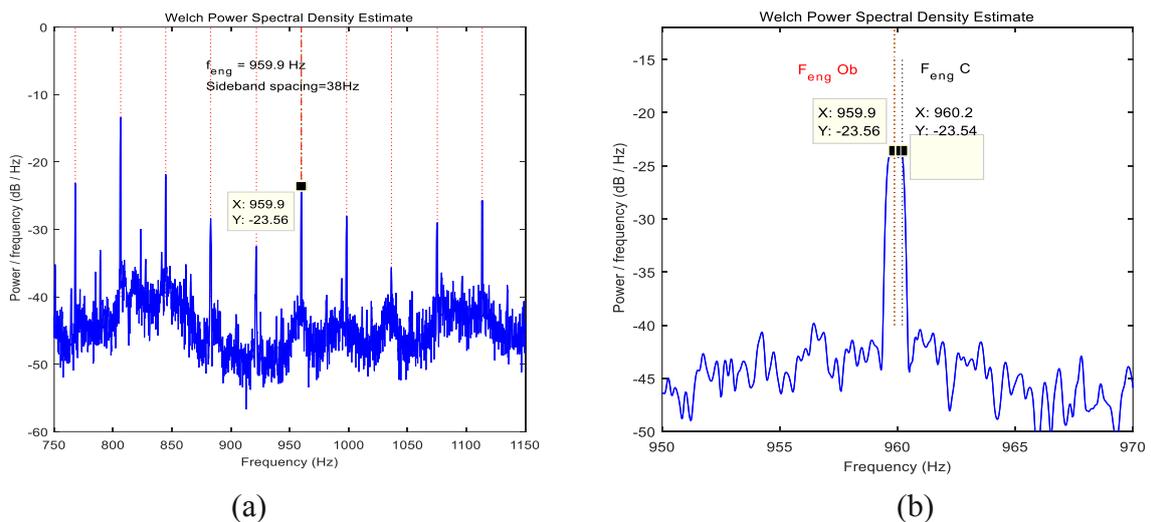


Figure 4.7 - Zoom de la DSP du signal AETv avec défaut UG autour de la première harmonique de la fréquence d'engrènement, (a) Zoom dans une fenêtre de 400 Hz autour de la fréquence d'engrènement (les lignes pointillées en rouge représentent les bandes latérales), (b) Zoom dans une fenêtre de 10 Hz autour de la fréquence d'engrènement (Vitesse 2400 tr/min, Charge 11 Nm)

4.4.1.2 Signaux Accélérométriques ré-échantillonnés Angulairement

L'allure des signaux accélérométriques dans la direction verticale rééchantillonnés angulairement par rapport à la position de l'arbre d'entrée AEA_v/1 (Figure 4.8) est presque identique à celle des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement (Figure 4.5). En effet, lorsque l'échantillonnage temporel est utilisé, il se produit des variations dans le nombre d'échantillons acquis par tour mais également des fluctuations des fréquences d'excitation liées à la géométrie discrète en rotation. Par conséquent, les points d'échantillonnage ne sont pas localisés à la même position angulaire d'un tour sur l'autre. Par contre, l'échantillonnage angulaire offre un espacement constant et précis entre les points d'échantillonnage et cela quelle que soit la vitesse de rotation. Même si le nombre de points d'échantillonnage n'est pas entier sur une période d'engrènement³⁶, cet espacement reste constant tout au long de la géométrie. Ceci conduit à un positionnement fixe des points d'échantillonnage d'un tour sur l'autre (Rémond & Mahfoudh, 2005).

Par ailleurs, une analyse spectrale des signaux échantillonnés angulairement est liée à la notion de fréquence angulaire et sera directement graduée en nombre d'évènements³⁷ par tour (ou par révolution). Ainsi, l'échantillonnage angulaire permet de s'affranchir des fluctuations de vitesse, même faibles, qui viennent perturber la mesure dans le cas d'un échantillonnage temporel traditionnel.

Dans le domaine spectral (Figure 4.9), les signaux accélérométriques rééchantillonnés angulairement offrent un avantage considérable, du fait que les fréquences d'observation des engrenages ne sont plus modifiées par la vitesse de rotation, mais sont observables directement aux ordres principaux :

- Canal 1 et ses harmoniques pour les défauts localisés,
- Canal 25 correspondant au nombre de dents du pignon testé ($Z=25$) et ses harmoniques, pour les défauts généralisés.

Nous constatons que les positions de ces pics restent fixes malgré les variations de vitesse d'un essai à un autre, tandis que les amplitudes varient d'une manière différente d'un canal fréquentiel à un autre et en fonction du type de défaut. Toutefois, la présence du défaut sur le pignon engendre un nombre d'évènements qui se produit par tour et une augmentation significative du pic sur le canal fréquentiel correspondant, soit au nombre de dents du pignon ($Z = 25$) pour des défauts généralisés, ou sur le canal fréquentiel 1 (ordre 1) pour les défauts localisés. D'autre part, nous pouvons voir une augmentation de l'énergie des niveaux intermédiaires en particulier pour les cas de fonctionnement avec défaut. Ces amplitudes seront ensuite utilisées comme indicateurs dans le VF.

³⁶ C'est-à-dire le nombre de traits par tour du codeur n'est pas proportionnel au nombre de dents de l'engrenage porté par le même arbre

³⁷ Le nombre d'évènements correspond aux fréquences caractéristiques ou fréquences de défaut

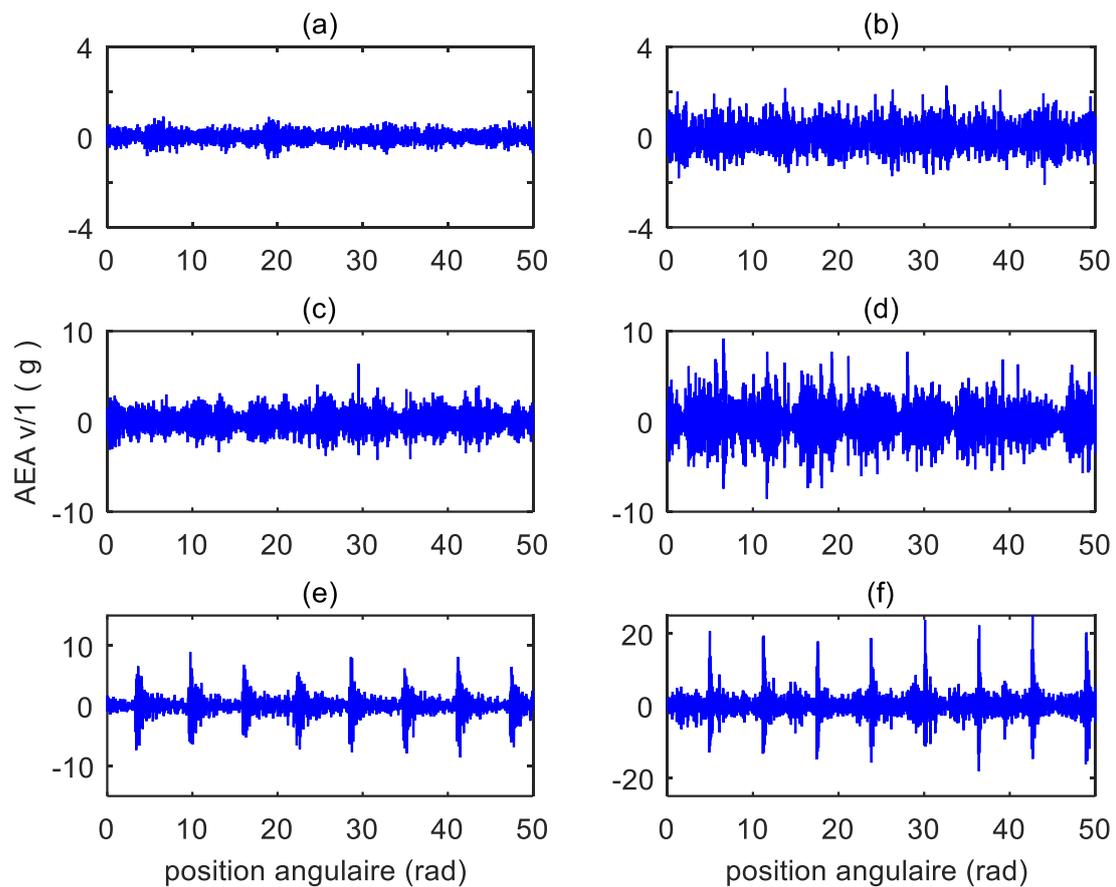


Figure 4.8 - Signaux AEA_v/1 des différentes conditions de fonctionnement : (a) sans défaut, (b) fissure au pied d'une dent, (c) demi-dent arrachée en largeur, (d) usure généralisée, (e) demi-dent arrachée en longueur et (f) dent arrachée, (Vitesse : 2400 tr/min, Charge 11 N.m)

Les figures 4.10 (a) et (b) montrent respectivement le niveau des ordres 1 et 25 des spectres des signaux AEA_v1, pour les différents pignons utilisés. Comme nous pouvons le constater, le niveau de l'ordre 1 est capable de discriminer entre la majorité des conditions de défaut quel que soit l'état de chargement. Cependant, le niveau de l'ordre 25 est capable de discriminer principalement le défaut d'usure généralisé UG, en plus, il est sensible à la variation de charge en particulier dans le cas de fonctionnement sans charge.

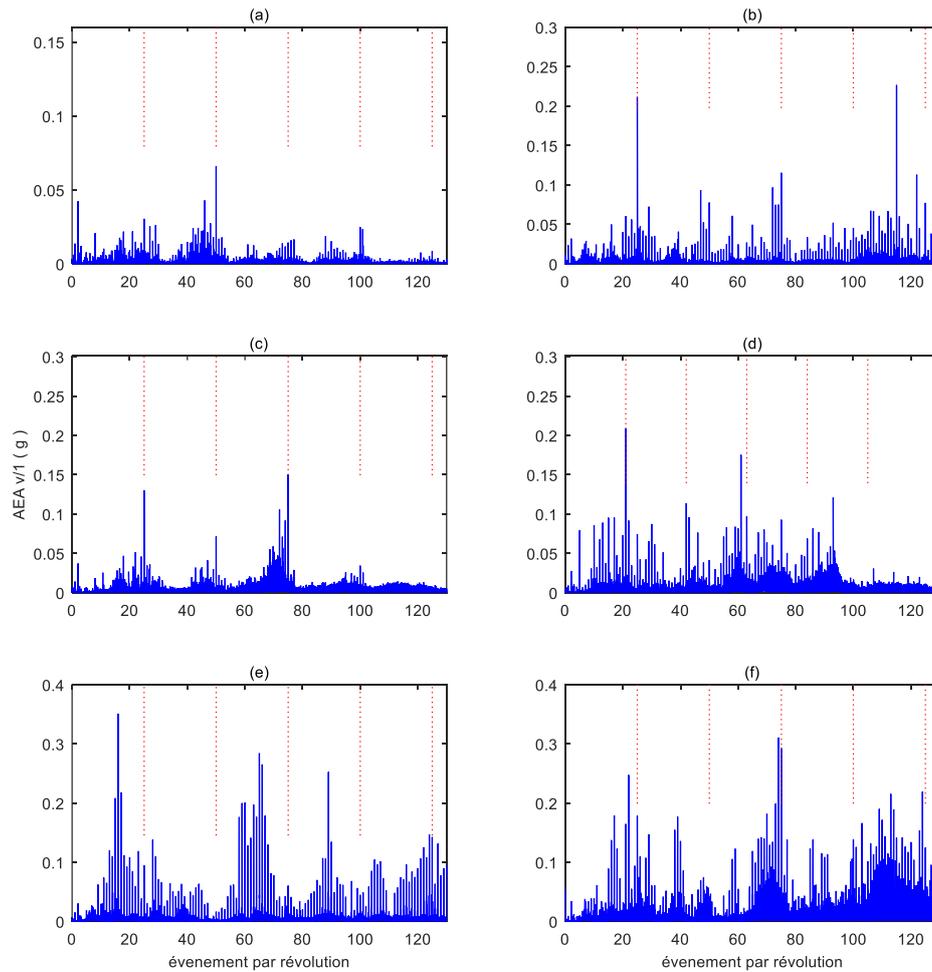


Figure 4.9 - Spectres en ordres des signaux AEA_v/1 des différentes conditions de fonctionnement : (a) sans défaut, (b) fissure au pied d'une dent, (c) demi-dent arrachée en largeur, (d) usure généralisée, (e) demi-dent arrachée en longueur et (f) dent arrachée, (les lignes pointillées en rouge représentent les principaux ordres 25, 50, 75, 100 et 125), (Vitesse : 2400 tr/min, charge 11 N.m)

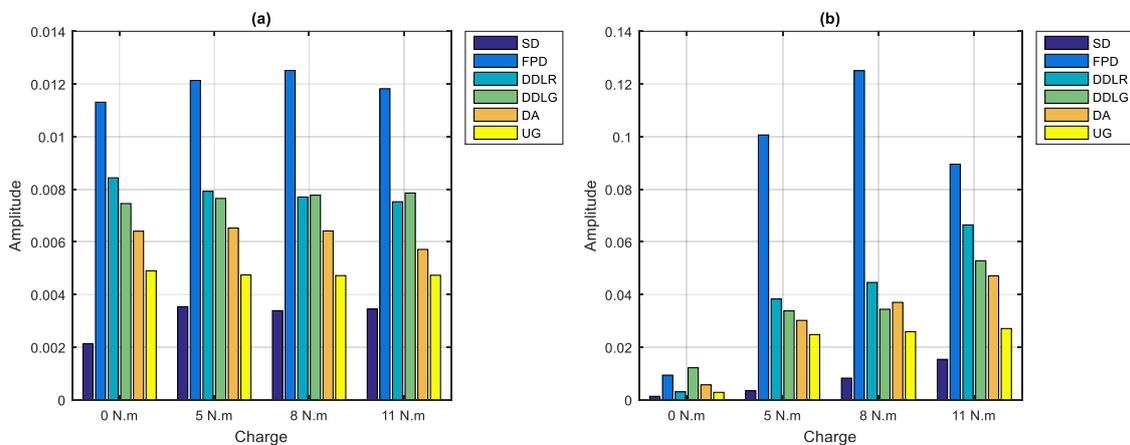


Figure 4.10 - Amplitudes du spectre en ordre des signaux AEA_v/1, (a) Amplitude de l'ordre 1, (b) amplitude de l'ordre 25. (Vitesse : 2400 tr/min)

4.4.1.3 Signaux de l'Erreur de Transmission

L'Erreur de Transmission (ET) est considérée comme la principale source d'excitation vibratoire dans les transmissions de puissance par engrenages, elle est classiquement définie par l'écart entre la position réelle de la roue menée et sa position théorique (Rémond D. , 1998; Wang J. , 2014)

La méthode d'échantillonnage angulaire en référence au codeur #1 a été utilisée, c'est-à-dire que nous avons pris comme référence le pignon car c'est l'élément affecté par le défaut, et que l'ET du pignon a été reconstitué à partir de l'équation (4.1).

Les signaux de l'ET présentés dans la figure 4.11 montrent clairement des composantes basses fréquences correspondant à la vitesse de rotation, et des composantes hautes fréquences correspondant au passage des dents. On remarque également que l'énergie varie en fonction du type de défaut.

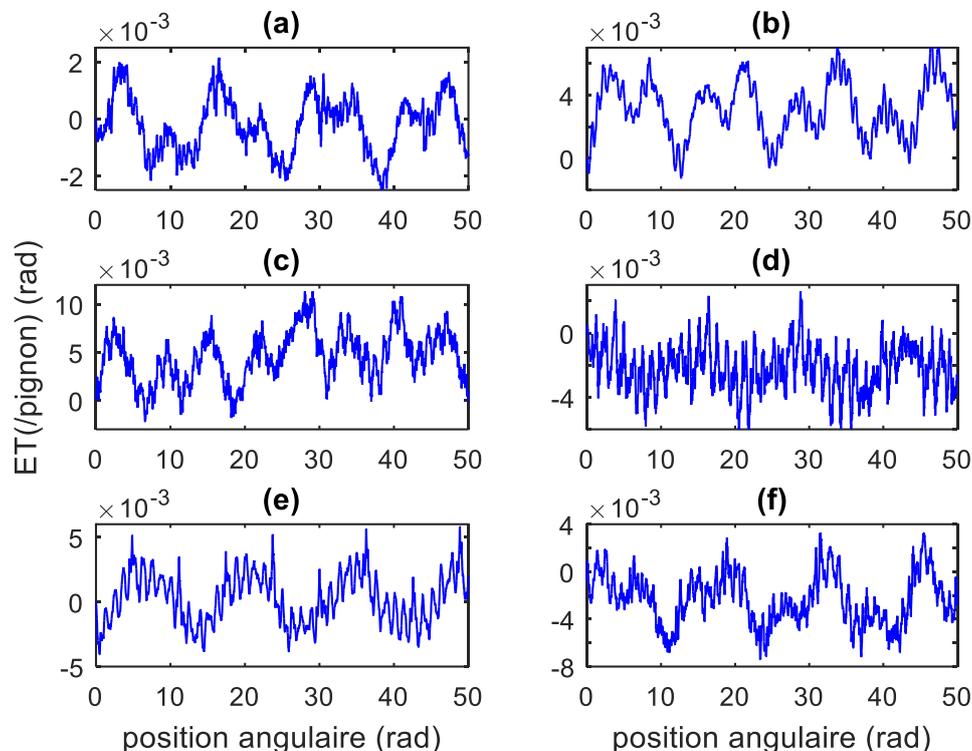


Figure 4.11 - Signaux ET des différentes conditions de fonctionnement : (a) sans défaut, (b) fissure au pied d'une dent, (c) demi-dent arrachée en largeur, (d) usure généralisée, (e) demi-dent arrachée en longueur et (f) dent arrachée, (Vitesse nominale : 2400 tr/min, charge 11 N.m)

Les spectres en ordres des signaux de l'ET présentés dans la figure 4.12 montrent les principaux ordres d'intérêt cités au paragraphe précédent pour les signaux AEA.

On peut dire que l'ET est un bon indicateur de l'excitation liée à l'engrènement. Par conséquent, elle constituera une source de construction d'indicateurs très pertinente.

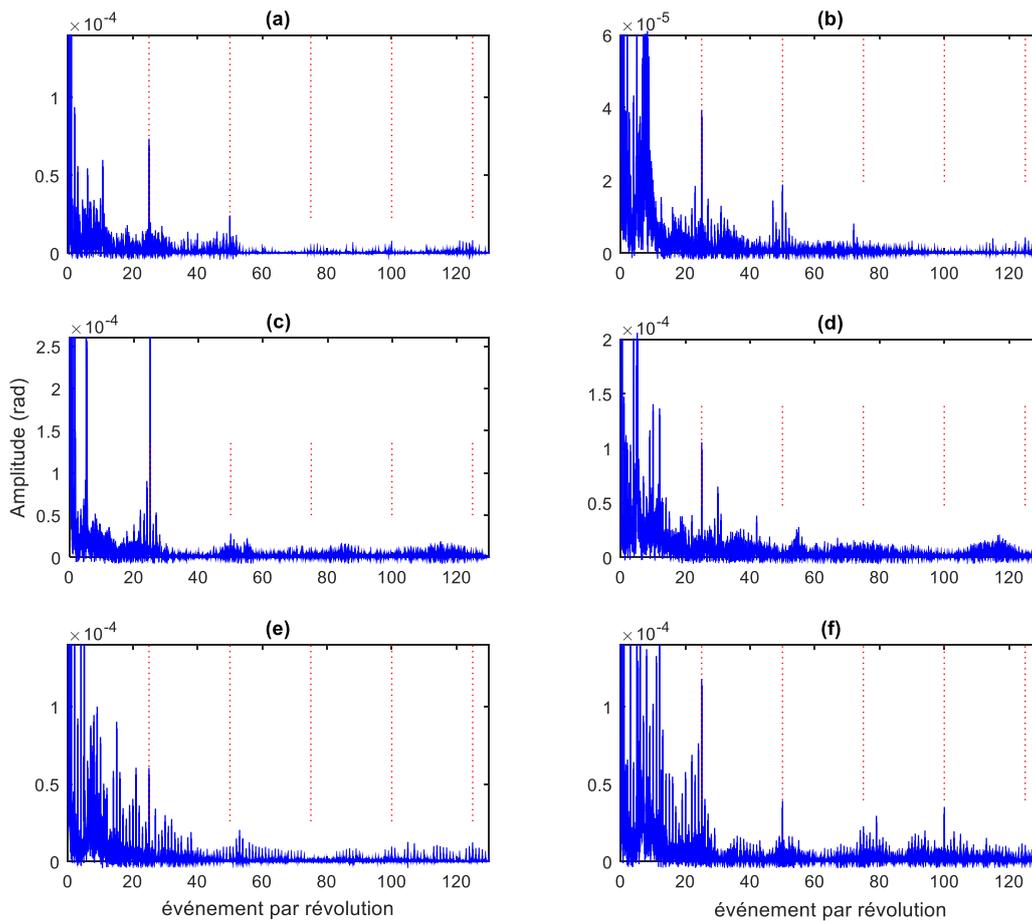


Figure 4.12 - Spectres en ordre des signaux ET des différentes conditions de fonctionnement : (a) sans défaut, (b) fissure au pied d'une dent, (c) demi-dent arrachée en largeur, (d) usure généralisée, (e) demi-dent arrachée en longueur et (f) dent arrachée, (les lignes pointillées en rouge représentent les principaux ordres 25, 50, 75, 100 et 125), (Vitesse nominale : 2400 tr/min, charge 11 N.m)

4.4.1.4 Signaux de la Variation de la Vitesse Instantanée

La Variation de la Vitesse Instantanée (VVI) a été calculée à partir de l'équation (4.2), en utilisant le signal du codeur #1 monté sur l'arbre d'entrée supportant les pignons testés.

La figure 4.13 présente les signaux de VVI des différents pignons utilisés. Comme on peut le constater, la vitesse fluctue autour d'une valeur moyenne qui est légèrement inférieure à la vitesse nominale des essais (fréquence de rotation nominale est de 40 Hz). Il est à noter qu'avant toute exploitation de ces signaux, il faut procéder à leur normalisation par soustraction de la moyenne de chaque point constituant la VVI, ce qui permet d'avoir seulement les fluctuations de vitesse qui représentent les effets de perturbations qui se répètent avec la rotation du système (Figure 4.14). L'amplitude de ces fluctuations de vitesse augmente proportionnellement en présence de défaut sur le pignon. En effet, on constate clairement que la présence d'un défaut sur le pignon se manifeste par une augmentation des fluctuations de la VVI (Figures 4.14 (b-d)), et une présence d'impulsions (brusques augmentations et des diminutions de vitesse) pour les défauts localisés les plus marqués DA et DDLG (Figures 4.14 (e) et (f)).

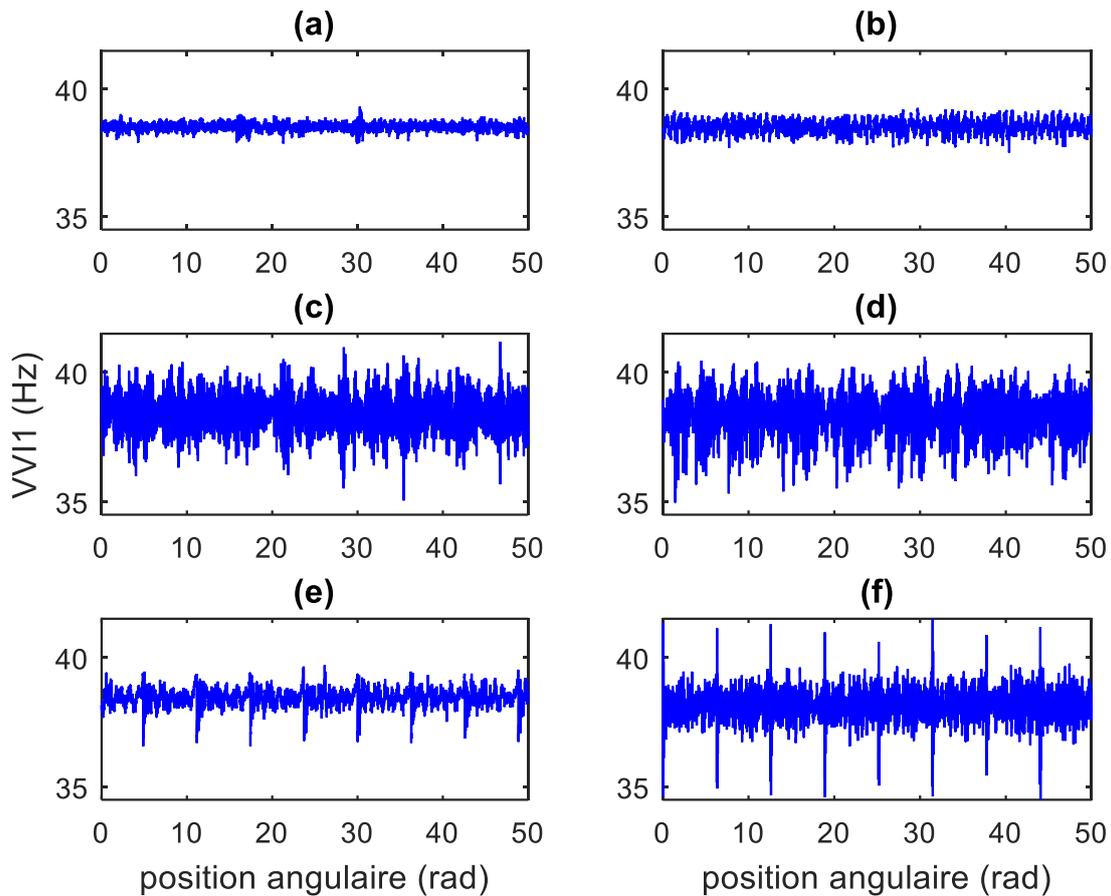


Figure 4.13 - Signaux VVI de l'arbre d'entrée des différentes conditions de fonctionnement :
 (a) sans défaut, (b) fissure au pied d'une dent, (c) demi-dent arrachée en largeur, (d) usure généralisée, (e) demi-dent arrachée en longueur et (f) dent arrachée, (Vitesse nominale : 2400 tr/min, charge 11 N.m)

La figure 4.15 présente les spectres en ordres des signaux de la VVI. Ces spectres permettent de suivre avec précision les composantes fréquentielles associées aux différents types de défauts et à la géométrie surveillée (nombre de dents du pignon), qu'ils soient localisés ou généralisés. En effet, la position fréquentielle des raies du spectre est indépendante de la vitesse de rotation du pignon testé puisqu'il s'agit d'événements liés au pignon et non à des sollicitations extérieures comme dans le cas des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement. Cet avantage, permet de comparer de manière exacte les amplitudes des différentes fréquences pour différentes conditions de vitesse. Nous pouvons donc prendre comme indicateurs de défauts les niveaux des ordres principaux et leurs harmoniques.

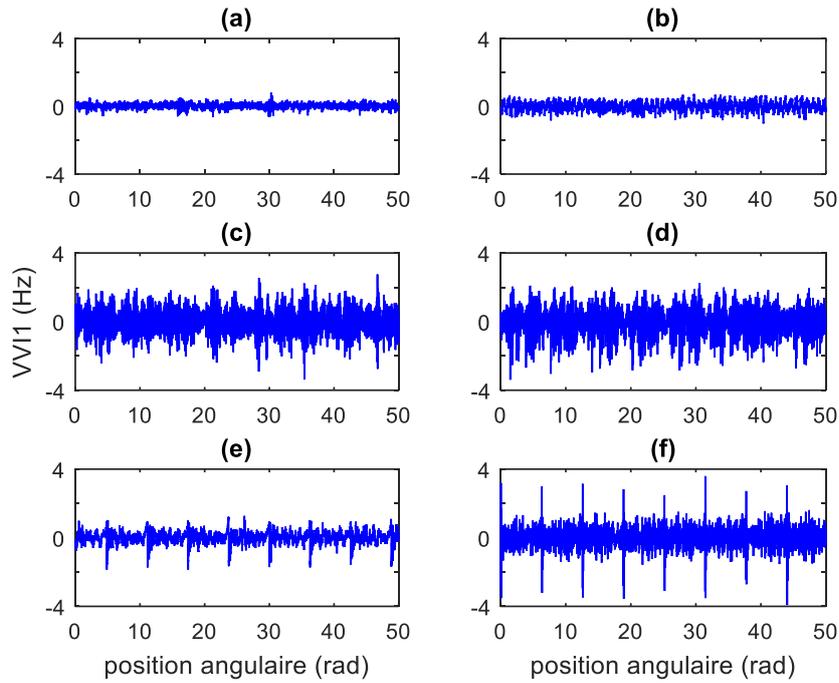


Figure 4.14 - Signaux VVI normalisée de l'arbre d'entrée des différentes conditions de fonctionnement : (a) sans défaut, (b) fissure au pied d'une dent, (c) demi-dent arrachée en largeur, (d) usure généralisée, (e) demi-dent arrachée en longueur et (f) dent arrachée, (Vitesse nominale : 2400 tr/min, charge 11 N.m)

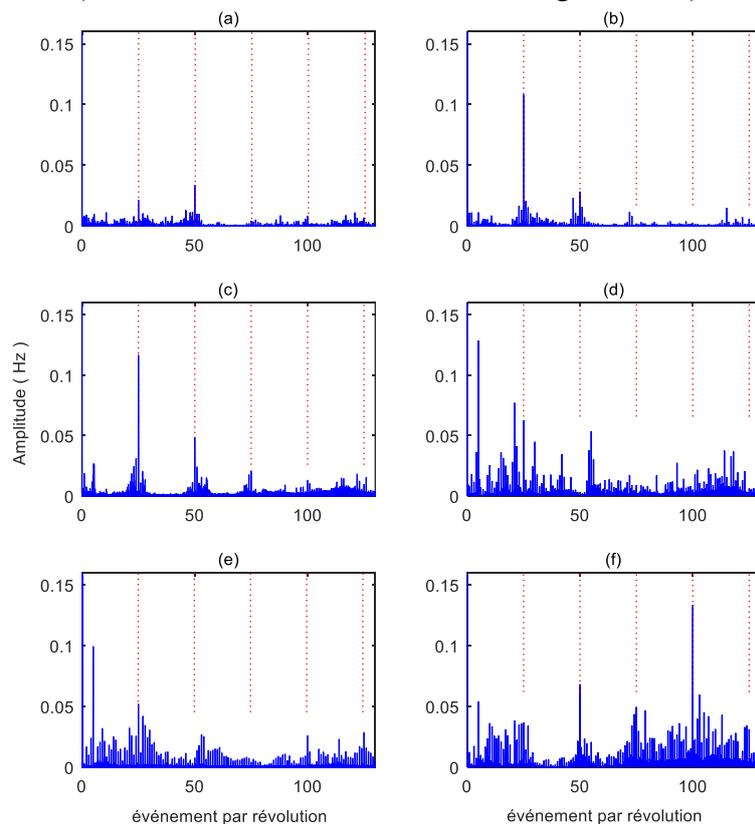


Figure 4.15 - Spectres en ordre des signaux VVI des différentes conditions de fonctionnement : (a) sans défaut, (b) fissure au pied d'une dent, (c) demi-dent arrachée en largeur, (d) usure généralisée (e) demi-dent arrachée en longueur et (f) dent arrachée, (les lignes pointillées en rouge représentent les principaux ordres 25, 50, 75, 100 et 125), (Vitesse nominale : 2400 tr/min, charge 11 N.m)

4.4.2 Analyses des signaux non stationnaires

4.4.2.1 Signaux accélérométriques échantillonnés temporellement

Les figures 4.16 (a) et (b) présentent les signaux d'accélération échantillonnés temporellement (AETv) enregistrés respectivement dans des conditions non stationnaires en variant la charge et la vitesse. Nous pouvons voir sur la figure 4.16 (a) une augmentation de l'amplitude à chaque fois que la charge est appliquée. Cette augmentation d'amplitude est plus marquée pour les pignons avec défauts et elle est proportionnelle à la sévérité du défaut, en particulier le défaut de dent arrachée (DA). La variation progressive de la vitesse de rotation durant les essais (Figure 4.16 (b)) a aussi pour effet d'augmenter proportionnellement l'amplitude des signaux, notamment pour les défauts les plus sévères (comme DA, UG, DDLG...).

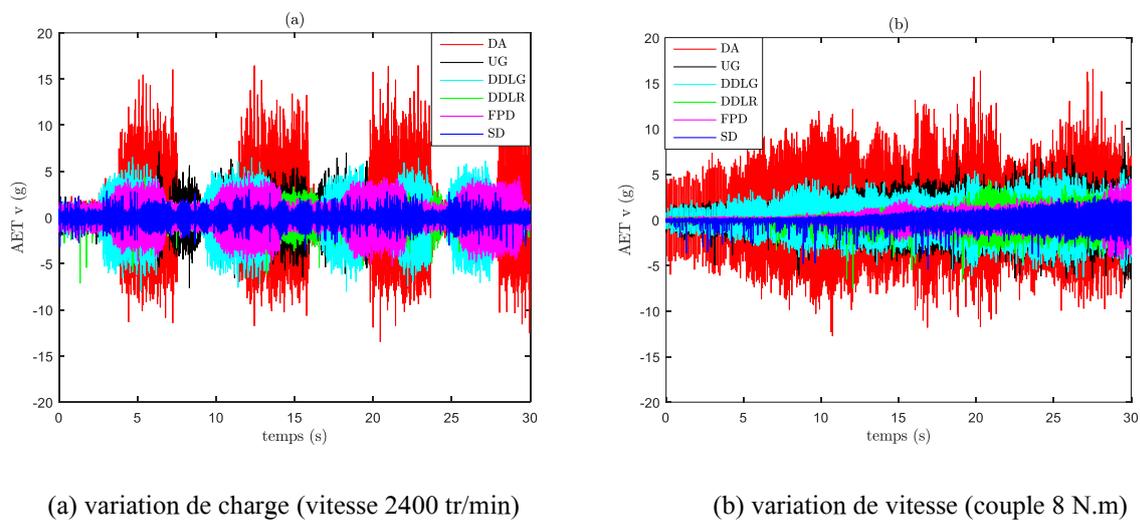
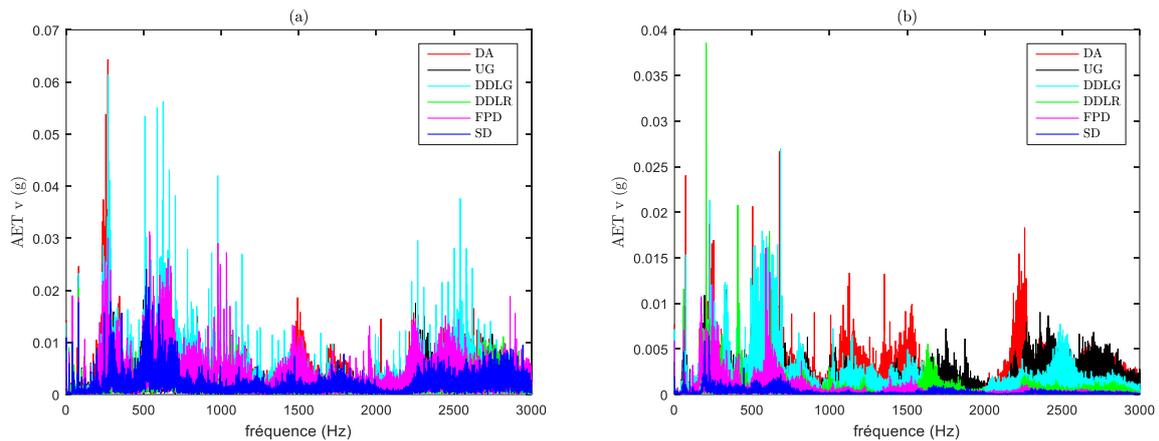


Figure 4.16 - Signaux AET dans les conditions de fonctionnement non stationnaires pour les pignons : sans défaut (SD), défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLRL), une demi-dent arrachée en longueur (DDLGL), une dent complètement arrachée (DA), une usure généralisée sur toutes les dents (UG)

Ce type de représentation temporelle est aisé à exploiter lorsque le signal est acquis dans des conditions stationnaires (vitesse et charge stabilisées), mais il devient hélas vite inextricable lorsque le signal est enregistré dans des conditions non stationnaires (variation de vitesse et de charge).

Les figures 4.17 (a) et (b) présentent les spectres des signaux AETv enregistrés respectivement à charge et à vitesse variables. Nous pouvons remarquer que la présence du défaut n'est pas directement détectable. En effet, dans les deux cas, puisque la fréquence d'apparition des raies caractéristiques représentatives des défauts est proportionnelle à la vitesse de rotation, la variation de cette dernière a pour effet de transformer inévitablement toute fréquence caractéristique, en bandes fréquentielles superposées les unes sur les autres, conduisant ainsi à la perte totale des informations sur la fréquence du défaut et encore plus sur son amplitude.



(a) variation de charge (vitesse 2400 tr/min)

(b) variation de vitesse (couple 8 N.m)

Figure 4.17 - Spectres des signaux AETv dans les conditions de fonctionnement non stationnaires pour les pignons : sans défaut (SD), défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLR), une demi-dent arrachée en longueur (DDLG), une dent complètement arrachée (DA), une usure généralisée sur toutes les dents (UG)

Par conséquent, l'analyse spectrale des signaux non stationnaires nécessite donc de mettre en œuvre, soit des outils spécifiques de traitement du signal permettant de décrire une évolution temporelle de caractéristiques fréquentielles (Flandrin P., 1993; Boashash, 2003; Huang, et al., 1998), ou bien de privilégier les techniques angulaires plus simples et plus efficaces. Donc, l'utilisation des signaux AET enregistrés dans les conditions non stationnaires sera écartée, par la suite, dans la procédure de classification.

4.4.2.2 Signaux Accélérométriques ré-Echantillonnés Angulairement

Les figures 4.18 (a) et (b) exposent respectivement les signaux d'accélération verticale rééchantillonnés angulairement (AEA_v1), par rapport à la position angulaire de l'arbre d'entrée délivrée par le codeur #1, dans des conditions non stationnaires en variant la charge et la vitesse.

La forme des signaux AEA_v1 est semblable à celle des signaux AET_v1 (Figure 4.16), mais le nombre de points par tour est toujours constant étant défini par la résolution du codeur utilisé (2500 points par tour) et non pas par un espacement en temps classique, de plus ils sont localisés à la même position angulaire d'un tour sur l'autre quelle que soit la vitesse de rotation.

Dans le cas de variation de charge (Figure 4.18 (a)), nous pouvons constater une augmentation de l'amplitude proportionnellement à la charge appliquée. Cette augmentation d'amplitude est plus importante pour les défauts de pignon les plus critiques (par exemple, le défaut de DA). Dans le cas de variation progressive de la vitesse de rotation (Figure 4.18 (b)), nous remarquons aussi une augmentation de l'amplitude des signaux proportionnelle à la vitesse et plus visible pour les défauts les plus sévères (comme DA, UG, DDLG, ...).

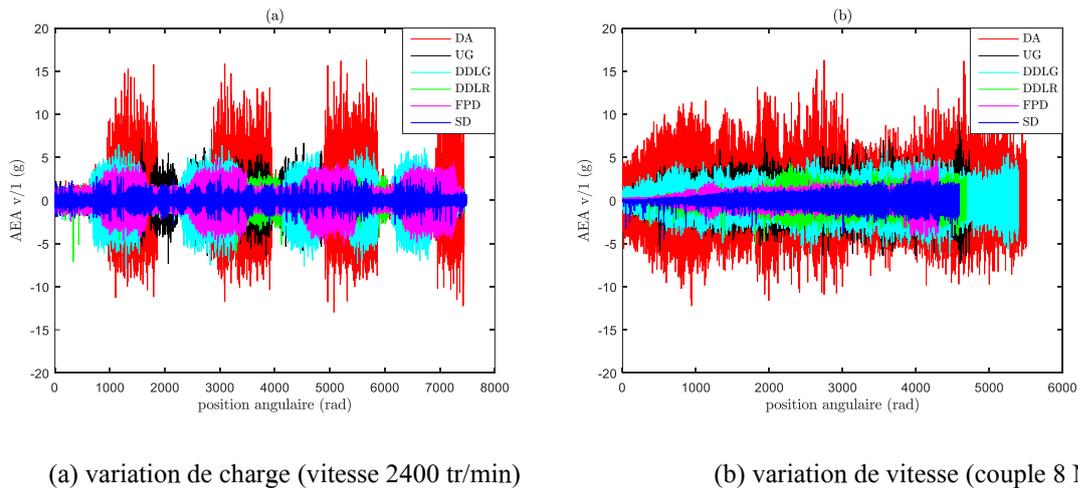


Figure 4.18 - Signaux AEA_v1 dans les conditions de fonctionnement non stationnaires pour les pignons : sans défaut (SD), défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLR), une demi-dent arrachée en longueur (DDLG), une dent complètement arrachée (DA), une usure généralisée sur toutes les dents (UG)

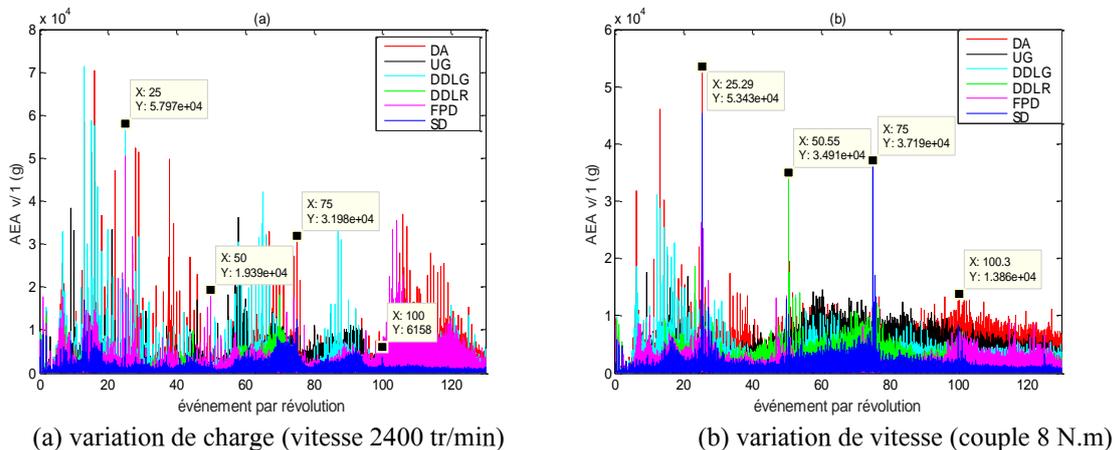


Figure 4.19 – Spectres en ordre des signaux AEA_v1 dans les conditions de fonctionnement non stationnaires pour les pignons : sans défaut (SD), défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLR), une demi-dent arrachée en longueur (DDLG), une dent complètement arrachée (DA), une usure généralisée (UG)

Les figures 4.19 (a) et (b) présentent les spectres des signaux AEA_v1 enregistrés respectivement à charge et vitesse variables. Nous pouvons constater que, contrairement aux spectres des signaux AET (Figure 4.17), les spectres des signaux angulaires, qui ont la particularité d'être insensibles aux conditions de fonctionnement en vitesse, permettent une localisation parfaite en ordre des composantes d'intérêts. Aussi, nous pouvons voir une augmentation très significative de l'énergie des niveaux intermédiaires en particulier pour les cas de fonctionnement avec défaut. Ceci présente une information précieuse à exploiter pour la construction d'un VF pertinent en vue de l'automatisation du diagnostic. D'autre part, on peut noter que pour les signaux avec variation de vitesse (Figure 4.19 (b)), il existe un léger décalage dans la position des pics caractéristiques qui est due principalement aux erreurs d'interpolation lors du rééchantillonnage angulaires des signaux temporels. Par conséquent, nous pouvons

prélever automatiquement la valeur de ces pics avec précision en recherchant le maximum dans un intervalle très restreint autour de leurs valeurs théoriques.

4.4.2.3 Signaux de l'Erreur de Transmission

Les figures 4.20 (a) et (b) montrent respectivement les signaux de l'ET, dans les conditions de variation de charge et de vitesse, synchronisés par rapport à la position angulaire de l'arbre d'entrée. Ces signaux de l'ET/1 affichent clairement des composantes basses fréquences correspondant à la vitesse de rotation et d'autres composantes hautes fréquences caractérisant le passage des dents. D'autre part, l'énergie varie en fonction du type de défaut. Nous pouvons aussi voir sur la figure 4.20 (b), en particulier pour les défauts localisés les plus marqués DA et DDLG, la présence d'un pic qui caractérise le choc provoqué par le passage de la dent (ou la demi dent) arrachée et qui se répète chaque tour.

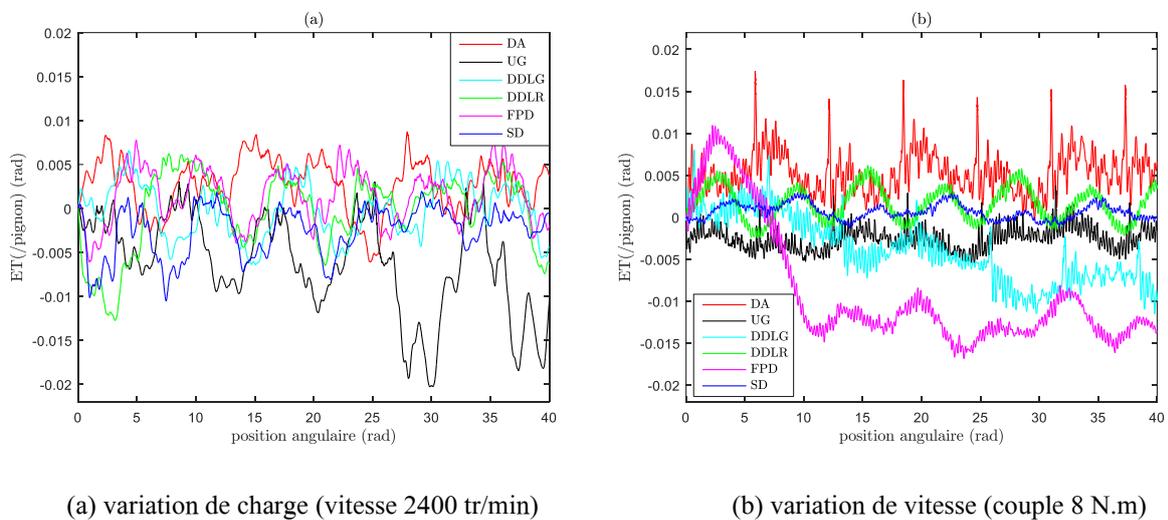


Figure 4.20 - Signaux ET/1 dans les conditions de fonctionnement non stationnaires pour les pignons : sans défaut (SD), défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLR), une demi-dent arrachée en longueur (DDLG), une dent complètement arrachée (DA), une usure généralisée sur toutes les dents (UG)

Les spectres en ordres des signaux de l'ET présentés dans les figures 4.21 (a) et (b) montrent une localisation parfaite des principaux ordres d'intérêts cités au paragraphes précédents. Cette constatation prouve la robustesse et la pertinence de cette mesure d'ET pour la caractérisation de l'excitation liée à l'engrènement même dans des conditions non stationnaires. Par conséquent, elle constituera une source très pertinente de construction d'indicateurs.

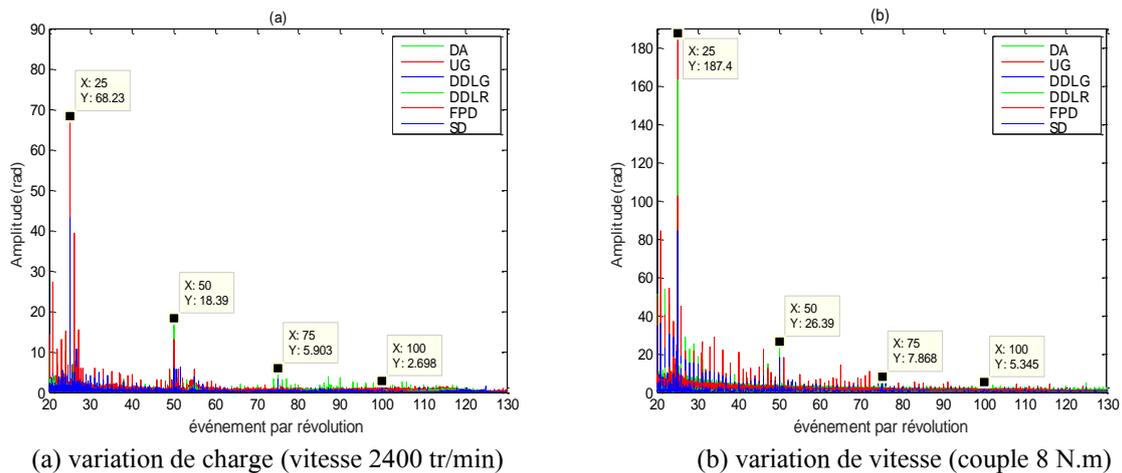


Figure 4.21 – Spectres en ordre des signaux ET/1 dans les conditions de fonctionnement non stationnaires pour les pignons : sans défaut (SD), défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLR), une demi-dent arrachée en longueur (DDLG), une dent complètement arrachée (DA), une usure généralisée sur toutes les dents (UG)

4.4.2.4 Signaux de la Variation de la Vitesse Instantanée

La figure 4.22 montre les signaux de VVI1 des différents pignons utilisés mesurés à charge variables. En présence de défaut, par exemple de dent arrachée (DA) (Figure 4.23-1 (a)), on remarque que les fluctuations de vitesse sont plus importantes autour d'une valeur moyenne, qui est légèrement inférieure à la vitesse nominale, en particulier, lors de l'application de la charge (Figure 4.23-1 (c)). On note aussi la présence d'impulsions périodiques induites par le passage de la dent arrachée qui apparaissent seulement dans la partie du signal où la charge est enclenchée. En revanche, dans la partie du fonctionnement à vide (Figure 4.23-1 (b)), on remarque que les fluctuations de vitesse sont autour de la vitesse nominale et semblent moins importantes.

En effet, seules les fluctuations de vitesses permettront de statuer sur l'état du pignon et non pas l'évolution de la vitesse de rotation qui risque de donner des valeurs inexactes, notamment des indicateurs scalaires dédiés à la surveillance de défauts, de ce fait, une normalisation de ces signaux est indispensable. En considérant la vitesse quasiment constante lors d'un tour, cette normalisation est effectuée en soustrayant la moyenne de la vitesse de chaque tour des points de la VVI constituant le tour en question.

La figure 4.23-2 montre le signal VVI1 normalisée pour le défaut DA, nous pouvons voir que la forme du signal reste identique à celle avant normalisation (Figure 4.23-1), mais les fluctuations de vitesse oscillent autour de zéro. Le principal intérêt de cette normalisation c'est qu'elle permet d'avoir une description naturelle des valeurs des indicateurs scalaires tels que le kurtosis et la valeur efficace, qui avaient des valeurs respectivement de 4,82 et 39,5 avant normalisation, et qui retrouvent après normalisation des valeurs respectives de 8,95 et 0,36 qui sont plus représentatives des forces impulsionnelles générées par le défaut DA.

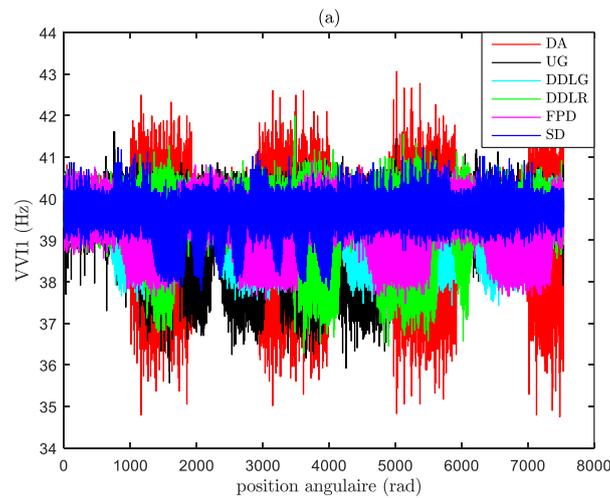


Figure 4.22 - Signaux VVII dans les conditions non stationnaires (charge variable, vitesse nominale : 2400 tr/min) pour les pignons : sans défaut (SD), défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLR), une demi-dent arrachée en longueur (DDLG), une dent complètement arrachée (DA), une usure généralisée (UG)

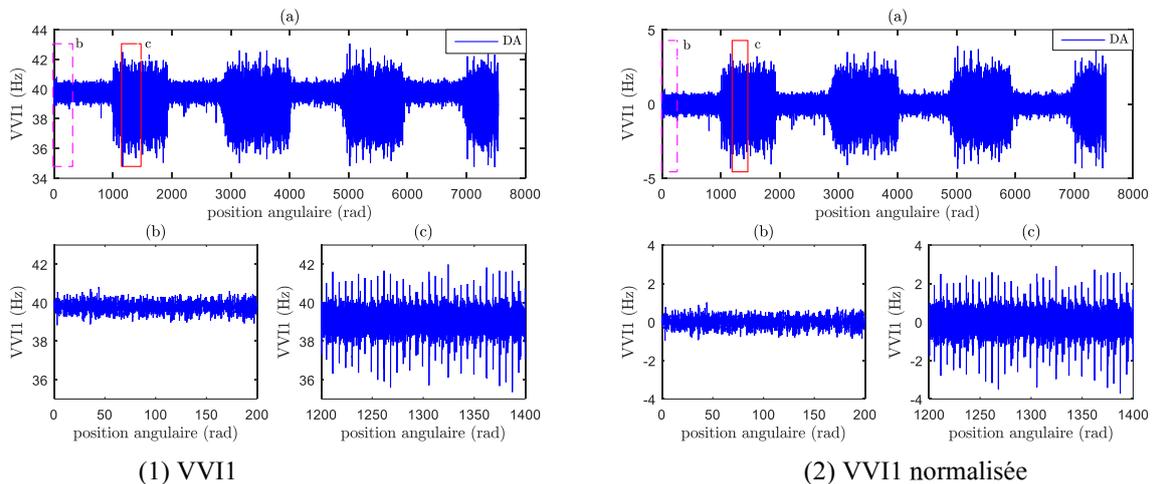


Figure 4.23 - Signal VVII, enregistré en variant la charge entre 0 et 8 N.m, pour le pignon présentant un défaut d'une dent complètement arrachée (DA), (Vitesse nominale : 2400 tr/min)

La figure 4.24 montre les signaux de VVII mesurés dans des conditions non stationnaires, pour les différents pignons utilisés, à vitesse variable pour une charge de 8 N.m. Ces signaux sont normalisés de la même manière citée dans le paragraphe précédent, c'est-à-dire que la vitesse de rotation moyenne a été soustraite de manière à représenter uniquement la variation autour de la vitesse nominale de chaque tour. Les figures 4.25-1 (a) et (b) montrent respectivement le signal VVII, enregistré pour le cas de défaut DA, avant et après normalisation. Les figures 4.25-2 (a) et (b) présentent les zooms de ces signaux pour 20 tours d'arbre. Comme on peut le constater, même si les deux signaux présentent des impulsions périodiques, les fluctuations de vitesse, dans le cas de la VVI normalisée, oscillent autour du zéro et non pas autour d'une valeur variable. De ce fait, l'avantage de la normalisation réside dans la valeur des indicateurs scalaires comme le kurtosis et la valeur efficace qui avaient des valeurs respectives de 2,99 et 37,61 avant normalisation, et qui retrouvent après normalisation,

des valeurs respectives de 8,62 et 0,43 qui sont plus révélatrices des impulsions générées par le défaut DA.

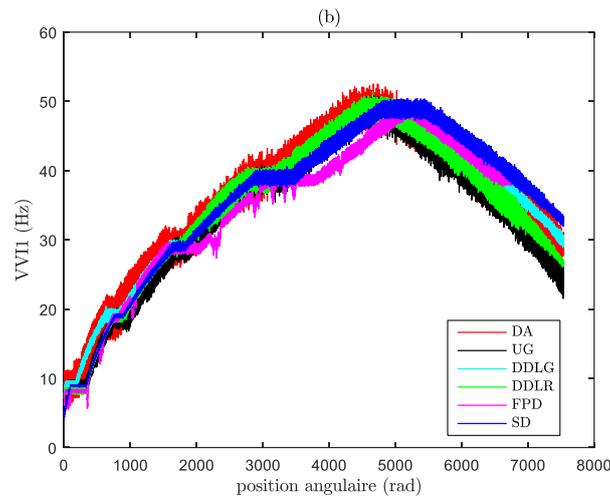


Figure 4.24 - Signaux VV11 dans les conditions non stationnaires (vitesse de rotation variable, couple 8 N.m) pour les pignons : sans défaut (SD), défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLR), une demi-dent arrachée en longueur (DDLG), une dent complètement arrachée (DA), une usure généralisée (UG)

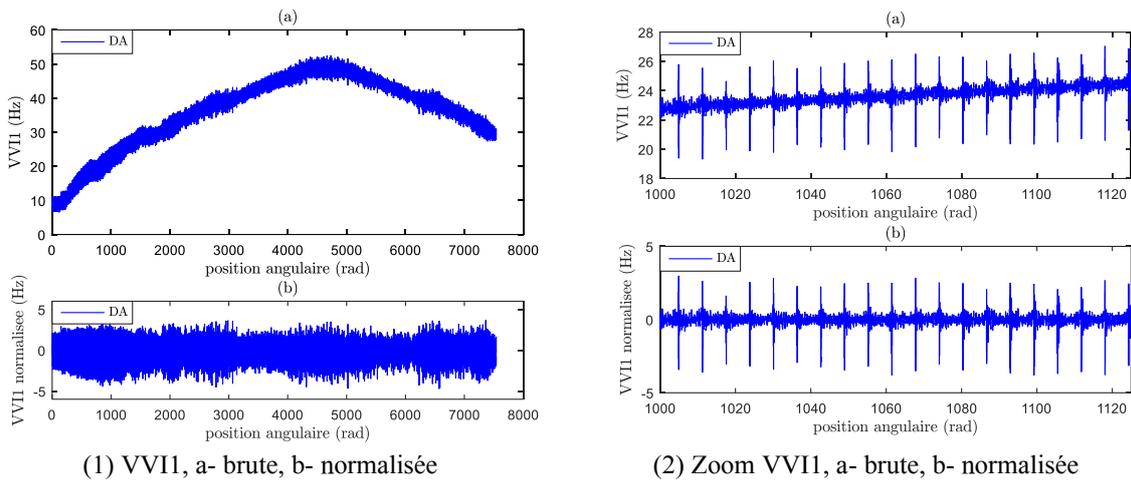


Figure 4.25 - Signal VV11, enregistré en variant la vitesse (vitesse de rotation variable, couple 8 N.m), pour le pignon présentant un défaut d'une dent complètement arrachée (DA)

Les spectres angulaires des signaux de VV11, des différents pignons utilisés, mesurés respectivement à charge et à vitesse variables montrés sur les figures 4.26 (a) et (b), permettent d'identifier et d'estimer correctement l'ordre composantes d'intérêts, c'est-à-dire l'ordre 1 pour les défauts localisés et l'ordre 25 pour les défauts généralisés, tout en s'affranchissant des fluctuations vitesse. Également, nous pouvons voir une augmentation très significative de l'énergie des niveaux intermédiaires en particulier pour les cas de fonctionnement avec défaut. Ces constatations présentent une source pertinente à exploiter en vue de l'automatisation du diagnostic. Par ailleurs, les spectres des signaux VVI avant et après normalisation (Figure 4.27), révèlent que les amplitudes des différentes composantes sont parfaitement superposées et que la normalisation permet seulement de s'affranchir du phénomène lié à l'effet de montée de vitesse en basses fréquences en éliminant l'harmonique dominante (à 0 événements/tour) qui représente la valeur moyenne du signal. Ainsi, cette opération de normalisation permet de

définir des indicateurs scalaires dont les sensibilités sont beaucoup mieux adaptées à la nature des défauts que l'en souhaite surveiller.

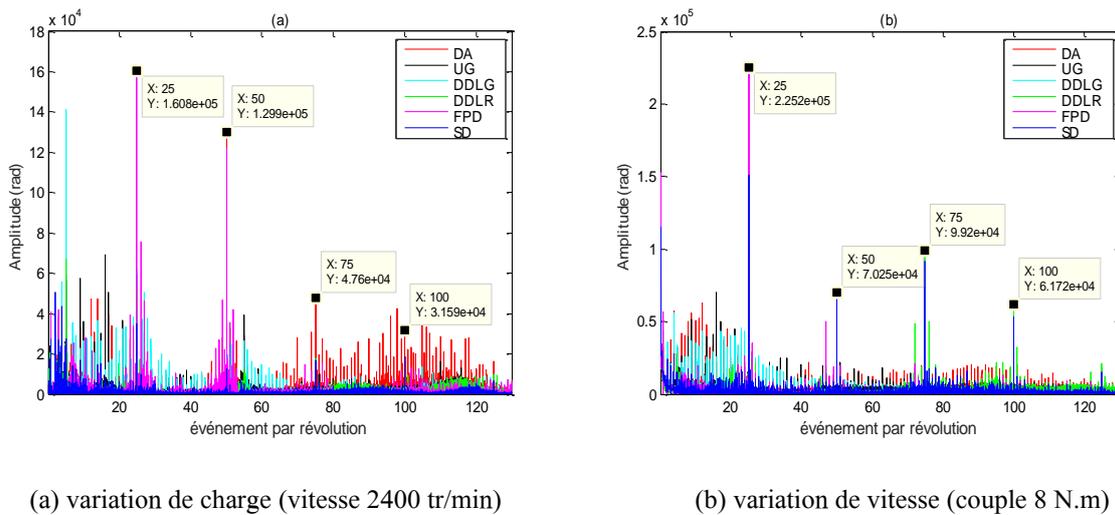


Figure 4.26 – Spectres en ordre des signaux VVI1 dans les conditions de fonctionnement non stationnaires pour les pignons : sans défaut (SD), défaut de fissure au pied d'une dent (FPD), une demi-dent arrachée en largeur (DDLR), une demi-dent arrachée en longueur (DDLG), une dent complètement arrachée (DA), une usure généralisée sur toutes les dents (UG)

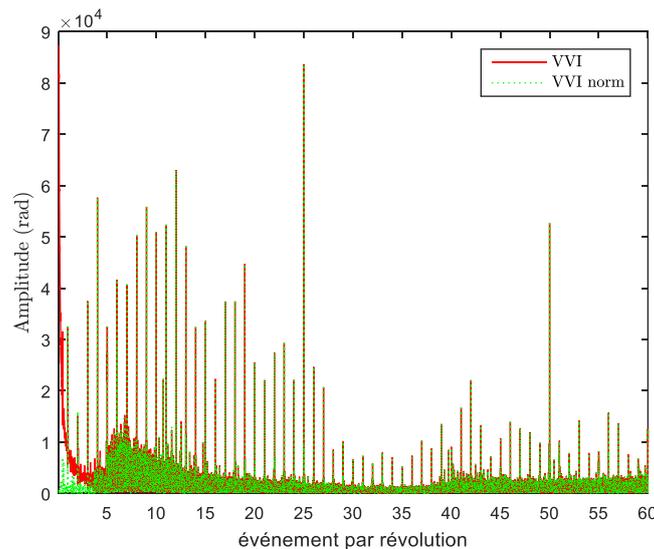


Figure 4.27 – Spectres en ordre des signaux VVI1 avant et après normalisation dans les conditions de fonctionnement non stationnaires pour le pignon avec une dent complètement arrachée (DA), (variation de vitesse, couple 8 N.m)

4.4.3 Avantages de la diversification d'analyse offerte par l'approche proposée

Comme nous l'avons montré dans les paragraphes précédents à l'aide des analyses effectuées, l'approche proposée peut aboutir à l'extraction de plusieurs indicateurs, par exemple d'autres canaux fréquentiels ou issus d'analyse plus élaborées. En supposant qu'il est possible d'extraire n indicateurs à partir d'un signal représentatif du comportement, par exemple accélérométrique, on constate qu'ajouter un codeur angulaire sur un arbre permettra :

- d'introduire un nouveau signal qu'est la Variation de Vitesse Instantanée de l'arbre, porteur d'information sur le comportement,
- d'échantillonner tout autre signal de manière angulaire en référence à la rotation de l'arbre. En particulier, toutes les techniques de filtrage par moyennage synchrone constituent une source de construction d'indicateurs très pertinente.

Ce codeur angulaire conduira donc à la constitution d'au moins $3n$ nouveaux indicateurs. En ajoutant un deuxième codeur sur le second arbre de la transmission, il est possible :

- d'introduire deux nouveaux signaux qui sont la Variation de Vitesse Instantanée du second arbre et l'Erreur de Transmission, également porteur d'information sur le comportement de la transmission par engrenages,
- d'échantillonner tout autre signal de manière angulaire en référence à la rotation du second arbre, cumulant ainsi l'exploitation possible des signaux déjà existants.

Ce deuxième codeur angulaire conduira donc à la constitution d'au moins $8n$ nouveaux indicateurs au total par rapport à la situation initiale (Fedala, Rémond, Zegadi, & Felkaoui, 2012).

4.4.4 Extraction d'indicateurs

L'organigramme de la figure 4.28 présente un panorama complet des techniques utilisées pour la recherche des signatures et l'extraction d'indicateurs.

À partir des analyses et des constatations précédentes, et afin de fournir le même nombre d'indicateurs aux classifieurs pour déterminer les signaux les plus appropriés au diagnostic des défauts d'engrenages, nous proposons d'utiliser des VFs composés de quinze indicateurs dépendant principalement du type d'échantillonnage des signaux. Une liste complète de l'ensemble de ces indicateurs est présentée sur le tableau 4.2. Tous les signaux proposés sont traités pour en extraire :

- 5 indicateurs des domaines temporels ou angulaires : RMS, variance, facteur de crête, Skewness et Kurtosis,
- 10 indicateurs du domaine des spectres fréquentiels des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement (AET) et 10 indicateurs du domaine des spectres angulaires des signaux échantillonnés angulairement (AEA, ET, et VVI).

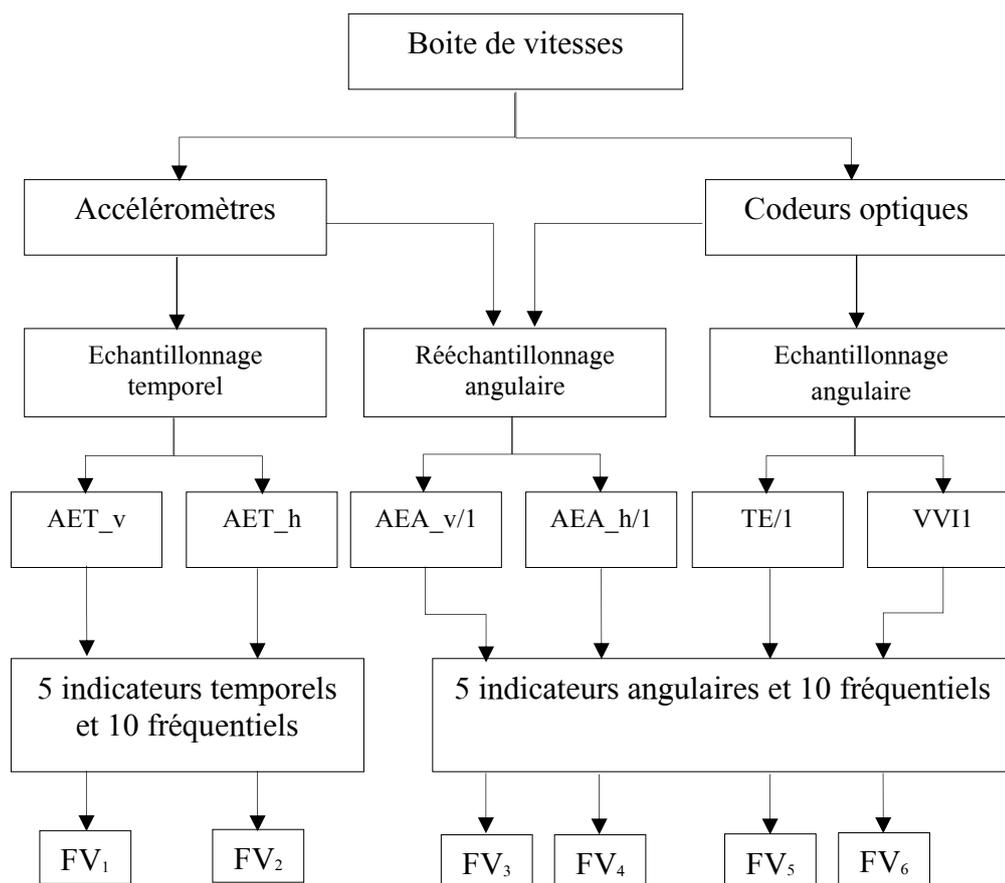


Figure 4.28 - Organigramme de traitement et d'extraction des VF's

Indicateurs	Domaine	Signaux échantillonnés temporellement		Signaux échantillonnés angulairement			
		AET_v	AET_h	AEA_v/1	AEA_h/1	ET/1	VV11
1	Temporel /	RMS				RMS	
2	Angulaire	Variance				Variance	
3		Facteur de Crête				Facteur de Crête	
4		Skewness				Skewness	
5		Kurtosis				Kurtosis	
6	Fréquentiel	Amplitude de la fréquence d'engrènement		Amplitude de l'ordre 1			
7		Amplitude de la 2 ^e harmonique de la fréquence d'engrènement		Amplitude de l'ordre 25			
8		Amplitude de la 3 ^e harmonique de la fréquence d'engrènement		Amplitude de l'ordre 50			
9		Amplitude de la fréquence d'engrènement plus la somme des amplitudes des vingt bandes latérales (10 à gauche et 10 à droite de la fréquence d'engrènement)		Amplitude de l'ordre 75			
10		Somme des amplitudes des vingt bandes latérales (10 à gauche et 10 à droite de la fréquence d'engrènement)		Amplitude de l'ordre 100			
11		Amplitude de la 2 ^e harmonique de la fréquence d'engrènement plus la somme des amplitudes des vingt bandes latérales (10 à gauche et 10 à		Somme des amplitudes du 2 ^e au 24 ^e ordre			

	droite de la 2 ^e harmonique de la fréquence d'engrènement)	
12	Somme des amplitudes des vingt bandes latérales (10 à gauche et 10 à droite de la 2 ^e harmonique de la fréquence d'engrènement)	Somme des amplitudes du 26° au 49° ordre
13	Amplitude de la 3 ^e harmonique de la fréquence d'engrènement plus la somme des amplitudes des vingt bandes latérales (10 à gauche et 10 à droite de la 3 ^e harmonique de la fréquence d'engrènement)	Somme des amplitudes du 51° au 74° ordre
14	Somme des amplitudes des vingt bandes latérales (10 à gauche et 10 à droite de la 3 ^e harmonique de la fréquence d'engrènement)	Somme des amplitudes du 76° au 99° ordre
15	Somme des amplitudes des trois premiers harmoniques de la fréquence d'engrènement	Somme des amplitudes du 101° au 124° ordre

Tableau 4.2 - Description des indicateurs des différents VFs

4.5 Procédure de classification

En règle générale, dans les machines tournantes, il existe plusieurs catégories de défauts tels que des défauts d'engrenages, balourds mécaniques, les désalignements, les défauts des roulements, etc. Dans la classification des défauts d'engrenages, plusieurs défauts apparaissent comme l'usure des dents, l'écaillage, l'arrachement d'une dent, fissuration, etc. Un diagnostic fiable peut cependant être plus problématique en présence de conditions de défaut simultanées. Une situation particulière peut survenir lorsque certains défauts sont stables tandis que d'autres sont évolutifs. Ainsi, une méthode de classification multiclassées appropriée est nécessaire, qui peut exactement distinguer entre les conditions saines et défectueuses, en identifiant également le degré de sévérité des conditions défectueuses (Hoffman & Van der Merwe, 2002; Paya, Esat, & Badi, 1997; Zarei, 2012). Par conséquent, les méthodes multiclassées sont appliquées ici afin d'évaluer l'impact des mesures angulaires dans une stratégie de surveillance par intelligence artificielle, qui peut faire une évaluation précise et fiable de la présence de conditions spécifiques de défauts d'engrenages et qui peut, en outre, distinguer entre les défauts d'engrenages stables et progressifs dans un système avec de multiples conditions de défaut. Par conséquent, le système de diagnostic par RdF doit pouvoir, en premier lieu, détecter la présence du défaut (phase de détection), ensuite, si le défaut est bien présent, il faut identifier sa nature et son degré de sévérité (phase d'identification).

Dans ce contexte, une démarche spécifique sera employée dans les deux phases du diagnostic :

- La phase de détection, où la base d'apprentissage sera constituée de deux classes représentant les conditions normales et défectueuses. La classe des conditions défectueuses englobe dans ce cas les classes de fonctionnement avec les différents types de défaut.

- La phase d'identification, où la base d'apprentissage sera constituée de toutes les classes de fonctionnement avec défaut. Cette stratégie qui est globalisante, permet la discrimination simultanée entre tous les modes de fonctionnement avec défaut.

La figure 4.29 illustre la procédure de classification utilisée pour comparer la pertinence des différentes sources d'informations. Deux méthodes de classification seront utilisées pour évaluer les performances des vecteurs formes construits dans les conditions stationnaires, le réseau de neurones artificiels (RNA) : Perceptron MultiCouches PMC (*Multilayer Perceptron MLP*) et les Séparateurs à Vaste Marge (*Support Vector Machines SVM*). En revanche, en conditions non stationnaires, seule la deuxième méthode de classification (SVM) sera utilisée.

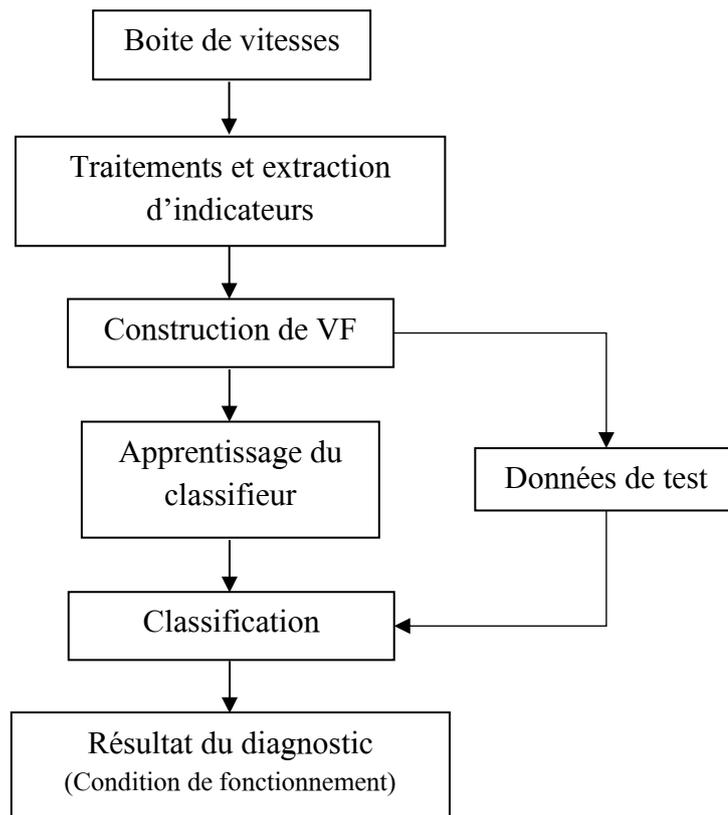


Figure 4.29 – Procédure de classification

4.5.1 Conditions stationnaires

4.5.1.1 Réseaux de neurones Artificiels, Perceptron MultiCouches MLP

Dans la littérature, il existe plusieurs types d'architecture de RNA (Drefus, Martinez, Samuelides, Gordon, & Badran, 2002; Bishop C. , 2006). Le Perceptron MultiCouches (MLP), proposé par Rumelhart et al. (Rumelhart & McClelland, 1987), du type feedforward est le plus utilisée dans le domaine de la détection et du diagnostic des défauts des machines tournantes en raison de ses hautes performances et de sa bonne capacité de généralisation (Rafiee, Arvani, Harifi, & Sadeghi, 2007; Hunter, Yu, Pukish, Kolbusz, & Wilamowski, 2012).

L'architecture du réseau de neurones MLP consiste en une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. La figure 4.30 montre un exemple d'architecture MLP qui est largement utilisé dans des applications pratiques.

Le nombre de neurones des couches d'entrée et de sortie correspond respectivement aux variables d'entrées (indicateurs) et aux variables de sortie (classes). Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche cachée affecte la capacité de généralisation du réseau et est généralement déterminé par une procédure itérative en fonction des performances d'apprentissage et de test (Haykin, 1999; Rajakarunakaran, Venkumar, Devaraj, & Rao, 2008). Le MLP à une seule couche cachée pourvue d'un nombre suffisant de neurones est capable d'approximer n'importe quelle fonction continue (Hornik, Stinchcombe, & White, 1989). En conséquence, l'utilisation de plusieurs couches cachées n'est pas nécessaire.

Dans cette section, un réseau de neurones MLP est spécifiquement employé à chacune des phases du diagnostic : la phase de détection, où la base d'apprentissage est constituée d'exemples en conditions normales et défectueuses (2 classes), donc un nombre de neurones de la couche de sortie égale à 2. La phase d'identification, où la base d'apprentissage est constituée uniquement d'exemples de conditions défectueuses (5 pignons défectueux), donc un nombre de neurones de la couche de sortie égale à 5 (5 classes). Pour les deux phases, le nombre de neurones dans la couche cachée est variée entre 1 et 15.

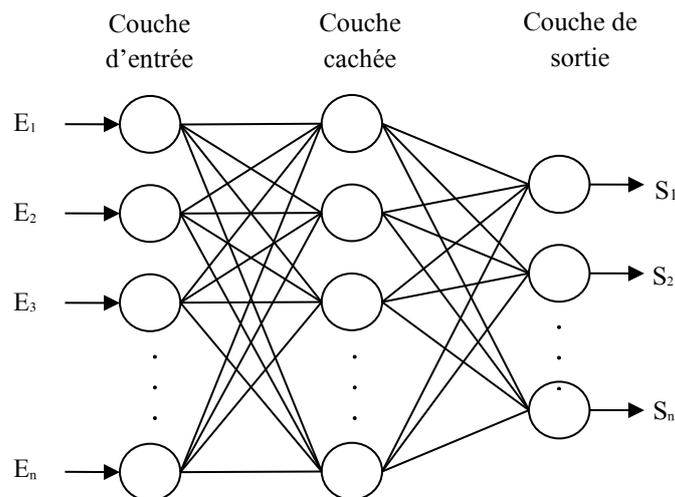


Figure 4.30- Structure des réseaux MLP

La fonction d'activation des neurones des couches d'entrée et de sortie est linéaire, tandis que celle de la couche cachée est non linéaire, une fonction sigmoïde³⁸ d'une forme tangente hyperbolique pour rendre l'apprentissage plus rapide. L'algorithme d'apprentissage utilisé est celui de la technique de rétropropagation du gradient qui est la plus utilisée pour effectuer l'apprentissage des réseaux MLP du type feedforward pour réduire au minimum l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau (Rafiee, Arvani, Harifi, & Sadeghi, 2007; Samanta, Al-Balushi, & Al-Arjami, 2004; Trigeassou, 2011; Zarei, 2012). La phase de test consiste à mesurer les performances du réseau sur des exemples non appris dans la base d'apprentissage. Ainsi, les ensembles d'apprentissage et de test sont

³⁸ c'est-à-dire une fonction en forme de « S »

représentés paritairement. Les données d'entrée et de sortie sont normalisées de telle sorte qu'elles se trouvent dans l'intervalle $[-1 \ 1]$. La procédure de classification est répétée dix fois, afin d'assurer la stabilité des résultats et d'avoir la moyenne comme performance globale (Fedala, Rémond, Zegadi, & Felkaoui, 2018).

- Phase de détection

Plusieurs architectures de réseau neurones sont employées dans cette étape : $15 \times N \times 2$ (15 neurones dans couche d'entrée, N varie de 1 à 15 neurones dans la couche cachée et 2 neurones dans la couche de sortie). Les paramètres du réseau sont ajustés à l'aide d'une base d'apprentissage constituée de 100 VFs représentant la condition normale et 500 VFs représentant les conditions défectueuses (100 VFs pour chacune des 5 classes). Les performances du réseau sont évaluées à l'aide d'une seconde base dite de test (ou d'évaluation) semblable à la précédente.

L'évolution des performances de classification en fonction du nombre de neurones de la couche cachée pour les différents signaux utilisés, est illustrée sur la figure 4.31 (a). Nous pouvons constater que les VFs calculés à partir des signaux AET donnent les plus mauvaises performances et nécessitent plus de neurones dans la couche cachée pour avoir une bonne généralisation des réseaux, comparés aux autres VFs extraits à partir des signaux angulaires. L'élimination des VFs du fonctionnement à vide des bases d'apprentissage et de test, permet d'améliorer les performances de la classification pour tous les types de signaux utilisés (Figure 4.31 (b)), dû au fait que le fonctionnement à vide, dans certains cas de défaut des engrenages, ne permet pas de les discriminer. Ceci peut être expliqué par la perte de contact entre les dents en cours d'engrènement, ce qui provoque des phénomènes aléatoires dans les signaux enregistrés. Ainsi, la performance de la classification avec le VF de l'ET atteint 100% au lieu de 99%, lorsqu'on supprime des bases d'apprentissage et de test les VFs calculés à partir des signaux de fonctionnements à vide.

La diminution soudaine de performance du VF de l'ET/1 pour deux neurones dans la couche cachée (Figure 4.31 (b)) est due au fait que la solution a été enfermée dans un minimum local, l'ajout d'un nouveau neurone varie la forme de l'espace des poids ce qui permet au réseau d'échapper rapidement à cette situation et atteindre une performance de 100 %. Ainsi, seulement 3 neurones dans la couche cachée sont suffisants pour généraliser le réseau et atteindre une performance de 100% pour la détection des défauts d'engrenages. Tandis que pour les autres VFs (VVI, AEA et AET), la généralisation des réseaux a besoin d'une plus grande taille (plus de 10 neurones dans la couche cachée) pour réaliser leurs meilleures performances. Les meilleures performances de classification en utilisant ces structures optimales sont :

- 100% pour ET/1
- 99,47% pour VVI1, 98,89% pour AEA_v/1, 98,93% pour AEA_h/1, 97,73% pour AET_v/1 et 95,73% pour AET_h/1.

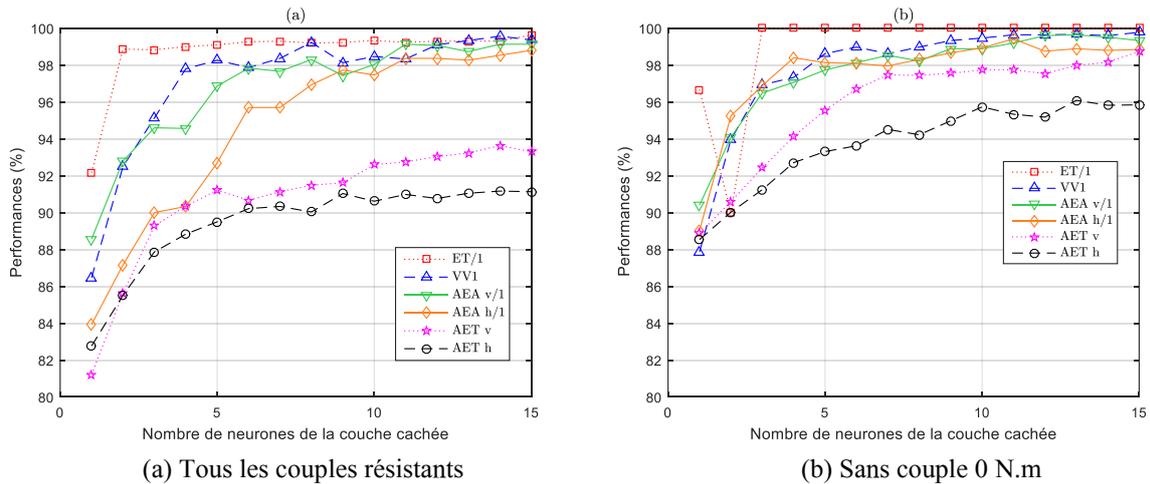


Figure 4.31 - Performances de classification en fonction du nombre de neurones de la couche cachée

- Phase d'identification

Afin de quantifier la sévérité du défaut, la base d'apprentissage est constituée de 100 VFs pour chacune des cinq classes correspondant aux différents défauts du pignon testé. Plusieurs architectures sont employées dans cette phase d'identification : $15 \times N \times 5$ (5 neurones dans la couche de sortie).

Les résultats de classification sont montrés dans les figures 4.32 (a) et (b). Nous pouvons noter que les performances de classification diminuent (relativement à la phase de détection), à mesure que le nombre de classes augmentent. Cela est principalement dû au fait que les classifieurs MLP résolvent le problème multiclassés simultanément. Par conséquent, il est plus difficile de séparer un grand nombre de classes.

Ici encore, l'élimination des VFs calculés à partir des signaux enregistrés à couple nul, conduit à l'amélioration des performances de classification (Figure 4.32 (b)). Dans cette phase, l'apprentissage du classifieur est effectué afin de pouvoir différencier entre cinq classes de fonctionnement. Par conséquent, le nombre de neurones dans la couche cachée est supérieur à celui de la phase de détection qui contient seulement 2 classes (normale et défectueuse). D'ailleurs, la généralisation du réseau nécessite plus de :

- 6 neurones pour les VFs de la VV1 et de l'ET/1, pour atteindre des performances respectives de 98,45% et 94,99%,
- 13 neurones pour les autres VFs, pour atteindre des performances de 93,23% pour AEA_v/1, 89,65% pour AEA_h/1, 88,13% pour AET_v/1 et 87,45% pour AET_h/1.

Il est important de noter que les performances obtenues par la VV1 et l'ET/1 sont de loin les meilleures dans cette phase.

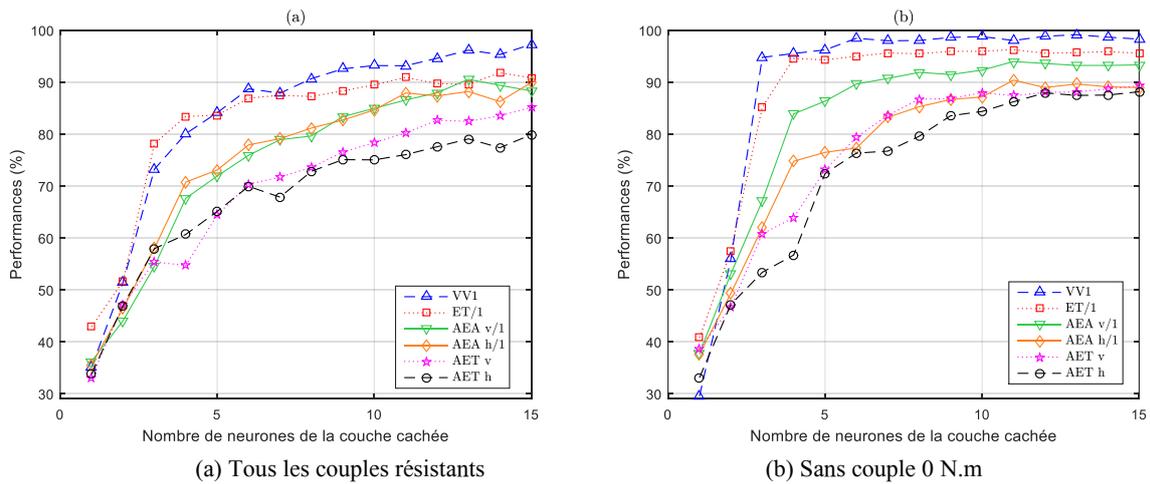


Figure 4.32 - Performances de classification en fonction du nombre de neurones de la couche cachée

De manière générale, ces résultats sont suffisamment corrects pour séparer les ensembles de données (normal et défectueux). Cependant, les meilleures performances de classification ont été obtenues avec des VFs calculées à partir des signaux échantillonnés angulairement.

4.5.1.2 Support Vector Machines SVM

Les *Support Vector Machines* souvent traduit par l'appellation de Séparateur à Vaste Marge (SVM) proposée par Vladimir Vapnik (Vapnik, 1998), est l'un des plus puissants algorithmes de classification binaire par apprentissage supervisé (Widodo & Yang, 2007; Bordoloi & Tiwari, 2014; Ning, Rui., Qinghua, & Xiaohang, 2012). Le principe de base des SVM est de séparer deux classes avec l'hyperplan optimal qui maximise la marge entre les échantillons et l'hyperplans séparateur (Figure 4.33).

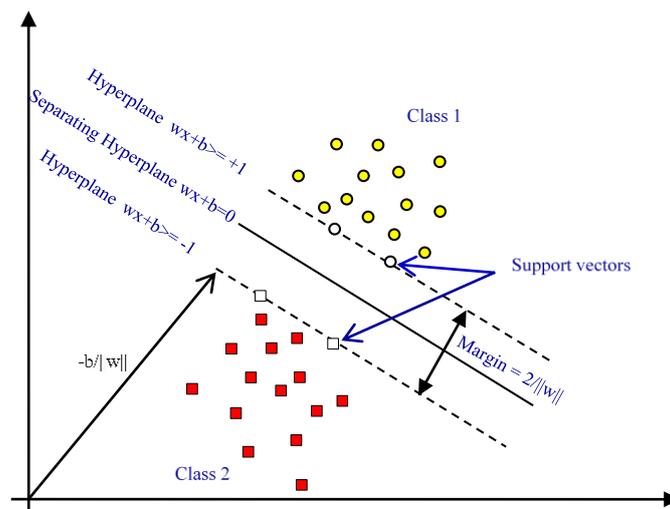


Figure 4.33 - Séparation entre deux classes par SVM

La recherche de surfaces séparatrices non linéaires est introduite en utilisant une fonction noyau (*kernel*). Généralement, les fonctions noyaux utilisées dans les formulations de SVM sont :

linéaire, polynomiale, sigmoïde et Radial Basis Function (RBF), etc. Dans cette étude, la fonction noyau utilisée est de type polynômiale cubique.

Les SVM sont, à la base, destiné aux problèmes de classification binaire, où les étiquettes de classe ne peuvent prendre que deux valeurs : 1 et -1. Or dans la plupart des applications pratiques, comme la classification des défauts des machines tournantes, une méthode multiclassées est souvent nécessaire. Ainsi, *plusieurs méthodes ont été proposées* (Chapelle, Haffner, & Vapnik, 1999):

- Modification de la conception des SVM pour intégrer l'apprentissage multiclassées directement dans l'algorithme de résolution quadratique,
- La combinaison de plusieurs classificateurs binaires avec deux méthodes :
 - un-contre-un, qui applique les comparaisons par paire entre les classes,
 - un-contre-reste, qui compare une classe donnée avec toutes les autres classes, etc.

Selon une étude comparative de Weston et Watkins (Weston & Watkins, 1998), les performances de ces méthodes sont presque identiques. Hsu et Lin (Hsu & Lin, 2002) ont donnés une comparaison détaillée des différentes méthodes pour les SVM multiclassées et ont conclu que l'approche "un-contre-un" est l'approche la plus performante.

Dans cette section, l'approche un-contre-un sera appliquée dans la phase d'identification où la base d'apprentissage est constituée de cinq classes représentant les conditions défectueuses. Ainsi, le problème est transformé en $N(N - 1) / 2$ classifieurs binaires possibles (N représente le nombre de classes), le classement final est donné par le vote majoritaire (Widodo & Yang, 2007; Chapelle, Haffner, & Vapnik, 1999; Weston & Watkins, 1998; Hsu & Lin, 2002).

L'évaluation des performances finales est obtenue en appliquant la validation croisée (*k fold Cross Validation*, avec $k=10$), qui consiste à répartir la base de données en un certain nombre d'ensembles k (sous-échantillons disjoints, tirées au hasard). Ensuite, un des k échantillons est sélectionné comme ensemble de test et les $(k-1)$ autres échantillons constitueront l'ensemble d'apprentissage. Cette opération est réitérée en sélectionnant à chaque fois un autre échantillon de validation parmi les $(k-1)$ échantillons qui n'ont pas encore été utilisés pour le test. Ainsi, l'opération est répétée k fois pour qu'en fin de compte chaque sous-échantillon ait été utilisé exactement une fois comme ensemble de test. La moyenne des k performances est enfin calculée pour estimer la performance globale de validation croisée (*Cross Validation Accuracy CVA*) du classifieur :

$$CVA = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k A_j \quad (4.6)$$

Avec : $k=10$, nombre des sous ensemble utilisés. A_j : performance individuelle de chaque sous ensemble, $j=1, \dots, k$

En plus de l'estimation des résultats individuels de classifications de chaque VF, nous proposons d'évaluer les performances de classification d'un vecteur forme total (VFtot) composé simultanément des indicateurs extraits de tous les signaux (90 indicateurs) et rangé de la manière suivante (Fedala, Rémond, Zegadi, & Felkaoui, 2016):

$$VF_{tot} = \{VF_1 (1 \text{ à } 15), VF_2 (16 \text{ à } 30), VF_3 (31 \text{ à } 45), VF_4 (46 \text{ à } 60), VF_5 (61 \text{ à } 75), VF_6 (76 \text{ à } 90)\} \quad (4.7)$$

Les performances des classifications obtenues dans les phases de détection et d'identification sont illustrées par les figures 4.34 (a) et (b)

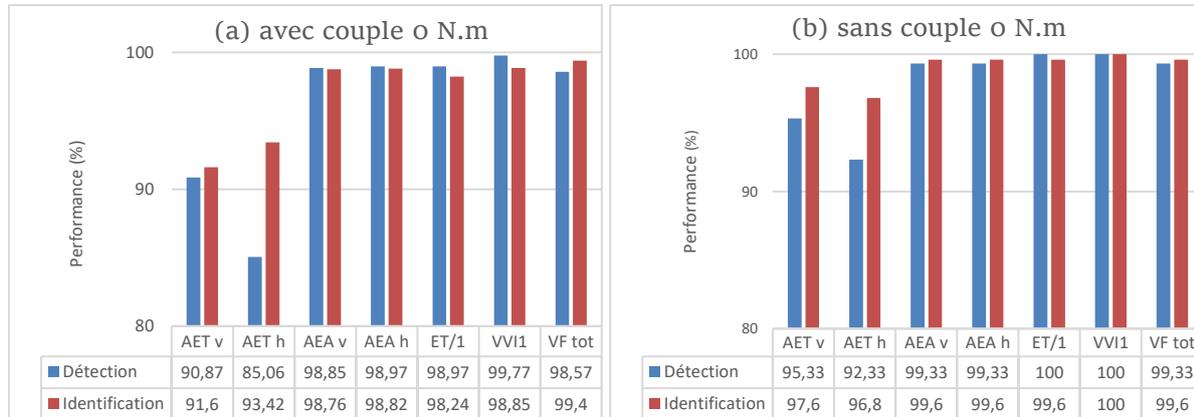


Figure 4.34 – Représentation graphique des résultats de la classification par les SVM, (a) avec couple nul, (b) sans couple nul

Les résultats présentés montrent que globalement les performances de classifications sont meilleures après l'élimination, des bases d'apprentissage et de test, des VFs correspondant au fonctionnement à vide (couple nul) (Figure 4.34 (b)). Il apparaît clairement que :

- Dans les deux phases de classification, les meilleures performances sont obtenues en utilisant des VFs calculées à partir des signaux échantillonnés angulairement.
- Dans la phase de détection, une performance de 100% est enregistré en exploitant l'ET/1 et la VVI1, de 99,33% pour l'AEA qui est d'ailleurs égale à celle du VFtot, enfin l'AET avec 95,33% pour la direction verticale et 92,33% pour la direction horizontale.
- Dans la phase d'identification, une performance de 100% est atteinte en exploitant la VVI1, de 99,60% pour l'ET, l'AEA et le VFtot, enfin l'AET avec 97,6% pour la direction verticale et 96,8% pour la direction horizontale.

En général, l'AEA donne de bonnes performances dans les deux phases et assure les mêmes taux délivrés par le VFtot. Cependant, l'ET et la VVI délivrent les meilleures performances avec respectivement une moindre instrumentation et un temps de calcul réduit.

4.5.2 Conditions non stationnaire

Les résultats précédents ont mis en évidence la pertinence des mesures angulaires en offrant des performances de diagnostic largement supérieures aux mesures temporelles, et ce, pour des modes de fonctionnement en régime stationnaire. Or la plupart des machines tournantes sont souvent soumises à des conditions de fonctionnements qui ne sont pas toujours stationnaires. De ce fait, il serait intéressant de voir la robustesse de ces mesures angulaires en régimes variables.

L'organigramme de la figure 4.35 montre un aperçu complet des signaux utilisés dans cette section. A partir des enregistrements effectués sur le banc d'essais, les signaux échantillonnés angulairement sont mis en œuvre afin d'en extraire les différents types d'indicateurs pour construire quatre VFs, qui après, seront utilisés dans la procédure de classification par SVM.

Dans cette partie, les VFs extraits des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement sont écartés puisque nous privilégions seulement les méthodes simples de traitement de signal alors que ces derniers ne sont pas adaptés à ce type de signaux.

Ainsi, le vecteur forme total sera uniquement constitué des indicateurs calculés à partir des signaux échantillonnés angulairement (60 indicateurs) et rangé de la manière suivante :

$$VF_{tot} = \{VF_3 (1 \text{ à } 15), VF_4 (16 \text{ à } 30), VF_5 (31 \text{ à } 45), VF_6 (46 \text{ à } 60)\} \quad (4.8)$$

Après l'étape d'apprentissage des SVM, la classification peut être exécutée sur l'ensemble de test, en utilisant la stratégie un-contre-un, pour la phase d'identification (cas multiclassés). L'estimation des performances finales est obtenue en utilisant la validation croisée (*k fold Cross Validation*, avec $k=10$).

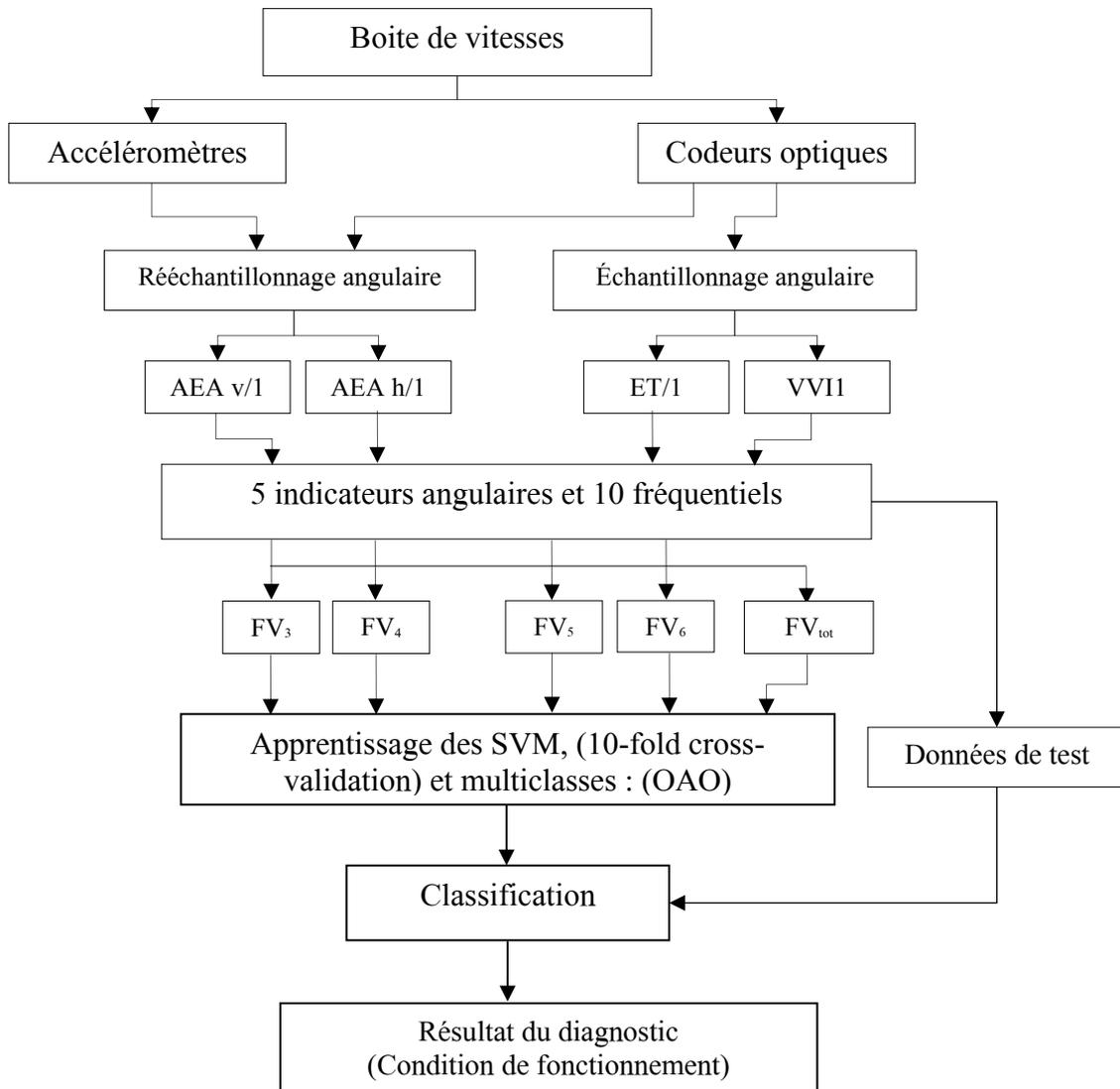


Figure 4.35 – Procédure de diagnostic en régimes stationnaire et non stationnaire

Les performances de classification obtenues par les différents VFs, dans les phases de détection et d'identification, pour les conditions de fonctionnement non stationnaires, sont représentées sur la figure 4.36 pour la variation de la charge, et sur la figure 4.37 pour la variation de la vitesse.

Pour le mode de fonctionnement avec variation de charge (Figure 4.36), l'algorithme de décision SVM offre d'excellentes performances :

- Dans la phase de détection, une performance de 100% est enregistrée en exploitant la VVI1 qui est même supérieure à celle obtenue avec le VFtot (99%). Tandis que pour les autres signaux le taux de succès est d'environ 97%.
- Dans la phase d'identification, des performances entre 98% et 99% sont obtenues.

En effet, les variations de vitesse causées par l'enclenchement alterné du couple ne sont pas trop importantes ce qui explique les bonnes performances enregistrées, notamment pour les signaux AEA.

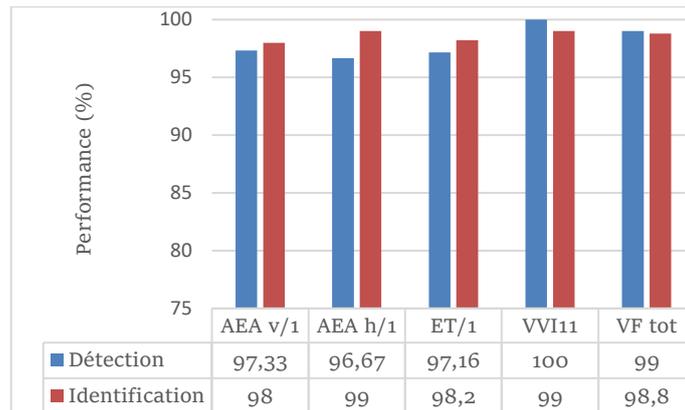


Figure 4.36 - Représentation graphique des résultats de la classification par les SVM pour le régime de fonctionnement non stationnaire : variation de charge

Pour le mode de fonctionnement avec variation de vitesse (Figure 4.37 (a)), les performances obtenues lors des deux phases de diagnostic sont différentes. Lors de la phase de détection, les performances sont relativement correctes. En revanche, la phase d'identification affiche des performances très faibles mis à part les VFs de la VVI et le VFtot qui affichent respectivement 98% et 96% de succès. L'origine de ces mauvaises performances n'est pas claire, mais il peut être causée par :

- la variation aléatoire de la vitesse lors de l'acquisition des signaux sous l'effet d'absence de chargement (couple nul).
- les signatures vibratoires des défauts d'engrenages se ressemblent dans certains cas (par exemple : DDLG et DA)

Après la suppression des VF du mode de fonctionnement à vide, des bases d'apprentissage et de test, les performances de classification augmentent de manière significative (Figure 37 (b)). Ainsi, une performance de 100% est atteinte en exploitant les VF de la VVI et le VFtot, de 96% pour l'ET, de 92% et 94% pour l'AET respectivement dans la direction verticale et horizontale.

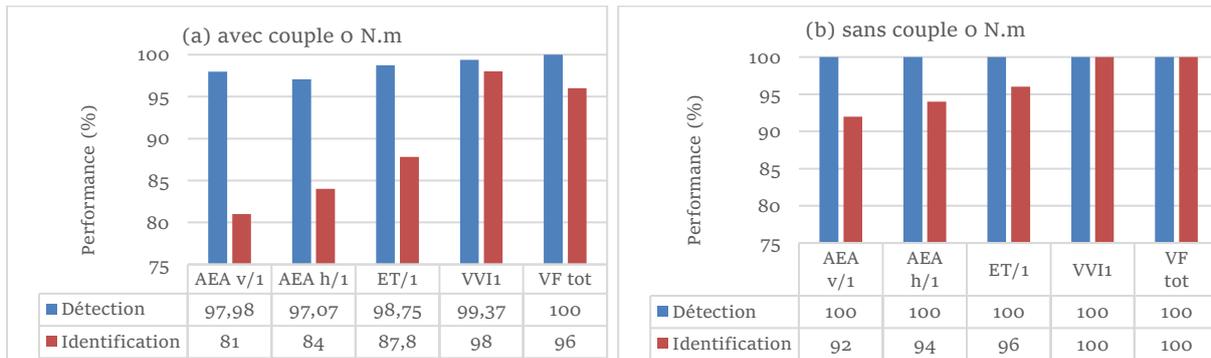


Figure 4.37 - Représentation graphique des résultats de la classification par les SVM pour le régime de fonctionnement non stationnaire : variation de vitesse, (a) avec couple nul, (b) sans couple nul

La figure 4.38 (a) illustre les performances de classification des conditions de fonctionnement combinées, c'est-à-dire la combinaison du fonctionnement stationnaire et non stationnaires (charge et vitesse variables) (Voir section 4.5.2). Nous pouvons constater que le classifieur SVM permet de détecter et de classer tous les défauts du pignon avec une précision remarquable, surtout après l'élimination des VFs du mode de fonctionnement à vide (Figure 4.38 (b)). Bien que les performances individuelles enregistrées par les VFs calculés à partir des signaux d'AEA et d'ET sont presque idéales (taux de succès d'environ 99 %), la VVI offre les meilleures performances, que ce soit dans la détection avec 99,92 %, ou bien dans l'identification avec 99,87%.

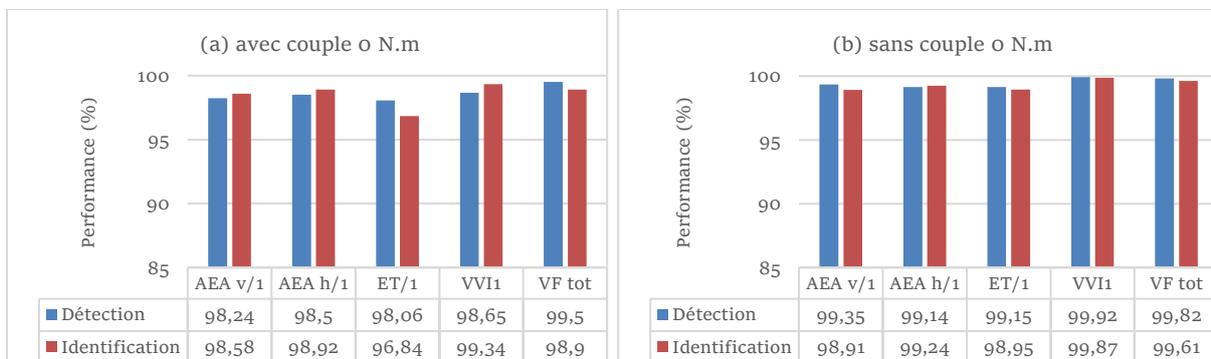


Figure 4.38 - Représentation graphique des résultats de la classification par les SVM pour les régimes de fonctionnement combinés (stationnaire et non stationnaire), (a) avec couple nul, (b) sans couple nul

4.6 Discussions et interprétations

Les résultats présentés dans ce chapitre démontrent que les deux classifieurs utilisés, le MLP et les SVM, peuvent aussi bien détecter la présence du défaut ainsi qu'identifier sa nature avec une grande précision, que ce soit dans des régimes de fonctionnement stationnaires, non stationnaires ou combinés en exploitant les mesures angulaires.

L'élimination des VFs du fonctionnement à vide des bases d'apprentissage et de test, permet d'améliorer les performances de la classification pour tous les types de signaux utilisés. En effet, le fonctionnement à vide ne permet pas de discriminer les défauts d'engrenages. Ceci peut

être expliqué par les pertes de contact des dents en cours d'engrènement, ce qui provoque des phénomènes aléatoires dans les signaux enregistrés.

Dans le cas d'utilisation des signaux AET dans le régime de fonctionnement stationnaire, les performances de classification sont relativement faibles. Les erreurs de classification sont causées majoritairement par les indicateurs du domaine spectrale, qui sont très sensibles aux fluctuations de vitesse et peuvent être affectés par la fonction de transfert du système mécanique qui modifie l'information issue de la source d'excitation vers les points de mesure. En effet, la forme générale du spectre peut être modifiée et influencer ainsi les niveaux individuels des bandes latérales (Scheffer & Girdhar, 2004; Randall B. , 2011). De plus, l'identification et la collecte automatisée des pics caractéristiques et leurs harmoniques est une tâche très difficile et nécessite un effort de calcul important.

Dans le cas d'utilisation des signaux AEA, les performances de classification sont nettement améliorées. En effet, l'influence des fluctuations de vitesse est éliminée par le rééchantillonnage angulaire de ces signaux, mais ils restent affectés par les modifications dues à la fonction de transfert et aux erreurs d'interpolation pendant la phase de rééchantillonnage angulaire.

Dans le cas d'utilisation des signaux d'ET, les performances sont excellentes pour les régimes de fonctionnement stationnaires, par contre on note une légère baisse des performances pour les régimes non stationnaires. Cette baisse de performances est principalement due aux erreurs d'interpolation pendant la construction de ces signaux et peut être aussi due à l'accumulation de plusieurs sources d'erreurs (erreurs : de mesure, de fabrication, de montage, etc.). Pour s'affranchir de ces erreurs, un prétraitement des signaux d'ET peut être envisageable afin d'améliorer la pertinence des indicateurs extraits et donc améliorer les performances de classification.

L'utilisation des signaux de la VVI, offre des performances presque fiables à cent pour cent que ce soit pour les régimes stationnaires, non stationnaires ou combinés. En effet, la raison de ces excellentes performances est due à la non-sensibilité de ces signaux aux conditions de vitesse et de ses fluctuations, mais également à l'estimation exacte des niveaux des différentes fréquences d'intérêt pour les différentes conditions de fonctionnement.

Enfin, les signaux angulaires présentent également un avantage considérable de simplicité d'extraction d'indicateurs dans le domaine spectral et qui peut être utilisés même dans des conditions non stationnaires. En général, l'échantillonnage angulaire nécessite de nouveaux capteurs de position angulaire (codeurs), mais il offre la possibilité de diversifier les signaux (VVI, ET et AEA). À la fois, dans les phases de détection et d'identification, il est important de noter que les meilleures performances sont obtenues respectivement à l'aide des VFs de la VVI et d'ET. Cependant, l'acquisition de signaux d'ET nécessite deux codeurs alors que la VVI ne nécessite qu'un seul codeur, ce qui est expérimentalement moins contraignant.

D'un point de vue pratique, les mesures angulaires nécessitent des capteurs de position (codeur) angulaire qui sont actuellement intégrés dans les roulements instrumentés ou dans les machines tournantes dans le but de pouvoir réaliser différents contrôles (asservissement de vitesse, position, déplacement...etc.). Une exploitation de ces signaux permettra de réaliser des

acquisitions angulaires directement sans contraintes supplémentaires. D'autre part, l'extraction de ces informations pertinentes permettra d'ouvrir de nouvelles voies d'analyse dans le domaine de la surveillance, de diagnostic et de la maintenance.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mené une étude pour démontrer la contribution des signaux échantillonnés angulairement, dans le diagnostic automatisé des défauts des machines tournantes, dans des conditions de fonctionnement stationnaires et non stationnaires (variation de vitesse et de charge).

Dans le cadre précis de diagnostic automatisé des machines tournantes par RdF, une campagne de mesures très vaste et variée a été réalisée sur un banc d'essais de laboratoire, représentatif d'un contexte et d'un fonctionnement industriel. Au total, 1590 acquisitions ont été réalisées en utilisant différentes conditions de défauts sur les engrenages, dans des conditions stationnaires et non stationnaires. Sur ce banc d'essais constitué d'un train d'engrenage simple étage, deux accéléromètres et deux codeurs optiques ont été placés permettant ainsi d'enregistrer quatre signaux à chaque acquisition.

Ces mesures nous ont permis de montrer, qu'à partir d'un accéléromètre et deux codeurs optiques, il est possible d'obtenir plusieurs nouveaux signaux représentatifs du comportement de la transmission, comme l'Erreur de Transmission (ET) et la Variation de Vitesse Instantanée (VVI) des deux arbres. De plus, les techniques d'échantillonnage et de ré-échantillonnage angulaire associées à la connaissance des lois d'évolution des positions angulaires des arbres offrent également la possibilité de diversifier l'exploitation et les analyses réalisées sur les signaux enregistrés en relation directe avec la géométrie discrète en rotation.

Les analyses de ces différents signaux reconstruits, associées à des techniques statistiques et de traitement du signal élémentaires comme la Transformée de Fourier Discrète, nous ont permis d'en extraire différents types d'indicateurs pour construire les vecteurs formes (VFs) qui alimentent les méthodes de classification. Plus particulièrement, les analyses des signaux échantillonnés angulairement, qui permettent de s'affranchir des fluctuations de vitesse, ont conduit à l'extraction d'indicateurs originaux et très pertinents caractérisant directement les différents états de défaut sur les engrenages, et qui sont valables même pour les régimes de fonctionnement non stationnaires.

A l'issue de la phase de classification, plusieurs conclusions peuvent être tirées :

- L'utilisation des essais réalisés à couple nul, a une influence inverse sur les performances de classification pour tous les signaux exploités.
- L'exploitation des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement (AET) délivre les plus mauvaises performances de classification, malgré la technique proposée pour extraire automatiquement les composantes fréquentielles d'intérêt quel que soit le couple ou la vitesse nominale durant l'essai, en utilisant la mesure de vitesse délivrée par le codeur.
- Le rééchantillonnage angulaire des signaux accélérométriques (AEA) permet, d'une part d'utiliser l'accélération dans des régimes non stationnaires et d'autre part, d'améliorer de manière significative les performances de classification.

- Les signaux de l'erreur de transmission (ET) délivrent d'excellentes performances pour les régimes de fonctionnement stationnaires, en revanche, pour les régimes non stationnaires et combinés, on note une légère baisse qui peut être amélioré en effectuant des prétraitements supplémentaires avant l'extraction d'indicateurs.
- Les signaux de la variation de vitesse instantanée (VVI), offre les meilleures performances et qui sont quasiment fiables à cent pour cent que ce soit pour les régimes stationnaires, non stationnaires ou combinés. Ces performances dépassent même celles obtenues avec le vecteur forme total.

Enfin, des erreurs de diagnostic pourraient découler de mauvaises performances de la procédure de classification. Cependant, les performances de la classification sont directement dépendantes (surtout en diagnostic) de la pertinence du vecteur forme, autrement dit de la signature du système analysé. En conséquence, l'utilisation des signaux échantillonnés angulairement, en particulier, la variation de vitesse instantanée est recommandée pour le diagnostic automatisé par RdF des défauts des machines tournantes.

Conclusions générales et perspectives

Les travaux présentés dans cette thèse s'inscrivent dans le cadre du diagnostic automatisé des défauts des machines tournantes par les techniques de reconnaissance des formes.

Nous avons consacré le premier chapitre à la description de l'ensemble des stratégies de surveillance utilisées dans la maintenance industrielle. Il aborde en premier lieu les principaux défauts affectant les organes des machines tournantes ainsi que les techniques de surveillance mises en œuvre pour les détecter. Plus particulièrement, l'analyse vibratoire qui est réputée comme l'un des outils le plus efficace et le plus utilisé dans l'industrie. Il présente ensuite les techniques d'acquisition des signaux vibratoires classiques (qui ont la particularité d'être très sensibles aux conditions de fonctionnement non stationnaires) avant d'évoquer l'apport et les techniques d'acquisitions des signaux angulaires (rééchantillonnage angulaire, Erreur de Transmission et Variation de Vitesse Instantanée) qui ont la particularité d'être non sensibles aux fluctuations de vitesse et aux conditions non-stationnaires. Enfin, nous avons passé en revue les principales méthodes de traitement des signaux vibratoires en vue du diagnostic des défauts de machines tournantes.

Le deuxième chapitre concernait l'étude des méthodes de diagnostic par reconnaissance des formes. Dans un premier temps, à travers une étude bibliographique, une synthèse des méthodes de surveillance et de diagnostic industriel automatisé est présentée. Un intérêt particulier a été accordé aux méthodes de diagnostic par reconnaissance des formes (RdF). Ces dernières sont principalement basées sur les techniques de classification dont les performances sont étroitement liées à la finesse d'analyse des mesures acquises sur le système surveillé et à la pertinence des indicateurs de surveillance retenus. Ainsi, cette partie donnait un aperçu des différentes étapes du processus de diagnostic par RdF : phase d'analyse, phase de choix de la méthode de décision et enfin la phase d'exploitation. Dans un second temps, les diverses techniques de réduction de la dimensionnalité sont décrites. Ces techniques sont généralement utilisées pour sélectionner les caractéristiques les plus pertinentes, qui peuvent contribuer à la précision de classification. Dans la dernière partie, nous avons amplement détaillés les méthodes de classification supervisée, les plus populaires, nécessaires à l'élaboration d'un système de diagnostic par RdF.

Dans le troisième chapitre, nous avons appliquée l'approche de diagnostic par RdF sur des signaux vibratoires temporels des défauts d'engrenages et des roulements. Cette approche a montré son efficacité à la fois en détection et en identification des défauts. L'utilisation de méthodes élémentaires de traitement de signal pour la construction de VF s'est avérée particulièrement efficace car les performances obtenues lors de la phase de classification sont excellentes. Néanmoins, le prélèvement automatisé d'indicateurs dans le domaine spectral demeure l'inconvénient majeur. En effet, la localisation fréquentielle des composantes d'intérêts est très difficile à cause des variations des conditions de vitesses qui ne sont pas reproductibles d'un essai à un autre. Afin de s'affranchir de ce problème, le calcul des énergies

autour des fréquences caractéristiques nous a permis d'obtenir des indicateurs pertinents et de manière automatisée. D'autre part, les meilleures performances de classification sont obtenues par les classifieurs SVM et MLP par rapport aux KPPV, que ce soit pour la détection ou pour l'identification des défauts d'engrenages étudiés. En revanche, les résultats parfaits de classification (100% de succès) dans le cas des défauts de la bague intérieure des roulements sont dû principalement à la simplicité du banc d'essais, au faible niveau de bruit ainsi qu'à la stabilité de la vitesse de rotation et du couple appliqué. Ces conditions presque idéales ne sont pas toujours disponibles lors des mesures réelles prises dans des conditions industrielles.

D'une manière générale, les résultats du diagnostic par RdF dépendent de la pertinence des analyses effectuées et des indicateurs de défauts retenus. Il est important de souligner que les performances de classification obtenues, ne seront pas autant meilleures dans des cas de fonctionnement avec des défauts de différentes natures et plus particulièrement dans des conditions de vitesses et de chargements non stationnaires. Or, la majorité des machines tournantes évoluent dans des conditions non stationnaires en vitesses et en chargements. Par conséquent, l'exploitation des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement par des techniques élémentaires de traitement du signal, n'est plus envisageable, à cause de leurs sensibilités aux conditions de fonctionnement en vitesse, particulièrement en conditions non stationnaires. Une alternative très intéressante consiste à utiliser des signaux échantillonnés angulairement. Pour ces raisons, nous nous sommes orientés, dans le dernier chapitre, vers l'exploitation des signaux vibratoires et les mesures échantillonnés angulairement dans des conditions stationnaires et non stationnaires.

Dans le dernier chapitre, nous avons mené une étude pour démontrer la contribution des signaux échantillonnés angulairement, dans le diagnostic automatisé des défauts des machines tournantes, dans des conditions de fonctionnement stationnaires et non stationnaires (variation de vitesse et de charge). Dans ce contexte, une campagne de mesures très vaste et variée a été réalisée sur un banc d'essais de laboratoire, représentatif d'un contexte et d'un fonctionnement industriel. Au total, 1590 acquisitions ont été réalisées en utilisant différentes conditions de défauts sur les engrenages, dans des conditions stationnaires et non stationnaires (plus de 70 Go de données). Sur ce banc d'essais constitué d'un train d'engrenage simple étage, deux accéléromètres et deux codeurs optiques ont été placés permettant ainsi d'enregistrer quatre signaux à chaque acquisition. Ces mesures nous ont permis de montrer, qu'à partir d'un accéléromètre et deux codeurs optiques, il est possible d'obtenir plusieurs nouveaux signaux représentatifs du comportement de la transmission, comme l'Erreur de Transmission (ET) et la Variation de Vitesse Instantanée (VVI) des deux arbres. De plus, les techniques d'échantillonnage et de ré-échantillonnage angulaire associées à la connaissance des lois d'évolution des positions angulaires des arbres nous ont offert également la possibilité de diversifier l'exploitation et les analyses réalisées sur les signaux enregistrés en relation directe avec la géométrie discrète en rotation.

Les analyses de ces différents signaux reconstruits, associées à des techniques statistiques et de traitement du signal élémentaires comme la Transformée de Fourier Discrète, nous ont permis d'en extraire différents types d'indicateurs pour construire différents vecteurs formes (VFs) qui alimentent les méthodes de classification. Plus particulièrement, les analyses des signaux

échantillonnés angulairement, qui permettent de s'affranchir des fluctuations de vitesse, ont conduit à l'extraction d'indicateurs originaux et très pertinents caractérisant directement les différents états de défaut sur les engrenages, et qui sont valables même pour les régimes de fonctionnement non stationnaires.

A l'issue de la phase de classification, plusieurs conclusions peuvent être tirées :

- L'utilisation des essais réalisés à couple nul, a une influence inverse sur les performances de classification pour tous les signaux exploités.
- L'exploitation des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement (AET) délivre les plus mauvaises performances de classification, malgré la technique proposée pour extraire automatiquement les composantes fréquentielles d'intérêt en utilisant la mesure de vitesse délivrée par le codeur, quel que soit le couple ou la vitesse nominale durant l'essai.
- Le rééchantillonnage angulaire des signaux accélérométriques (AEA) permet, d'une part d'utiliser l'accélération dans des régimes non stationnaires et d'autre part, d'améliorer de manière significative les performances de classification.
- Les signaux de l'erreur de transmission (ET) délivrent d'excellentes performances pour les régimes de fonctionnement stationnaires, en revanche, pour les régimes non stationnaires et combinés, on note une légère baisse qui peut être amélioré en effectuant des prétraitements supplémentaires avant l'extraction d'indicateurs.
- Les signaux de la variation de vitesse instantanée (VVI), offre les meilleures performances et qui sont quasiment fiables à cent pour cent que ce soit pour les régimes stationnaires, non stationnaires ou combinés. Ces performances dépassent même celles obtenues avec le vecteur forme total.

Enfin, des erreurs de diagnostic pourraient découler de mauvaises performances de la procédure de classification. Cependant, les performances de la classification sont directement dépendantes (surtout en diagnostic) de la pertinence du vecteur forme, autrement dit de la signature du système analysé. En conséquence, l'utilisation des signaux échantillonnés angulairement, en particulier, la variation de vitesse instantanée est recommandée pour le diagnostic automatisé par RdF des défauts des machines tournantes.

Perspectives de recherche

Les différentes études et expérimentations réalisées dans ces recherches ont permis d'explorer de nombreuses pistes pour effectuer le diagnostic automatisé des défauts des machines tournantes en utilisant les mesures angulaires, les techniques élémentaires de traitement du signal et de reconnaissances des formes. Néanmoins, plusieurs points mériteraient d'être explorés ou encore améliorés :

- Utiliser d'autres types d'indicateurs issus d'autres méthodes de traitement du signal plus performantes.
- Utiliser la fusion de données multi-capteurs pour le diagnostic automatisé des défauts.
- Utiliser les techniques de sélection et d'extraction d'indicateurs afin d'optimiser les sous-ensembles d'indicateurs qui alimentent les méthodes de classification.

- Exploiter les mesures angulaires pour le diagnostic automatisé des défauts des roulements et des défauts combinés en particulier pour les régimes de fonctionnement non-stationnaires.
- Appliquer les techniques de classification non supervisées (dynamiques) afin de suivre l'évolution d'un défaut naissant d'une classe à une autre (connue ou inconnue).
- Appliquer l'approche de pronostic qui permet de se renseigner sur l'état de santé des différents composants des systèmes mécaniques, tels que les roulements, et d'en estimer leur durée de vie utile restante (*Remaining Useful Life*, RUL) avant la défaillance.

Annexes

Annexe 1 Reconnaissance des principales anomalies

Nature du défaut	Fréquence de la vibration dominante	Direction	Remarque
Balourd	1 x frot frot : fréquence de rotation	Radiale	Souvent la cause de niveaux de vibrations excessifs
Désalignement	Habituellement 1 x frot, souvent 2 x frot, Quelquefois 3 ou 4 x frot	Axiale et radiale	Vibration axiale en général plus importante si le défaut d'alignement comporte un écart angulaire
Défauts des roulements (à billes, à rouleaux ou à aiguilles)	Fréquences de passage des éléments roulants sur un défaut de bague externe f_{be} ³⁹ , de bague interne f_{bi} ⁴⁰ , de la cage f_{cage} ⁴¹ et rotation sur lui-même $f_{éléments}$ ⁴² : $f_{be} = \frac{N}{2} \left(1 - \frac{D_B \cos \varphi}{D_P} \right) f_{rot}$ $f_{bi} = \frac{N}{2} \left(1 + \frac{D_B \cos \varphi}{D_P} \right) f_{rot}$ $f_{cage} = \frac{1}{2} \left(1 - \varepsilon \frac{D_B \cos \varphi}{D_P} \right) f_{rot}$ $f_{éléments} = \frac{D_P}{2d} \left(1 - \left(\frac{D_B \cos \varphi}{D_P} \right)^2 \right) f_{rot}$ <p>Avec :</p> <ul style="list-style-type: none"> N : Nombre d'éléments roulants, D_B : Diamètre des éléments roulants, D_P : Diamètre primitif du roulement, φ : Angle de contact, $\varepsilon = 1$: si la bague externe est fixe, $\varepsilon = -1$: si la bague interne est fixe. 	Radiale et axiale	Selon la nature du défaut et le stade de dégradation : <ul style="list-style-type: none"> - Excitation de modes propres des éléments constitutifs du roulement. - Peigne de raies en basses et moyennes fréquences dont le pas correspond à une fréquence cinématique du roulement. - Peigne de raies en basses et moyennes fréquences dont le pas correspond à la fréquence de rotation avec forte élévation du fond de spectre <p>Techniques particulières d'analyse à mettre en œuvre :</p> <ul style="list-style-type: none"> - La détection d'enveloppe HFRT - Le cepstre
Engrenages usés ou endommagés	Fréquence d'engrènement et ses harmoniques Feng=frot x Z Z : nombre de dents	Radiale et axiale	Présence de bandes latérales autour de la fréquence d'engrènement indiquant une modulation. L'espacement de ces bandes latérales correspond à la fréquence de rotation de l'engrenage endommagé

³⁹ f_{BPFO} : Ball Pass Frequency of Outer ring

⁴⁰ f_{BPFi} : Ball Pass Frequency of Inner ring

⁴¹ f_{FTF} : Fundamental Train Frequency

⁴² f_{BSF} : Ball Spin Frequency

Tourbillon d'huile	Légèrement inférieure à $0,5 \times frot$ (45 à 49% de $frot$)	Radiale	Uniquement dans le cas de paliers hydrodynamiques à grande vitesse
Défauts des courroies	1, 2, 3 et $4 \times F_{\text{courroie}}$ F_{courroie} = fréquence de passage de la courroie	Radiale	Peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence de passage de courroies avec forte émergence des composantes dont les fréquences sont voisines d'une fréquence propre de structure
Excitation hydrodynamique	Fréquence et harmoniques de passage des aubes, pales, ailettes...	Radiale et axiale	Présence de bandes latérales de modulation espacées de la fréquence de rotation. L'augmentation des niveaux indique une augmentation des turbulences
Électromagnétique	1, 2, 3, 4 x 50 Hz	Axiale et radiale	Cette vibration doit disparaître lorsqu'on coupe l'alimentation électrique
Défaut de fixation	1, 2, 3, 4 x $frot$	Radiale	Déphasage quasi nul entre deux mesures ou sur deux mesures effectuées synchrones sur le même palier selon 2 directions radiales orthogonales

Annexe 2 Détails sur le banc d'essais CH-46

La photo ci-dessous présente le moteur de l'hélicoptère instrumenté. Elle nous permet de repérer ses différents composants et notamment le système étudié : la boîte de vitesse CH46



Westland Research Paper RP907

**Final Report on CH-46
Aft Transmission Seeded
Fault Testing**

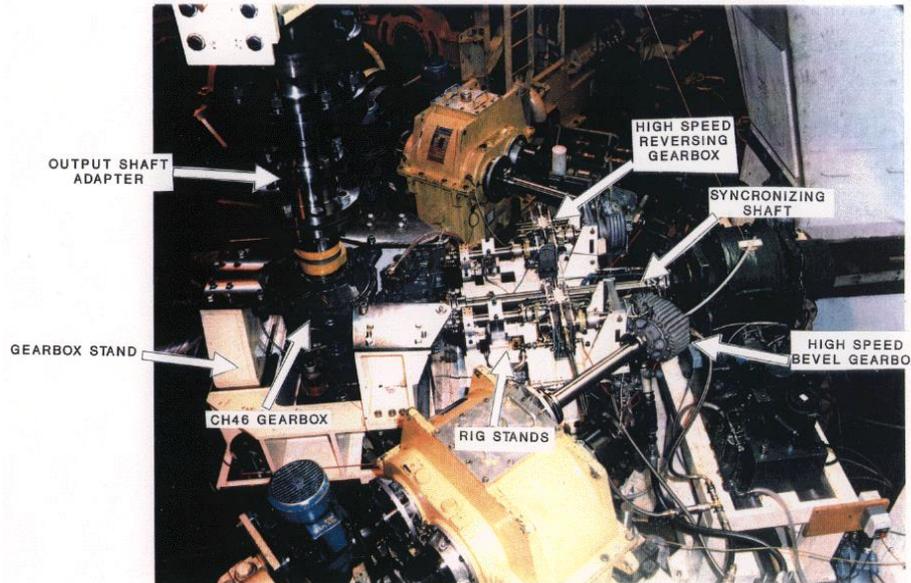


Figure 1 - Moteur de l'hélicoptère et position de ces différents composants

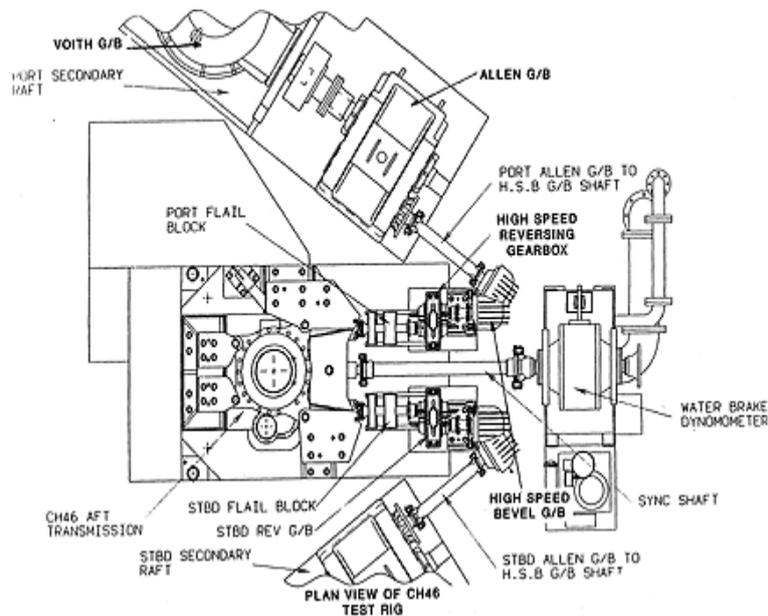


Figure 2 - Vue de dessus du banc d'essai CH-46

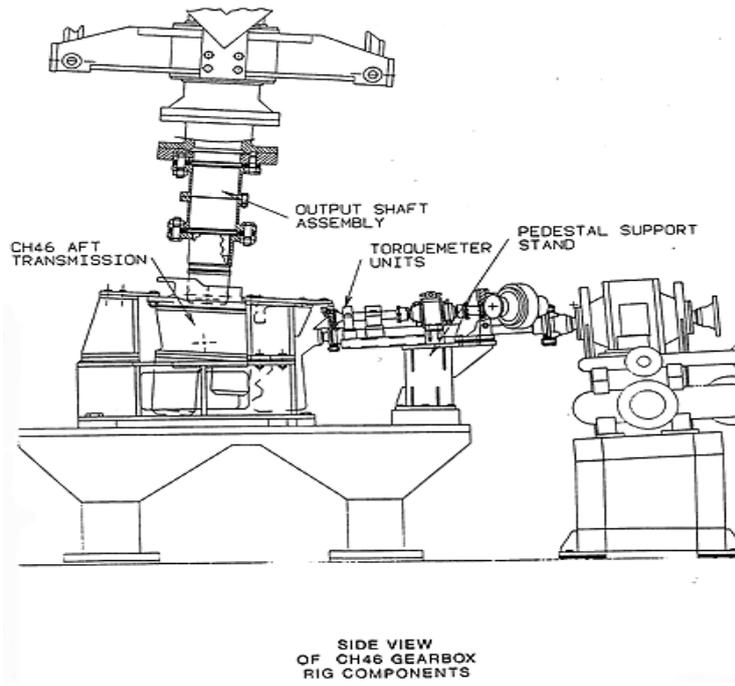


Figure 3 - Vue de côté des composants de la boîte de vitesse CH-46.

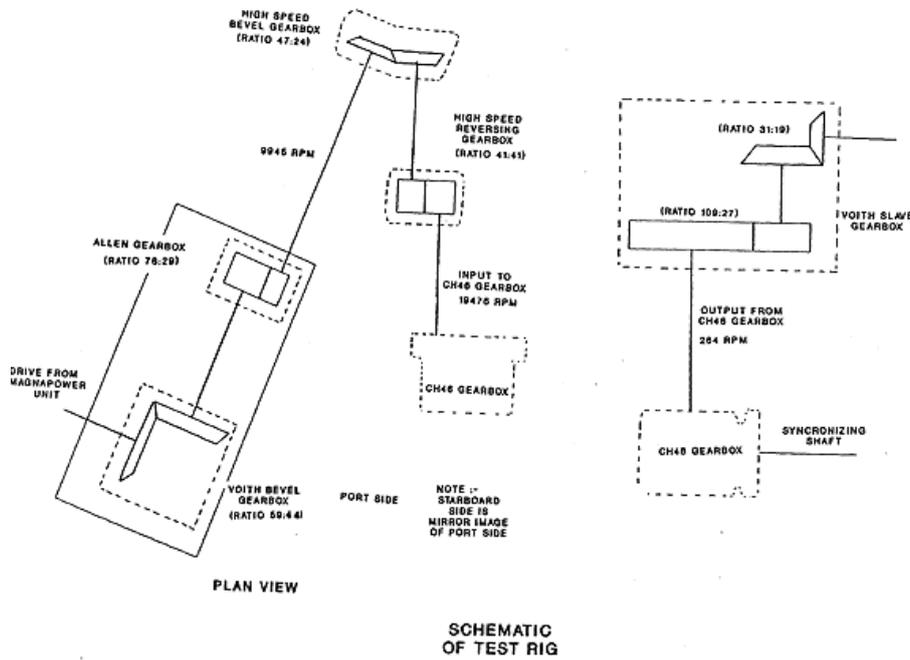


Figure 4 - Schéma du banc d'essai

Annexe 3 Emplacement des accéléromètres dans la boîte vitesse CH-46

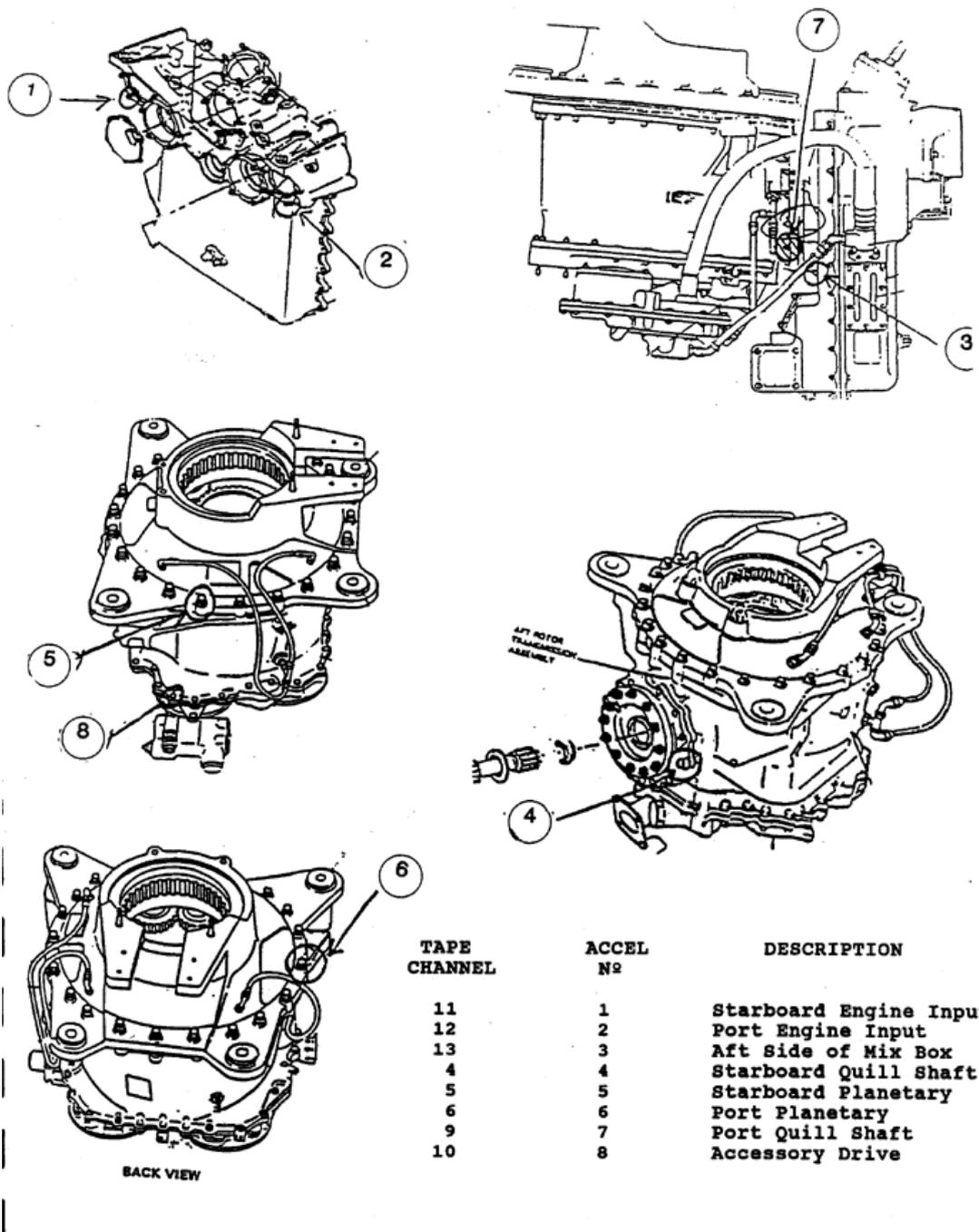


Figure 1 - Emplacement des accéléromètres dans la boîte vitesse CH-46

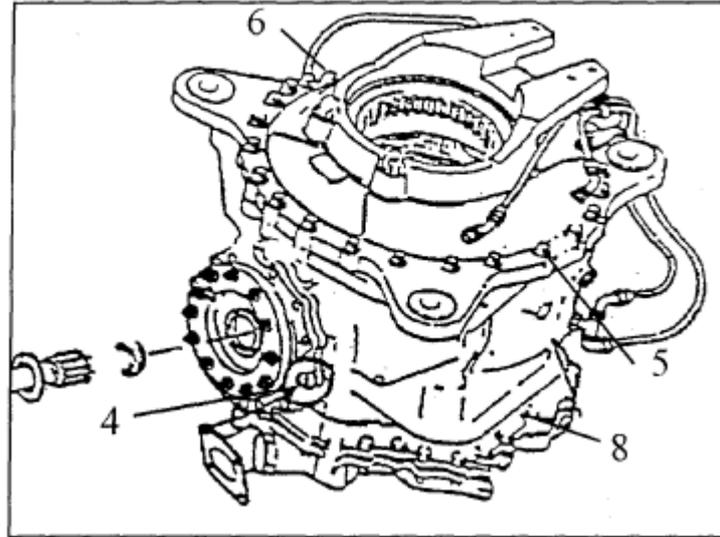


Figure 2 - Emplacement des accéléromètres dans la boîte vitesse CH-46

Annexe 4 Caractéristiques des défauts des roulements (Loparo, 2004)

Position du roulement	Emplacement du défaut	Diamètre [inches ¹]	Profondeur [inches]
Côté entraînement	Bague intérieure	0.007	0.011
		0.014	0.011
		0.021	0.011
		0.028	0.050
	Bague extérieure	0.007	0.011
		0.014	0.011
		0.021	0.011
		0.040	0.050
	Bille	0.007	0.011
		0.014	0.011
		0.021	0.011
		0.028	0.150
Côté ventilateur	Bague intérieure	0.007	0.011
		0.014	0.011
		0.021	0.011
	Bague extérieure	0.007	0.011
		0.014	0.011
		0.021	0.011
	Bille	0.007	0.011
		0.014	0.011
		0.021	0.011

Tableau 1 - Caractéristiques des défauts des roulements

Des roulements SKF ont été utilisés pour les défauts de diamètre 7, 14 et 21 [mil]² et des roulements équivalents NTN ont été utilisés pour les défauts de diamètre 28 et 40 [mil].

¹ Inches ≡ pouces = 25.4 mm.

² 1 mil=0.001 inches

Annexe 5 Base de données des signaux de roulements

Sans défaut

Motor Load (HP)	Approx. Motor Speed (rpm)	Normal Baseline Data
0	1797	Normal_0
1	1772	Normal_1
2	1750	Normal_2
3	1730	Normal_3

12k⁴³ Drive End Bearing Fault Data

* données non disponibles.

Fault Diameter	Motor Load (HP)	Approx. Motor Speed (rpm)	Inner Race	Ball	Outer Race Position Relative to Load Zone (Load Zone Centered at 6:00)		
					Centered @6:00	Orthogonal @3:00	Opposite @12:00
0.007"	0	1797	IR007_0	B007_0	OR007@6_0	OR007@3_0	OR007@12_0
	1	1772	IR007_1	B007_1	OR007@6_1	OR007@3_1	OR007@12_1
	2	1750	IR007_2	B007_2	OR007@6_2	OR007@3_2	OR007@12_2
	3	1730	IR007_3	B007_3	OR007@6_3	OR007@3_3	OR007@12_3
0.014"	0	1797	IR014_0	B014_0	OR014@6_0	*	*
	1	1772	IR014_1	B014_1	OR014@6_1	*	*
	2	1750	IR014_2	B014_2	OR014@6_2	*	*
	3	1730	IR014_3	B014_3	OR014@6_3	*	*
0.021"	0	1797	IR021_0	B021_0	OR021@6_0	OR021@3_0	OR021@12_0
	1	1772	IR021_1	B021_1	OR021@6_1	OR021@3_1	OR021@12_1
	2	1750	IR021_2	B021_2	OR021@6_2	OR021@3_2	OR021@12_2
	3	1730	IR021_3	B021_3	OR021@6_3	OR021@3_3	OR021@12_3
0.028"	0	1797	IR028_0	B028_0	*	*	*
	1	1772	IR028_1	B028_1	*	*	*
	2	1750	IR028_2	B028_2	*	*	*
	3	1730	IR028_3	B028_3	*	*	*

⁴³La fréquence d'échantillonnage est égale à 12 kHz

48k⁴⁴ Drive End Bearing Fault Data

Fault Diameter	Motor Load (HP)	Approx. Motor Speed (rpm)	Inner Race	Ball	Outer Race Position Relative to Load Zone (Load Zone Centered at 6:00)		
					Centered @6:00	Orthogonal @3:00	Opposite @12:00
0.007"	0	1797	IR007_0	B007_0	OR007@6_0	OR007@3_0	OR007@12_0
	1	1772	IR007_1	B007_1	OR007@6_1	OR007@3_1	OR007@12_1
	2	1750	IR007_2	B007_2	OR007@6_2	OR007@3_2	OR007@12_2
	3	1730	IR007_3	B007_3	OR007@6_3	OR007@3_3	OR007@12_3
0.014"	0	1797	IR014_0	B014_0	OR014@6_0	*	*
	1	1772	IR014_1	B014_1	OR014@6_1	*	*
	2	1750	IR014_2	B014_2	OR014@6_2	*	*
	3	1730	IR014_3	B014_3	OR014@6_3	*	*
0.021"	0	1797	IR021_0	B021_0	OR021@6_0	OR021@3_0	OR021@12_0
	1	1772	IR021_1	B021_1	OR021@6_1	OR021@3_1	OR021@12_1
	2	1750	IR021_2	B021_2	OR021@6_2	OR021@3_2	OR021@12_2
	3	1730	IR021_3	B021_3	OR021@6_3	OR021@3_3	OR021@12_3

12k⁴⁵ Fan End Bearing Fault Data

Fault Diameter	Motor Load (HP)	Approx. Motor Speed (rpm)	Inner Race	Ball	Outer Race Position Relative to Load Zone (Load Zone Centered at 6:00)		
					Centered @6:00	Orthogonal @3:00	Opposite @12:00
0.007"	0	1797	IR007_0	B007_0	OR007@6_0	OR007@3_0	OR007@12_0
	1	1772	IR007_1	B007_1	OR007@6_1	OR007@3_1	OR007@12_1
	2	1750	IR007_2	B007_2	OR007@6_2	OR007@3_2	OR007@12_2
	3	1730	IR007_3	B007_3	OR007@6_3	OR007@3_3	OR007@12_3
0.014"	0	1797	IR014_0	B014_0	OR014@6_0	OR014@3_0	*
	1	1772	IR014_1	B014_1	*	OR014@3_1	*
	2	1750	IR014_2	B014_2	*	OR014@3_2	*
	3	1730	IR014_3	B014_3	*	OR014@3_3	*
0.021"	0	1797	IR021_0	B021_0	OR021@6_0	*	*
	1	1772	IR021_1	B021_1	*	OR021@3_1	*
	2	1750	IR021_2	B021_2	*	OR021@3_2	*
	3	1730	IR021_3	B021_3	*	OR021@3_3	*

⁴⁴ La fréquence d'échantillonnage est égale à 48 kHz⁴⁵ La fréquence d'échantillonnage est égale à 12 kHz

Bibliographie

- ABBM. (2016, février 29). Récupéré sur <http://www.abbm.be/>
- Allianz-Versicherungs-AG, E. (1978). *Handbook of Loss Prevention*. New York: Springer-Verlag.
- Altes, R. (1980). Detection, estimation, and classification with spectrograms. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 67(4), 1232–1246.
- André, H., Antoni, J., Daher, Z., & Rémond, D. (2010). Comparison between angular sampling and angular resampling methods applied on the vibration monitoring of a gear meshing in non stationary conditions. Proceedings of the International Conference on Noise and Vibration Engineering. Leuven, Belgium. 20-22 September .
- Antoni, J. (2006). The spectral kurtosis: a useful tool for characterising nonstationary signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(2), 282-307.
- Antoni, J. (2012). A Bayesian approach to sound source reconstruction : Optimal basis, regularization, and focusing. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 131(4), 2873-2890.
- Antoni, J., & Randall, R. B. (2006). The spectral kurtosis : application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(2), 308–331.
- Antoni, J., & Sidahmed, M. (2004, Octobre 11-13). Contrôle et diagnostic à partir des signaux acoustiques et vibratoires. *5ème Conférence Internationale Méthodes de Surveillance et Techniques de Diagnostic Acoustiques et Vibratoires(38)*, 9-15. Senlis, France.
- Asch, G., & collaborateurs. (2010). *Les capteurs en instrumentation industrielle. 7ème Edition*. Paris: Dunod.
- Atlas, L., Droppo, J., & McLaughlin, L. (1997). Optimizing time-frequency distributions for automatic classification. *in proceeding SPIE-The International Society for Optical Engineering*, 3162, 161-171.
- Bacha, K., Henao, H., Gossa, M., & Capolino, G.-A. (2008). Induction machine fault detection using stray flux EMF measurement and neural network-based decision. *Electric Power Systems Research*, 78, 1247-1255.
- Basseville, M., & Nikiforov, I. V. (1993). *Detection of abrupt changes: theory and application* (Vol. 104). Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- Basseville, M., Flandrin, P., & Martin, N. (1992). Signaux non-stationnaires, Méthodes Temps-Fréquence. *Traitement du Signal*, 9, Supplément au N°1, 79-113.
- Baydar, N., & Ball, A. (2001). A comparative study of acoustic and vibration signals in detection of gear failures using Wigner-Ville distribution. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15(6), 1091–1107.
- Baydar, N., & Ball, A. (2003). Detection of gear failures via vibration and acoustic signals using wavelet transform. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17(4), 787–804.
- Bellman, R. E. (1961). *Adaptative control processes*. . Princeton University Press.
- Ben Sasi, A. Y., Gu, F., Li, Y., & Ball, A. D. (2006). A validated model for the prediction of rotor bar failure in squirrel-cage motors using instantaneous angular speed. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20, 1572–1589.
- Ben-Bassat, M. (1982). Use of Distance Measures, Information Measures and Error Bounds in Feature Evaluation. *Handbook of Statistics*, 2(35), 773-791. Elsevier.
- Benbouzid, M. E. (2000). A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 47(5), 984–993.
- Benbouzid, M. E., & Kliman, G. B. (2003). What stator current processing-based technique to use for induction motor rotor faults diagnosis? *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 18, 238-244.
- Benbouzid, M. E., Vieira, M., & Theys, C. (2002). Induction motors' faults detection and localization using stator current advanced signal processing techniques. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 14(1), 14-22.
- Bendat, J. S., & Piersol, A. G. (1986). *Random data: Analysis and measurement procedures* (éd. 2nd ed.). New York: Wiley.
- Benouaghran, R. (1999). Contribution au diagnostic des machines tournantes complexes : Application à un laminoir. France: Thèse de l'UTC de Compiègne.
- Bergot, M., & Grudzien, L. (1995). Sûreté et diagnostic des systèmes industriels – Principaux concepts, méthodes, techniques et outils. *Diagnostic et sûreté de fonctionnement*, 5(3), 317–344.
- Bigret, R., & Feron, J. (1995). *Diagnostic - maintenance disponibilité des machines tournantes*. Paris: Edition Masson.
- Billingsley, J., & Kinnst, R. (1976). The Acoustic Telescope. *Journal of Sound and Vibration*, 48(4), 485-510.

- Bilosova, A., & Bilos, J. (2012, février 2016). *Vibration diagnostics*. Récupéré sur https://www.fs.vsb.cz/export/sites/fs/330/.content/files/VIBDI_skriptaEN.pdf
- Bishop, C. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer.
- Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford university press.
- Blodt, M., Granjon, P., Raison, B., & Rostaing, G. (2008). Models for Bearing Damage Detection in Induction Motors Using Stator Current Monitoring. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, *55*, 1813-1822.
- Blum, A., & Langley, P. (1997). Selection of relevant features and examples in machine learning. *Artificial Intelligence*, *97*(1-2), 245–271.
- Boashash, A. (2003). *Time-Frequency Signal Analysis and Processing : A Comprehensive Reference*. Oxford, UK: Elsevier Ltd.
- Bogert, B., Healy, M., & Tukey, J. (1963). The quefrency analysis of time series for echoes: cepstrum pseudo-autocovariance, cross-cepstrum and saphé cracking. Dans *In Proceedings of the Symposium on Time Series Analysis* (pp. 209–243). New York: M. Rosenblatt (Ed.), John Wiley & Sons, Inc.
- Bonnardot, F. (2004). Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes. Étude du concept de cyclostationnarité floue. *Thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble*.
- Bonnardot, F., El Badaoui, M., Randall, B., Danière, J., & Guillet, F. (2005). Use of the acceleration of a gearbox in order to perform angular resampling with limited speed fluctuation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, *19*, 766–785.
- Bonnett, A. H., & Yung, C. (2008). Increased Efficiency Versus Increased Reliability. *Industry Applications Magazine, IEEE*, *14*, 29-36.
- Borden, D., & Holloway, G. A. (1978). *failure Analysis, Gears – shafts- Bearings – Seals*. Milwaukee, WI, USA: The falk corporation.
- Bordoloi, D., & Tiwari, R. (2014). Optimum multi-fault classification of gears with integration of evolutionary and SVM algorithms,. *Mechanism and Machine Theory*(73), 49–60.
- Bossley, K., Mc kendrick, R., Harris, C., & Mercer, C. (1999). Hybrid computed order tracking. *Mechanical Systems and Signal Processing*, *13*(4), 627–641.
- Bouillaut, L. (2000, Novembre). Approches cyclostationnaire et non-lineaire pour l'analyse vibratoire de machines tournantes : Aspect théoriques et applications au diagnostic . *Thèse de l'UTC de Compiègne*. Compiègne, France.
- Bouillaut, L., & Sidahmed, M. (2001). Helicopter gearbox vibrations: Cyclostationary analysis or bilinear approach? *Sixth International Symposium on Signal Processing and its Applications ISSPA* (pp. 367-370). Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE.
- Boulenger, A., & Pachaud, C. (2007). *Analyse vibratoire en maintenance : Surveillance et diagnostic vibratoire, Technique et Ingénierie*. Paris: Edition Dunod, L'Usine Nouvelle.
- Boulenger, A., & Pachaud, C. (2009). *Aide-mémoire. Surveillance des machines par analyse des vibrations*. Paris: Dunod.
- Box, G. E., Jenkins, G., & Reinsel, G. C. (1994). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (éd. 3). Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall .
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, *45*, 5–32. doi:<https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Breneur, C. (2002). Éléments de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défauts combinés d'engrenage et de roulements. Thèse de l'INSA de Lyon, France.
- Bui, V. P. (2007, Novembre 14). Diagnostic des machines électriques par l'analyse du champ magnétique de fuite. Application à l'identification de défauts rotoriques d'un alternateur à vide.
- Burman, P. (1989). A Comparative Study of Ordinary Cross-Validation, v-Fold Cross-Validation and the Repeated Learning-Testing Methods. *Biometrika*, *76*(3), 503-514. doi:[doi:10.2307/2336116](https://doi.org/10.2307/2336116)
- Busse, D., Erdman, J., Kerkman, R. J., Schlegel, D., & Skibinski, G. (1996, March 3-7). System Electrical Parameters and Their Effects on Bearing Currents. *Applied Power Electronics Conference and Exposition, APEC '96. Conference Proceedings*, pp. 570-578.
- Cameron, B. (1993, september). Final Report on CH-46 Aft Transmission Seeded Fault Testing. *Westland Helicopters Ltd. Final Technical Report for Office of Naval Research, Contract N00014-92-C-0106*.
- Cameron, J. R., Thomson, W. T., & Dow, A. B. (1986). Vibration and current monitoring for detecting airgap eccentricity in large induction motors. *IEE Proceedings B Electric Power Applications*, *133*, 155-163.

- Capdessus, C., & Sidahmed, M. (1991). Analyse des vibrations d'un engrenage : cepstre, corrélation, spectre. *Traitement du Signal*, 8(5), 365-372.
- Cardenas, E., Leclere, Q., & Hamzaoui, N. (2016, Avril 11-15). Utilisation de l'imagerie acoustique pour le diagnostic d'une machine tournante sur banc d'essais. *CFA/VISHNO 2016*. Le Mans. France.
- Cattell, R. B. (1966). The scree test for the number of factors. *1(2)*, 245-276.
- Ceban, A. (2012, Février 2). Méthode globale de diagnostic des machines électriques. France: Thèse de l'Université Lille de Nord.
- Cexus, J.-C. (2005). Analyse des signaux non-stationnaires par transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT). *Acoustique [physics.class-ph]. Université Rennes 1. Français*. <tel-00012141>. Récupéré sur <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00012141>
- Chacon, J. L. (2015, October). Fault Detection in Rotating Machinery Using Acoustic Emission. *PhD thesis, School of Engineering and Design*. London: Brunel university.
- Chapelle, O., Haffner, P., & Vapnik, V. (1999). Support vector machines for histogram-based classification. *IEEE Trans Neural Netw*, 10(5), 1055–1064.
- Chen, C. H. (1976). On Information and Distance Measures, Error Bounds, and Feature Selection. *Information Sciences*, 10(2), 159-173.
- Chimentin, X. (2007, Octobre 25). Localisation et quantification des sources vibratoires dans le cadre d'une maintenance préventive conditionnelle en vue de fiabiliser le diagnostic et le suivi de l'endommagement des composants mécaniques tournants: application aux roulements à billes. *Thèse de l'université de Reims Champagne Ardenne*.
- Childers, D., Skinner, D., & Kemerait, R. (1977). The cepstrum: a guide to processing. *Proceedings of the IEEE*, 65(10), 1428–1443.
- Chow, T., & Fang, Y. (1998). A recurrent neural-network-based real-time learning control strategy applying to nonlinear systems with unknown dynamics. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 45(1), 151–161.
- Christensen, J. J., & Hald, J. (2004). Beamforming Technical Review 1. *Brüel & Kjaer*, 1-35. Naerum, Denmark.
- Cohen, L. (1989, Jul). Time-frequency distributions-a review. *Proceedings of the IEEE*, 77(7), 941-981. doi:10.1109/5.30749
- Cohen, L. (1995). *Time-frequency analysis: theory and applications* (Vol. 778). Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc.
- Combet, F., & Gelman, L. (2007). An automated methodology for performing time synchronous averaging of a gearbox signal without speed sensor. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21, 2590 – 2606.
- Combet, F., & Zimroz, R. (2009). A new method for the estimation of the instantaneous speed relative fluctuation in a vibration signal based on the short time scale transform. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23, 1382–1397.
- Cooley, J. W., & Tukey, J. W. (1965). An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. *journal Mathematics of Computation*, 19, 297-301.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20, 273–297. doi:<https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- Cox, T., & Ferry, G. (1993). Discriminant analysis using non-metric multidimensional scaling. *Pattern Recognition*, 26(1), 145–153.
- Da Silva, A. M., Povinelli, R. J., & Demerdash, N. A. (2008). Induction Machine Broken Bar and Stator Short-Circuit Fault Diagnostics Based on Three-Phase Stator Current Envelopes. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 55, 1310-1318.
- Darlow, M., Badgley, R., & Hogg, G. (1974). Application of High-Frequency Resonance Techniques for Bearing Diagnostics in Helicopter Gearboxes. Technical Report, US Army Air Mobility Research and Development Laboratory.
- Dasarathy, B. V. (1991). *Nearest Neighbor (NN) Norms: NN Pattern Classification Techniques*. Los Alamitos: IEEE Computer Society.
- Dash, M., & Liu, H. (1997). Feature selection for classification. In *Intelligent Data. Intelligent Data Analysis*, 1(1-4), 131-156.
- Daubechies, I. (1992). *Ten lectures on wavelets*. Society for industrial and applied mathematics.
- Doctor, D., Harrington, P., Davis, T., Morris, T., & Fraley, C. (1981). Pattern recognition methods for classifying and sizing flaws using eddy-current data. *Eddy current characterization of materials and structures. ASTM*, 464-483.

- Drefus, G., Martinez, J. M., Samuelides, M., Gordon, M. B., & Badran, F. (2002). *Réseaux de neurones: Méthodologie et applications*. Paris: Editions Eyrolles.
- Dubuisson, B. (1990). *Diagnostic et reconnaissance des formes. Traité des nouvelles technologies. Série: Diagnostic et Maintenance*. Paris: Editions Hermès.
- Dubuisson, B. (2001). *Diagnostic, Intelligence Artificielle et Reconnaissance des Formes*. Paris: Editions Hermès.
- Duda, R. O., Hart, P. E., & Stork, D. G. (2012). *Pattern Classification* (éd. 2). New York, NY, USA: John Wiley & Sons.
- Duda, R., Hart, P., & Stork, D. G. (1997). *Pattern Classification, 2 ed edition*. California: Ricoh Research Center.
- Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory . *Micro Machine and Human Science MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on, IEEE*, 39-43.
- Efron, B., & Tibshirani, R. (1993). *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall.
- Eftekharnjad, B. (2010, July). Condition monitoring of gearboxes using Acoustic Emission. *PhD Thesis, School of Engineering*. Cranfield University.
- El Badaoui, M., Guillet, F., & Danière, J. (1991). Contribution du Cepstre d'Énergie au Diagnostic de Réducteur Complexe à Engrenage. *Revue Française de Mécanique, RFM(1999-1)*, 4-7.
- Esnault, F. (2009). *Construction mécanique, Transmission de puissance. 3ème Edition*. Paris: Dunod.
- Faure, L. (1990). *Aspect des dentures d'engrenages après fonctionnement*. Senlis u.a: CETIM.
- Fayet, P. (2009). Comment capter les vibrations ? *Acoustique & Techniques. Spécial Vibrations - partie 1(57)*, pp. 4-9.
- Fedala, S., Felkaoui, A., Zegadi, R., & Ziani, R. (2009). Optimisation des paramètres du vecteur forme : application au diagnostic vibratoire automatisé des défauts d'une boîte de vitesse d'un hélicoptère. *Journal Matériaux & Techniques, 2(97)*, 149-155.
- Fedala, S., Rémond, D., Zegadi, R., & Felkaoui, A. (2012, Novembre 20 – 21). Utilisation de l'Erreur de Transmission et de la Variation de la Vitesse Instantanée pour le diagnostic vibratoire des défauts des engrenages. *3ème Colloque: Analyse vibratoire Expérimentale*. Blois, France.
- Fedala, S., Rémond, D., Zegadi, R., & Felkaoui, A. (2016). Gear Fault Diagnosis Based on Angular Measurements and Support Vector Machines in Normal and Nonstationary Conditions. *In Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, , 291–308*.
- Fedala, S., Rémond, D., Zegadi, R., & Felkaoui, A. (2018). Contribution of angular measurements to intelligent gear faults diagnosis. *J. Intell. Manuf., 29(5)*, 1115-1131. doi:10.1007/s10845-015-1162-1
- Feki, N. (2012). Modélisation électro-mécanique de transmissions par engrenages - applications à la détection et au suivi des avaries. France: Thèse de Institut National des Sciences Appliquées de Lyon.
- Feuilloy, M. (2009). Étude d'algorithmes d'apprentissage artificiel pour la prédiction de la syncope chez l'homme. Informatique [cs]. Université d'Angers. Récupéré sur <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00465008>
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics, 7*, 179 – 188.
- Flandrin, P. (1993). *Temps-Fréquence*. Paris: Hermès.
- Flandrin, P. (1998). *Time-Frequency/Time-Scale Analysis* (Vol. 10). San Diego: Academic Press.
- Fournier, E. (2015, Novembre 26). Protocole de diagnostic des entraînements asynchrones par références: application à la détection des déséquilibres mécaniques et des défauts de courroie. Thèse de l'université de Toulouse.
- Frank, P. M. (1990). Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Analytical and Knowledge Based Redundancy – A survey and New Results. *Automatica, 26(3)*, 459-474.
- Freund, Y., & Schapire, R. E. (1996). Experiments with a New Boosting Algorithm. *Machine Learning: Proceedings of the Thirteenth International Conference (ICML)*, 148–156.
- Fukunaga, K. (1991). *Introduction to Statistical Pattern Recognition* (éd. 2). San Diego, CA: Academic.
- Fyfe, K. R., & Munck, E. D. (1997). Analysis of computed order tracking. *Mechanical Systems and Signal Processing, 11(2)*, 187-205.
- Gabor, D. (1946, November). Theory of communication. Part 1: The analysis of information. *Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering, 93(26)*, 429-441. doi:10.1049/ji-3-2.1946.0074
- Gelman, L., Kripak, D., Fedorov, V., & Udovenko, L. (2000). Condition monitoring diagnosis methods of helicopter units. *Mechanical Systems and Signal Processing, 14(4)*, 613-624.
- Gertler, J. (1998). *Fault detection and diagnosis in Engineering systems*. New York, USA: Marcel Dekker, Inc.

- Glover, F., & Laguna, M. (1998). Tabu Search. In: Du DZ., Pardalos P.M. (eds) Handbook of Combinatorial Optimization.
- Goldberg, D. E. (1991). *Genetic algorithms*. Addison-Wesley USA .
- Goyal, D., & Pabla, B. (2015). Condition based maintenance of machine tools - A review. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 10, 24-35.
- Guo, Y., Eritenel, T., Ericson, T. M., & Parker, R. G. (2014). Vibro-acoustic propagation of gear dynamics in a gear-bearing-housing system. *Journal of Sound and Vibration*, 333(22), 5762 - 5787.
- Gutierrez-Osuna, R. (2002). Pattern Analysis for Machine Olfaction: A Review. *IEEE SENSORS JOURNAL*, 2(3), 189-202.
- Guyon, I. (2008). Practical Feature Selection: from Correlation to Causality. 19, 27 - 43.
- Guyon, I., Weston, J., Barnhill, S., & Vapnik, V. (2002). Gene selection for cancer classification using support vector machines. *Machine Learning*, 46, 389-422.
- Hajnayeb, A., Ghasemloonia, A., Khadem, S. E., & Moradi, M. H. (2011). Application and comparison of an ANN-based feature selection method and the genetic algorithm in gearbox fault diagnosis. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 8(38), 10205–10209.
- Hald, J. (1989). STSF—a unique technique for scan-based near-field acoustic holography without restrictions on coherence. *Technical Review 1*, 1-50. Naerum, Denmark.
- Halliwell, N. A. (1996). The laser torsional vibrometer: a step forward In rotating machinery diagnostics. *Journal of Sound and Vibration*, 190(3), 299-418.
- Hameed, Z., Hong, Y., Cho, Y., Ahn, S., & Song, C. (2009). Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(1), 1-39.
- Hamel, M. A. (2013, July). Condition Monitoring of Helical Gears Using Acoustic Emission (AE) Technology. *PhD thesis, School of Engineering*. Cranfield University.
- Hammouriand, H., Kinnaert, M., & Yaagoubi, E. (1999). Observer-based approach to fault detection and isolation for non-linear systems. *IEEE Transactions and Automatic Control*, 44, 1879–1884.
- Harris, F. J. (1978). On the use of windows for harmonic analysis with the discrete fourier transforms. *Proceedings of the IEEE*, 66, 55-83.
- Hastie, T., & Stuetzle, W. (1989). Principal Curves. *Journal of the American Statistical Association*, 84(406), 502-516.
- Haykin, S. (1999). *Neural networks: A comprehensive foundation* (éd. 2). Upper Saddle River: Prentice Hall.
- Hlawatsch, F., & Auger, F. (. (2013). *Time-frequency analysis*. John Wiley & Sons.
- Hoffman, A. J., & Van der Merwe, N. T. (2002). The application of neural networks to vibrational diagnostics for multiple fault conditions. *Computer Standards & Interfaces*(24), 139–149.
- Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5), 359–366.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied Logistic Regression* (éd. 3). Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Hotteling, H. (1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, 24(6 & 7), 417-441 & 498-520.
- Hsu, C., & Lin, C. (2002). A comparison of methods for multi-class support vector machines. *IEEE Trans. Neural Netw.*, 13(2), 415–425.
- Hu, Q., He, Z., Zhang, Z., & Zi, Y. (2007). Fault diagnosis of rotating machinery based on improved wavelet package transform and SVMs ensemble. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(2), 688-705.
- Huang, N., Shen, Z., Long, S., Wu, M., Shih, H., Zheng, Q., . . . Liu, H. (1998). The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. (454), 903–995.
- Hunter, D., Yu, H., Pukish, M. S., Kolbusz, J., & Wilamowski, B. M. (2012). Selection of proper neural network sizes and architectures: A comparative study. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2(8), 228–240.
- Isermann, R. (1984). Process fault detection based on modeling and estimation methods – A survey. *Automatica*, 20(4), 387-404.
- Isermann, R. (1993). Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing – Tutorial paper. *Automatica*, 29(4), 815-835.
- Jain, A., & Dubes, R. (1988). *Algorithms for Clustering Data*. New Jersey: Prentice Hall.
- Jain, A., Mao, J., & Mohiuddin, K. (1996). Artificial neural networks: a tutorial. *Computer*, 29(3), 31 - 44. doi:<https://doi.org/10.1109/2.485891>

- John, G., Kohavi, R., & Pfleger, K. (1994). Irrelevant Features and the Subset Selection Problem. *Machine Learning Proceedings*, 121-129.
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis. Second ed.* New York: Springer Series in Statistics.
- Jolliffe, I., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: a review and recent developments. *recent developments. Phil. Trans. R. Soc. A 374:20150202*. doi:https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202
- Kaiser, H. F. (1961). A note on Guttman's lower bound for the number of common factors. *British Journal of Statistical Psychology*, 14, 1-2.
- Kalman, R. E. (1960). A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering*, 82, 35-45.
- Karmakar, S., Chattopadhyay, S., Mitra, M., & Sengupta, S. (2016). *Induction Motor Fault Diagnosis, Approach through Current Signature Analysis*. Singapore: Springer.
- Khanam, S., Tandon, N., & Dutt, J. K. (2014). Fault Size Estimation in the Outer Race of Ball Bearing Using Discrete Wavelet Transform of the Vibration Signal. *Procedia Technology*, 14, 12-19.
- Khushaba, R. N., Al-Ani, A., Al-Jumaily, A., & . (2011). Feature subset selection using differential evolution and a statistical repair mechanism. *Expert Systems with Applications*, 38(38), 11515–11526.
- Kira, K., & Rendell, L. A. (1992). The feature selection problem: traditional methods and a new algorithm. *In Proceedings of the tenth national conference on Artificial intelligence (AAAI'92)*. AAAI Press, 129–134.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598), 671-680.
- Kohavi, R., & John, G. H. (1997). Wrappers for feature subset selection. *Artificial Intelligence*, 97(1-2), 273-324.
- Kohonen, T. (1995). Learning vector quantization. *In: Self-Organizing Maps. Springer Series in Information Sciences*, 30, 175–189.
- Kokko, V. (2003). Condition monitoring of squirrel-cage motors by axial magnetic flux measurements. *Doctoral thesis, Department of Electrical Engineering, University of Oulu, Finland, 2003*.
- Kong, X. (1987). Gear train monitoring by transmission error method. *PhD thesis, University of Wisconsin-Madison*.
- Kononenko, I. (1994). Estimating attributes: Analysis and extensions of RELIEF. (D. R. In: Bergadano F., Éd.) *Machine Learning: ECML-94. ECML 1994. Lecture Notes in Computer Science (Lecture Notes in Artificial Intelligence)*, 784, 171-182.
- Koontz, W., & Fukunaga, K. (1972). A nonlinear feature extraction algorithm using distance transformation. *IEEE transactions on Computers*, 100(1), 56-63.
- Kudo, M., & Sklansky, J. (2000). Comparison of algorithms that select features for pattern classifiers. *Pattern Recognition*, 1(33), 25–41.
- L'vov, B. V. (2005). Fifty years of atomic absorption spectrometry. *Journal of Analytical Chemistry*, 60(4), 382-392.
- La norme AFNOR NF X60010, r. e. (s.d.).
- Labeyrie, P., & Dumas, J. (2009). Les vibrations au service de la maintenance conditionnelle des machines tournantes . *Acoustique et techniques : SPÉCIAL « VIBRATIONS - PARTIE 2 »*(58), 10-15.
- Lachenbruch, P., & Mickey, M. (1968). Estimation of error rates in discriminant analysis. *Technometrics*, 10(1), 1–11. doi:doi:10.2307/1266219
- Langley, P. (1996). *Elements of machine learning*. Morgan Kaufmann.
- Lau, S.-S., & Sherman, P. J. (2000). The influence of period variation on time–frequency analysis of the westland helicopter data. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(4), Pages 571-577.
- Lei, Y., He, Z., & Zi, Y. (2009). Application of an intelligent classification method to mechanical fault diagnosis. *Expert Systems with Applications*, 36(6), 9941–9948.
- Lei, Y., He, Z., & Zi, Y. (2011). Application of an improved kurtogram method for fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(5), 1738-1749.
- Lei, Y., Lin, J., He, Z., & Zuo, M. J. (2013). A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 35(1-2), 108-126.
- Lewis, P. M. (1962). The characteristic selection problem in recognition systems. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 8, 161-171.
- Li, W., & Mechefske, C. K. (2006). Detection of induction motor faults: a comparison of stator current, vibration and acoustic methods. *Journal of Vibration and Control*, 12, 165-188.

- Li, Y., Gu, F., Harris, G., Ball, A., Bennett, N., & Travis, K. (2005). The measurement of instantaneous angular speed. *Mechanical Systems and Signal Processing*(19), 786–805.
- Liu, H., & Motoda, H. (1998). *Feature Extraction, Construction and Selection: A Data Mining Perspective*. Springer US.
- Loparo, K. A. (2004). *Bearings Vibration Data Sets, Case Western Reserve University*. Consulté le 2013, sur <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/home>
- Loughlin, P., Cakrak, F., & Cohen, L. (2000). Conditional moments analysis of transients with application to helicopter fault data. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(4), 511-522.
- Lurette, C. (2003). Développement d'une technique neuronale auto-adaptative pour la classification dynamique de données évolutives. Application à la supervision d'une presse hydraulique. *Thèse de l'Université des Sciences et Technologies de LILLE*.
- Machado, C. (2015, septembre 22). Modélisation et simulation électromécaniques par la MED des systèmes multi-contacts : application à la surveillance des roulements par une mesure électrique. *Thèse de l'université de picardie Jules Verne*.
- Magni, J., & Mouyon, P. (1994). On residual generation by observer and parity space approaches. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 39, 441–447.
- Mallat, S. G. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 11(7), 674-693.
- Mallat, S. G. (1999). *A wavelet tour of signal processing* (éd. 2). Academic press.
- Mao, J., & Jain, A. (1995). Artificial neural networks for feature extraction and multivariate data projection. *EEE Transactions on Neural Networks*, 6 (2), 296-317. doi:doi: 10.1109/72.363467
- Martin, N., & Doncarli, C. (2004). *Décision dans le plan temps-fréquence. Traité IC2, série Signal et image*. Paris: Hermès Sciences.
- Matthews, J. R. (1983). *Acoustic emission* (Vol. 2). New York: CRC Press.
- Maynard, J. D., Williams, E. G., & Lee, Y. (1985). Nearfield acoustic holography: I. Theory of generalized holography and the development of NAH. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 78(4), 395–1413.
- Mba, D., & Rao, R. B. (2006). Development of Acoustic Emission Technology for Condition Monitoring and Diagnosis of Rotating Machines; Bearings, Pumps, Gearboxes, Engines and Rotating Structures. *The shock and vibration digest*, 38, 3-16.
- Mc Donald, D., & Gray, W. (1999, July/August). PWM drive related bearing failures. *IEEE Industry Applications Magazine*, pp. 41-47.
- McCulloch, W., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115–133.
- McFadden, P., & Smith, J. (1984). Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique — a review. *Tribology International*, 17(1), 3-10.
- McFadden, P., & Smith, J. (1985). A signal processing technique for detecting local defects in a gear from the signal average of the vibration. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, 199(4), 287–292.
- Meesad, P., & Yen, G. G. (2000). Pattern classification by a neurofuzzy network: application to vibration monitoring. *ISA Transactions*, 39, 293-308.
- Mobley, R. K., Higgins, L. R., & Wikoff, D. J. (2008). *Maintenance engineering handbook* (éd. 7). New York: The McGraw-Hill Companies, Inc.
- Mohanty, A. R. (2015). *Machinery condition monitoring, principles and practices*. Boca Raton, FL: CRC Press/Taylor & Francis Group.
- Monchy, F., & Vernier, J. (2010). *MAINTENANCE, Méthodes et organisations* (éd. 3). Paris: Dunod.
- Moody, J., & Darken, C. (1989). Fast Learning in Networks of Locally-Tuned Processing Units. *Neural Computation*, 1, 281-294.
- Morel, J. (1995). *Vibration des machines et diagnostic de leur état mécanique*. Paris: Eyrolles.
- Morel, J. (2002, décembre 10). Surveillance vibratoire et maintenance prédictive. (E. T.I., Éd.) *Techniques de l'ingénieur Vibrations en milieu industriel, mesures, surveillance et contrôle, base documentaire : TIB424DUO*(ref. article : r6100), pp. 1-20. Récupéré sur <http://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/environnement-securite-th5/vibrations-en-milieu-industriel-mesures-surveillance-et-contrôle-42424210/surveillance-vibratoire-et-maintenance-predictive-r6100/>

- Morlet, J., Arens, G., Fourgeau, E., & Glard, D. (1982). Wave propagation and sampling theory—Part I: Complex signal and scattering in multilayered media. *Geophysics*, 47(2), 203-221.
- Negrea, M. D. (2006). Electromagnetic flux monitoring for detecting faults in electrical machines. *Doctoral thesis, Electrical and Communications Engineering, Helsinki University of Technology, Helsinki, Finland.*
- Nemec, M., Drobnic, K., Nedeljkovic, D., Fiser, R., & Ambrozic, V. (2010). Detection of broken bars in induction motor through the analysis of supply voltage modulation. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 57, 2879-2888.
- Ning, L., Rui., Z., Qinghua, H., & Xiaohang, L. (2012). Mechanical fault diagnosis based on redundant second generation wavelet packet transform, neighborhood rough set and support vector machine. *Mechanical Systems and Signal Processing*(28), 608–621.
- Novexa. (2016, février 29). Récupéré sur <http://www.novexa.com/engrenage-defauts.php>
- O'Donnell, P. (1985). Report of large motor reliability survey of industrial and commercial Installations, Part I. *IEEE Transactions on Industry Applications*, IA-21(4), 853-864.
- Pao, Y.-H., Gajewski, R., & Ceranoglu, A. (1979). Acoustic emission and transient waves in an elastic plate. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 65(1), 96-102.
- Parzen, E. (1962). On estimation of a probability density function and mode. *The Annals of Mathematical Statistics*, 12(3), 1065-1076. doi:<https://doi.org/10.1214/aoms/1177704472>
- Paya, B. A., Esat, I. I., & Badi, M. N. (1997). Artificial neural network based fault diagnostics of rotating machinery using wavelet transforms as a preprocessor. *Mechanical Systems and Signal Processing*(11), 751-765.
- Pearson, K. (1901). On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science, Sixth Series*, 2, 559-572.
- Peng, Z., & Chu, F. (2004). Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(2), 199-221.
- Poulard, H. (1996). Statistiques et réseaux de neurones pour un système de diagnostic : Application au diagnostic de pannes automobiles. *Thèse de l'Université Paul Sabatier de Toulouse.*
- Prabhakar, ..., Mohanty, A. ..., & Sekhar, A. (2002). Application of discrete wavelet transform for detection of ball bearing race faults. *Tribology International*, 35(12), 793-800.
- Pugnet, J.-M. (1997, juillet 10). Équilibrage des rotors rigides et flexibles. *Techniques de l'Ingénieur, traité Génie mécanique, base documentaire : TIB185DUO*, pp. 1-17. Récupéré sur <http://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/mecanique-th7/mecanique-des-elements-tournants-42185210/equilibrage-des-rotors-rigides-et-flexibles-bm5130/>
- Pusca, R., Romary, R., Ceban, A., & Brudny, J.-F. (2010). An online universal diagnosis procedure using two external flux sensors applied to the ac electrical rotating machines. *Sensors*, 10, 10448-10466.
- Pyle, D. (1999). *Data Preparation for Data Mining*. Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
- Quinlan, J. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1, 81–106. doi:<https://doi.org/10.1007/BF00116251>
- Quinquis, A., & Ioana, C. (2002). Représentations Temps-Fréquence et Temps-Echelle. ENSIETA, Brest, France.
- Raad, A., & Sidahmed, M. (2002). Gear fault diagnosis using cyclic bispectrum. *IFAC Proceedings Volumes*, 35(1), 431-436. doi:<https://doi.org/10.3182/20020721-6-ES-1901.00803>
- Racoceanu, D. (2006). Contribution à la Surveillance des Systèmes de Production en Utilisant l'Intelligence Artificielle. *Automatique / Robotique. Thèse de l'Université de Franche-Comté. <tel-00011708>.*
- Rafiee, J., Arvani, F., Harifi, A., & Sadeghi, M. H. (2007). Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network. *Mechanical Systems and Signal Processing*(21), 1746–1754.
- Rajakarunakaran, S., Venkumar, P., Devaraj, D., & Rao, K. S. (2008). Artificial neural network approach for fault detection in rotary system. *Applied Soft Computing*, 8(1), 740-748.
- Rakoto Razafindrazato, G. M. (2010, Septembre 10). Méthodes numériques pour la caractérisation vibratoire de structures complexes. *Thèse de l'Université Paris Est Créteil.*
- Randall, B. (2011). *Vibration-based condition monitoring: industrial*. New York: Wiley.
- Randall, R. (1973). Cepstrum Analysis and Gearbox Fault Diagnosis. (13-150). Copenhagen.
- Randall, R. (1975). Gearbox Fault Diagnosis using Cepstrum Analysis. *Proceeding of IV th World Congress on the Theory of Machines and Mechanisms*, 169-174. Newcastle UK, IMechE.
- Randall, R. B. (2017). A history of cepstrum analysis and its application to mechanical problems. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 97, 3-19.

- Randall, R., & Antoni, J. (2011). Rolling element bearing diagnostics — A tutorial. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(2), 485–520.
- Rémond, D. (1998). Practical performances of high-speed measurement of gear transmission error or torsional vibrations with optical encoders. *Measurement Science & Technology*, 9(3), 347-353.
- Rémond, D., & Mahfoudh, J. (2005). From transmission error measurements to angular sampling in rotating machines with discrete geometry. *Shock and Vibration*, 12, 149-161.
- Rémond, D., & Renaudin, L. (2009). Mesure haute précision de vitesse angulaire instantanée pour la surveillance et la caractérisation d'excitation en machine tournante. *Acoustique & Techniques. Spécial Vibrations - partie 2*(58), 16-23.
- Rémond, D., Antoni, J., & Randall, R. (2014). Editorial for the special issue on instantaneous angular speed (IAS) processing and angular applications. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 44(1-2), 1 – 4.
- Renaudin, L., Bonnardot, F., Musy, O., Doray, J., & Rémond, D. (2010). Natural roller bearing fault detection by angular measurement of true instantaneous angular speed. *Mechanical Systems and Signal Processing*(24), 998-2011.
- Rex, B. D. (1999). *Non-invasive detection of CH-46 aft gearbox faults using digital pattern recognition and classification techniques*. Annapolis, Maryland: United States Naval Academy.
- Ribot, P. (2009). Vers l'intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes. *Automatique / Robotique. Thèse de l'Université Paul Sabatier - Toulouse III*. Récupéré sur <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00450835>
- Richard, C. (2002, September). Time-frequency-based detection using discrete-time discrete-frequency Wigner distributions. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50(9), 2170-2176.
- Richard, C. (2013, juin 10). Débris d'usure Indices connexes en tribologie. *Techniques de l'ingénieur Frottement et usure, base documentaire : TIB464DUO*. (ref. article : tri1450), pp. 1-13. Récupéré sur <http://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/mecanique-th7/frottement-et-usure-42464210/debris-d-usure-tri1450/>
- Rilling, G. (2007). Décompositions Modales Empiriques. Contributions à la théorie, l'algorithmie et l'analyse de performances. *Traitement du signal et de l'image. Ecole normale supérieure de Lyon - ENS LYON*. Français. <tel-00442634>. Récupéré sur <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00442634>
- Rilling, G., & Flandrin, P. (2008). One or Two Frequencies? The Empirical Mode Decomposition Answers. *in IEEE Transactions on Signal Processing*, 56(1), 85-95. doi:10.1109/TSP.2007.906771
- Rilling, G., Flandrin, P., & Goncalves, P. (2003). On empirical mode decomposition and its algorithms. *IEEE/EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing*, 3. *IEEEER*, 8-11. Grado, Italy.
- Rish, I. (2001). An empirical study of the naive Bayes classifier. *IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence*, 41- 46.
- Roweis, S., & Saul, L. (2000). Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. *Science*, 290, 2323–2326.
- Rumelhart, D., & McClelland, J. (1987). Learning Internal Representations by Error Propagation. in *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition: Foundations*, MIT Press.
- Rzeszucinski, P. J., Sinha, J. K., Edwards, R., Starr, A., & Allen, B. (2012). Normalised root mean square and amplitude of sidebands of vibration response as tools for gearbox diagnosis. *Strain*, 48, 445–452.
- Samanta, B. (2004). Gear fault detection using artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithms. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(3), 625–644.
- Samanta, B., Al-Balushi, K. R., & Al-Araimi, S. A. (2004). Bearing fault detection using artificial neural networks and genetic algorithm. *Journal on Applied Signal Processing*, 3, 366–377.
- Sammon, J. W. (1969). A Nonlinear Mapping for Data Structure Analysis. *IEEE Transactions on Computers*, C-18(5), 401-409. doi:doi: 10.1109/T-C.1969.222678
- Saporta, G. (2006). *Probabilités, analyse des données et statistique*. Paris: Editions Technip.
- Scheffer, C., & Girdhar, P. (2004). *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance* (éd. 1). Elsevier.
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: an overview. *Neural Networks*, 61, 85-117. doi:<https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>
- Schoen, R. R., Habetler, T. G., Kamran, F., & Bartheld, R. G. (1995). Motor bearing damage detection using stator current monitoring. *IEEE Transaction on Industry Applications*, 31(6), 1274 - 1279.

- Schölkopf, B., Smola, A., & Müller, R. (1998). Nonlinear Component Analysis as a Kernel Eigenvalue Problem. *Neural Computation*, 10(5), 1299-1319.
- Shen, C., Wang, D., Kong, F., & Tse, P. W. (2013). Fault diagnosis of rotating machinery based on the statistical parameters of wavelet packet paving and a generic support vector regressive classifier. *Measurement*, 46(4), 1551-1564.
- Smith, d. J. (2003). *Gear Noise and Vibration* (éd. 2nd Edition). Marcel Dekker Inc., New York and Basel.
- SNR. (2016, février 29). *Le Diagnostic Expert SNR : Analyses et préconisations pour optimiser la vie des roulements*. Récupéré sur SNR-Industry: <http://www.ntn-snr.com/industry/de/de-de/file.cfm/dt10fa.pdf?contentID=1634>
- Stepanic, P., Latinovic, I. V., & Djurovic, Z. (2009). A new approach to detection of defects in rolling element bearings based on statistical pattern recognition. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 45(1-2), 91-100.
- Stone, M. (1974). Cross-validators choice and assessment of statistical prediction. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 36(2), 111-147.
- Storn, R., & Price, K. (1997). Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces. *Journal of Global Optimization*, 11, 341-359.
- Su, L. C., Shi, Y. E., Li, X. L., Zhang, Y. L., & Zhang, Y. P. (2012). Fault Diagnosis of Bearing Based on the Ultrasonic Signal. *Advanced Materials Research*, 422, 122-126.
- Sun, W., Chen, J., & Li, J. (2007). Decision tree and PCA-based fault diagnosis of rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(3), 1300-1317.
- Taylor, S., & Wiggins, K. (2015). Diagnosis of Bearing Defects Using a Heterodyning Ultrasound Detector. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 15(4), 470-473.
- Tenenbaum, J. B., de Silva, V., & Langford, J. C. (2000). A global framework for nonlinear dimensionality reduction. *Science*, 290, 2319-2323.
- Theodoridis, S., & Koutroumbas, K. (2008). *Pattern Recognition* (éd. 4). Academic Press.
- Thomas, V. V., Vasudevan, K., & Kumar, V. J. (2003). Online cage rotor fault detection using airgap torque spectra. *IEEE transactions on energy conversion*, 18(2), 265-270.
- Thomson, W. T., & Fenger, M. (2001). Current signature analysis to detect induction motor faults. *IEEE Industry Applications Magazine*, 7, 26-34.
- Torres, M. E., Colominas, M. A., Schlotthauer, G., & Flandrin, P. (2011). A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Prague,, 4144-4147*. Récupéré sur <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5947265&isnumber=5946226>
- Trigeassou, J. C. (2011). *Diagnostic des machines électriques*. Paris: Edition Lavoisier.
- Truchetet, F. (1998). *Ondelettes pour le signal numérique*. Hermes.
- Vachtsevanos, G., Lewis, F., Roemer, M., Hess, A., & Wu, B. (2006). *Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Van Der Maaten, L., Postma, E., & Van den Herik, H. (2009). *Dimensionality Reduction: A Comparative Review*. Tilburg University Technical Report, TiCC-TR 2009-005. Consulté le 02 29, 2020, sur https://lvdmaaten.github.io/publications/papers/TR_Dimensionality_Reduction_Review_2009.pdf
- Vapnik, V. N. (1998). *The Statistical Learning Theory*. New York: Wiley.
- Vaseghi, B. (2009, décembre 3). Contribution à l'étude des machines électriques en présence de défaut entre-spires modélisation réduction du courant de défaut. Thèse Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2009. French<tel-00518228>. Récupéré sur <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00518228>
- Vecer, P., Kreidl, M., & Smid, R. (2005). Condition indicators for gearbox condition monitoring systems. *ACTA Polytechnica*, 45, 35-43.
- Villa, L. F., Renones, A., Peran, J. R., & Miguel, L. J. (2011). Angular resampling for vibration analysis in wind turbines under non-linear speed fluctuation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25, 2157-2168.
- Ville, J. (1948). Théorie et applications de la notion de signal analytique. *Cables et Transmission*, 2(1), 61-74.
- Wang, J. (2014). *Contribution à l'analyse du comportement dynamique d'engrenages spiro-coniques*. *Mécanique des solides [physics.class-ph]*. INSA de Lyon. Récupéré sur Français. <NNT: 2014ISAL0056>. <tel-01135286>
- Wang, W. J., & McFadden, P. D. (1996). Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection. *Journal of Sound and Vibration*, 192(5), 927-939.

- Webb, A. R. (1995). Multidimensional scaling by iterative majorization using radial basis functions. *Pattern Recognition*, 28(5), 753-759. doi:https://doi.org/10.1016/0031-3203(94)00135-9
- Webb, A. R., & Copesey, K. D. (2011). *Statistical pattern recognition* (éd. 3rd Edition). John Wiley & Sons.
- Webb, R. (1996). An approach to nonlinear principal components analysis using radially-symmetric kernel functions. *Statistics and Computing*, 6, 159–168.
- Weber, P. (1999). Diagnostic de procédé par l'analyse des estimations paramétriques de modèles de représentation à temps discret. *Thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble*. France.
- Welch, P. D. (1967). The use of Fast Fourier Transform for the estimation of power spectra : a method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 15, 70-73.
- Welz, B., & Sperling, M. (1999). *Atomic Absorption Spectrometry, 3rd, Completely Revised Edition*. Weinheim: WILEY-VCH Verlag GmbH.
- Weston, J., & Watkins, C. (1998). *Multi-class support vector machines*. Technical Report CSD-TR-98-04, . Royal Holloway, University of London, Department of Computer Science,.
- Widodo, A., & Yang, B. (2007). Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 6(21), 2560 – 2574.
- Wigner, E. (1932). On the quantum correction for thermodynamic equilibrium. *Physical Review*, 40(5), 749–759.
- Williams, W., & Zalubas, E. (2000). Helicopter transmission fault detection via time-frequency, scale and spectral methods. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(4), 545-559.
- Wu, Z., & Huang, N. E. (2009). Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *Advances in adaptive data analysis*, 1(1), 1-41.
- Yamashina, H., Okumura, S., & Kawai, I. (1996). Development of a diagnosis technique for failures of V-belts by a cross-spectrum method and a discriminant function approach. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 7(1), 85-93.
- Yang, J., Pu, L., Wang, Z., Zhou, Y., & Yan, X. (2001). Fault detection in a diesel engine by analysing the instantaneous angular speed. *Mechanical Systems and Signal Processing*(3), 549-564.
- Yazici, B., Kliman, G. B., Premerlani, W. J., Koegl, R. A., & Abdel-Malek, A. (1997). An adaptive, on-line, statistical method for detection of broken bars in motors using stator current and torque estimation. *Industry Applications Conference, 1997. Thirty-Second IAS Annual Meeting, IAS '97., Conference Record of the 1997 IEEE*, 221-226.
- Yazidi, A., Henao, H., Capolino, G. A., Artioli, M., Filippetti, F., & Casadei, D. (2005). Flux signature analysis: An alternative method for the fault diagnosis of induction machines. *IEEE Russia Power Tech*, 1-6.
- Yuan, S. F., & Chu, F. L. (2007). Fault diagnostics based on particle swarm optimisation and support vector machines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21, 1787-1798.
- Zacksenhouse, M., Braun, S., Feldman, M., & Sidahmed, M. (2000). Toward helicopter gearbox diagnostics from a small number of examples. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(4), 523-543.
- Zani, M.-L. (2000, Mai). Surveillance des machines, conjuguez l'émission acoustique et la vibration. *Mesures*(725), pp. 47-50.
- Zani, M.-L. (2003, Septembre). La surveillance des machines tournantes. *Mesures*, 757, pp. 77-84.
- Zani-Demange, M.-L. (2007, Avril). Maintenance préventive : n'oubliez pas d'"écouter" les ultrasons. *Mesures*, 794, pp. 61-63.
- Zani-Demange, M.-L. (2009, Février). Instrumentation optique. Le vibromètre laser à balayage mesure aussi les contraintes. *MESURES*, 812, pp. 36-38. Récupéré sur www.mesures.com
- Zappalá, D., Tavner, P. J., Crabtree, C. J., & Sheng, S. (2014). Side-band algorithm for automatic wind turbine gearbox fault detection and diagnosis. *IET Renewable Power Generation*, 4(8), 380–389.
- Zarei, J. (2012). Induction motors bearing fault detection using pattern recognition techniques. *Expert Systems with Applications*(39), 68-73.
- Zidat, F., Lecointe, J.-P., Morganti, F., Brudny, J.-F., Jacq, T., & Streiff, F. (2010). Non invasive sensors for monitoring the efficiency of AC electrical rotating machines. *Sensors*, 10, 7874-7895.
- Zwingelstein, G. (1995). *Diagnostic des défaillances. Théorie et pratique pour les systèmes industriels, Série Diagnostic et Maintenance*. Paris: Editions Hermès.

عنوان تشخيص أعطال الآلات الدوارة باستعمال تقنيات التصنيف الآلي

ملخص حاليا، البحوث التي تهتم بالتشخيص الآلي للأعطال بالاعتماد على الاهتزازات وتقنيات التعرف الآلي، تعتمد اساسا على المؤشرات المحسوبة من اشارات التسارع المسجلة بدلالة الوقت. لكن هنالك بدائل أخرى مثل القياسات المسجلة بدلالة الوضعية الزاوية اثناء دوران الآلة، والتي يمكن أن تقدم عددا كبيرا من المؤشرات أكثر نجاعة وتنوعا، مما يؤدي إلى تحسين نتائج التصنيف الآلي. تنوع القياسات بدلالة الوضعية الزاوية (مثل التغييرات في السرعة اللحظية، أخطاء نقل الحركة وإشارات التسارع بدلالة الوضعية الزاوية) تمثل جميعها مصادر معلومات محتملة وذات صلة لرصد أعراض الآلات وأيضا لبناء مصفوفات مؤشرات لجعل طرق التصنيف قوية وفعالة حتى بالنسبة لأنظمة التشغيل الغير ثابتة أي متغيرة السرعة أو العبء.

في المرحلة التشغيلية للتشخيص باستعمال تقنيات التصنيف الآلي قمنا بتشكيل عدة مصفوفات انطلاقا من مؤشرات حسبت من القياسات بدلالة الوضعية الزاوية ومقارنتها مع أخرى محسوبة من التسارع بدلالة الوقت، لتحسين الكشف والتعرف على الأخطاء في العجلات المسننة. نتائج التصنيف الآلي التي تم الحصول عليها تظهر مساهمة وتفوق المؤشرات المحسوبة من القياسات بدلالة الوضعية الزاوية.

مفردات البحث التشخيص، الآلات الدوارة، القياسات الزاوية، أخطاء نقل الحركة، التغييرات في السرعة اللحظية، التشغيل الغير ثابت، التصنيف الآلي

Title Rotating machines fault diagnosis using pattern recognition techniques

Abstract Currently, work on the automation of vibration diagnosis using Pattern Recognition techniques (PR), is mainly based on indicators extracted from Time sampled Acceleration signals. There are other attractive alternatives such as those based on angle synchronized measurements, which can provide a considerable number of more relevant and diverse indicators and, thus, lead to better performance in gear fault classification. The diversity of angular measurements (Instantaneous Angular Speed, Transmission Error and angular sampled Acceleration) represents potential sources of relevant information in fault detection and diagnosis systems. These complementary measurements of existing signals or new relevant signals allow the construction of Feature Vector (FV) offering robust and effective classification methods even for non-stationary operating modes with variable running speed or load.

In the operational phase diagnostic using PR techniques. We have built several FVs based on indicators derived from the angular techniques to compare them to the ones calculated from time signals, in order to improve the detection and identification of gear faults. The results obtained show the contribution and the superiority of angular indicators in increasing classification performances over time indicators, using different supervised classifiers.

Keywords diagnosis, rotating machines, angular measurements, transmission error, instantaneous angular speed, non-stationary conditions, pattern recognition

Titre Diagnostic des défauts des machines tournantes par reconnaissance des formes

Résumé Actuellement, les travaux consacrés à l'automatisation du diagnostic vibratoire, par les techniques de Reconnaissance de Formes (RdF), s'appuient essentiellement sur les indicateurs calculés à partir des signaux accélérométriques échantillonnés temporellement. Or il existe d'autres alternatives beaucoup plus intéressantes comme par exemple celles fondées sur la mesure synchronisée angulairement, qui peuvent offrir un nombre considérable d'indicateurs beaucoup plus pertinents et diversifiés et ainsi conduire à de meilleures performances dans la classification.

La diversité des mesures angulaires (Variation de Vitesse Instantanée, Erreur de Transmission et des signaux accélérométriques échantillonnés angulairement) représente autant de sources potentielles et pertinentes d'information pour suivre le comportement des machines mais également pour construire des vecteurs formes (VFs) pour rendre les méthodes de classification robustes et efficaces même pour des régimes de fonctionnement non stationnaires à vitesse ou charge variable.

Dans la phase opérationnelle de diagnostic par les techniques de RdF. Nous avons construit plusieurs VFs en se basant sur des indicateurs calculés à partir des techniques angulaires pour les comparer à celui calculé à partir des signaux temporels, afin d'améliorer la détection et l'identification des défauts des engrenages. Les résultats obtenus démontrent l'apport et la supériorité des indicateurs angulaires dans l'augmentation des performances de la classification par rapport aux indicateurs temporels, en utilisant différents classifieurs supervisés.

Mots-clés diagnostic, machines tournantes, mesures angulaires, erreur de transmission, variation de la vitesse instantanée, conditions non stationnaires, reconnaissance des formes