

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE  
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À  
L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE  
À L'OBTENTION DE LA  
MAÎTRISE AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE MÉCANIQUE  
M. Sc. A.

PAR  
Iyed LARIBI

SURVEILLANCE DES SYSTEMES MÉCANIQUES NON STATIONNAIRES À  
VITESSES ET CHARGES VARIABLES

MONTREAL, LE 13 MAI 2016

©Tous droits réservés, Iyed LARIBI, 2016

©Tous droits réservés

Cette licence signifie qu'il est interdit de reproduire, d'enregistrer ou de diffuser en tout ou en partie, le présent document. Le lecteur qui désire imprimer ou conserver sur un autre media une partie importante de ce document, doit obligatoirement en demander l'autorisation à l'auteur.

**PRÉSENTATION DU JURY**

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Thomas Marc, directeur du mémoire  
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Thien My Dao, président du jury  
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Tahan Antoine, membre du jury  
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 28 AVRIL 2016

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE



## REMERCIEMENTS

À tous ceux et celles qui ont contribué à la réussite de mon aventure depuis ces deux dernières années...

Monsieur Marc THOMAS, je tiens à vous remercier pour votre encadrement et votre disponibilité tout le long du projet de maîtrise. Merci pour votre appui lors de la révision de mon mémoire. Merci pour vos recommandations qui ont certainement enrichi mon travail lors de mes présentations de suivi. Grâce à vous, j'ai pu avoir une excellente expérience de maîtrise.

Monsieur Béchir BADRI, merci de m'avoir donné l'opportunité de vivre cette expérience professionnelle exceptionnelle et d'avoir cru en moi. Merci pour votre écoute attentive, vos conseils et vos idées toujours réfléchies et ciblées. Je tiens beaucoup à vous remercier, vous et votre épouse, de votre soutien financier lors des périodes difficiles, grâce à vous j'ai pu me concentrer sur mon travail en oubliant mes soucis. Vous avez été un acteur clé dans la réalisation de mon projet.

Oussama MELKI, ta bonne humeur et ton rire légendaire ont rendu cette période de maîtrise inoubliable. Ta contribution dans le projet, ton généreux partage de l'information, ta capacité à travailler en équipe et ton aide précieuse ont fait du projet une réussite. Merci pour ces beaux moments passés au 2425 en compagnie de nos plus chers amis. Tu es non seulement un collègue mais un ami intime.

Un grand merci à l'organisme MITACS pour sa contribution financière généreuse durant ma maîtrise.

À ma douce et tendre femme, tu as été ma principale source d'inspiration grâce à ton magnifique sourire et ton optimisme continu. Je te remercie pour avoir accepté de m'accompagner dans cette aventure, d'avoir été forte durant les périodes difficiles et de

## VI

m'avoir remonté le moral pas mal de fois. Tu es un vrai cadeau du ciel. Je te dédie le présent mémoire. Je t'aimais, je t'aime et je t'aimerai...

Pour conclure, je voudrais remercier du fond du cœur mes parents remarquables Hafadh et Neila pour tout ce qu'ils ont fait pour moi, sans vous rien n'aurait été possible. J'espère que vous êtes fiers de moi. À mon ami intime Wassim, merci beaucoup pour ton aide lors de la rédaction du mémoire. J'espère que ta nouvelle aventure au Canada se déroulera bien et que tu puisses réussir et accomplir tes rêves. À la famille *Betavib*, Noursen, Faten, à mon compagnon de laboratoire Mourad et à tous mes amis, ça a toujours été un plaisir de vous côtoyer tout au long de la journée. Je vous aime...

# SURVEILLANCE DES SYSTEMES MÉCANIQUES NON STATIONNAIRES À VITESSES ET CHARGES VARIABLES

Iyed LARIBI

## RÉSUMÉ

Face aux fortes cadences de production, un arrêt non planifié d'un équipement critique peu paralyser une partie considérable d'une usine causant des pertes financières énormes pour celle-ci. Dans le cadre d'une maintenance conditionnelle efficace, le suivi de l'état de dégradation des installations à chaîne cinématique complexe comme les machines non stationnaires nécessite une surveillance permanente qui procure sans doute une meilleure fiabilité et une réduction du coût de collecte et d'exploitation par rapport à une surveillance périodique classique, permettant ainsi d'éliminer tout risque de non-détection de l'apparition d'une anomalie entre deux collectes et de détecter un changement du comportement vibratoire à un stade précoce. La surveillance permanente des machines opérant en régime variable nécessite une attention particulière. En effet, la variation des conditions de fonctionnement a un impact sur la réponse vibratoire et par conséquent peut masquer un éventuel défaut. De plus, un état transitoire peut engendrer une amplification de la vibration sans que la machine ne soit pour autant en état grave. Cet effet pourrait faire des ravages sur un système de surveillance permanente, si ce dernier n'a pas été conçu pour tenir compte de ces conditions d'opération. Vient s'ajouter à ces contraintes, l'absence de normes pour l'établissement des seuils de sévérité pour ce type d'installation à chaîne cinématique complexe.

L'objectif principal de ce mémoire est la conception et la réalisation d'un système de surveillance permanente pour le suivi en temps réel du comportement vibratoire des laminoirs à barres de l'usine *ArcelorMittal* opérant à vitesses et charges variables. Les développements réalisés permettent une meilleure compréhension de la dynamique des laminoirs de nature fortement transitoire et une surveillance plus fiable par l'intégration des conditions de fonctionnement dans le processus de décision. De plus, un outil de génération automatique d'alarmes en fonction des états d'opération sera présenté, l'idée étant de transformer la complexité du système de non stationnaire à pseudo-permanent. Dans ce sens, le présent mémoire présente un système original de surveillance permanente déployé et testé en usine. Ce dernier intègre la mesure des vibrations, les paramètres de fonctionnement et des algorithmes embarqués pour le suivi du comportement vibratoire des laminoirs opérant en régime variable.

**Mots-clés :** vibrations, surveillance permanente, régime variable, seuils de sévérité, classification, segmentation, test de comparaison de moyennes, nuées dynamiques.





# ONLINE MONITORING OF NON STATIONARY MECHANICAL SYSTEMS UNDER VARYING SPEEDS AND LOADS

Iyed LARIBI

## ABSTRACT

Given the high production rates, an unplanned dysfunction of critical equipment may halt a considerable part of a factory resulting in huge financial losses of the latter. In the frame of a conditional efficient maintenance, the degradation state tracking of kinematic complex chain installations, such as non-stationary machines, requires an online condition monitoring which certainly allows for a better reliability and cost reduction of exploitation and data acquisition compared to a periodic classical monitoring. Thus eliminating any risk of non-detectability when an anomaly appears between two different data acquisition asks for an early stage detection of any vibratory behaviour changeover. The online monitoring of machines operating under variable states requires a special attention. Hence, variation in operating conditions has impacts upon the vibratory response given by accelerometers. As a result, this could hide an eventual fault. Moreover, a transitory state could engender an important amplification of the vibration despite the non-critical state of the machine. In fact, this effect could be very harmful for an online monitoring system if the latter haven't been designed to meet operating conditions. Along with these constraints, there is the absence of standards used for severity levels establishment of the kinematic complex chain installations.

The main goal of this thesis is to outline the engineering and the realization of an online monitoring system ensuring real time supervision of vibratory behaviour of *ArcelorMittal* bar mills operating under variable speed and load. The developments carried out, allow for a better understanding of the bar mills dynamics which have a high transitory nature along with an efficient supervision via the integration of operating conditions in the decision process. Furthermore, an automatic alarm generation tool which is operating according to operating conditions will be highlighted. The idea is to reduce the system complexity from non-stationary to pseudo-permanent. Thus, the actual thesis underlines the development of an innovative online monitoring system deployed and tested in plant. The latter includes several functionalities such as vibrations measurement, operating conditions integration and embedded algorithms in order to ensure the vibratory behaviour tracking of bar mills operating under varying states.

**Keywords :** vibration, online monitoring, varying states, severity levels, classification, segmentation, means difference test, K-means clustering.



## TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION .....	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LA LITTÉRATURE .....	5
1.1 Introduction.....	5
1.2 Les politiques de maintenance industrielle.....	5
1.2.1 La maintenance périodique.....	6
1.2.2 La maintenance conditionnelle.....	6
1.3 La surveillance vibratoire.....	7
1.4 La surveillance et le diagnostic des machine non-stationnaires.....	7
1.4.1 Contraintes de suivi des machines transitoires.....	8
1.4.2 Problématique d'établissement des seuils en régime variable.....	9
1.4.3 Synthèses des travaux existants.....	9
1.5 La surveillance vibratoire permanente.....	12
1.5.1 Principe.....	12
1.5.2 Limitations et inconvénients des systèmes existants.....	13
1.5.3 La nécessité du stockage.....	14
1.6 Conclusion.....	15
CHAPITRE 2 OUTILS DE SURVEILLANCE ET DE DIAGNOSTIC VIBRATOIRE .....	17
2.1 Introduction.....	17
2.2 L'approche temporelle.....	17
2.2.1 Les indicateurs scalaires.....	17
2.2.2 Les filtres autorégressifs.....	21
2.3 L'approche fréquentielle.....	22
2.3.1 Analyse de signature.....	22
2.3.2 Analyse d'enveloppe.....	23
2.4 L'approche temps-fréquence.....	23
2.4.1 La transformée de Fourier à court terme (STFT).....	24
2.4.2 La distribution de Wigner-Ville.....	25
2.5 L'approche angulaire.....	26
2.5.1 Échantillonnage angulaire direct.....	26
2.5.2 Ré-échantillonnage angulaire à posteriori.....	27
2.6 Conclusion.....	29
CHAPITRE 3 OBJECTIFS, HYPOTHÈSES ET RETOMBÉES DU PROJET .....	31
3.1 Objectifs du projet.....	31
3.2 Méthodologie.....	31
3.3 Hypothèses de recherche.....	32
3.4 Frontières du projet de recherche.....	33
3.5 Retombées prévues.....	34

CHAPITRE 4	MÉTHODES STATISTIQUES DE SEGMENTATION DES DONNÉES	37
4.1	Introduction.....	37
4.2	Techniques statistiques.....	38
4.2.1	Tests d'hypothèses : Comparaison de deux moyennes.....	39
4.2.1.1	Tests paramétriques.....	39
4.2.1.2	Tests non paramétriques.....	42
4.2.2	Analyse de variance.....	43
4.2.2.1	ANOVA à 1 facteur.....	43
4.2.2.2	Test de la différence significative de Tukey (HSD).....	44
4.2.3	Nuées dynamiques ( <i>K-means Clustering</i> ).....	46
4.3	Étapes de mise en œuvre des techniques statistiques.....	47
4.3.1	Acquisition de données.....	48
4.3.2	Le prétraitement des données.....	48
4.3.3	Extraction des caractéristiques et Classification.....	49
4.4	Conclusion.....	49
CHAPITRE 5	CONCEPTION DU SYSTÈME DE SURVEILLANCE PERMANENTE POUR MACHINES NON-STATIONNAIRE À VITESSES ET CHARGES VARIABLES.....	51
5.1	Introduction.....	51
5.2	Description du projet.....	51
5.3	Cahier des charges.....	53
5.3.1	Critères techniques.....	53
5.3.2	Critères stratégiques et économiques.....	54
5.4	Le système de surveillance permanente proposé.....	54
5.4.1	La couche instrumentation.....	54
5.4.1.1	Les capteurs.....	54
5.4.1.2	Les modules d'Entrée/Sortie.....	55
5.4.1.3	La gestion des modules d'E/S par FPGA.....	56
5.4.2	Unité du traitement de données.....	57
5.4.3	Format de stockage des données.....	58
5.4.4	Protocoles de communication.....	59
5.4.5	Le poste de surveillance.....	61
5.4.6	Architecture globale du système.....	62
5.5	Algorithmes embarqués développés.....	64
5.5.1	Algorithme d'enregistrement adaptatif.....	65
5.5.2	Algorithmes de segmentation de la vitesse de rotation.....	67
5.5.3	Algorithme d'établissement des seuils d'alarmes en régime variable.....	71
5.6	Conclusion.....	72
CHAPITRE 6	MÉTHODOLOGIE EXPERIMENTALE.....	73
6.1	Introduction.....	73
6.2	Prototype réalisé.....	73
6.3	Validation des données collectées.....	76
6.3.1	Organisation des données dans la base.....	76

6.3.2	Validation des mesures de vitesse.....	76
6.3.3	Phases transitoires.....	79
6.4	Analyse expérimentale.....	80
6.4.1	Algorithme d'enregistrement adaptatif.....	81
6.4.2	Algorithme de classification à base de tests d'hypothèses .....	83
6.4.2.1	Initialisation de l'algorithme .....	83
6.4.2.2	Résultat de classification pour le régime à vide.....	84
6.4.2.3	Résultat de classification pour le régime chargé.....	87
6.4.2.4	Convergence de l'algorithme.....	90
6.4.2.5	Validation.....	91
6.4.3	Algorithme de classification à base de k-means clustering .....	94
6.4.3.1	Initialisation de l'algorithme.....	94
6.4.3.2	Résultat de classification pour le régime à vide.....	94
6.4.3.3	Discussion.....	97
6.4.4	Résultats de l'algorithme d'établissement des seuils d'alarmes.....	98
6.5	Conclusion .....	100
CHAPITRE 7 SYNTHÈSE ET CONTRIBUTION.....		101
7.1	Surveillance vibratoire permanente des machines opérant en régime variable .....	101
7.2	Analyse coût/canal du projet.....	105
7.3	Contribution .....	106
CONCLUSION.....		107
PERSPECTIVES DE DÉVELOPPEMENT.....		109
ANNEXE I	NORME ISO 10816-3-G1 .....	111
ANNEXE II	THÉORIE DES CENTRES MOBILES .....	113
ANNEXE III	ALGORITHME D'ENREGISTREMENT ADAPTATIF .....	115
ANNEXE IV	ALGORITHME DE SEGMENTATION ET DE CLASSIFICATION .....	117
BIBLIOGRAPHIE.....		119



## LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 5.1	Régimes d'opération sous des conditions de charge variable .....52
Tableau 5.2	Caractéristiques de l'accéléromètre AC-104-1A.....55
Tableau 5.3	Calcul des seuils d'alarmes pour chaque classe de vitesse.....72
Tableau 6.1	Statistique descriptive de la classification pour le régime à vide .....86
Tableau 6.2	Statistique descriptive de la classification pour le régime chargé .....89
Tableau 6.3	Résultat de l'ANOVA à 1 facteur "régime à vide" .....93
Tableau 6.4	Résultat du test de comparaison de Tukey (HSD) "régime à vide" .....93
Tableau 6.5	Résultat de l'ANOVA à 1 facteur "régime chargé" .....93
Tableau 6.6	Résultat du test de comparaison de Tukey (HSD) "régime chargé" .....94
Tableau 6.7	Décomposition de la variance pour la classification optimale.....95
Tableau 6.8	Barycentres des classes .....95
Tableau 6.9	Distances entre les barycentres des classes.....95
Tableau 6.10	Comparaison de la moyenne du NGV dans chaque classe .....95
Tableau 6.11	Seuils d'alarmes relatifs au NGV .....99
Tableau 7.1	Coût/canal du projet "solution A" .....105
Tableau 7.2	Coût/canal du projet "solution B" .....105





## LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Effets de la variation de la charge sur les vibrations des roulements .....11
Figure 2.1	Les indicateurs "bande fine" .....21
Figure 2.2	Obtention du spectre à partir d'un signal temporel périodique.....22
Figure 2.3	Fenêtrage pour le calcul de l'STFT.....25
Figure 2.4	Spectrogramme d'un signal réel filtré au tour du BPFO .....25
Figure 2.5	Chaîne d'acquisition angulaire.....27
Figure 2.6	Principe du ré-échantillonnage angulaire à posteriori .....28
Figure 3.1	Test de la consommation du processeur du contrôleur Crio NI9024 .....34
Figure 4.1	Techniques de diagnostic basées sur les données.....38
Figure 5.1	Laminoirs à barres .....52
Figure 5.2	Borniers de raccordement.....52
Figure 5.3	Accéléromètre CTC-AC 104-1A.....55
Figure 5.4	Modules d'entrée/sortie.....56
Figure 5.5	Principe de la technique DMA .....57
Figure 5.6	Contrôleur Crio 9024.....58
Figure 5.7	Système complet (Contrôleur + Châssis + Modules d'E/S) .....58
Figure 5.8	Hierarchies d'un fichier Tdms .....59
Figure 5.9	Exemple de messages envoyés périodiquement via UDP .....60
Figure 5.10	Interface Homme Machine .....62
Figure 5.11	Architecture globale du système de surveillance vibratoire permanente .....63
Figure 5.12	Identification d'un contrôleur sur le réseau par IP statique.....64
Figure 5.13	Organigramme global .....65

## XVIII

Figure 5.14	Diagramme de flux de données relatif à l'algorithme d'enregistrement .....	67
Figure 5.15	Segmentation initiale de la vitesse .....	68
Figure 5.16	Algorithme d'unification des groupes voisins .....	69
Figure 5.17	Algorithme d'unification de groupes non voisins et validation.....	70
Figure 5.18	Diagramme de flux (algorithme à base de K-means clustering).....	71
Figure 6.1	Photo de la cage 5 (réducteur de 600 HP).....	74
Figure 6.2	Synoptique de la cage 5.....	74
Figure 6.3	Configuration de l'enregistrement .....	75
Figure 6.4	Prototype réalisé et intérieure de l'armoire électrique .....	75
Figure 6.5	Extrait des mesures insérées dans la base de données.....	76
Figure 6.6	Spectres en cascade correspondant à un régime à vide .....	77
Figure 6.7	Spectres en cascade correspondant à un régime chargé .....	77
Figure 6.8	Profils de vitesse de rotation pour différents régimes d'opération .....	78
Figure 6.9	Phases transitoires .....	80
Figure 6.10	Tendance du NGV avant l'application de l'algorithme d'enregistrement .....	82
Figure 6.11	Tendance du NGV après l'application de l'algorithme d'enregistrement .....	82
Figure 6.12	Étape initiale de segmentation pour un régime chargé.....	84
Figure 6.13	Classes initiales après unification des groupes voisins (régime à vide).....	85
Figure 6.14	Résultat de classification pour le régime à vide .....	86
Figure 6.15	Évolution du NGV en fonction des classes de vitesse (régime à vide).....	87
Figure 6.16	Classes initiales après unification des groupes voisins (régime chargé).....	88
Figure 6.17	Résultat de classification pour le régime chargé .....	89
Figure 6.18	Évolution du NGV en fonction des classes de vitesse (régime chargé) .....	90
Figure 6.19	Convergence de l'algorithme de classification à base de tests d'hypothèse.....	90

Figure 6.20      Résultat final de la classification à base de tests d’hypothèses .....92

Figure 6.21      Comparaison de l’évolution de la moyenne du NGV/classe .....96

Figure 6.22      Seuils d'alarmes pour le suivi du NGV durant le régime à vide.....99

Figure 6.23      Seuils d'alarmes pour le suivi du NGV durant le régime chargé.....100

Figure 7.1        Architecture logicielle et matérielle du système de surveillance .....104

Figure 7.2        Pourcentages de contribution dans le projet.....106



## LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AR	<i>Auto Regressive</i>
ARMA	<i>Auto Regressive Moving Average</i>
BPFI	<i>Ball Pass Frequency of the Inner race</i>
BPFO	<i>Ball Pass Frequency of the Outer race</i>
BSF	<i>Ball Spin Frequency</i>
CF	<i>Crest Factor</i>
Crio	<i>Compact RIO</i>
DMA	<i>Dynamic Memory Access</i>
DWV	Distribution de Wigner Ville
EPL	Erreur de Prédiction Linéaire
ÉTS	École de Technologie Supérieure
FPGA	<i>Field Programmable Gate Array</i>
FTP	<i>File Transfert Protocol</i>
HSD	<i>Honestly Significant difference</i>
IEPE	<i>Integrated Electronics Piezo Electric</i>
IHM	Interface Homme Machine
ISO	<i>International Organization for Standardization</i>
KU	Kurtosis
MTBF	<i>Mean Time Between Failure</i>
NGV	Niveau Global Vitesse
NI	<i>National Instrument</i>
RT	<i>Real Time</i>

RTOS	<i>Real Time Operating System</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i>
RPM	Révolution par minute
STFT	<i>Short Time Fourier Transform</i>
TARMA	<i>Time dependent Auto Regressive Moving Average</i>
TCP	<i>Transmission Control Protocol</i>
TDMS	<i>Technical Data Management solution</i>
UDP	<i>User Datagram Protocol</i>

## LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

### Unités de mesures

m	Mètre
mm	Millimètre
ms	Milliseconde
s	Seconde
Hz	Hertz
KHz	Kilohertz
MHz	Mégahertz
GHz	Gigahertz
mV	Millivolt
V	Volt
mA	Milliampère
g	Accélération
°C	Degré Celsius
°F	Fahrenheit
RPM	Révolution Per Minute
KW	Kilowatt

### Symboles

$x(t)$	Signal vibratoire
$h(\tau)$	Fenêtre d'analyse
$f$	Fréquence
$F_s$	Fréquence d'échantillonnage
$\sigma$	Écart type
$q$	Statistique d'écart studentisée
$N$	Nombre de groupes voisins
$M$	Nombre de groupes final
$K$	Nombre de classes choisi
$U$	Critère de classification
$W$	Matrice de covariance intraclasse commune
$S_i$	Somme des rangs
$n_i$	Nombre des effectifs dans un groupe
$P_i$	Poids d'une partition
$g_i$	Centre de gravité d'une partition
$I_i$	Inertie d'une partition
$I_W$	Inertie Intraclasse
$I_B$	Inertie Interclasse





## INTRODUCTION

Dans le contexte socio-économique actuel, il est impossible pour une industrie de survivre face à une concurrence rude sans avoir recours à une politique de maintenance solide. Dès lors, la maintenance de l'outil de production en vue d'empêcher les coûts des arrêts non planifiés devient un enjeu capital. En effet, face aux fortes cadences de production, une panne non prévue sur un équipement critique peut paralyser une partie considérable d'une usine causant des pertes financières énormes pour cette dernière, sans oublier les pénalités éventuelles en cas du non-respect des échéances de livraison. La maintenance conditionnelle par mesure des vibrations -parmi d'autres- doit donc fournir une estimation fiable de l'état de l'outil de production.

La surveillance vibratoire des installations à chaîne cinématique simple (machines conventionnelles) nécessite un suivi périodique de leurs états de dégradation et une intervention planifiée en cas de besoin. Cependant, le suivi de l'état des installations à chaîne cinématique complexe (machines non stationnaires) nécessite une surveillance permanente qui procure sans doute une meilleure fiabilité et une réduction du coût de collecte et d'exploitation par rapport à une surveillance périodique. En effet, selon (Boulenger, 1998), les vitesses de dégradation sont telles que l'état d'un palier peut se détériorer en quelques minutes. Le suivi en temps réel de l'évolution de l'état de dégradation de ce type d'installation critique devient donc nécessaire pour éliminer tout risque de non-détection de l'apparition d'une anomalie grave entre deux collectes de données ainsi que pour permettre la détection des défauts à un stade précoce.

La surveillance permanente des systèmes mécaniques non stationnaires comme les laminaires à barres, caractérisés par la variation des paramètres d'opérations (vitesse, charge, etc.) présente actuellement un défi particulier. La variation de la vitesse en fonction du produit usiné (dimension des barres) provoque des changements considérables au niveau du spectre de la vibration de telle sorte que les signatures d'un défaut donné deviennent très difficiles à identifier. De plus, un état transitoire (engagement/dégagement d'une barre) peut engendrer

une amplification considérable de la vibration sans que la machine ne soit pour autant en état grave. Cet effet pourrait faire des ravages sur un système de surveillance permanente, si ce dernier n'a pas été conçu pour tenir compte de ces changements.

C'est dans cette optique que s'inscrit ce mémoire. Il a pour objectif principal la conception, le développement et la réalisation d'un système de surveillance permanente pour machines opérant à vitesses et charges variables. La conception d'un tel système devrait tenir compte de la nature transitoire des équipements rotatifs, souvent délicats à surveiller à cause de la non linéarité de la vibration en fonction des conditions de fonctionnements, sans oublier l'impossibilité d'utiliser les techniques de surveillance et de diagnostic classiques conçus seulement pour machines conventionnels (moteur, pompes, etc.). Le premier volet de développement réalisé permet de relier en temps réel le processus d'acquisition des données vibratoires aux conditions de fonctionnement et de réduire ainsi la complexité du système d'un état non stationnaire à plusieurs états pseudo-permanents. Le deuxième volet permet de contourner l'effet de la variation de la vitesse grâce à des algorithmes de segmentation et de classification. Un outil de génération automatique de seuils d'alarmes en fonction de chaque classe de vitesse retenue a été développé comme complément aux travaux. De plus, un système de surveillance permanente a été conçu intégrant les développements réalisés et a été déployé et testé en usine chez *ArcelorMittal* pour surveiller des laminoirs à barres.

Le premier chapitre de ce mémoire permettra de faire le point sur la littérature en relation avec la problématique de la surveillance vibratoire des machines opérant en régime variable. Une revue critique des principaux travaux existants dans ce domaine sera présentée. Le principe de base de la surveillance vibratoire permanente ainsi que les limitations des systèmes existants seront aussi abordés.

Le deuxième chapitre sera un complément au chapitre précédent. Il présente une revue de la majorité des outils de surveillance et de diagnostic vibratoire utilisés actuellement. Les avantages et les limitations de ces outils par rapport à leurs intégrations dans un système de surveillance permanente seront abordés en fin du chapitre.

Le troisième chapitre présentera le cadre général du projet de maîtrise à travers ses objectifs, hypothèses, limitations et retombées prévues.

Le quatrième chapitre détaille la théorie sur laquelle nous nous sommes basés lors de la segmentation et la classification de la vitesse.

Le cinquième chapitre présente l'architecture matérielle et logicielle qui a permis de concevoir le système de surveillance proposé.

Le sixième chapitre présente la méthodologie expérimentale qui a été adoptée pour le test du système en usine, la validation des données collectées et la présentation des résultats d'analyse expérimentale.

Une synthèse du travail réalisé au cours de cette maîtrise ainsi que notre contribution globale dans le projet sont présentés au niveau du septième chapitre.

Une conclusion générale suivie de certaines perspectives d'amélioration et d'optimisation sont fournies à la fin du présent mémoire.



## **CHAPITRE 1**

### **REVUE DE LA LITTÉRATURE**

#### **1.1 Introduction**

Dans ce premier chapitre, nous allons permettre au lecteur de se familiariser avec les principes de base de la surveillance permanente et le diagnostic vibratoire des machines non stationnaires et d'avoir une idée claire sur la problématique du projet de recherche. Pour se faire, une revue de littérature servira de base pour synthétiser, analyser et critiquer les principaux travaux de recherche réalisés dans ce domaine.

#### **1.2 Les politiques de maintenance industrielle**

Les politiques de maintenance industrielle ont pour objectif de prévenir, d'éviter ou de corriger les dysfonctionnements des équipements de l'usine. Une bonne politique de maintenance sera généralement conduite par un équilibre entre la disponibilité des ressources humaines, des pièces de rechange, la criticité des équipements et le mode de production d'une part, et entre la disponibilité de la technologie et de l'expertise pour le support d'une autre part.

La politique de maintenance des machines était corrective dans ces débuts (Randall et al., 2011), et visait à exploiter les outils de production jusqu'à l'apparition d'une panne qui conduisait à un arrêt de production non planifié, jugé souvent comme important et coûteux financièrement pour l'usine, sans oublier qu'il pouvait mettre la sécurité des travailleurs en danger (Khelf, 2014). Ce type de maintenance a été vite abandonné au profit d'une maintenance préventive dans le cas d'une installation jugée critique (Héng et al., 2002). Parmi les sous catégories de cette maintenance préventive, nous pouvons définir la maintenance périodique ou systématique et la maintenance conditionnelle.

### **1.2.1 La maintenance périodique**

D'après (McBain, 2012) , ce type de maintenance est basée essentiellement sur l'hypothèse que la majorité des machines industrielles fonctionnent de manière fiable pendant une certaine période avant l'apparition d'un bris. La révision des composants ou des pièces se fait pendant des intervalles réguliers, calculés d'une part à l'aide des données de fiabilité fournies par les fournisseurs, et d'une autre part grâce à l'expérience des ingénieurs et techniciens qualifiés. Afin de minimiser la probabilité d'avoir un arrêt non planifié de production, les intervalles entre les opérations de maintenance sont généralement optimisés. En revanche, l'exploitation des données statistiques de fiabilité des pièces, estimées par les fournisseurs, s'est avérée peu efficace face à des installations à chaîne cinématique complexe. En effet, il a été constaté que seulement 15% des bris dans l'aviation civile et des navires de la marine pourrait être détectés par une stratégie basée sur le calcul du MTBF (Lihovd, 1998) (McBain, 2012).

### **1.2.2 La maintenance conditionnelle**

La maintenance préventive conditionnelle aussi appelée maintenance prédictive est définie comme étant celle que l'on réalise uniquement lorsque l'état du bien le nécessite. C'est une maintenance dépendante de l'expérience et qui fait intervenir des informations recueillies en temps réel (Coudre et al., 2011). Dans cette logique, il est nécessaire de bien savoir mettre en place des techniques de surveillance de l'état de dégradation du bien afin d'estimer l'état de ce dernier. Plusieurs paramètres et indicateurs, décrivant l'état du bien, doivent ainsi être définis au cas par cas. Dans la limite du possible, nous pourrions optimiser les interventions en agissant uniquement lorsque cela s'avère nécessaire dès qu'une alarme synonyme de danger s'allume sur un tableau de bord dans un poste de surveillance. En revanche, l'établissement des seuils de sévérité pour chacun des paramètres et indicateurs précédemment définis est un écueil qui limite considérablement l'application de cette technique particulièrement pour des biens opérant en régime variable (Guinée, 2016).

### **1.3 La surveillance vibratoire**

Il a été établi dans (Currie, 2006) qu'une surveillance conditionnelle ne peut être efficace et valorisante d'un point de vue technologique que si elle passe par les étapes suivantes :

- Acquisition des données en temps réel à partir de plusieurs sources ;
- Filtrage des données pour minimiser les erreurs et éliminer le bruit ;
- Intégration d'une logique d'identification des conditions qui nécessitent une intervention de maintenance ;
- Interaction avec d'autres systèmes qui utilisent la même information.

Selon (McBain, 2012), pour atteindre ces résultats, les vibrations mécaniques sont généralement surveillées, analysées, et passées dans des systèmes automatisés à travers des techniques de classification appropriées afin de détecter des défauts potentiels et en diagnostiquer les causes .

### **1.4 La surveillance et le diagnostic des machine non-stationnaires**

La surveillance vibratoire des machines non-stationnaires, caractérisées par la variation des paramètres d'opérations (vitesse, charge, etc.) présente actuellement un défi particulier. En effet, cette variation a un impact considérable sur la réponse vibratoire délivrée par les accéléromètres et par conséquent peut masquer un éventuel défaut. La variation de la vitesse provoque des changements considérables au niveau du spectre de la vibration de telle sorte que les signatures des défauts deviennent presque indétectables avec les outils classiques.

Dans ce qui suit, nous allons présenter une revue de littérature concernant les principaux accomplissements en termes de recherche en relation avec la surveillance vibratoire des systèmes mécaniques non stationnaires opérant en régime variable.

### 1.4.1 Contraintes de suivi des machines transitoires

Notre travail porte sur la surveillance vibratoire des systèmes mécaniques non stationnaires et plus particulièrement sur le suivi et la détection d'un changement du comportement vibratoire. La complexité de la chaîne cinématique des installations, au sens du nombre de variables mis en jeu et de la complexité de leurs relations physiques, rendent difficile la modélisation du comportement dynamique du système. Cette complexité est aggravée au niveau des régions transitoires car les relations sont de nature non linéaire.

Les phases transitoires sont très fréquentes au niveau des procédés industriels non stationnaires. D'après (Sundarraman et al., 2003) et (Srinivasan et al., 2005), en moyenne trois à cinq transitions, allant de quatre à huit heures, dues à des changements de matière se déroulent par semaine dans une raffinerie. De nombreux changements des conditions de fonctionnements (vitesse de rotation, charge, température, etc.) sont nécessaires pour optimiser la production. De plus, les problèmes liés à ces opérations peuvent conduire à des accidents catastrophiques pour les équipements et le personnel. Il est donc primordial de superviser et détecter d'une façon précoce le changement du comportement vibratoire du procédé. (Sundarraman et al., 2003) suggère de tenir compte des considérations suivantes lors de la conception d'un système de surveillance destiné à superviser des procédés contenant des phases transitoires :

- Génération de fausses alarmes pendant les phases transitoires pour des systèmes de surveillance traditionnels.
- Pendant la phase transitoire, le comportement vibratoire de la machine change. Les seuils d'alarmes prédéfinis devront donc tenir compte de ce changement pour générer adéquatement les alarmes.
- Le stockage des signaux vibratoires pendant les phases transitoires peut souvent aider les experts à identifier la source d'une anomalie.



### **1.4.2 Problématique d'établissement des seuils en régime variable**

La technique la plus populaire de surveillance vibratoire dans le cas d'absence de modèle se base principalement sur la comparaison des valeurs des indicateurs pertinents par rapport à des seuils prédéfinis. Cette technique peut même être généralisée pour la supervision des variables telles que la température, le débit ou la pression. En cas de dépassement des limites, un signal devrait avoir lieu pour avertir les opérateurs afin que ces derniers prennent les mesures nécessaires pour rendre l'outil de production opérationnel de nouveau. Cette technique est simple et facile à mettre en œuvre pour des machines conventionnelles. Cependant, elle présente des inconvénients majeurs si elle ne tient pas compte des conditions de fonctionnement. En effet, malgré que cette technique soit opérationnelle lorsque le procédé est dans un état d'équilibre, la situation devient en revanche plus compliquée si la variable contrôlée change de dynamique avec les conditions de fonctionnement causant des fausses alarmes (Laouti, 2012). D'autre part, un seuil de pré-alarme devrait avoir lieu dans un système de surveillance permanente, destiné à superviser des machines à criticité élevée, pour éviter de déclencher des alarmes seulement en cas de danger lorsque le procédé est déjà dans un état critique. Aussi, un défaut important dans un procédé complexe peut déclencher plusieurs alarmes en même temps rendant ainsi la tâche de l'opérateur difficile quant à l'identification de la source d'un défaut donné afin qu'il réagisse immédiatement par les actions requises (Laouti, 2012).

### **1.4.3 Synthèses des travaux existants**

Dans le contexte de la surveillance vibratoire des systèmes mécaniques non stationnaires, nous trouvons dans la littérature trois techniques prédominantes : l'analyse temps-fréquence, la normalisation des indicateurs et l'intelligence artificielle.

Dans (Choy et al., 1996), les auteurs ont investigué la possibilité d'utiliser les techniques de l'analyse temps-fréquence comme la distribution de Wigner-Ville et ses avantages au niveau du diagnostic des machines en régime variable en détectant des fuites d'énergies parasites dans différentes parties du spectre. Un travail similaire peut être trouvé dans (Meltzer et al.,

2003) au niveau de la surveillance des transmissions à engrenages en régime variable. De plus, dans (Forrester et al., 1990), nous pouvons trouver une application de la distribution de Wigner-Ville pour la détection de la présence d'une fissure ainsi que d'autres défauts d'engrenages. Dans (Yang, 2009), une décomposition modale empirique (EMD) a été employée pour tenir compte de la nature transitoire de plusieurs machines tournantes. (Merzoug, 2013) propose deux indicateurs normalisés par la fréquence instantanée pour essayer de compenser l'effet causé par la variation de la vitesse sur la vibration des transmissions à engrenages. Le spectre angulaire instantané a été utilisé dans (Charles, 2009) pour surveiller les vibrations de torsion dans un moteur diesel. Il a été établi que l'analyse d'ordre peut traiter seulement les réponses fréquentielles se rattachant au changement de la vitesse mais ne peut traiter le changement au niveau de l'énergie de résonance ou une complexité résultante des effets de modulations sur le signal. Dans (Mechefske et al., 2002), les auteurs ont examiné l'effet de la variation de vitesse sur les techniques d'approximation spectrale. Une nouvelle approche de généralisation de la technique de moyenne synchrone a été développée dans (Abboud, 2014) pour essayer de séparer le profil de vitesse en plusieurs régimes pseudo stationnaires. Les mêmes chercheurs ont exploité une autre technique de prétraitement spectral combinée à une analyse d'enveloppe dans (Abboud, 2014) afin d'extraire les caractéristiques du défaut pour des machines à vitesse variable.

D'après (McBain, 2012), l'impact des signaux non-stationnaires existe même au niveau des paliers soumis à des charges et des vitesses constantes. En effet, les défauts de roulements à billes qui passent par des imperfections sur la bague intérieure ou extérieure auront des signaux de vibration modulés en amplitude en fonction de la périodicité de cette interaction. Il y a effectivement une fluctuation aléatoire entre les événements impulsifs car l'angle de charge varie dès que les éléments de roulement glissent dans la zone de cette dernière. Ce glissement entraîne des vitesses de roulement variables entre les éléments. En effet, la cage impose aux roulements de maintenir une vitesse moyenne uniforme en provoquant un glissement aléatoire. L'effet indirect sur le spectre va se sentir, quand les composantes de fréquence seront étalées latéralement (Ho et al., 2000) (McBain, 2012).

D'après (McBain, 2012), un système mécanique va se déplacer de sa courbe de réponse en fréquence en fonction des variations de la vitesse et de la charge. Les vibrations vont donc se déplacer à travers des régions de l'amortissement ou de la résonance. Selon (Stack et al., 2003), lorsque la machine et ses roulements sont en bonne santé, ces déviations de vibrations sont moins prononcées et passent généralement inaperçues. Cependant, quand l'état du roulement se dégrade, ces déviations de vibrations au niveau de la machine deviennent très importantes à cause de la variation de la vitesse. L'auteur a étudié l'effet de ces résonances sur des roulements sains et défectueux (voir figure 1.1). Ainsi, il a été montré dans (Stack et al., 2003) que l'amortissement des machines saines est insensible aux changements de vitesse et de charges tandis que les machines endommagées sont très sensibles à ces paramètres. Un roulement endommagé pourrait fonctionner avec une charge maximale et ses niveaux vibratoires pourraient rester en dessous du seuil d'alarme malgré son état endommagé tandis que son fonctionnement avec une charge inférieure dépasserait largement le même seuil d'alarme fixé (McBain, 2012).

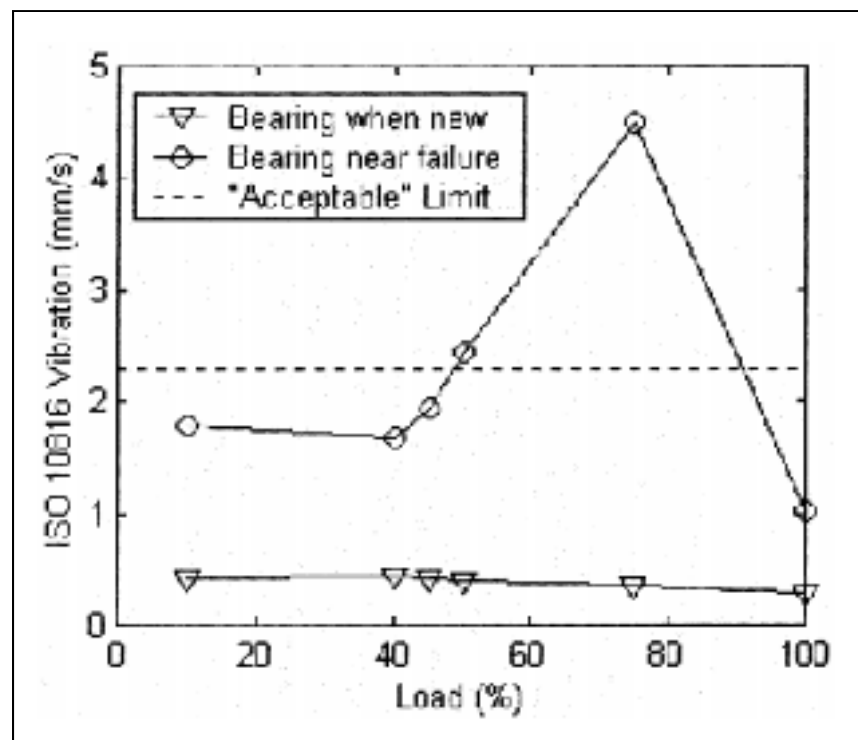


Figure 1.1 Effets de la variation de la charge sur les vibrations des roulements, tirée de (Stack et al., 2003)

Dans (Randall et al., 2001a), une étude a été menée sur la relation entre l'analyse d'enveloppe et la corrélation spectrale au niveau du diagnostic des roulements opérant en régime variable. Il a été vérifié que la variation de la charge provoque une modulation au niveau de l'amplitude des événements impulsifs et augmente ainsi l'effet de glissement qui se manifeste au niveau du spectre. De plus, La variation de la vitesse de rotation étale le spectre caractéristique du roulement défectueux en ajoutant une composante de modulation de fréquence au signal déjà modulé en amplitude (McBain, 2012). Les vibrations résultantes de la déformation des engrenages vont être similairement affectées en régime variable en impliquant des changements considérables au niveau des signatures caractéristiques de plusieurs défauts d'engrenages à cause de cet effet de modulation (McBain, 2012).

Selon (McBain, 2012), la plupart des techniques conventionnelles de surveillance vibratoire font l'hypothèse que les machines opèrent en régime permanent et que le changement du comportement vibratoire décrit bien l'évolution de l'état de dégradation de ces dernières en négligeant ainsi l'impact causé par la variation des conditions de fonctionnement. Cependant, le fonctionnement des machines opérant en régime variable rejette pratiquement cette hypothèse. Trouver une méthode pour compenser les effets causés par la variation de la vitesse et de la charge est, par conséquent, d'une valeur pratique non négligeable (Zhan et al., 2003). D'après (Stander et al., 2000), plusieurs approches liées à ce problème ont été limitées aux tests de machines à vide ou dans des conditions qui ne s'écartent pas souvent de l'état stationnaire. Selon (McBain, 2012) la surveillance vibratoire permanente est encore très limitée par rapport à la détection précoce des défauts naissants dans des contraintes tel qu'en régime variable.

## **1.5 La surveillance vibratoire permanente**

### **1.5.1 Principe**

La surveillance permanente nécessite l'acquisition de la vibration et le traitement de cette dernière en temps réel ou multiplexés. Les signaux vibratoires sont délivrés par des accéléromètres montés d'une façon permanente sur les paliers des machines. Les installations

souvent visées par ce type de surveillance sont généralement des équipements critiques qui nécessitent une surveillance de leurs états de dégradation d'une façon continue. L'architecture simplifiée d'un système de surveillance permanente peut être divisée en trois parties. La première concerne l'instrumentation (équipements stratégiques à surveiller, capteurs, etc.) et l'acquisition de plusieurs types de données (vibrations, températures, courants, etc.). La deuxième partie concerne la mesure en temps réel des indicateurs clés grâce à une unité de traitement embarquée. *"Les indicateurs secondaires peuvent être calculés, en différé après stockage du signal temporel, de manière périodique ou systématique ou en cas de dépassement d'alarme"* (Boulenger, 1998). La dernière partie représente l'interface homme-machine (IHM) qui se charge de l'affichage, sous forme de tableaux de bord, de toute l'information pertinente et donne une vue globale du procédé industriel surveillé.

Compte tenu de la période importante qui peut séparer deux collectes consécutives, la surveillance permanente procure une meilleure fiabilité que la surveillance périodique. En effet, contrairement à cette dernière, la surveillance permanente permet de réduire le risque de non détection d'un changement du comportement vibratoire entre deux collectes, ce qui peut engendrer, selon (Boulenger, 1998), *"une panne telle l'arrêt de la lubrification, le grippage d'un roulement par réduction de jeux ou la rupture de cage, un déséquilibre important consécutif à une dégradation rapide d'un rotor par abrasion ou corrosion"*.

### **1.5.2 Limitations et inconvénients des systèmes existants**

Malgré la performance et l'évolution exponentielle des processeurs embarqués par lesquels la majorité des contrôleurs industriels sont équipés, les systèmes de surveillance permanente existants dans le marché actuel ne disposent pas souvent d'algorithmes de traitement de signal sophistiqués et performants par rapport au diagnostic en temps réel des machines opérant en régime variable. En effet, dans (Humphreys et al., 2014), une architecture d'un système de surveillance permanente à base de FPGA destiné à surveiller une rectifieuse cylindrique a été présentée. Il a été établi, dans cette récente étude, que le processus de calcul du niveau global d'accélération sur 10 canaux de vibration en simultanée sous une fréquence

d'échantillonnage de 12,5 KHz a consommé à lui seul 65% des ressources de l'FPGA. D'après (Teti, 2010), malgré l'abondance des techniques avancées de traitement de signal dans la littérature, très rares sont les systèmes de surveillance permanente intégrant ces techniques. D'autre part, plusieurs systèmes modernes utilisent des techniques d'intelligence artificielle dans leurs processus de décision, principalement l'apprentissage et la reconnaissance des formes par réseau de neurones. Malheureusement cette approche d'automatisation du diagnostic n'est pas encore fiable due au risque non négligeable d'erreur au niveau des algorithmes de prise de décision. Dans cette logique, il n'est pas souvent raisonnable de surveiller et de diagnostiquer en temps réel des machines à criticité élevée avec de tels systèmes. De plus, le prix de tels systèmes est généralement astronomique et très difficilement justifiable pour un directeur de maintenance.

Actuellement, la plupart des systèmes de surveillance vibratoire permanente ne calculent pas les indicateurs scalaires et les spectres sur des signaux "temporels longs" causant ainsi une perte d'information. De plus, ces systèmes ne permettent pas l'envoi en continu et en temps réel de ces signaux temporels longs vers des écrans d'un poste de surveillance (IHM) et se limitent donc à l'envoi de seulement une partie de l'information brute. Ces signaux temporels longs, permettent de détecter des chocs causés par un défaut donné aidant ainsi les experts dans leurs tâches de diagnostic.

Dans le cas particulier des machines opérant en régime variable, les systèmes de surveillances vibratoires permanentes actuelles n'offrent pas des outils de génération de seuils d'alarmes adaptatifs en temps réel qui prennent en compte les conditions de fonctionnement et s'adaptent à ces derniers pour éviter la génération de fausses alarmes.

### **1.5.3 La nécessité du stockage**

La fonction principale de la surveillance permanente est la détection d'un changement du comportement vibratoire des installations stratégiques en déclenchant des alarmes en temps réel en cas de dépassement des seuils prédéfinis. Cependant, l'identification de l'origine d'une

anomalie en temps réel reste une tâche très difficile. En effet, une telle tâche nécessite des algorithmes de traitement de signal sophistiqués souvent très gourmands en matière de processeurs pour être installés dans des processus temps réel de l'ordre de millisecondes. Malgré que l'évolution de l'informatique ait donné naissance à plusieurs unités de traitement puissantes capables d'intégrer des algorithmes d'intelligence artificielle et de reconnaissance des formes pour le diagnostic automatique des anomalies, cette approche présente des inconvénients non négligeables, vu que le risque d'erreur pour ce genre d'algorithmes intelligents existe et que les contrôleurs (unités de traitement) capables de gérer ces algorithmes sont très coûteux. Dans cette logique, un processus permettant le stockage des données collectées (vibrations et paramètres d'exploitation), se déclenchant périodiquement ou sur alarme, est nécessaire afin de permettre l'identification de l'origine de l'anomalie par un personnel qualifié. En effet, ce processus de stockage des données présente une grande importance dans un système de surveillance permanente. D'après (Boulenger, 1998), il *"facilite considérablement le diagnostic d'anomalies fugitives ou intermittentes difficiles à reproduire volontairement pour en faire le diagnostic"*. Un tel processus permet aussi l'enregistrement de la vibration durant les phases transitoires (démarrage, arrêt, montée en puissance par palier, ...) pour une analyse en différée.

## **1.6 Conclusion**

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté les principes de base de la surveillance vibratoire comme l'un des outils les plus performants en maintenance conditionnelle des installations industrielles. Nous avons fait une revue critique de la littérature par rapport au cas particulier de la surveillance vibratoire permanente des machines non-stationnaires en présentant les principales limitations des systèmes de surveillance permanente existants.





## **CHAPITRE 2**

### **OUTILS DE SURVEILLANCE ET DE DIAGNOSTIC VIBRATOIRE**

#### **2.1 Introduction**

Dans le cadre d'une maintenance conditionnelle de l'outil de production, les données peuvent être trouvées au niveau des signaux typiques, comme les signaux vibratoires et l'émission acoustique ainsi qu'au niveau des signaux non typiques comme les séries des mesures de pression ou de température. Les données peuvent être discernées en utilisant une variété d'outils d'analyse vibratoire et de techniques de traitement de signal : domaine temporel, domaine fréquentiel (FFT), domaine temps-fréquence et domaine angulaire (cyclo-stationnarité). Dans cette section seront décrites les principales techniques et méthodes d'exploitation de l'information délivrée par les capteurs de vibration.

#### **2.2 L'approche temporelle**

L'analyse des vibrations dans le domaine temporel se concentre principalement sur les signaux variant dans le temps. Plusieurs caractéristiques peuvent être analysées. Dans ce qui suit, nous allons citer les principales techniques :

##### **2.2.1 Les indicateurs scalaires**

Ce sont des descripteurs statistiques fournissant une grandeur représentative d'un signal temporel. Ce sont leurs évolutions dans le temps qui peuvent aider à détecter l'apparition d'une anomalie. L'utilisation des indicateurs scalaires peut aussi aider lors du suivi vibratoire des machines tournantes mais souvent un peu tardivement et cela nécessite d'autres techniques de traitement des signaux pour pouvoir faire un diagnostic fiable.

Pour des machines industrielles de puissance supérieure à 15 KW opérant à des vitesses nominales entre 120 RPM et 15000 RPM, la norme ISO 10816-3 (voir Annexe I) définit des

niveaux d'alarmes en fonction de la valeur efficace de l'amplitude de la vitesse du mouvement vibratoire (*RMS*) dans la bande [2-1000] Hz si la vitesse nominale est inférieure à 600 RPM et dans la bande [10-1000] Hz dans le cas contraire. C'est un indicateur représentatif de l'énergie de la vibration basses fréquences souvent appelé niveau global de vitesse (*NGV*). Le *RMS* peut aussi être appliqué sur des signaux d'accélération ou de déplacement selon la fréquence considérée. Le niveau global vitesse est donné par l'équation qui suit :

$$RMS (vitesse) = NGV = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N V_k^2} \quad (2.1)$$

Selon (Musiol, 1991), le passage de l'accélération en vitesse par l'intermédiaire d'une intégration temporelle engendre une erreur sur les signaux intégrés car il y a une incertitude rattachée à la détermination des constantes d'intégration. Dans ce sens, nous avons choisi de passer au domaine spectral grâce au Transformé de Fourier (FFT) et puis d'appliquer une intégration fréquentielle (division de l'amplitude par  $2\pi f$ ) pour avoir le spectre de vitesse et ainsi avoir une meilleure précision de la mesure du *NGV*.

Un autre indicateur pertinent, utilisé pour le suivi de composants spécifiques tels que les paliers, est la valeur efficace de l'amplitude de l'accélération du mouvement vibratoire ou *RMS* d'accélération donné par l'équation qui suit :

$$RMS (accélération) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k^2} \quad (2.2)$$

Selon (Maru, 2007), l'indicateur *RMS* peut fournir une indication significative de la contamination de l'huile et de l'usure des surfaces dans la bande fréquentielle [1-10] KHz. En effet, la baisse de viscosité de l'huile peut provoquer une amplification de la vibration

dans cette zone de hautes fréquences. Un suivi d'un moteur monté sur roulement basé sur la courbe de tendance de la valeur *RMS* a été réalisé par (Ali et al., 2007).

L'indicateur *Kurtosis* qui est défini par le moment d'ordre 4 de la distribution des amplitudes vibratoires est le plus utilisé en industrie. Le *Kurtosis* représente l'étalement de la courbe de densité de probabilité du signal vibratoire par rapport à une distribution gaussienne, il est souvent utilisé pour identifier des chocs répétitifs dans un signal. Le *Kurtosis*, qui peut être appliqué soit sur des signaux de déplacement, vitesse ou accélération selon la gamme de fréquence considérée, est donné par l'équation suivante :

$$KU = \frac{1}{N} \frac{\sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^4}{RMS^4} \quad (2.3)$$

Une autre utilisation de cet indicateur existe grâce à l'introduction du *Kurtosis* spectral. Dans (Antoni, 2006), l'auteur a démontré que nous pouvons localiser des séries de formes non stationnaires du signal dans le domaine spectral (*kurtogramme*). Cette technique a été appliquée en vue de détecter un défaut de bague extérieure d'un roulement.

D'après (Boulenger, 1998), d'autres indicateurs comme le niveau crête (équation 2.4) et le facteur de crête (équation 2.5) peuvent être utilisés pour détecter certains défauts induisant des forces impulsionnelles ou chocs (dégradation de roulement, écaillage de denture, jeux de palier, d'accouplement, de clavette, etc.) en se basant sur le signal adapté à la surveillance de ce type de défauts :

$$PEAK = \sup_{1 \leq k \leq N} |x_k| \quad (2.4)$$

$$CF = \frac{PEAK}{RMS} \quad (2.5)$$

D'après (Boulenger, 1998), Les valeurs des indicateurs, associés à un signal de vibration donnée, dépendent bien de la bande fréquentielle choisie pour les calculer et de la grandeur cinématique de celui-ci (accélération, vitesse, déplacement). D'autre part, Le type de capteurs, son mode de fixation et la bande passante intrinsèque du conditionneur sont très liés au résultat que peut avoir l'étendue spectrale de ce signal vibratoire. Il est donc clair que, malgré que les indicateurs soient calculés dans le domaine temporel, la plage fréquentielle dans laquelle l'indicateur a été calculé est une information pertinente et doit être associée à celui-ci au même titre que les grandeurs physiques et cinématiques qu'il représente.

Dans le cas des machines opérant à vitesse variable, les indicateurs "large bande" découlant des valeurs crêtes et efficaces de l'amplitude du signal sont dans l'incapacité de détecter des défauts naissants et particulièrement inaptes à suivre l'évolution de défauts induisant des forces impulsionnelles affectant les lignes d'arbres à faible vitesse. En effet, *"un défaut donné induit une puissance vibratoire très différente selon la vitesse de rotation de l'arbre dans le palier sur lequel le capteur est fixé"* (Boulenger, 1998). Ces considérations nous amènent à présenter les indicateurs "bande fine" que nous avons utilisés comme compléments aux autres indicateurs présentés.

Les indicateurs "bande fine" ou "bande étroite" sont dédiés à la détection et au suivi d'évolution d'un défaut particulier. De plus nous pouvons associer un seuil d'alarme différent à chaque indicateur selon sa sensibilité au défaut ciblé. Selon (Thomas, 2012), le principe est de choisir la largeur de chaque bande de fréquences en fonction des fréquences du défaut attendues. L'amplitude du niveau d'alarme, quant à elle, est imposée en fonction de l'amplitude de vibration usuellement présente dans un signal, en étant moins sévère lorsque la probabilité d'occurrence du défaut est forte et en étant de plus en plus sévère lorsque la probabilité d'occurrence du défaut est indésirable. La figure ci-dessous montre le principe :

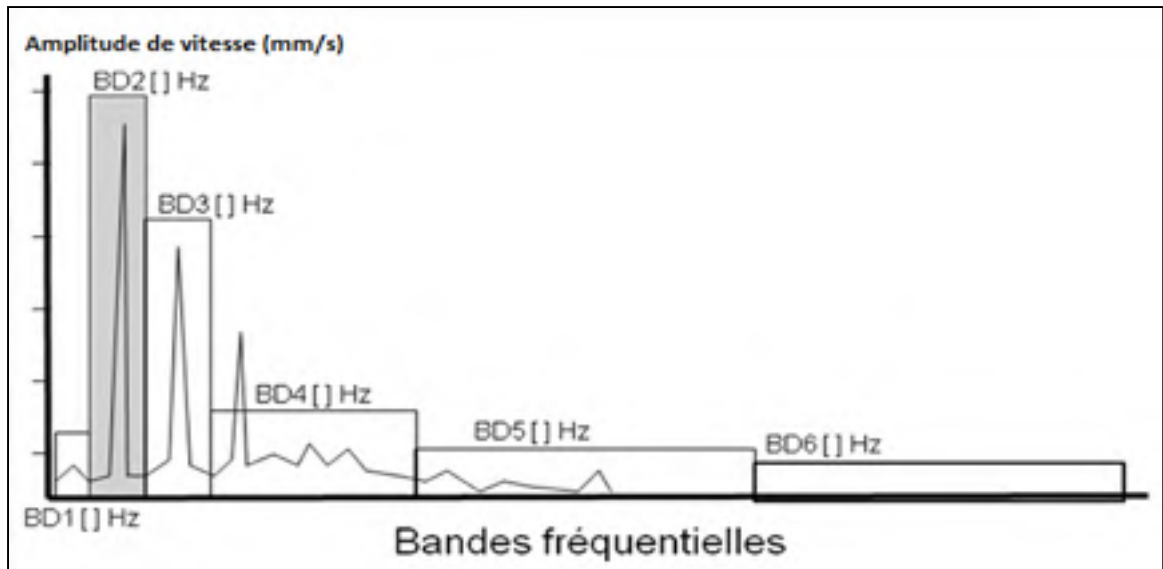


Figure 2.1 Les indicateurs "bande fine", tirée de (Thomas, 2012)

### 2.2.2 Les filtres autorégressifs

L'évolution du signal vibratoire est interprétée par les valeurs passées dans une approche autorégressive. Le prédicteur utilisé dans cette technique est un filtre autorégressif. L'ajustement des coefficients de ce filtre se fait grâce à des outils mathématiques et est réalisé de telle manière à minimiser l'erreur entre le signal d'entrée et le signal filtré. Le modèle autorégressif ARMA (*Autoregressive Moving Average*), obtenu par moyenne glissante, est le plus utilisé. Nous pouvons trouver dans (Poulimenos, 2006) d'autres variantes de modèles basées sur des représentations paramétriques comme le modèle TARMA (*Time-Dependent Autoregressive Moving Average*). Ce modèle diffère des autres modèles conventionnels par sa dépendance par rapport au temps. Les techniques basées sur ces modèles ont l'avantage d'offrir plusieurs points forts au niveau de l'analyse et la modélisation des signaux non-stationnaires. Dans (Zhan, 2003), nous trouvons une application de trois types de filtres de Kalman basés sur des modèles paramétriques. Des signaux non stationnaires ont été générés pour valider les performances de ce type d'approche. Dans (Sidahmed, 1989), l'auteur a proposé des techniques basées sur le dépassement d'une limite en exploitant l'erreur de prédiction linéaire (EPL) générée par un modèle autorégressif (AR) afin d'identifier des non-stationnarités.

### 2.3 L'approche fréquentielle

Grâce à la transformée de Fourier (FFT), la décomposition d'un signal vibratoire en ses sinusoïdes élémentaires en représentant ainsi l'amplitude du signal en fonction de la fréquence (voir figure 2.2) est l'un des outils les plus populaires pour diagnostiquer les machines tournantes conventionnelles. En effet, un défaut affectant une machine se traduit par une amplification des vibrations au niveau des fréquences spécifiques à ce dernier. Dans ce qui suit, nous allons présenter des techniques de surveillance et de diagnostic vibratoire dans le domaine spectral.

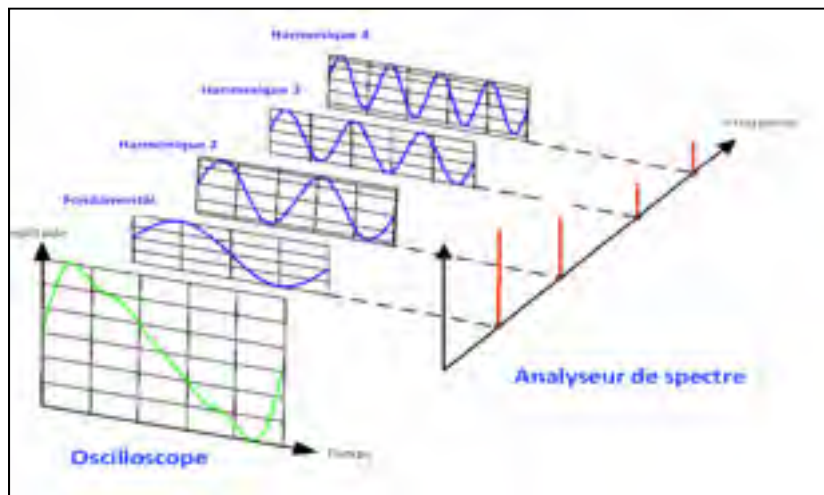


Figure 2.2 Obtention du spectre à partir d'un signal temporel périodique, tirée de (Web, 2009)

#### 2.3.1 Analyse de signature

Pour bien identifier les signatures d'un défaut particulier lors du diagnostic des machines tournantes dans le domaine fréquentiel, il est très important de bien configurer le spectre (résolution spectrale, fenêtrage, etc.) et de connaître la cinématique de l'installation pour pouvoir cibler les signatures spécifiques de ce défaut. Dans le cas d'un roulement par exemple, nous cherchons souvent à identifier des fréquences comme le BPFO, BPFI et BSF

ou leurs harmoniques. La sévérité du défaut est liée aux valeurs des amplitudes correspondantes à ces fréquences ainsi qu'à leurs harmoniques. Selon (Thomas, 2012), plus l'amplitude des pics à ces fréquences est significative et plus le nombre d'harmoniques et de fréquences de modulation est important, plus le défaut est à un stade avancé de dégradation.

### **2.3.2 Analyse d'enveloppe**

L'analyse d'enveloppe est une autre technique de diagnostic des défauts, très utilisée en industrie. Le principe consiste à relever la vibration dans une bande fréquentielle bien définie, le signal est souvent filtré autour d'une fréquence de résonance. Une transformée d'Hilbert est réalisée pour relever son enveloppe et ainsi séparer, le signal modulé du signal modulant lié au défaut ciblé. (Trajin, 2009) (Khelf, 2014). L'utilité du spectre enveloppe est donc de visualiser les basses fréquences de modulation, camouflées dans le spectre haute-fréquence.

Une étude sur un diagnostic de défaut de roulement basée sur une analyse d'enveloppe sur des signaux de types cyclostationnaire peut être consultée dans (Randall et al., 2001). Pour se faire, la corrélation spectrale a été utilisée pour distinguer d'une part, les effets de modulation causés par la rotation d'engrenage et d'autre part ceux causés par la rotation de bague interne de roulement. Une autre étude peut être aussi consultée dans (Abboud, 2014), une nouvelle technique de prétraitement spectral combinée à une analyse d'enveloppe a été proposée afin d'extraire les caractéristiques d'un défaut sous des conditions de vitesse variable.

## **2.4 L'approche temps-fréquence**

Les techniques d'analyse vibratoire dans le domaine fréquentiel sont très puissantes pour traiter des signaux de types stationnaires où les conditions de fonctionnement sont supposées invariantes par rapport au temps. Cependant, lorsque nous sommes face à un traitement de signaux transitoires ou non-stationnaires, il n'est pas intéressant d'utiliser l'analyse spectrale classique basée sur la transformée de Fourier (FFT). D'autres techniques basées sur une approche temps-fréquence sont plus intéressantes et particulièrement utiles pour l'étude des

phénomènes non stationnaires et pour la détection des phases transitoires. Parmi ces techniques, nous allons présenter dans ce qui suit la transformée de Fourier à court terme (STFT) et la distribution de Wigner-Ville (DWV).

#### 2.4.1 La transformée de Fourier à court terme (STFT)

Cette technique appartient aux représentations temps-fréquence linéaires. Elle a été introduite par Gabor en 1946 (Gabor, 1946). La transformée de Fourier à court terme, souvent appelée STFT (*Short-Time Fourier Transform*), se repose principalement sur la technique de transformée de Fourier classique. Cette technique permet de surmonter les faiblesses de cette dernière en analysant des variations fréquentielles de courte durée. Le principe de l'STFT est de scinder la vibration non stationnaire en plusieurs tranches supposées stationnaires en multipliant le signal vibratoire par une "fenêtre glissante d'analyse"  $h(\tau)$ . Celle-ci est caractérisée par une largeur, où le signal est supposé stationnaire, et une position temporelle (Feki, 2012) (Khelf, 2014). La STFT décrit donc les variations d'un spectre pour toute la durée du signal. La fenêtre d'analyse  $h(\tau)$  sélectionne une partie du signal et glisse le long de l'axe du temps. À chaque translation, nous pouvons associer le spectre instantané pour la partie du signal qui est analysée (Marie, 2011). Soit un intervalle de temps  $T > 0$ , La fonction  $h(\tau)$  s'annule en dehors de l'intervalle  $-T \leq \tau \leq 0$ , la STFT est donnée par l'équation 2.6 où  $\bar{h}(\tau)$  représente le complexe conjugué de  $h(\tau)$  et  $t$  représente le paramètre de localisation temporelle de  $h$  :

$$\text{STFT}\{x(t)\} = X(\omega, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \bar{h}(\tau - t)x(\tau)e^{2\pi i\omega\tau} d\tau \quad (2.6)$$



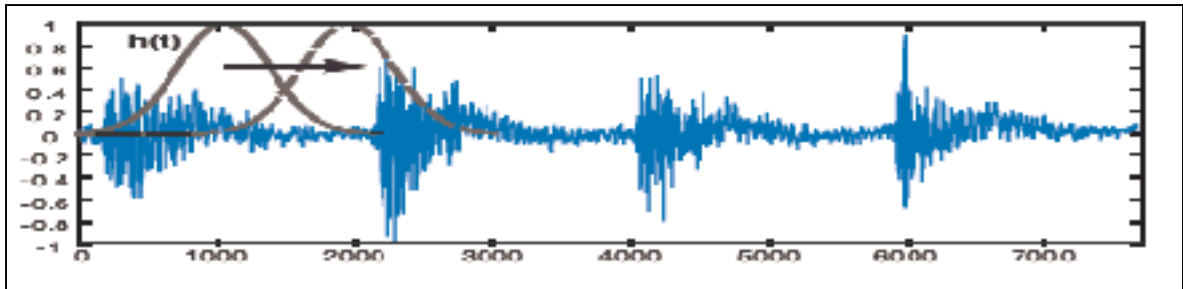


Figure 2.3 Fenêtrage pour le calcul de l'STFT, tirée de (Marie, 2011)

La représentation de l'énergie du signal à la fois en temps et en fréquence a été largement introduite par (Cohen, 1989). Généralement, le terme *spectrogramme* est utilisé lors de la présentation de la STFT selon une distribution de la puissance. La figure ci-dessous montre un *spectrogramme* d'un signal réel non stationnaire collecté sur la machine-outil de l'ÉTS sous une fréquence d'échantillonnage de 48 KHz et filtré autour du BPFO (Badri, 2014).

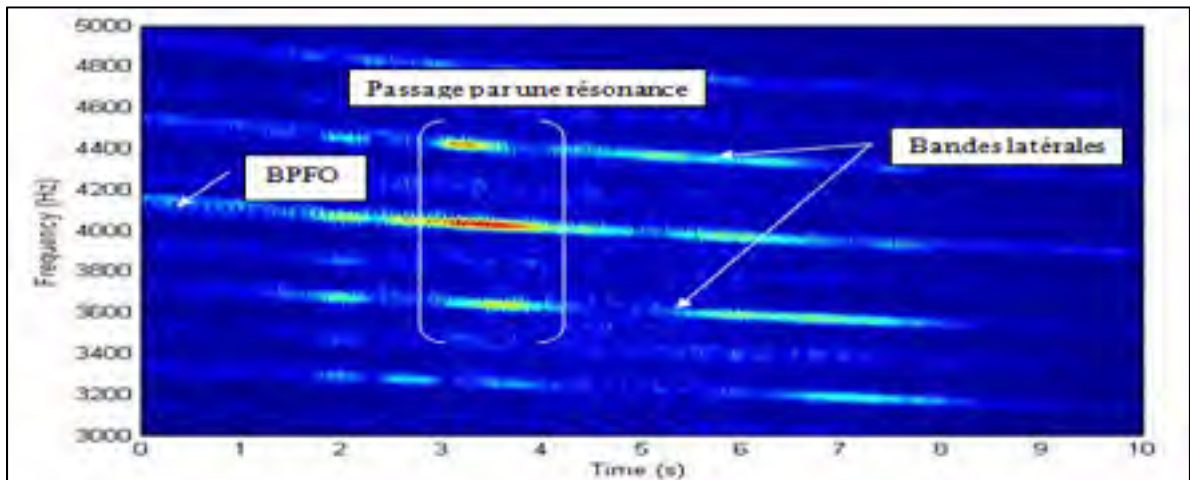


Figure 2.4 Spectrogramme d'un signal réel filtré au tour du BPFO, adaptée de (Badri, 2014)

## 2.4.2 La distribution de Wigner-Ville

La distribution de Wigner-Ville (DWV) appartient aux représentations temps-fréquence non linéaires. L'avantage important de cette technique par rapport au STFT est qu'elle ne pose aucune limitation sur les résolutions fréquentielles et temporelles. Ainsi, elle est très adaptée au diagnostic et au traitement des signaux non stationnaires (Khelf, 2014). La DWV d'un

signal déterministe est la transformée de Fourier de la fonction de covariance centrale (Wu, 2009). La DWV est définie par :

$$W(t, \omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \bar{f}\left(t + \frac{\tau}{2}\right) f\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{i\omega\tau} d\tau \quad (2.7)$$

où  $\bar{f}(\tau)$  représente le complexe conjugué de  $f(\tau)$ .

Dans (Forrester, 1990), nous pouvons trouver une application de la distribution de Wigner-Ville pour détecter la présence d'une fissure ainsi que d'autres défauts d'engrenages. Une combinaison de la DWV avec des techniques de corrélation bidimensionnelle a été appliquée dans (Pan et al., 1998) pour diagnostiquer les vibrations de robots en fonctionnement simultané. D'après (Marie, 2011), la DWV est un outil puissant dans le cas où il y a une superposition des phénomènes temporels et fréquentiels pour des signaux non stationnaires. Selon l'auteur, il permet d'offrir un bon compromis pour une localisation à la fois d'impulsions temporelles et de raies spectrales.

## 2.5 L'approche angulaire

Dans cette section, nous allons aborder le principe de base de l'approche angulaire comme un moyen de compenser l'effet causé par la variation de la vitesse de rotation sur les vibrations. Plusieurs techniques existent dans la littérature pour passer du domaine temporel au domaine angulaire. Il y a en effet un grand intérêt de travailler dans le domaine angulaire car le défaut se trouvera localisé toujours à la même position, quelle que soit la vitesse ou la charge.

### 2.5.1 Échantillonnage angulaire direct

L'échantillonnage angulaire directe (voir figure 2.5) passe d'abord par une estimation de la position relative de l'arbre de la machine tournante grâce à un codeur angulaire. Ce dernier, une fois fixé sur l'arbre, peut générer un signal créneau dans lequel l'écart entre chaque deux fronts montant représente un écart angulaire. Cet écart dépendra évidemment de la résolution du capteur utilisé. Après conditionnement des signaux délivrés par les accéléromètres, ces

derniers seront échantillonnés sur les fronts montants du codeur qui joue le rôle d'une horloge externe (Bonnardot, 2004) (Khelf, 2014).

L'avantage principal d'une telle technique est que nous pouvons directement travailler dans le domaine angulaire sans passage par l'intermédiaire du domaine temporel (Bonnardot, 2004). En revanche cette technique selon (Potter, 1990) présente beaucoup d'inconvénients. En effet, l'installation, souvent délicate et coûteuse en temps, du codeur optique sur l'arbre de la machine tournante, la commercialisation, les contraintes sur l'équipement et les limitations de multiplicateurs de fréquence pour suivre le changement rapide de vitesse font que cette technique n'est pas intéressante en pratique, ce qui a amené les chercheurs à développer des algorithmes de ré-échantillonnage à posteriori.

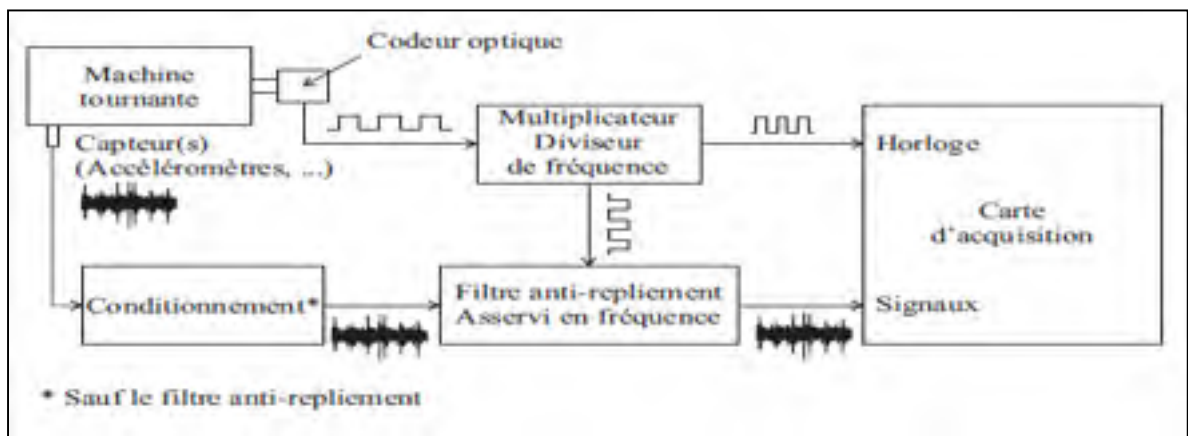


Figure 2.5 Chaîne d'acquisition angulaire, tirée de (Bonnardot, 2004)

### 2.5.2 Ré-échantillonnage angulaire à posteriori

La technique du ré-échantillonnage angulaire est une technique qui a été proposée pour éviter le coût assez élevé de la chaîne d'acquisition angulaire définie précédemment. La figure 2.6 montre bien le principe de cette technique :

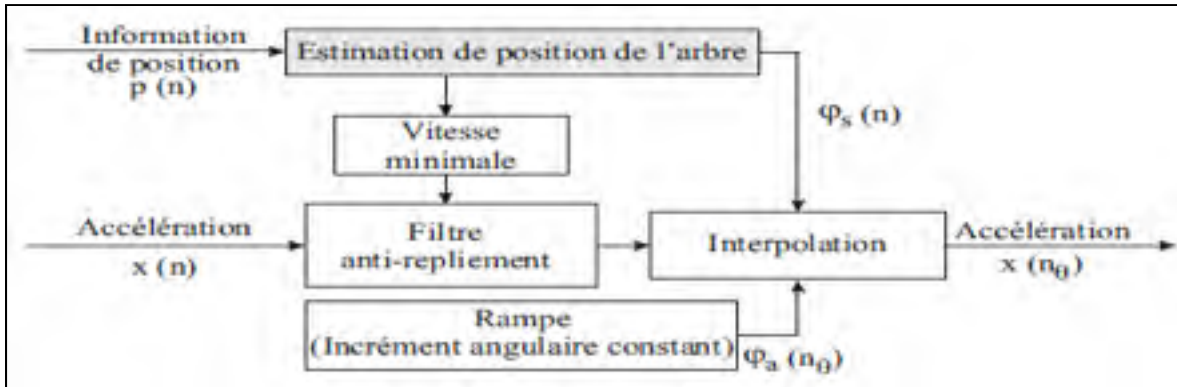


Figure 2.6 Principe du ré-échantillonnage angulaire à posteriori, tirée de (Bonnardot, 2004)

Un signal  $x(n)$  d'accélération et un signal  $p(n)$  provenant d'un codeur optique sont nécessaires pour appliquer l'algorithme du ré-échantillonnage. L'étape la plus importante de cette technique est l'estimation de la position et de la vitesse.

Soit  $T_e$  la période d'échantillonnage, la suite  $\varphi_s(n)$ , des positions de l'arbre correspondant aux échantillons  $x(n)$ , peut être estimée à l'aide de  $p(n)$ . La phase  $\varphi_s(n)$  (en radians) permet de calculer la fréquence instantanée de l'arbre à l'aide de la relation suivante :

$$f_0(n) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi_s(t)}{dt} \Big|_{t=nT_e} \quad (2.8)$$

La technique de ré-échantillonnage angulaire à posteriori exige le respect de la règle de Nyquist. Cependant, la période séparant chaque échantillon est variable. Le filtre anti-repliement est alors paramétré selon la plus faible fréquence instantanée et selon le nombre d'impulsions/tour souhaité après ré-échantillonnage *spr* (Bonnardot, 2004).

La période maximale entre deux impulsions est donnée alors par :

$$\Delta n_{max}[sec] = \frac{1}{spr \cdot \min[f_0(n)]} \quad (2.9)$$

La fréquence de Nyquist sera ainsi :

$$f_{Nyquist}[Hz] = \frac{\text{spr. min}[f_0(n)]}{2} \quad (2.10)$$

Le passage du domaine temporel au domaine angulaire est réalisé ensuite grâce à une interpolation. Plusieurs algorithmes d'interpolation existent dans la littérature et peuvent être consultés en partie dans (Press, 2002).

## 2.6 Conclusion

Dans ce deuxième chapitre, nous avons fait le tour des outils les plus populaires de la surveillance et du diagnostic vibratoire des machines tournantes à savoir l'approche temporelle, l'approche fréquentielle, l'approche temps-fréquence et l'approche angulaire. Nous avons présenté les avantages et les limitations de ces techniques surtout par rapport à leurs implémentations dans des systèmes de surveillance vibratoire permanente pour machines opérant en régime variable. L'approche temps-fréquence est très robuste en ce qui concerne le diagnostic des signaux non stationnaires. L'approche angulaire, quant à elle, est très adaptée au diagnostic des machines à vitesses variables car le défaut se trouvera localisé toujours à la même position, quelle que soit la vitesse. Malheureusement, de telles approches deviennent nettement inadaptées dès lors qu'il s'agit d'implémenter ces algorithmes dans des systèmes temps réel pour une surveillance permanente. En effet, ces approches se basent sur des algorithmes très gourmands en ressources processeurs et nécessitent un temps de calcul assez élevé qui rend leurs implémentations très difficiles dans des contrôleurs conventionnels équipés de processeurs industriels de l'ordre de 800 MHz à 1300 MHz.

Utiliser plusieurs types d'indicateurs avec un temps de calcul raisonnable, représentant l'énergie du signal vibratoire dans des bandes fréquentielles plus ou moins étendues adaptées à la cinématique des machines suivies, devient alors une solution judicieuse pour suivre le comportement vibratoire en temps réel des machines opérant en régime variable dans la condition où les seuils d'alarmes seront adaptés aux conditions de fonctionnement.



## CHAPITRE 3

### OBJECTIFS, HYPOTHÈSES ET RETOMBÉES DU PROJET

#### 3.1 Objectifs du projet

L'objectif principal de ce projet de maîtrise est le développement et l'installation d'un système de surveillance permanente des laminoirs à barres de l'usine *ArcelorMittal de Longueuil* opérant à vitesses et charges variables. L'objectif peut se décliner en plusieurs objectifs secondaires, à savoir :

- Concevoir et réaliser un prototype fiable et opérationnel de surveillance permanente des laminoirs ; tester le prototype en usine et collecter une base de données de signaux non stationnaires pour la recherche et le développement des algorithmes.
- Trouver un moyen efficace pour compenser l'effet due aux conditions de fonctionnements (à vide, en charge, état transitoire) sur les vibrations des laminoirs.
- Trouver un moyen efficace pour segmenter et classifier la plage de vitesse en plusieurs classes pseudo-stationnaires afin de compenser l'effet de la variation de la vitesse sur les vibrations des laminoirs et ainsi réduire la complexité du système.
- Concevoir et développer un outil de génération automatique de seuils d'alarmes adapté à la surveillance vibratoire en temps réel des laminoirs opérant en régime variable.

#### 3.2 Méthodologie

La méthodologie que nous avons adoptée en relation avec les objectifs précédemment listés, consiste à réaliser une recherche bibliographique sur les techniques de conception des systèmes de surveillance vibratoire permanente, l'instrumentation nécessaire, l'acquisition de données en temps réel, les protocoles de communication, l'archivage des données et

finalement l'optimisation des algorithmes embarqués. Le choix de l'instrumentation appropriée doit être justifié, en prenant en considération le coût des systèmes de surveillance permanente. À tous ce qui vient d'être mentionné, notre expérience dans l'informatique industrielle et l'automatique nous a beaucoup aidé à la conception et la réalisation du prototype pour répondre au premier objectif.

Pour répondre aux autres objectifs, nous avons réalisé un plan d'expériences pour l'analyse statistique des différents descripteurs pertinents. Nous avons analysé les vibrations non stationnaires enregistrées pour élaborer des algorithmes adaptatifs et optimisés à la surveillance du changement du comportement vibratoire des laminoirs. Pour finir, nous avons conçu et développé un outil de classification et de génération automatique de seuils de sévérité adapté aux changements des paramètres de fonctionnements des laminoirs en se basant sur des techniques statistiques de segmentation et de classification.

### 3.3 Hypothèses de recherche

Durant notre projet de recherche, nous avons supprimé les mesures erronées et corrompues (en utilisant des techniques de prétraitement) et nous avons supposé que notre base de données finale contenait des mesures qui reflètent bien la cinématique de l'installation (3480 mesures). Nous avons fait l'hypothèse que l'information sur la vitesse de rotation de l'arbre, délivré par un capteur de courant (4-20mA) puis convertie en RPM avec une sensibilité donnée (instrumentation exigée par l'usine), est valide. Nous avons appuyé cette hypothèse en confirmant l'exactitude des valeurs de vitesse ainsi collectées avec les fréquences d'engrènement de la cage surveillé grâce aux spectres des signaux vibratoires ( $f_{eng} = 19 \times f_0$ ), les valeurs sont conformes à la cinématique de la cage. Finalement, en se basant sur plusieurs travaux de recherche en statistique, nous avons supposé, lors de la conception de notre algorithme de classification, que les conditions d'application des tests d'hypothèses, utilisés pour segmenter la plage de vitesse en plusieurs classes pseudo-stationnaires, sont vérifiées par la nature des données dans chaque classe (distribution, variance, taille). La



technique de classification ainsi que son fondement théorique vont être présentés en détail dans le chapitre suivant.

### **3.4 Frontières du projet de recherche**

Durant les phases de test d'implémentation des algorithmes développés dans notre plateforme matérielle (contrôleur Crio NI 9024 avec un processeur de 800 MHz, contrôleur Crio NI 9075 avec un processeur de 400 MHz), mis à notre disposition par le groupe *Betavib*, nous voulions explorer les limites de tels processeurs par rapport au nombre de canaux à utiliser pour une acquisition de données en simultanée sous une fréquence d'échantillonnage fixée initialement à 51,2 KHz (fréquence maximale). En fonction de ces résultats, le but était donc de trouver un compromis entre le nombre de canaux à utiliser par un contrôleur sous une fréquence d'échantillonnage donnée d'un côté, et entre les algorithmes développés pour la surveillance des laminoirs en régime variable, qui devraient être optimisés par rapport aux exigences des processus temps réel, d'un autre côté. Dans cette logique, plus nous augmentons le nombre de contrôleurs, plus le coût du système global augmente, et plus nous réduisons la fréquence d'échantillonnage (pour gérer moins de donnée en temps réel), plus le système devient moins fiable car la fréquence maximale diminue et nous pouvons perdre des informations pertinentes en hautes fréquences. Nous avons fixé la fréquence à 25,6 KHz (fréquence qui respecte bien le théorème de Shannon et la cinématique de l'installation) et nous avons optimisé encore plus nos algorithmes de surveillance vibratoire en trouvant des moyens efficaces et moins gourmands en calcul pour répondre aux objectifs que nous nous sommes fixés. La figure 3.1 montre l'utilisation des ressources processeur du contrôleur Crio NI 9024 pour une acquisition simultanée de données à partir de 20 canaux d'accélération sous une fréquence d'échantillonnage de 25.6 KHz. Le test montre qu'il y a des phases critiques où le processeur atteint 80% d'utilisation.

D'autre part, nous n'avons pas pu faire un choix par rapport au capteur destiné à la mesure de la vitesse de rotation. En effet, l'usine a exigé l'utilisation d'un capteur de courant (4-20mA) déjà installé et de convertir le courant mesuré en RPM avec une sensibilité adéquate. Cette

limitation par rapport à la mesure de vitesse de rotation nous a privé d'utiliser un top tour (1000 impulsions/tour) afin d'explorer la technique du ré-échantillonnage angulaire comme technique efficace pour éliminer l'effet de la vitesse sur les vibrations des laminoirs. Cependant, cette technique pourrait ne pas fonctionner correctement dans un système en temps réel car malheureusement très gourmande en calcul.



Figure 3.1 Test de la consommation du processeur du contrôleur Crio NI 9024

### 3.5 Retombées prévues

Dans le processus de maintenance conditionnelle, le groupe *Betavib Inc.* entrevoit ouvrir un nouveau marché non encore comblé, qui consiste à développer et offrir un système de surveillance permanente dédié aux machines opérant en régime variable. Outre la prise de mesure qui est délicate, le problème fondamental est qu'il n'existe pas de barème quantitatif

pour accepter (ou rejeter) un niveau de vibration face à la non linéarité des vibrations en fonction des paramètres d'excitation.

Il est attendu que ce projet de maîtrise permettra une meilleure compréhension des principes de la surveillance permanente des systèmes mécaniques à états non stationnaires. Nous allons développer une nouvelle méthodologie de surveillance permanente dédiée à veiller sur l'état de dégradation de machines variables (vitesse, charge, etc.). Le système sera conçu spécialement pour la surveillance des machines non stationnaires en intégrant un outil de génération automatique d'alarmes adaptées aux conditions de fonctionnement, ce qui le rendra unique et innovant par rapport aux systèmes existants actuellement. Ce travail de recherche contribuera de façon significative sur le plan théorique, économique et industriel. Les industriels pourront ainsi économiser les coûts de réparation dans le cas d'une panne non planifiée de leurs machines et seront mieux outillés pour réduire le nombre d'heures de réparation et de maintenance



## CHAPITRE 4

### MÉTHODES STATISTIQUES DE SEGMENTATION DES DONNÉES

#### 4.1 Introduction

Les techniques de diagnostic basées sur les données exploitent les données disponibles (historiques ou mesures en temps réel) même pour des installations à chaîne cinématique complexe, d'où leur succès au niveau des applications industrielles (Laouti, 2012). Elles font souvent appel à la statistique, à la logique floue ou à l'intelligence artificielle (Frank, 1997) afin de générer les symptômes de défaut (Reiter, 1987) ou afin de classifier les données selon une logique bien définie surtout au niveau de la surveillance vibratoire permanente dont le but est de détecter un changement du comportement vibratoire et non pas d'identifier la source du défaut.

D'après (Laouti, 2012), les méthodes basées sur les données peuvent être exploitées pratiquement pour résoudre la majorité des problèmes qui mettent en jeu des grandes quantités de données représentatives du fonctionnement du système dont le modèle mathématique n'est pas disponible. La mise en œuvre de ces techniques est réalisée en différentes étapes à savoir l'acquisition de données, le prétraitement de données, la classification et la validation.

La figure 4.1 répertorie la majorité des techniques basées sur les données. Un aperçu de ces techniques peut être trouvé dans (Venkatasubramanian, 2003).

Dans ce qui suit, nous allons présenter toute la théorie statistique sur laquelle s'est basé le développement des algorithmes de segmentation et de classification de vitesse que nous allons présenter en détail dans le chapitre suivant du présent mémoire.

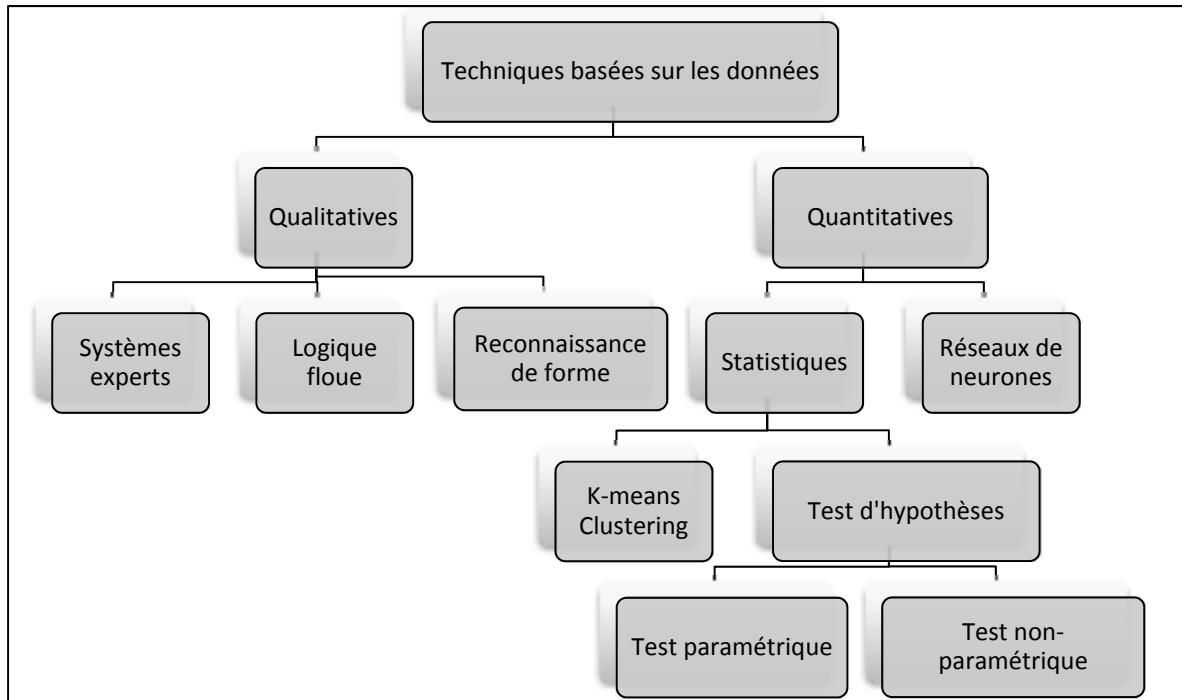


Figure 4.1 Techniques de diagnostic basées sur les données, adaptée de (Laouti, 2012)

## 4.2 Techniques statistiques

Nous nous intéressons principalement à l'utilisation des techniques statistiques pour la génération automatique des seuils d'alarmes adaptés à la surveillance permanente des machines opérant à vitesses et charges variables. Les techniques statistiques font partie des techniques basées sur les données. En étudiant les caractéristiques d'un ensemble d'objets ou d'observations, elles donnent un moyen essentiel pour la connaissance et surtout pour la classification des données selon une logique précise. L'idée globale est de trouver un moyen pour segmenter et classifier la plage de vitesse de rotation en plusieurs classes ou groupes de vitesse pseudo-stationnaires. La solution proposée est donc d'utiliser les tests d'hypothèses en particulier les tests de comparaison de moyennes pour échantillons indépendants afin de classifier les données selon la logique définie. Le principe est de savoir si la différence des moyennes entre deux ou plusieurs groupes (classes de vitesse) est causée par la variation des conditions de fonctionnement ou simplement causée par les fluctuations naturelles de l'échantillonnage. La technique de classification par nuées dynamiques (*K-means clustering*)

a été utilisée à titre comparatif avec la technique de référence qui est les tests d'hypothèses par comparaison de moyennes (tests paramétriques & tests non-paramétriques). Dans ce qui suit, nous proposons donc de rappeler la théorie et les applications de ces deux techniques.

#### 4.2.1 Tests d'hypothèses : Comparaison de deux moyennes

##### 4.2.1.1 Tests paramétriques

Les tests d'hypothèses en particulier les tests paramétriques se reposent principalement sur des hypothèses par rapport à la loi de distribution de la variable d'intérêt en se basant sur les paramètres caractéristiques de cette dernière. Dans le cas d'une distribution normale, les tests porteront principalement sur l'estimation des deux paramètres à savoir la moyenne et l'écart type (Rakotomalala, 2013). Soient  $X_1, X_2, \dots, X_n$  des variables aléatoires indépendantes ayant la même loi de distribution, la variable aléatoire définie par :

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (4.1)$$

est de moyenne  $E$  et variance  $V$  avec  $\mu$  l'espérance mathématique et  $\sigma$  l'écart type :

$$E(\bar{X}) = \mu \text{ et } V(\bar{X}) = \frac{\sigma^2}{n} \quad (4.2)$$

Nous pouvons remarquer que l'hypothèse de normalité de  $X$  peut être relativement validée dès que le nombre d'échantillons  $n$  est suffisamment grand. Ainsi, la quantité  $Z$  donnée par l'équation 4.3 suit une loi normale centrée réduite :

$$Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \quad (4.3)$$

Soit  $X$  la variable étudiée, nous voulons comparer la moyenne de  $X$  dans deux sous-ensembles des observations. Le test d'hypothèses est défini par :

$$\begin{aligned} H_0: \mu_1 &= \mu_2 \\ H_1: \mu_1 &\neq \mu_2 \end{aligned} \quad (4.4)$$

Dans le cas où les variances sont connues dans les sous-ensembles, nous calculons la métrique statistique  $M = \bar{X}_1 - \bar{X}_2$ . L'espérance et la variance de  $M$  sont données respectivement par :

$$E(M) = \mu_1 - \mu_2 \quad (4.5)$$

$$V(M) = V(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) = V(\bar{X}_1) + V(\bar{X}_2) = \frac{\sigma^2}{\sqrt{n_1}} + \frac{\sigma^2}{\sqrt{n_2}} \quad (4.6)$$

La statistique du test paramétrique est définie alors par :

$$Z = \frac{M}{\sigma_M} = \frac{M}{\sqrt{V(M)}} = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} \quad (4.7)$$

Nous rejetons dans ce cas  $H_0$  au risque  $\alpha$  si  $Z$  n'appartient pas à l'intervalle  $[-t_{1-\frac{\alpha}{2}}, t_{1-\frac{\alpha}{2}}]$  où la valeur de  $t_{1-\frac{\alpha}{2}}$  sera évaluée à partir de la table de la loi normale centrée réduite.

Dans le cas où les variances des sous-ensembles sont inconnues, nous pouvons utiliser l'équation suivante pour les estimer à l'aide des observations :

$$S_k^2 = \frac{1}{n_k - 1} \sum_{i=1}^{n_k} (x_{ik} - \bar{x}_k)^2 \quad (4.8)$$



Dans le cas d'égalité des variances, une estimation de la variance  $s^2$  est donnée par :

$$s^2 = \frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (4.9)$$

La statistique du test paramétrique sera définie dans ce cas par :

$$Z = \frac{M}{\sigma_M} = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{s \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \quad (4.10)$$

Nous rejetons  $H_0$  au risque  $\alpha$  si  $Z$  n'appartient pas à l'intervalle  $[-t_{1-\frac{\alpha}{2}; n_1+n_2-2}, t_{1-\frac{\alpha}{2}; n_1+n_2-2}]$  où la valeur de  $t_{1-\frac{\alpha}{2}; n_1+n_2-2}$  sera évaluée à partir de la table de *Student* à  $n_1 + n_2 - 2$  degrés de liberté.

La majorité des tests paramétriques imposent souvent des conditions d'application. D'après (Rakotomalala, 2013), lorsque la condition d'homogénéité des variances n'est pas vérifiée, le processus global du test reste relativement applicable, notamment l'utilisation de la métrique statistique  $M$ , la loi de *Student* et la région critique. Cependant, pour calculer la statistique du test, il faut tenir compte des deux paramètres suivants à savoir l'écart type  $\sigma_M$  de  $M$  et les degrés de liberté  $\vartheta$  donnés respectivement par les formules suivantes :

$$\sigma_M = \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}} \quad (4.11)$$

$$\vartheta = \frac{\left(\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}\right)^2}{\frac{s_1^4}{n_1^2(n_1 - 1)} + \frac{s_2^4}{n_2^2(n_2 - 1)}} \quad (4.12)$$

#### 4.2.1.2 Tests non paramétriques

Les tests non paramétriques ne font aucune hypothèse sur la distribution de la variable d'intérêt en se basant principalement sur des propriétés des statistiques d'ordre (Monbet, 2009). L'avantage de ces tests est que la contrainte de normalité n'est plus exigée, ce qui rend leur champ d'application plus vaste surtout lorsque les effectifs sont faibles. Dans ce qui suit, nous allons faire un bref rappel théorique du test de *Wilcoxon-Mann-Whitney* que nous avons choisi d'intégrer dans l'un de nos algorithmes développés au cours de cette maîtrise.

En faisant l'hypothèse que la dispersion des deux sous-ensembles est comparable, le principe du test de *Wilcoxon-Mann-Whitney* est de remplacer les valeurs par leur numéro d'ordre dans l'ensemble des données (Rakotomalala, 2013). Si les deux sous-ensembles ont la même médiane, les rangs de ces derniers seront logiquement bien mélangés (Monbet, 2009). La somme des rangs pour chaque sous-ensemble est alors donnée par l'équation suivante :

$$S_k = \sum_{i=1}^{n_k} r_{ik} \quad (4.13)$$

La statistique du test de *Wilcoxon-Mann-Whitney*, en prenant le premier sous-ensemble comme référence, s'écrit :

$$T = \sum_{i=1}^{n_1} f(r_{i1}) \quad (4.14)$$

Nous pouvons calculer les deux statistiques du test  $W_{S1}$  et  $W_{S2}$  en se basant sur les sommes des rangs :

$$W_{S1} = S_1 - \frac{n_1(n_1 + 1)}{2} \text{ et } W_{S2} = S_2 - \frac{n_2(n_2 + 1)}{2} \quad (4.15)$$

La statistique du test  $W_S$  correspond simplement à la plus petite des deux statistiques, soit :

$$W_S = \min(W_{S1}, W_{S2}) \quad (4.16)$$

Nous rejetons alors  $H_0$  au risque d'erreur  $\alpha$  en comparant la statistique  $W_S$  avec un seuil que nous pouvons trouver dans les tables des valeurs critiques spécifiques au test de *Wilcoxon-Mann-Whitney*.

## 4.2.2 Analyse de variance

### 4.2.2.1 ANOVA à 1 facteur

L'ANOVA introduite par Fisher est une généralisation du test de comparaison de moyennes pour échantillons indépendants à  $K$  sous-ensembles (Rakotomalala, 2013) qui cherche à étudier l'effet d'un facteur sur des observations. Les hypothèses nulles et alternatives sont définies par :

$$\begin{aligned} H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_K \\ H_1: \text{Au moins 2 moyennes sont différentes} \end{aligned} \quad (4.17)$$

Ces hypothèses exigent à la fois, la normalité des distributions et l'homogénéité des variances pour tous les sous-ensembles. La première étape de l'ANOVA se base principalement sur la formule suivante de décomposition de la variance :

$$\begin{aligned} SCT = SCE + SCR \\ \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \sum_{k=1}^K n_k (\bar{x}_k - \bar{x})^2 + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} (x_{ik} - \bar{x}_k)^2 \end{aligned} \quad (4.18)$$

- $SCT$  représente la variabilité totale dans l'échantillon.
- $SCE$  représente la variabilité des moyennes conditionnelles.
- $SCR$  représente la variabilité résiduelle.

Lorsque la variabilité résiduelle  $SCR$  tend vers zéro, la variabilité des moyennes conditionnelles  $SCE$  tend à son tour vers la variabilité totale  $SCT$  puisque cette dernière est fixe. Nous rejeterons alors l'hypothèse nulle  $H_0$  dans ce cas (Rakotomalala, 2013).

La statistique du test  $F$  est donnée par l'équation suivante :

$$F \sim F_{\vartheta_1, \vartheta_2} = \frac{\frac{SCE}{K-1}}{\frac{SCR}{n-K}} = \frac{CME}{CMR} \quad (4.19)$$

La technique ANOVA peut être considérée comme une technique statistique de comparaison de moyennes, comparaison qui se base essentiellement sur des mesures de dispersions. Cela implique souvent le calcul de statistiques descriptives ainsi que d'autres informations de second ordre qui servent à évaluer la fiabilité du résultat, qui est généralement présenté sous forme de table ANOVA.

#### 4.2.2.2 Test de la différence significative de Tukey (HSD)

Rappelons qu'une analyse de variance classique comme l'ANOVA stipule que  $N$  moyennes de sous-ensembles ou classes sont identiques dans le cas d'acceptation de l'hypothèse nulle. En revanche, le rejet de cette dernière est généralement interprété par au moins une différence entre 2 moyennes. L'ANOVA passe par une seule comparaison de moyennes pour toutes les classes ou sous-ensembles, ce qui rend ce test incapable d'identifier avec précision les deux sous-ensembles ayant deux moyennes différentes. Dans cette logique, les tests *post-hoc* basés sur l'erreur standard donnée par l'ANOVA viennent contourner ce problème d'indentification en passant par plusieurs comparaisons de moyennes.

L'un des tests *post-hoc* le plus conservateur est le test HSD (*Honestly Significant difference*) de Tukey. Ce test s'appuie principalement sur la statistique d'écart studentisée (*studentized range*) notée  $q$ . Une différence significative entre deux sous-ensembles ou classes est

synonyme d'une statistique  $q$  supérieure à une valeur critique donnée par les tables du test pour un risque d'erreur  $\alpha$ .

Dans le cas où les variances des classes sont homogènes, la statistique  $q$  s'obtient à partir de  $\mu_1$  et  $\mu_N$  par la formule suivante :

$$q(N, dll) = \frac{\mu_N - \mu_1}{\sqrt{0.5\left(\frac{CM_{erreur}}{n_N} + \frac{CM_{erreur}}{n_1}\right)}} \quad (4.20)$$

La valeur de l'erreur standard  $CM_{erreur}$  peut être obtenue à partir de la table d'ANOVA. Nous pouvons remarquer que dans le cas particulier où les effectifs sont égaux ( $n_N = n_1$ ), la formule précédente (équation 4.20) pourra être simplifiée.

Dans le cas où les variances des classes sont hétérogènes, une alternative de *Games* et *Howell* est donnée par l'équation suivante :

$$q(N, dll) = \frac{\mu_i - \mu_j}{\sqrt{0.5\left(\frac{s_i^2}{n_i} + \frac{s_j^2}{n_j}\right)}} \quad (4.21)$$

Où la valeur de  $dll$  s'obtient dans ce cas par la formule suivante :

$$dll = \frac{\left(\frac{s_i^2}{n_i} + \frac{s_j^2}{n_j}\right)^2}{\frac{\left(\frac{s_i^2}{n_i}\right)^2}{n_i - 1} + \frac{\left(\frac{s_j^2}{n_j}\right)^2}{n_j - 1}} \quad (4.22)$$

### 4.2.3 Nuées dynamiques (*K-means Clustering*)

La segmentation par nuées dynamiques (*k-means clustering*) est une technique de classification non supervisée ayant comme objectif de partitionner l'hyper-espace en  $K$  classes ( $K$  connu) à partir d'une partition (segmentation) initiale. L'optimisation du partitionnement de l'espace se fait à chaque itération jusqu'à convergence et cela en minimisant la variance interclasse et en maximisant l'écart entre les classes. Le résultat final de la classification dépend évidemment de la partition initiale. Pour cette raison, l'algorithme répète plusieurs fois les itérations pour ne garder que la solution optimale par rapport au critère choisi.

Pour bien comprendre le principe de cette technique de classification, nous allons avant tout rappeler la notion d'inertie intraclasse et interclasse : soit  $n$  points dans un espace euclidien et  $d^2(i, i')$  la distance euclidienne, soit une partition en  $K$  classes de poids  $P_i$  et  $(g_1, g_2, \dots, g_K)$  les centres de gravité avec leur inerties associées  $(I_1, I_2, \dots, I_K)$ , les inerties intraclasse et interclasse sont données respectivement par les équations suivantes :

$$I_W = \sum P_i I_i \quad (4.23)$$

$$I_B = \sum P_i d^2(g_i, g) \quad (4.24)$$

Nous proposons maintenant de rappeler la théorie des centres mobiles (voir annexe II) sur laquelle se repose l'algorithme de *K-means clustering* : soit  $E_{g_i}$  la classe obtenue en remplaçant le centre de la partition  $C_i$  par  $g_i$  (le centre de gravité de  $E_{C_i}$ ) d'après le théorème de *Konig-Huygens*, la quantité  $Q$  donnée par l'équation ci-dessous est supérieure à l'inertie intraclasse de la partition  $E_{g_i}$  (Zagury, 2015).

$$Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^K \left[ \sum_{l \in E_{g_i}} d^2(l, g_i) \right] \quad (4.25)$$

Ainsi, il suffit de montrer que :

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^K \left[ \sum_{j \in E_{C_i}} d^2(j, g_i) \right] \geq Q \quad (4.26)$$

La segmentation par nuées dynamiques (*k-means clustering*) est une variante optimisée de la méthode des centres mobiles où l'idée consiste à affecter à une classe un représentant différent de son centre de gravité. Le principe consiste à minimiser un critère  $U$  évaluant l'adéquation entre les classes et leurs représentants. Afin de faire une affectation adéquate des individus, il faut avoir défini une distance entre un point et un noyau, ou un ensemble de points. Pour chaque classe ainsi définie, l'algorithme calcule le nouveau noyau. La convergence vers un minimum local est obtenue à fur et à mesure que chaque itération fera décroître le critère  $U$  (Zagury, 2015). Plusieurs critères de classification peuvent être utilisés pour parvenir à un résultat optimal. Dans notre cas, nous avons choisi le déterminant de  $W$ , matrice de covariance intraclasse commune, comme critère ou stratégie de classification. En effet, c'est le critère le moins sensible aux effets d'échelle et aux effectifs déséquilibrés des classes, ce qui rend ce critère très adéquat à notre cas pratique de classification.

### 4.3 Étapes de mise en œuvre des techniques statistiques

Une base de données contenant des mesures réelles et valides est nécessaire pour toute recherche se basant sur l'utilisation des techniques statistiques. Une telle base de données nécessite sûrement le passage par une étape d'acquisition de données suivie d'étapes de prétraitement, d'extraction des caractéristiques et de classification. Dans ce qui suit nous allons présenter le principe de ces étapes de mise en œuvre des techniques statistiques.

### **4.3.1 Acquisition de données**

Cette étape concerne la collecte d'une quantité de données brutes jugée suffisante pour bien effectuer le traitement statistique choisi pour la recherche et le développement des algorithmes. Ces données peuvent être échantillonnées dans le domaine temporel ou angulaire avec un intervalle d'échantillonnage adapté à la dynamique du procédé. Des mesures valides et représentatives des différentes situations sont nécessaires pour l'extraction des caractéristiques et la classification des données. Chaque mesure devrait avoir donc une information sur le régime d'opération (chargé ou à vide), une information sur la vitesse de rotation de l'arbre sur lequel la mesure a été prise, la date de la mesure et les différents indicateurs jugés pertinents.

### **4.3.2 Le prétraitement des données**

Un prétraitement des données est nécessaire pour réduire le bruit, la suppression des valeurs aberrantes et le traitement des valeurs manquantes. En pratique, les mesures ne sont pas toujours valides et les données qu'elles contiennent peuvent être incomplètes. La technique la plus simple qui existe est de les identifier et de les supprimer. Malheureusement, cette méthode réduit considérablement la taille des bases de données brutes initiales et cela peut conduire à une perte d'information par rapport au résultat attendu. Dans cette logique, nous pouvons soit augmenter la taille de notre base de données initiale, cela revient à une période d'acquisition de données plus longue, soit avoir recours à des techniques de substitution comme l'interpolation ou la régression afin de remplacer les données manquantes par une approximation raisonnable en supposant que ces données sont faciles à modéliser. La précision de ces techniques dépend évidemment de la précision du modèle de données. D'autre part, les bases de données peuvent également contenir des données erronées ou corrompues, l'identification de ces valeurs aberrantes est très importante lors d'une étape de prétraitement des données car leur présence peut nuire à la classification et peut biaiser le résultat d'un algorithme.



### 4.3.3 Extraction des caractéristiques et Classification

Dans le cadre d'une surveillance vibratoire permanente, les indicateurs choisis devraient être pertinents et surtout sensibles aux défauts potentiels pouvant toucher l'installation d'une part, et robustes par rapport au changement de régime de fonctionnement d'une autre part. Les indicateurs soigneusement choisis (indicateurs scalaires, bande fine, amplitudes d'ordres spécifiques, etc.) devraient être sélectionnés et ajustés en vue d'une automatisation de la surveillance. Ils devraient également être capables de faire une évaluation rapide, peu coûteuse en calcul, en tenant compte des défauts brusques de machines et du temps nécessaire pour la génération alarmes (Sun et al., 2004).

Une extraction idéale des caractéristiques se base sur un travail trivial du classifieur. En effet, Les échantillons d'une même classe devraient avoir peu de variations dans leurs caractéristiques mais en divergeant considérablement de celles des autres classes. En pratique, beaucoup de contraintes peuvent survenir durant l'extraction des caractéristiques qui est une tâche relativement complexe. Dans un processus de surveillance conditionnelle, ces contraintes sont généralement liées aux propagations des vibrations, conditions de fonctionnement, l'interférence de machines à proximité, etc. (McBain, 2012).

## 4.4 Conclusion

Nous nous sommes intéressés dans nos travaux principalement à l'utilisation des techniques statistiques afin de générer automatiquement des seuils d'alarmes adaptés à la surveillance vibratoire permanente des machines à vitesses et charges variables. Pour se faire, l'idée initiale était de trouver un moyen efficace de segmentation de la plage de vitesse de rotation en plusieurs classes ou groupes de vitesse pseudo-stationnaires pour chaque régime d'opération (à vide/chargé), la solution proposée était d'utiliser les tests d'hypothèses, l'analyse de variance, le test du Tukey (HSD) et la méthode des nuées dynamiques (*K-means clustering*) afin de classer les données selon la logique définie. Dans le présent chapitre, nous avons détaillé les théories statistiques sur lesquelles se sont basées ces techniques. Nous avons montré qu'il est nécessaire de passer par une étape d'acquisition de données suivie d'un

prétraitement adéquat pour bien mettre en œuvre les techniques statistiques basées sur les données. Une présentation détaillée des algorithmes développés sera faite au niveau du chapitre suivant.

## CHAPITRE 5

### CONCEPTION DU SYSTÈME DE SURVEILLANCE PERMANENTE POUR MACHINES NON-STATIONNAIRE À VITESSES ET CHARGES VARIABLES

#### 5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter en détail, les phases de la conception du système de surveillance permanente pour les laminoirs à barres de l'usine *ArcelorMittal de Longueuil*, à savoir le cahier des charges que nous avons fixé pour encadrer le projet par rapport aux critères techniques et économiques en relation avec la stratégie adoptée par le groupe *Betavib Inc.* qui est notre partenaire de recherche. L'instrumentation et l'architecture globale du système seront par la suite présentées. Tous les algorithmes développés seront évoqués au niveau de la dernière section du chapitre.

#### 5.2 Description du projet

Notre projet de recherche vient pour combler un besoin spécifique de l'usine *ArcelorMittal de Longueuil* à savoir, une surveillance vibratoire permanente pour ces laminoirs à barres (voir figure 5.1) opérant à vitesses et charges variables. L'installation se compose de 16 cages à surveiller : 14 cages avec 10 points de vibrations chacun, les deux autres avec 7 points de vibrations chacun. Nous avons donc un total de 154 points de vibration. La figure 5.2 montre les 16 borniers de raccordement. Pour ce qui est des paramètres de fonctionnement, l'usine a exigé l'utilisation d'un capteur de courant [4-20] mA pour la mesure de la vitesse qui couvre un intervalle de [300-1500] RPM en fonction du produit usiné (dimension des barres). Il suffit de convertir ainsi la valeur délivrée par le capteur du courant selon une sensibilité appropriée pour avoir la valeur de vitesse correspondante (ex : 4 mA correspond à 0 RPM, 20 mA correspond à 1500 RPM). Par rapport à la charge, nous utiliserons aussi un capteur de courant [4-20] mA. En effet, une valeur de 4 mA correspondra à un état à vide et une valeur de 20 mA correspondra à son tour à un état chargé. Les autres valeurs du courant sont

synonymes d'un état transitoire. Le tableau ci-dessous résume, les différents états d'opérations en relation avec la variation de la charge.

Tableau 5.1 Régimes d'opération sous des conditions de charge variable

État 1	État 2	État 3	État 4
État à vide (cage sans barre)	État chargé (cage avec barre)	État transitoire (engagement d'une barre)	État transitoire (dégagement d'une barre)



Figure 5.1 Laminiers à barres, tirée de (Mitall)



Figure 5.2 Borniers de raccordement

### **5.3 Cahier des charges**

La première phase de la conception d'un projet passe par un cahier des charges pour formaliser tous les besoins relatifs à celui-ci. En effet, nous proposons de définir des critères techniques et aussi économiques sur lesquels nous allons nous appuyer pour choisir l'instrumentation appropriée et ainsi concevoir l'architecture globale du système pour qu'il réponde bien aux exigences du cahier.

#### **5.3.1 Critères techniques**

Le premier critère important qui est exigé par notre cahier des charges, est que le système doit être autonome c.à.d. qu'il doit prendre des décisions tout seul et en tout temps (24h/7j) (ex : arrêt de machine en cas de danger), la réaction du système doit être très rapide (de l'ordre de ms) pour éviter toutes conséquences graves sur l'installation ou le personnel, en cas de la détection d'un danger potentiel. Ce critère nous laisse penser à une architecture d'un système embarqué contenant un ordinateur industriel autonome (système d'exploitation temps réel + pilotes pour la gestion de la communication avec les capteurs). À cela vient s'ajouter un critère de fiabilité. En effet, un système de surveillance vibratoire permanente destiné à superviser des machines non stationnaires à criticité élevée doit être absolument fiable et opérationnel (24h/7j). Le contrôleur industriel (ordinateur autonome) que nous devrions choisir devrait être certifié pour être opérationnel dans un environnement hasardeux sous des températures extrêmes et surtout capable de stocker un nombre raisonnable de données en cas de coupure de communication avec un pupitre de control ou un poste de surveillance destiné à recevoir ces données en temps réel. Le contrôleur devrait avoir donc des certifications reconnues et avoir une mémoire interne raisonnable (de l'ordre de Gb).

D'autre part, une surveillance conditionnelle fiable nécessite la mesure et la supervision de plusieurs grandeurs physiques (vibrations, température, courants, voltage, débit, pression, ...). Ceci nous amène à un autre critère est que le système doit être modulaire : capable de gérer plusieurs types d'entrées physiques et de contrôler des sorties pour actionner des relais et/ou pour déclencher des alarmes sonores et lumineuses.

### **5.3.2 Critères stratégiques et économiques**

Le système de surveillance permanente proposé est innovant par rapport aux techniques utilisées pour veiller sur l'état de santé des machines opérant en régime variable et doit être compétitif dans le marché (moindre coût). Ainsi des aspects stratégiques et économiques non négligeables viennent s'ajouter aux critères techniques déjà évoqués à la section précédente et qui vont surement influencer notre choix par rapport à l'instrumentation et l'architecture globale du système.

## **5.4 Le système de surveillance permanente proposé**

En tenant compte de tous les aspects techniques et économiques du projet, nous allons présenter dans ce qui suit une section décrivant l'instrumentation que nous avons choisie pour répondre à nos besoins. Nous allons enchaîner par une présentation de l'unité de traitement des données choisie et de ses caractéristiques. Nous suivrons par une définition des protocoles (TCP/IP, UDP, FTP) que nous avons utilisé pour transférer les données en temps réel vers le poste de surveillance. Nous allons finir par présenter l'architecture globale du système de surveillance permanente proposé.

### **5.4.1 La couche instrumentation**

Elle définit la couche inférieure de l'architecture globale du système. Elle rassemble essentiellement les cages à surveiller, les capteurs, les pilotes de gestion de l'acquisition et les modules d'E/S.

#### **5.4.1.1 Les capteurs**

Dans ce projet de maîtrise, nous avons utilisé des accéléromètres de 100 mV/g pour la mesure des vibrations. Le choix s'est basé principalement sur la plage de vitesse dans laquelle opèrent les machines à surveiller (laminoirs à barres), sur l'amplitude des vibrations et sur la nature de la surveillance prévue. En effet, une surveillance permanente exige que les capteurs

soient fixés d'une façon permanente sur les paliers collectant ainsi des mesures à partir de la même position, ce qui est d'ailleurs l'un des points forts de ce type de surveillance. En fonction de la plage de vitesse qui est de [300-1500] RPM (voir section 5.2 de la description du projet), l'accéléromètre le plus approprié est un CTC-AC 104-1A présenté dans la figure 5.3. Ses caractéristiques sont mentionnées dans le tableau 5.2. Cependant, si nous voulons surveiller des machines à basses vitesses ou à hautes vitesses, nous devons choisir des accéléromètres de sensibilité 500 mV/g ou 10 mV/g respectivement.

Tableau 5.2 Caractéristiques de l'accéléromètre AC-104-1A

Identifiant	Type	Sensibilité	Réponse fréquentielle	Température
CTC-AC 104-1A	Accéléromètre	100mV/g	[30- 600 000] RPM	-58 à 250°F



Figure 5.3 Accéléromètre  
CTC-AC 104-1A, tirée de (CTC, 2016)

#### 5.4.1.2 Les modules d'Entrée/Sortie

Nous avons choisi le module NI 9234 (voir figure 5.4) pour la mesure des vibrations. Un tel module est doté de 4 canaux pouvant collecter des données en simultanée sous une fréquence d'échantillonnage maximale de 51,2 KHz et une résolution de 24 bits. Toutes les voies sont équipées d'IEPE (courant d'excitation) configurables. De plus, le module est équipé d'un filtre anti-repliement intégré. Pour la mesure des autres paramètres tels que la charge et la vitesse, l'usine Mittal a exigé l'utilisation de capteur de courant [4-20] mA et de convertir

l'information selon une sensibilité appropriée (voir la section 3.4). Pour ce faire, nous avons choisi le module NI 9219, doté de 4 canaux. Finalement, nous avons opté pour le module NI 9472 pour la gestion des sorties ; ce module est doté de 8 canaux de sorties voltage de 24 V que nous allons utiliser pour gérer les alarmes (3 lampes pour les seuils d'alarmes) d'une part et pour l'arrêt de l'installation en cas de danger d'une autre part.



Figure 5.4 Modules d'entrée/sortie, adaptée de (NI, 2016)

#### 5.4.1.3 La gestion des modules d'E/S par FPGA

Pour gérer les modules d'entrée/sortie connectés aux différents capteurs et actionneurs ainsi que pour transférer les données en temps réel et sans perte vers l'unité de traitement, nous utiliserons un Fpga (*Field programmable gate array*) embarqué dans le contrôleur industriel. Il s'agit de circuits intégrés de hautes performances, connectés directement aux modules d'E/S sans l'intermédiaire de bus, que nous allons programmer pour exécuter des algorithmes d'acquisition de données en toute rapidité et fiabilité. Pour communiquer avec l'unité de traitement (contrôleur), l'Fpga crée une interface ultra-rapide entre les modules d'E/S et le système d'exploitation temps réel du contrôleur à travers la technique DMA (*Dynamic Memory Access*). La figure 5.5 illustre bien le principe. En effet, en utilisant cette technique lors du développement de nos algorithmes de gestion d'acquisition, nous avons pu libérer le processeur du contrôleur afin qu'il puisse effectuer d'autres tâches durant le transfert (utilisation de la mémoire du Fpga au lieu du contrôleur). De plus, nous avons pu garantir la synchronisation du transfert des données vers l'unité de traitement.



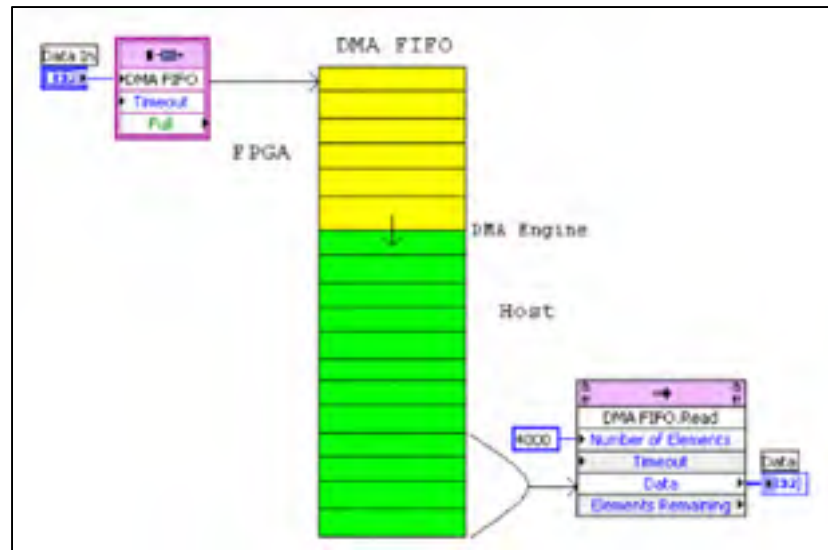


Figure 5.5 Principe de la technique DMA

#### 5.4.2 Unité du traitement de données

Notre unité de traitement de données est un contrôleur autonome doté d'un système d'exploitation en temps réel capable d'exécuter des tâches avec une exigence de temps bien définie. En effet, avec un ordinateur standard sous un système d'exploitation classique (ex : Windows), il est inadmissible d'exécuter des tâches en temps réel pour plusieurs raisons (ex : un anti-virus peut causer un retard d'exécution pour une tâche critique, etc.). Un retard d'exécution pour un processus temps réel critique peut causer un défaut du système qui mettra en péril toute l'opération de surveillance permanente. De plus, un contrôleur autonome est très fiable et conçu spécifiquement pour opérer dans des conditions extrêmes pendant des années sans repos.

Le contrôleur choisi est un NI Crio 9024 (voir figure 5.6) de National Instruments équipé d'un processeur de 800 MHz destiné à recevoir les algorithmes en temps réel que nous avons développé, une mémoire volatile de 512 MB et un disque dur de 4 GB pour le stockage des signaux et des paramètres d'opérations. Le contrôleur peut être opérationnel sous une plage de température de  $[-40\ 70]$  °C. De plus, le contrôleur est doté de deux ports Ethernet (100 MB/s, 1 GB/s) pour les opérations de communication avec le centre de surveillance destiné à

recevoir les données traitées. La figure 5.7 montre le système embarqué complet (Contrôleur + châssis + Fpga + modules d'E/S).



Figure 5.6 Contrôleur Crio 9024,  
tirée de (NI, 2016)



Figure 5.7 Système complet (Contrôleur + Châssis + Modules d'E/S),  
tirée de (NI, 2016)

### 5.4.3 Format de stockage des données

Le format Tdms (*Technical Data Management Solution*) est un format de fichier conçu spécialement pour des opérations de stockage des données acquises en temps réel. Dans le cadre de notre projet de recherche, nous utiliserons ce format lors de l'enregistrement des signaux temporels dans la mémoire interne du contrôleur. Prenons l'exemple d'un seul contrôleur qui gère une acquisition en simultanée à partir de 32 canaux de vibrations sous une fréquence d'échantillonnage de 25,6 KHz, il est évident que nous sommes face à une

contrainte de gestion d'une quantité énorme de données dans le cas où nous voulons par exemple enregistrer 20 secondes de chacun des 32 canaux dans un seul fichier. Le format Tdms est le plus adapté pour ce genre de situation, car il a, en effet, la capacité de stocker une grande quantité de données ensemble et de dénicher rapidement l'information voulue en cas de besoin grâce à son hiérarchie basée sur trois niveaux (fichier, groupe et canal). La figure 5.8 montre bien la capacité d'un seul fichier Tdms à gérer et organiser correctement une quantité importante de données selon une hiérarchie flexible.

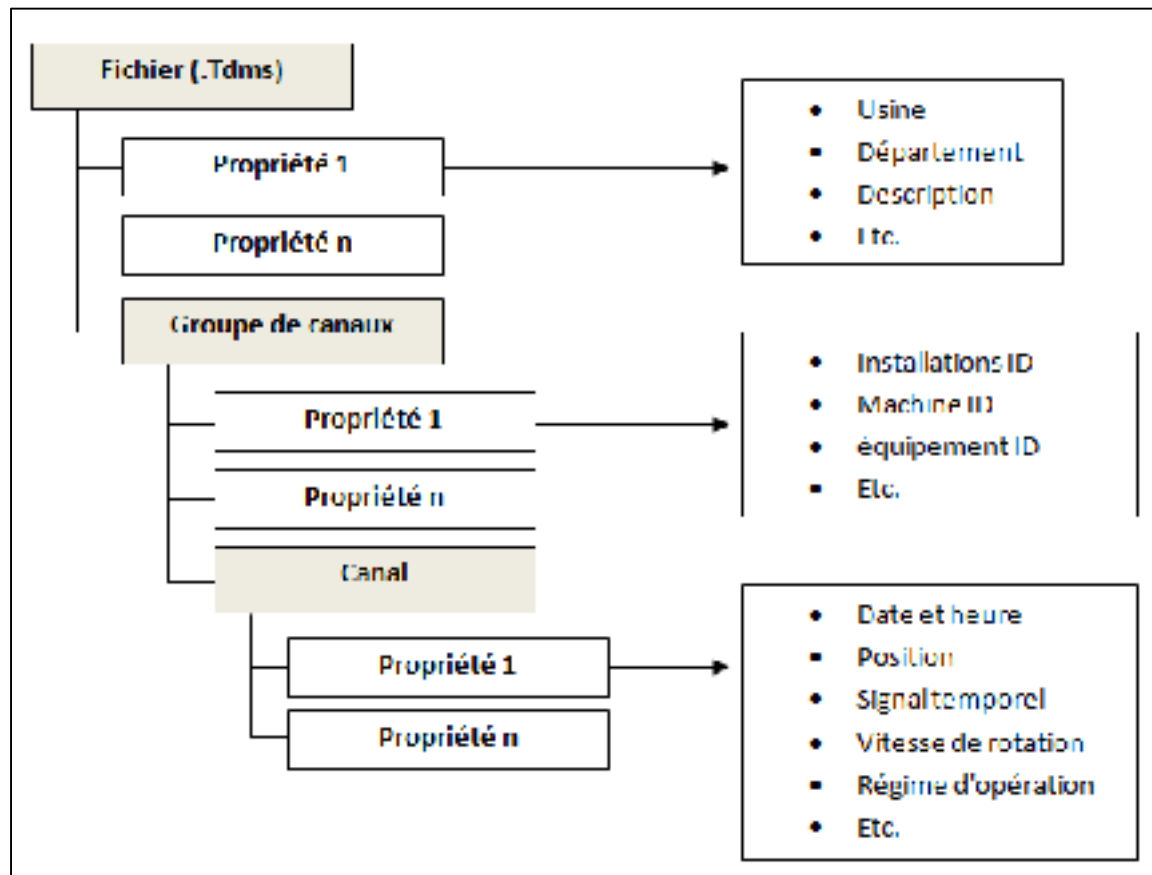


Figure 5.8 Hiérarchies d'un fichier Tdms

#### 5.4.4 Protocoles de communication

La couche intermédiaire entre la couche d'instrumentation (installation + capteurs + modules d'E/s + Fpga) et celle de présentation (Interface Homme Machine) se base principalement sur

des protocoles de communication que nous avons intégrés dans le contrôleur pour assurer le routage adéquat de l'information entre les deux parties. Nous avons souligné précédemment au niveau du cahier des charges, que la fiabilité du système est un critère très important pour un système de surveillance permanente. Dans cette logique, nous avons choisi le protocole TCP/IP pour le transfert de la vibration en temps réel vers le poste de surveillance (IHM) et pour que ce dernier envoie des commandes utilisateurs critiques (ex : commande de redémarrage d'un contrôleur, configuration du système à distance, ...) vers un contrôleur connecté au réseau de l'usine. En effet, c'est le protocole le plus fiable qui existe pour assurer une telle tâche surtout qu'il garantit le transfert des données sans perte. Le protocole TCP/IP suit un schéma de client/serveur ; le serveur attend qu'un client ouvre un port donné pour établir la communication et ainsi échanger les données entre eux librement et sans perte. Il est basé sur une architecture de bas niveau donc très flexible pour être adapté selon notre besoin mais en revanche très pénible au niveau de la programmation.

D'une autre part, nous avons choisi le protocole UDP pour envoyer périodiquement des informations non critiques (Adresses IP des contrôleurs connectés, Températures des contrôleurs, espace de stockage disponible en %, ...) vers le poste de surveillance. En effet, le protocole UDP ne garantit pas que les données envoyées soient transmises correctement au client distant. D'où son utilisation seulement pour l'envoi périodique de l'information à caractères non critiques. Une perte d'information dans ce cas ne déstabilise pas le fonctionnement général du système. La figure ci-dessous montre un exemple des messages envoyés périodiquement au poste de surveillance.

```
UDP Listen
.92.168.1.5: <14>Oct 7 13:02:46 NI-cRIO9024-01652BCC Status: Restarts: 0, State: Check Trig, FileCount: 0, Buffer: 0.0, Drive: 95.2,
.92.168.1.5: <14>Oct 7 13:02:47 NI-cRIO9024-01652BCC Status: Restarts: 0, State: Check Trig, FileCount: 0, Buffer: 0.0, Drive: 95.2,
.92.168.1.5: <14>Oct 7 13:02:46 NI-cRIO9024-01652BCC Status: Restarts: 0, State: Check Trig, FileCount: 0, Buffer: 0.0, Drive: 95.2,
.92.168.1.5: <14>Oct 7 13:02:45 NI-cRIO9024-01652BCC Status: Restarts: 0, State: Check Trig, FileCount: 0, Buffer: 0.0, Drive: 95.2,
```

Figure 5.9 Exemple de messages envoyés périodiquement via UDP

Pour l'envoi des signaux stockés (fichiers Tdms) dans la mémoire interne d'un contrôleur vers le poste de surveillance afin que ce dernier puisse les insérer dans une base de données locale connectée au réseau de l'usine, nous avons choisi le protocole FTP (File Transfert Protocol). Ce protocole offre un transfert robuste et fiable de fichiers à travers un réseau donné. Comme le TCP/IP, le protocole FTP suit une architecture client/serveur pour assurer le transfert garanti de fichiers d'un ou plusieurs serveurs (contrôleurs connectés) vers un ou plusieurs clients (poste de surveillance IHM).

#### **5.4.5 Le poste de surveillance**

Le poste de surveillance représente la couche de présentation qui définit la partie supérieure de l'architecture globale du système. Il s'agit d'un poste de travail qui a deux fonctions principales. La première est qu'il offre une interface homme-machine (IHM) (voir figure 5.10) pour interagir avec les contrôleurs embarqués, grâce à cette interface nous pourrions soit envoyer des commandes ou configurations aux contrôleurs connectés au réseau de l'usine, soit recevoir en temps réel les données (vibrations, indicateurs pertinents, ...) et les afficher sur un tableau de bord. Deuxièmement, l'application (IHM) peut collecter les mesures stockées dans les disques durs (fichier Tdms) des contrôleurs connectés, faire un post traitement et puis insère les données pertinentes dans une base de données locale connectée au réseau de l'usine.



Figure 5.10 Interface Homme Machine

#### 5.4.6 Architecture globale du système

Dans cette section du chapitre, nous allons récapituler tous ce qui a été mentionné précédemment dans un schéma (voir figure 5.11) décrivant l'architecture globale du système de surveillance permanente proposé pour veiller sur les laminoirs à barres de l'usine Mittal de Longueuil. L'architecture contient cinq niveaux principaux détaillés sur la figure. Le flux de données va dans les deux sens selon qu'il s'agit de commandes envoyées par les clients distants ou de réponses à leurs requêtes. Il s'agit bien d'une architecture (N à N), plusieurs serveurs (contrôleurs) et plusieurs clients distants. Nous avons compté 7 contrôleurs NI Crio 9024 pour assurer l'acquisition en simultanée à partir de 154 points de mesure, le traitement des données et l'envoi en temps réel.

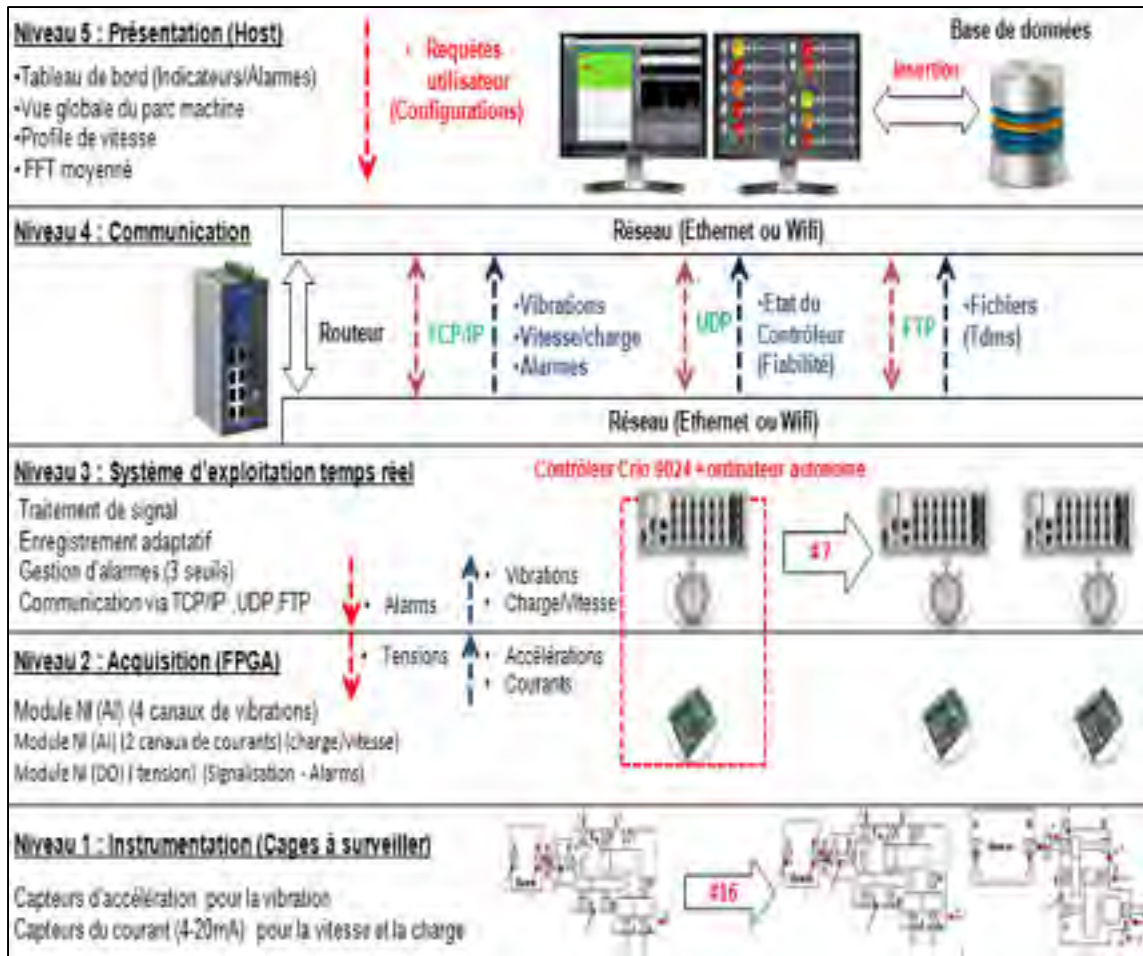


Figure 5.11 Architecture globale du système de surveillance vibratoire permanente

Chaque contrôleur possède une adresse IP statique que nous avons choisie pour pouvoir les identifier dans le réseau (voir figure 5.12). De plus de sa robustesse et fiabilité, l'architecture globale proposée est une architecture flexible. En effet, nous avons conçu et développé cette architecture en se basant sur des normes et protocoles qui permettent l'interaction future (perspectives) avec d'autres systèmes de l'usine via OPC (Open Platform Communications), c'est une architecture ouverte. De plus, les données reçues en temps réel au niveau de la couche de présentation (poste principal de surveillance) peuvent elles-mêmes circuler à travers internet pour qu'un responsable maintenance puisse superviser tout son parc machine même avec un appareil (téléphone ou ordinateur) connecté à internet en dehors de l'usine si la politique de sécurité adoptée par l'usine accepte une telle approche.



Figure 5.12 Identification d'un contrôleur sur le réseau par IP statique

Le niveau 3 correspond à la partie la plus importante du système qui est destinée au traitement en temps réel des données au niveau du système d'exploitation du contrôleur. Dans ce qui suit, nous allons présenter en détail, les algorithmes que nous avons développés et déployés dans le contrôleur pour une surveillance autonome et permanente des laminoirs à barres, opérant à vitesses et charges variables.

## 5.5 Algorithmes embarqués développés

Nous pouvons résumer les objectifs de la recherche, les méthodologies suivies et les solutions proposées (algorithmes développés et déployés dans le contrôleur) dans l'organigramme suivant :



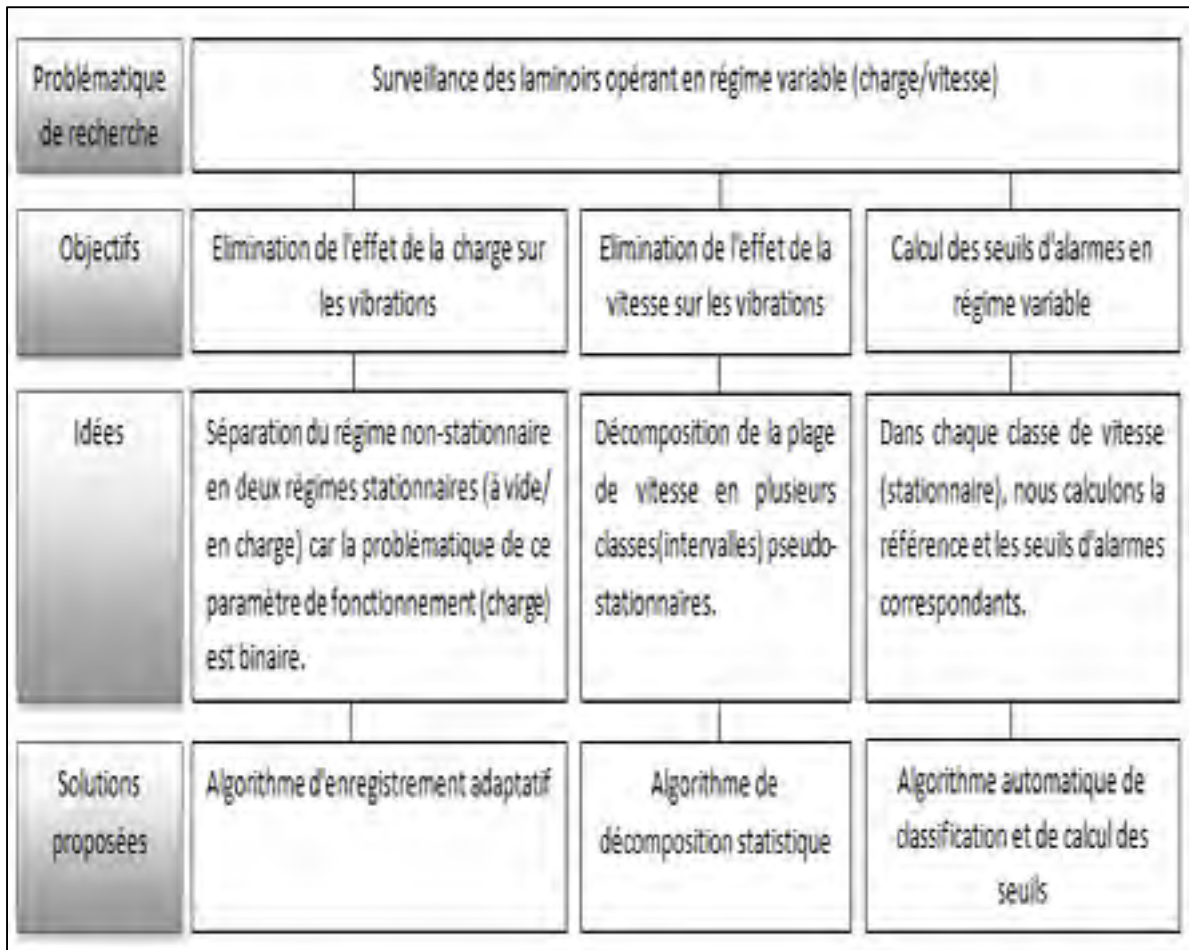


Figure 5.13 Organigramme global

### 5.5.1 Algorithme d'enregistrement adaptatif

Les cages à surveiller passent par quatre états dépendant de la variable charge (voir section 5.2 description du projet). L'idée que nous avons proposée était de séparer tous ces états d'opération (un état à vide, un état en charge et deux états transitoires) afin de réduire la complexité du système d'un état non stationnaire à deux états stationnaires par rapport à la charge. En particulier, les deux états transitoires (instants d'arrivée et de passage de barre) seront gérés séparément dès leurs occurrences.

En effet, un capteur de courant [4-20] mA déjà installé est chargé de nous délivrer l'information relative à chaque état d'opération. En fonction de chaque état, un traitement

spécifique en temps réel sera réalisé par notre algorithme. Le traitement consiste à charger automatiquement les seuils d'alarmes correspondants à l'état d'opération en cours (l'algorithme de calcul des seuils d'alarmes sera présenté en détails à la fin du présent chapitre) d'une part, et enregistrer des mesures de vibrations en format Tdms (voir section 5.4.3) d'autre part. L'enregistrement sera déclenché périodiquement, la période est configurable par un client distant à travers l'IHM au niveau du poste de surveillance et sera envoyée sous forme de requête au contrôleur cible (identifié par son adresse IP). De plus, l'enregistrement sera aussi déclenché en cas d'alarme et la période de déclenchement sera dans ce cas adaptée au type d'alarme détecté afin que nous puissions rassembler plusieurs mesures relatives à un défaut potentiel (ex : un enregistrement tous les heures en cas normal, sera remplacé par un enregistrement tous les 5 minutes en cas de danger).

Grace à l'algorithme d'enregistrement adaptatif proposé, nous pouvons donc relier la surveillance vibratoire en temps réel aux conditions de fonctionnement. La contrainte causée par l'effet de la charge sur les vibrations a été simplement contournée. Les mesures stockées dans la mémoire interne d'un contrôleur seront ainsi séparées (vibrations d'un régime à vide stationnaire, vibration d'un régime en charge stationnaire). Les mesures correspondantes aux deux états transitoires seront simplement stockées pour fin d'analyse et de diagnostic en différé car pouvant aider à identifier des anomalies potentielles.

La figure 5.14 présente le diagramme de flux de données relatif à l'algorithme d'enregistrement adaptatif.

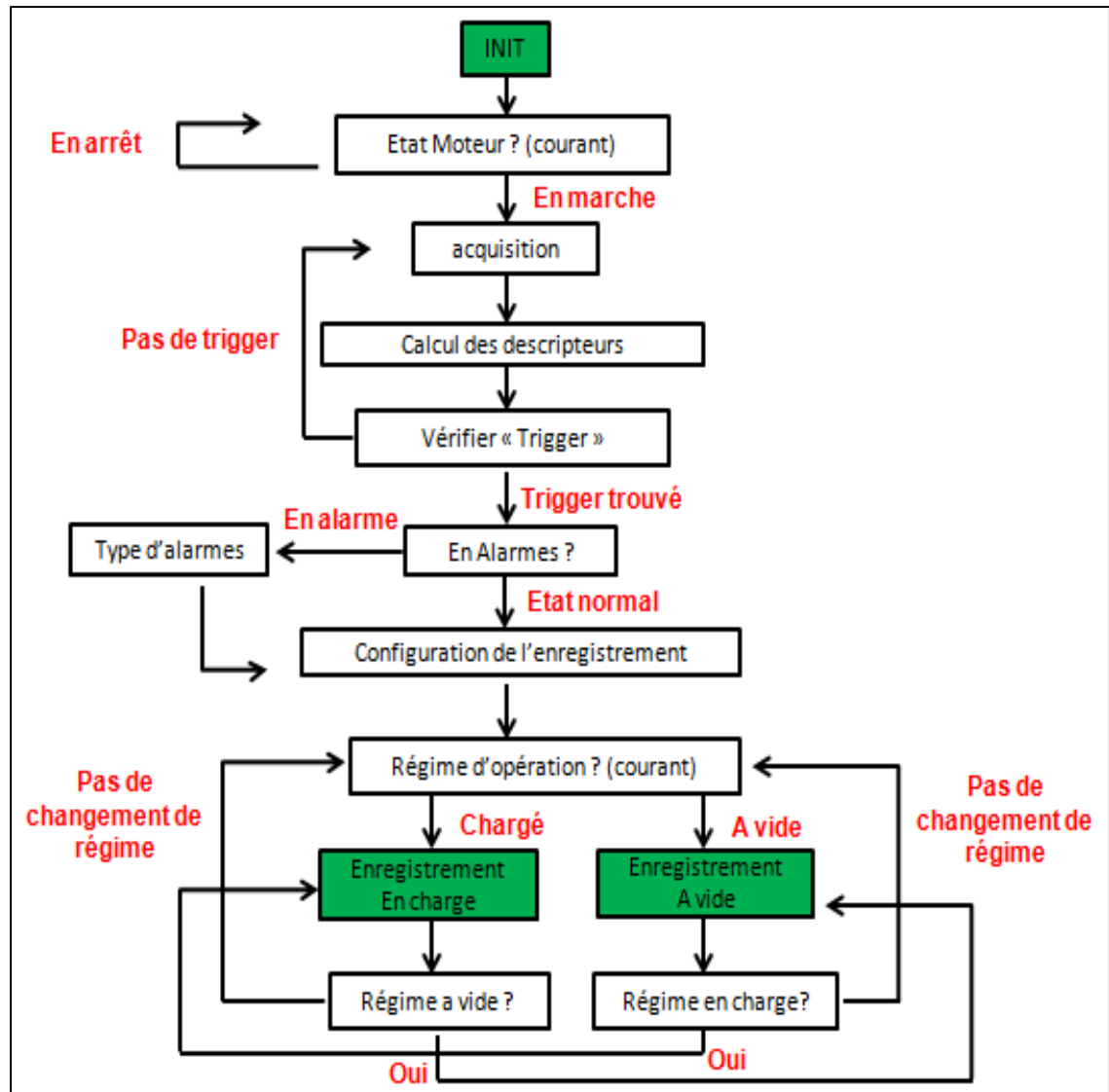


Figure 5.14 Diagramme de flux de données relatif à l'algorithme d'enregistrement

### 5.5.2 Algorithmes de segmentation de la vitesse de rotation

L'objectif des algorithmes proposés est de trouver un moyen pour contourner l'effet de la variation de vitesse qui affecte les vibrations des laminoirs et rend les outils classiques de surveillance vibratoire inutilisables. Les algorithmes devraient être à la fois efficaces et non gourmands en calcul. L'idée principale est de décomposer la plage de vitesse de rotation en plusieurs groupes ou classes pseudo-stationnaires, chaque classe correspond donc à un

intervalle dans lequel la vitesse de rotation est supposée stationnaire et n'a pas d'influence sur les vibrations mesurées. Ainsi, pour chaque classe d'opération, la machine possède un comportement vibratoire spécifique à elle et devrait être surveillée par la comparaison des valeurs des indicateurs pertinents à des seuils d'alarmes spécifiques à cette classe. Nous nous sommes basés principalement sur les techniques statistiques de test d'hypothèses (la théorie relative à ces techniques a été évoquée en détails au chapitre précédent) afin de segmenter la plage de vitesse de rotation en plusieurs classes. L'algorithme développé prend comme entrée de référence les mesures d'un indicateur jugé pertinent. Ces dernières reflètent non seulement le comportement vibratoire de la machine mais aussi la variation de la vitesse d'opération. La courbe de l'indicateur choisi en fonction de la vitesse sera initialement lissée par la technique des moyennes mobiles afin de minimiser les variances de chaque classe (exigence d'application des techniques de test d'hypothèses). Par la suite, l'algorithme découpe la courbe de tendance de l'indicateur en plusieurs petits segments égaux et stationnaires par rapport à la vitesse (ex : plusieurs intervalles de 6 RPM chacun). Cette segmentation initiale est configurable par l'utilisateur car elle dépend du cas d'étude et de la dynamique de la machine à superviser. La figure suivante illustre le principe de cette première étape de fonctionnement de l'algorithme.

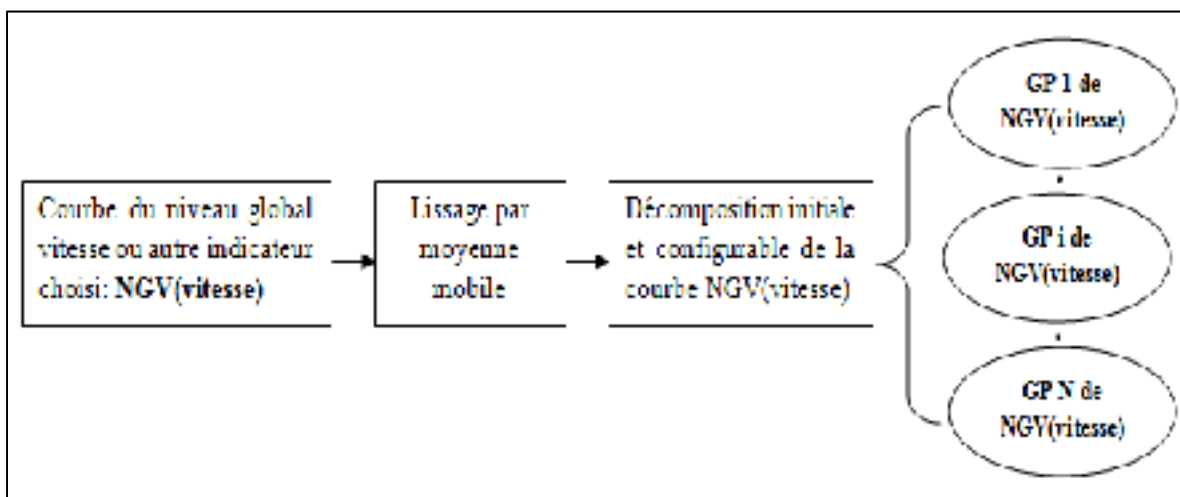


Figure 5.15 Segmentation initiale de la vitesse

L'étape suivante met en jeu les techniques de test d'hypothèses en particulier les tests de comparaison de moyennes. En effet, la moyenne des valeurs d'un indicateur, spécifique à un



derniers serviront d'entrées pour un processus d'unification de groupes non voisins (distincts). En effet, cette dernière étape consiste à explorer la possibilité d'unifier deux groupes non voisins afin de suivre le comportement vibratoire de la machine dans deux plages de vitesse séparées mais ayant la même moyenne statistiquement pour réduire au maximum le nombre de groupes finaux et ainsi optimiser le suivi (ex : suivi du NGV dans [300-350] RPM U [420-500] RPM avec les mêmes seuils d'alarmes). Enfin l'algorithme lance un processus pour valider l'indépendance de toutes les classes (M groupes finaux) par une comparaison de leurs moyennes en se basant sur une analyse de variance (ANOVA) accompagnée d'un test post hoc (test du Tukey). Le diagramme suivant résume le fonctionnement de cet algorithme :

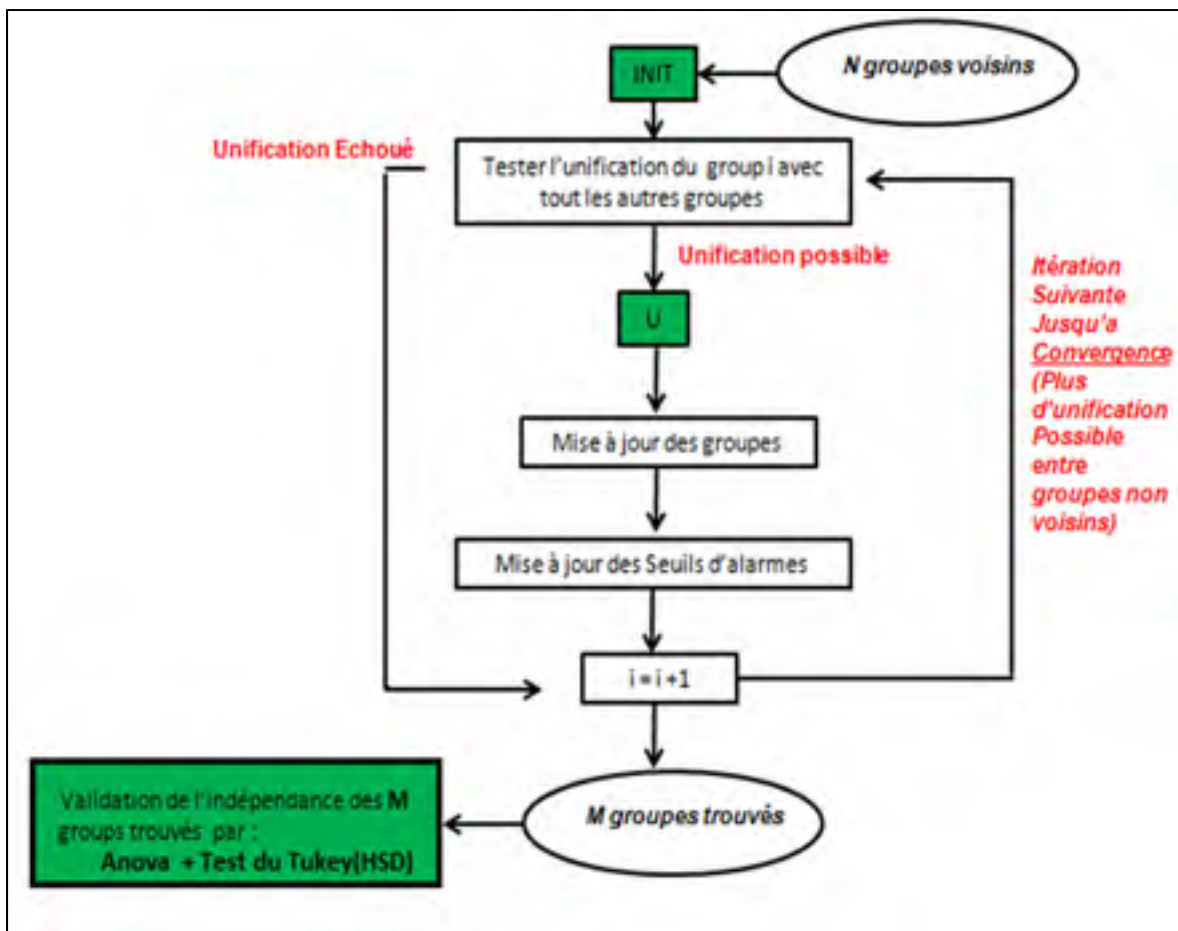


Figure 5.17 Algorithme d'unification de groupes non voisins et validation

Mise à part que notre algorithme de segmentation et de classification de vitesse est très puissant car il intègre plusieurs techniques qui s'adaptent bien à la nature des données

(distribution statistique), son autre avantage est que le nombre final des classes sera généré automatiquement après convergence et sera optimisé en fonction de la configuration initiale (segmentation initiale).

La technique de classification de *K-means clustering* est une technique robuste. Son inconvénient majeur est que le nombre final de classes devrait être connu au préalable. Dans cette logique d'optimisation, nous avons développé un algorithme de classification complémentaire au précédent qui prend comme entrées le nombre de classes généré par notre algorithme de référence et les mesures de l'indicateur choisi. Le résultat de la classification sera donc comparé au précédent et le choix dépendra évidemment de l'expertise de l'utilisateur et surtout de la cinématique de la machine suivi. Le diagramme ci-dessous résume le fonctionnement de cet algorithme complémentaire :

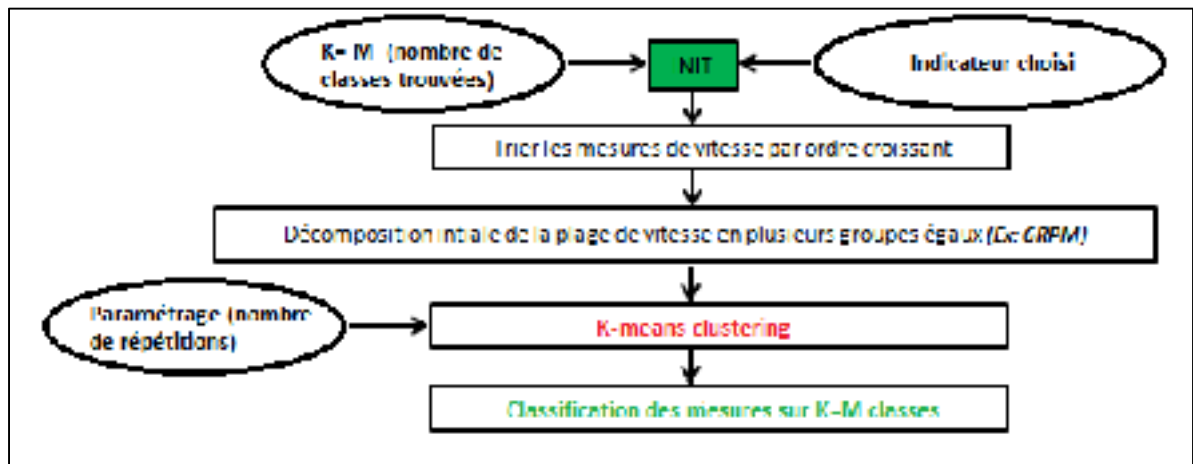


Figure 5.18 Diagramme de flux (algorithme à base de *K-means clustering*)

### 5.5.3 Algorithme d'établissement des seuils d'alarmes en régime variable

Dans cette dernière section du présent chapitre, nous allons présenter un algorithme complémentaire au précédent (algorithme de segmentation de vitesse). En partitionnant la plage de vitesse en plusieurs classes, chaque classe d'opération correspond à un intervalle dans lequel la machine est supposée avoir un comportement vibratoire stationnaire différent

des autres classes. Ainsi, pour chaque classe, la machine devrait être surveillée par la comparaison en temps réel des valeurs mesurées des indicateurs à des seuils d'alarmes spécifiques à cette classe. En se basant sur (Thomas, 2012), nous avons calculé la référence et les trois seuils d'alarmes pour chaque classe de vitesse d'opération  $G_{i, 0 \leq i \leq M}$  (où  $M$  représente le nombre final des classes trouvées) comme suite :

Tableau 5.3 Calcul des seuils d'alarmes pour chaque classe de vitesse

<b>Référence</b>	La moyenne des valeurs de l'indicateur mesurées dans la classe ou le groupe de vitesse $G_i$ , soit $Xi_{référence}$
<b>Pré-Alarme</b>	$\min(2.5 * Xi_{référence}, Xi_{référence} + 3\sigma)$
<b>Alarme</b>	$4 * Xi_{référence}$
<b>Danger</b>	$10 * Xi_{référence}$

## 5.6 Conclusion

Parmi les principaux sujets qui ont été abordés dans le présent chapitre, nous avons présenté en détails les phases de la conception du système de surveillance vibratoire permanente destiné au suivi des laminoirs à barres de l'usine *ArcelorMittal* de Longueuil opérant en régime variable. Tous les critères exigés par notre cahier des charges ont été respectés. L'instrumentation et l'architecture globale du système ont été présentées et notre choix a été justifié. Les différents algorithmes développés ont été déployés au niveau du système d'exploitation en temps réel de l'unité du traitement des données (contrôleur). Ces algorithmes ont permis d'éliminer les effets des variations de la charge et de la vitesse sur les vibrations des laminoirs. En tout temps, nous avons des informations sur le régime d'opération en cours (chargé, à vide, classe de vitesse de rotation, ...) pour lequel nous affectons les seuils d'alarmes et le traitement correspondants. Toutes les mesures (vibrations, spectres, indicateurs, dates, régimes d'opération, ...) sont stockées dans une base de données locale connectée au poste de surveillance pour un travail d'analyse et de diagnostic en cas de besoin.



## CHAPITRE 6

### MÉTHODOLOGIE EXPERIMENTALE

#### 6.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter toutes les étapes de la méthodologie expérimentale suivie. Un prototype du système de surveillance permanente qui a servi à la collecte des données sera d'abord présenté. La section suivante sera consacrée à la validation des données collectées, la validation du développement théorique réalisé et au déroulement général de la phase de la collecte. Par la suite, nous allons présenter, analyser et interpréter les résultats de l'étude expérimentale.

#### 6.2 Prototype réalisé

Parmi les 16 cages à surveiller du parc machines de l'usine *ArcelorMittal de Longueuil* (voir section 5.2), la direction de la maintenance de l'usine nous a permis de tester notre prototype sur la cage 5 (réducteur de 600 HP qui est utilisé sur la ligne de production d'un laminoir à barre, voir figure 6.1 et 6.2). Les données ont été collectées à partir de 10 canaux de vibrations en simultané sous une fréquence d'échantillonnage de 25,6 KHz et donc une fréquence d'analyse maximale de 10 KHz qui couvre bien la bande passante des accéléromètres utilisés et respecte le théorème de Shannon. Nous avons configuré notre prototype à distance à travers un poste de surveillance (ordinateur) connecté au même réseau en utilisant l'application (IHM) que nous avons développé. La configuration consiste à enregistrer périodiquement 10 secondes/canal de vibrations pendant chaque heure durant la période de collecte (voir figure 6.3). Toutes les mesures enregistrées ainsi que les paramètres de fonctionnement correspondant à chaque mesure ont été envoyées automatiquement au poste de surveillance via FTP et sous format de fichier Tdms.



Figure 6.1 Photo de la cage 5 (réducteur de 600 HP)

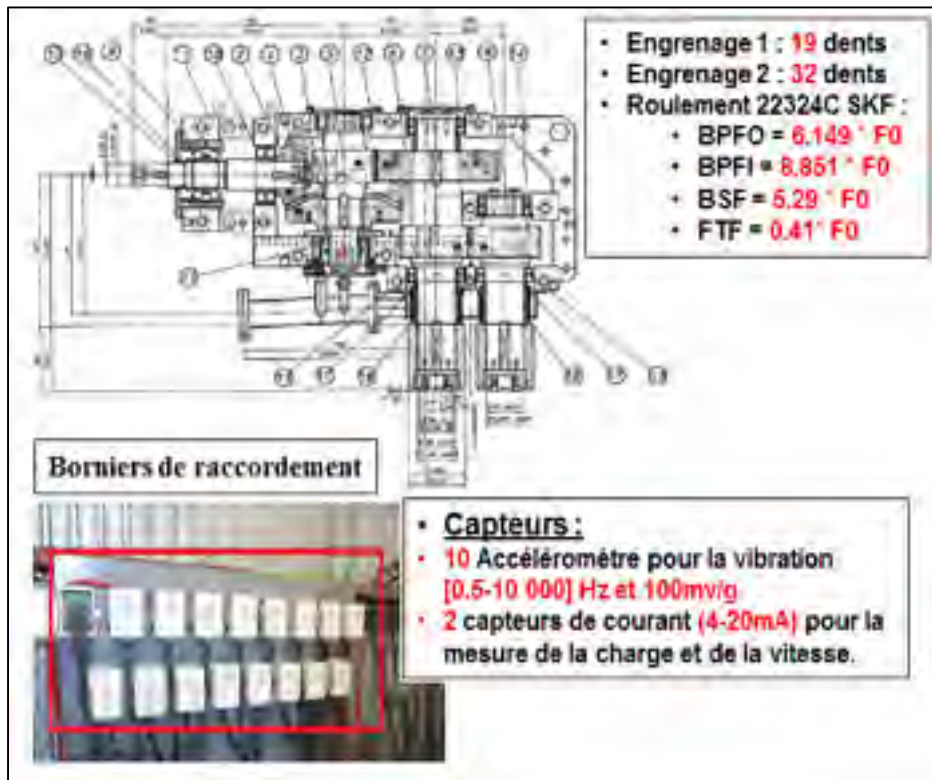


Figure 6.2 Synoptique de la cage 5

La figure 6.4 présente une vue de l'intérieur (les principaux composants) de l'armoire électrique du prototype réalisé. La conception et la réalisation de cette armoire a respecté tous les exigences du cahier des charges que nous avons fixées.



Figure 6.3 Configuration de l'enregistrement



Figure 6.4 Prototype réalisé et intérieure de l'armoire électrique

### 6.3 Validation des données collectées

#### 6.3.1 Organisation des données dans la base

Durant la période de collecte de données vibratoires sur la cage 5 opérant à vitesse et charge variables, nous avons constaté le bon déroulement de cette phase de test en relation avec la fiabilité du prototype d'une part et la robustesse des algorithmes de surveillance développés d'autre part. 3480 fichiers (348 fichiers/canal, contenant chacun un signal temporel long de 10 secondes, vitesse de rotation, régime d'opération, 11 mesures d'indicateurs et une date de mesure) ont été enregistrés et insérés avec succès dans la base de données locale du poste de surveillance. La figure suivante donne un extrait d'un tel résultat.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Date	Vitesse (RPM)	Régime	Opéra
	0.074403	0.040251	5.8201475	7.482945	0.540115	0.00138048	0.000591	0.004747	0.002345	0.0130245	04/08/2015	507.854788	0.134442336	A vide
	0.210015	0.0526713	7.0055311	3.995221	0.000812	0.00090208	0.002634	0.008178	0.012845	0.012845	30/07/2015	505.8502612	0.802237721	Charge
	0.210494	0.0526591	2.3812779	4.010673	0.000917	0.00770943	0.003301	0.048795	0.013245	0.013245	30/07/2015	505.5095474	1.045481275	Charge
	0.065652	0.0056425	3.2507415	6.227977	0.545105	0.00112202	0.000285	0.005131	0.002028	0.002028	30/07/2015	505.7894797	0.135812188	A vide
	0.014029	0.012726	3.3283276	0.180247	0.000117	0.00141952	0.00726	0.007416	0.001899	0.001899	04/08/2015	517.7532579	0.129682472	A vide
	0.02908	0.0088374	3.8889898	0.512887	0.000198	0.0055186	0.00031	0.005721	0.002548	0.002548	04/08/2015	515.7588421	0.161820456	A vide
	0.007154	0.0026528	1.3414141	0.482958	0.785195	0.00137895	0.000734	0.007315	0.002869	0.002869	04/08/2015	501.7296642	0.150081677	A vide
	0.075595	0.0127807	3.2632725	3.889441	0.000104	0.00117805	0.000645	0.007549	0.000627	0.000627	04/08/2015	504.5715226	0.258457613	A vide
	0.096289	0.025647	0.0903488	6.141179	0.000232	0.00022246	0.0078	0.001127	0.002153	0.002153	30/07/2015	501.5301253	0.127382658	A vide
	0.087021	0.0129589	3.2534545	0.725156	0.000128	0.00034466	0.000689	0.007395	0.000285	0.000285	31/07/2015	512.5857895	0.588980036	A vide
	0.20884	0.0255717	2.4807295	3.232217	0.001984	0.00785847	0.01186	0.051151	0.016648	0.016648	04/08/2015	515.4736842	0.57930824	charge

Figure 6.5 Extrait des mesures insérées dans la base de données

#### 6.3.2 Validation des mesures de vitesse

Afin de simplifier notre étude expérimentale, nous nous sommes focalisés sur le canal 7 que nous avons jugé comme le canal le plus intéressant car le plus sensible à la charge (voir figure 6.2 synoptique de la cage). Après la vérification des mesures correspondantes à ce canal dans la base de données, nous nous sommes intéressés à la validation des mesures de vitesse relatives à ce canal en tenant compte de la cinématique de la cage 5. Le passage de l'accélération vers la vitesse a été réalisé grâce à une intégration fréquentielle du spectre de

l'accélération (division de l'amplitude par  $2\pi f$ ). Les fréquences d'engrenages ( $f_{eng1}, f_{eng2}$ ) données par les spectres en cascades sont bel et bien proportionnelles à la valeur de la vitesse de rotation  $f_0$  mesurée par notre système de surveillance où  $f_0$  varie entre [5.11-8.76] Hz,  $f_{eng1} = 19 \times f_0$  et  $f_{eng2} = 32 \times f_0$ . Deux figures (spectres en cascades) correspondants aux régimes d'opération à vide et chargé spécifiques au canal 7 sont représentés dans les figures 6.6 et 6.7 respectivement :

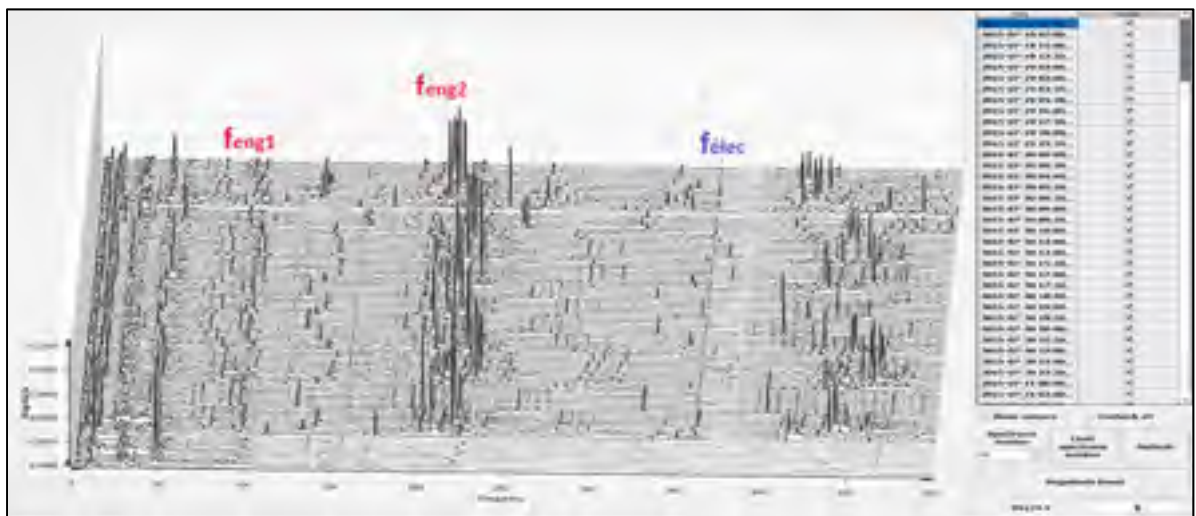


Figure 6.6 Spectres en cascade correspondant à un régime à vide

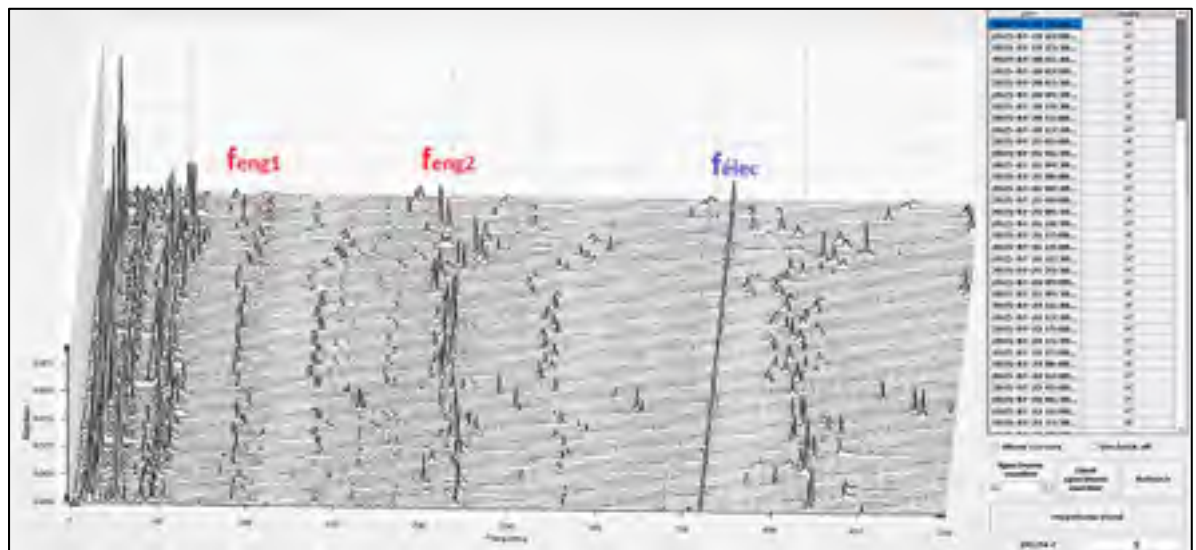


Figure 6.7 Spectres en cascade correspondant à un régime chargé

Nous pouvons remarquer que la fréquence électrique de 360 Hz est constante et ne dépend pas de la vitesse de rotation, les pics correspondants sont plus prononcés au niveau du régime chargé. La figure suivante donne les profils de vitesse adoptés par l'usine durant la période de la collecte des données pour différents régimes d'opération.

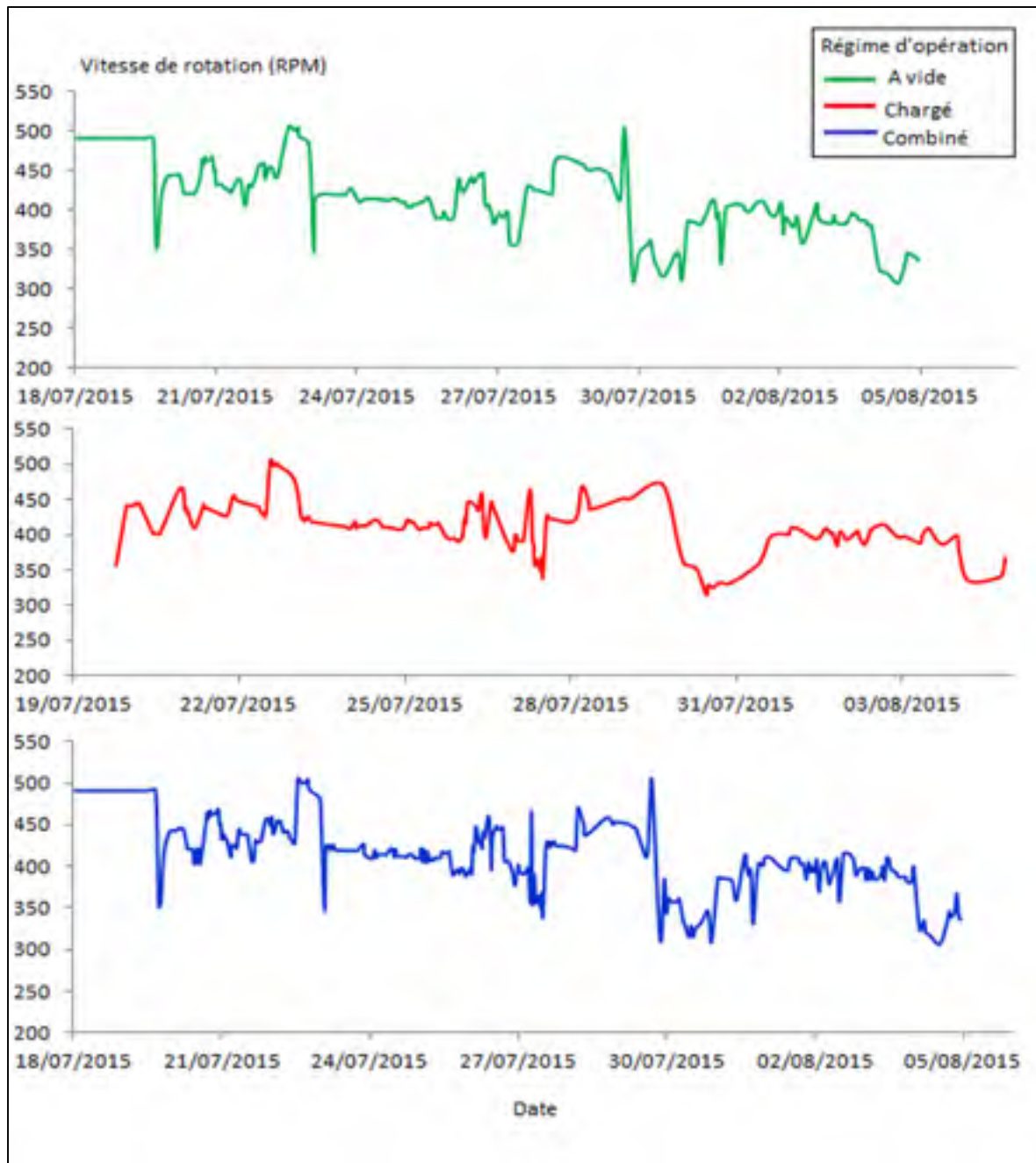


Figure 6.8 Profils de vitesse de rotation pour différents régimes d'opération

### **6.3.3 Phases transitoires**

La cage surveillée est de nature fortement transitoire. En effet, de nombreux changements dans les paramètres de fonctionnements (variation de la vitesse de rotation, engagement/dégagement des barres de fer, etc.) sont nécessaires pour optimiser la production, ce qui a causé l'apparition de plusieurs phases transitoires au niveau de la vibration collectée. En opération normale, la barre passe dans la cage pendant environ 35 à 45 secondes. La figure ci-dessous présente un signal non stationnaire de 140 secondes qui valide bien l'apparition de ces phases transitoires lors des transitions entre les régimes. Nous pouvons remarquer aisément l'amplification de la vibration pour un régime chargé par rapport à celle d'un régime à vide.

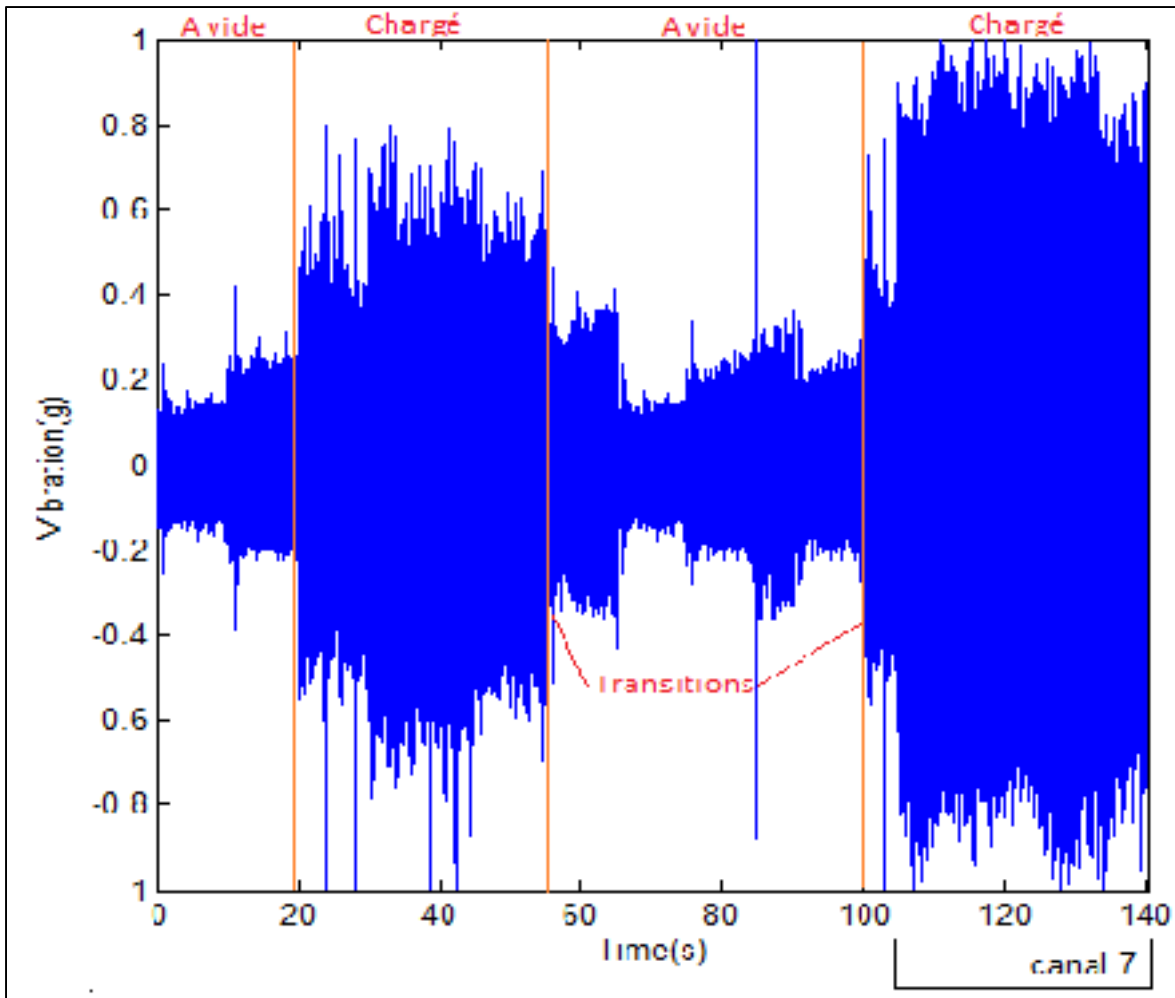


Figure 6.9 Phases transitoires

#### 6.4 Analyse expérimentale

Dans ce qui suit, nous allons présenter les résultats les plus importants que nous avons eu durant la période de collecte et de test de notre prototype de système de surveillance vibratoire permanente sur le cage 5 du parc machine de l'usine *ArcelorMittal* de Longueuil opérant en régime variable. Ces résultats se basent principalement sur les algorithmes embarqués que nous avons développés tout le long de notre maîtrise.



#### **6.4.1 Algorithme d'enregistrement adaptatif**

En relation avec la charge, la cage à surveiller passe par quatre états importants. L'idée que nous avons proposée était de gérer ces états d'opération (un état à vide, un état en charge et deux états transitoires) séparément afin de réduire la complexité du système d'un état non stationnaire à deux états stationnaires (état à vide et état chargé). Les données relatives aux deux autres états transitoires (instants d'arrivée et de passage de barre) ont été stockées séparément pour un but de diagnostic hors ligne en cas de besoin.

Avant l'application de l'algorithme d'enregistrement adaptatif, la courbe de tendance du niveau global vitesse (NGV) calculé dans la bande [2-1000] Hz (voir figures 6.10) était très difficile à interpréter et il est presque impossible d'établir des seuils d'alarmes pour suivre la tendance de cet indicateur (parmi d'autres) vu que les différents états du système sont mélangés. En effet, une augmentation du NGV peut être due simplement à un changement de régime d'opération (exemple passage d'un régime à vide à un régime chargé) ou en revanche due à une anomalie quelconque.

L'algorithme d'enregistrement que nous avons embarqué dans le système a pu s'adapter aux conditions de fonctionnement lors de la phase du test, séparant ainsi les mesures lors de l'enregistrement des données et lors de l'insertion dans la base. La figure 6.11 montre bien le résultat obtenu par rapport à l'évolution du NGV. Il est évident que la charge provoque une amplification de la vibration par rapport à un régime à vide et qu'il faut donc établir des seuils d'alarmes qui s'adaptent à chaque régime.

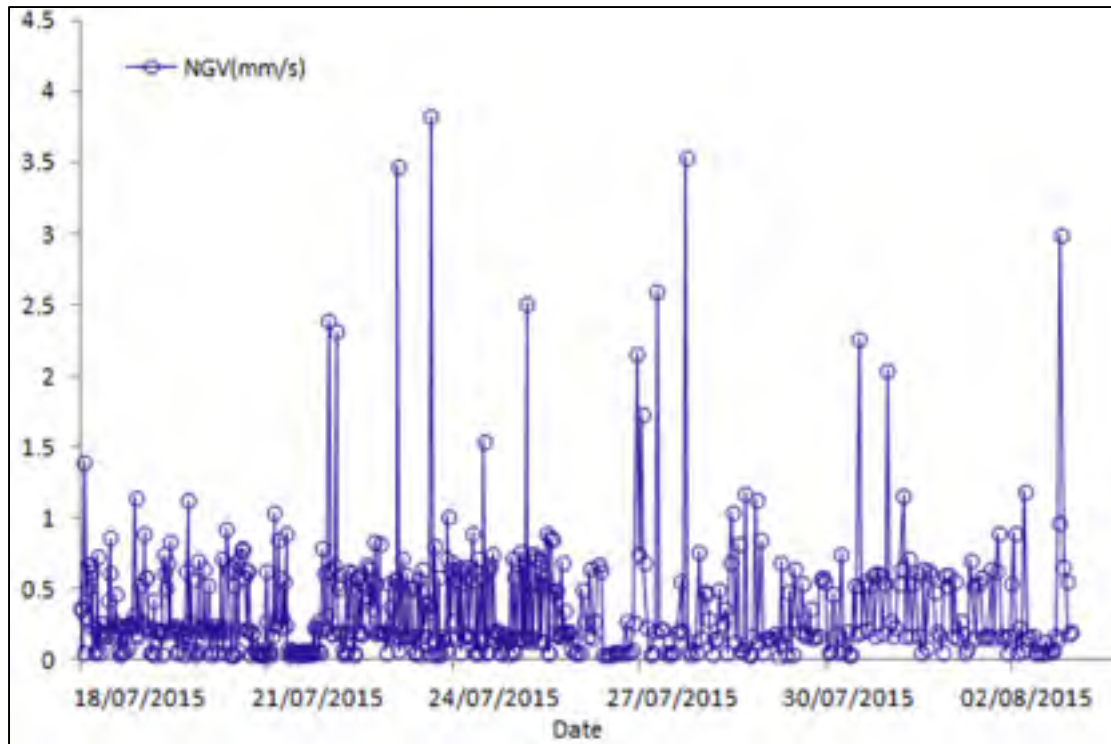


Figure 6.10 Tendence du NGV avant l'application de l'algorithme d'enregistrement

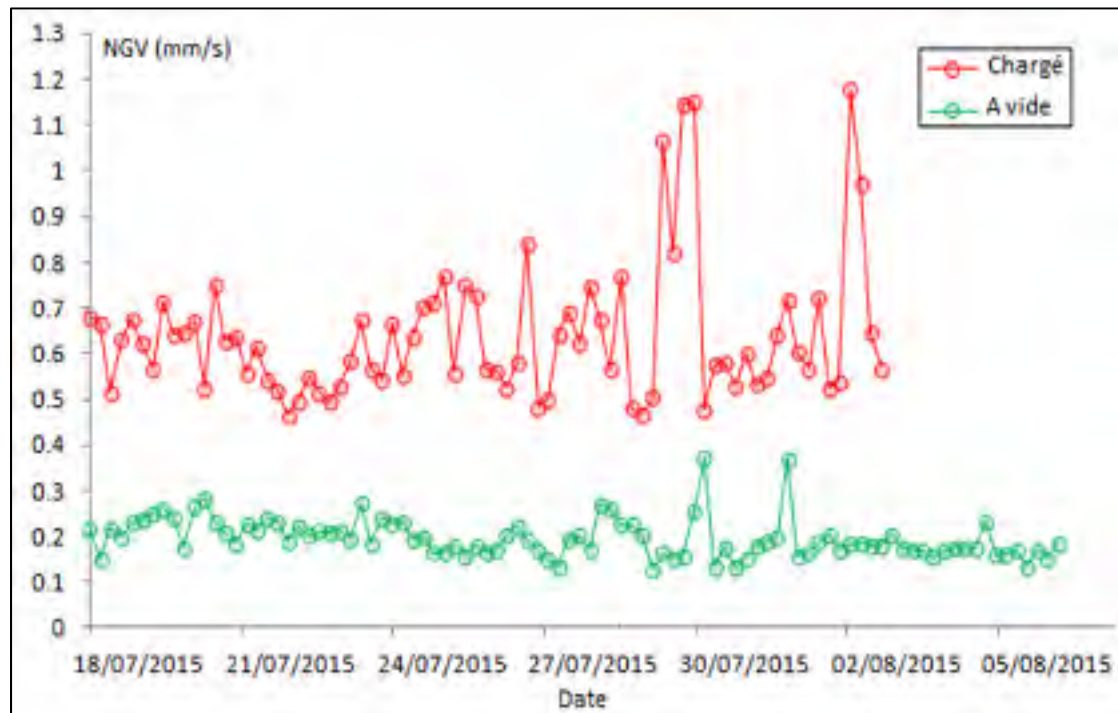


Figure 6.11 Tendence du NGV après l'application de l'algorithme d'enregistrement

## **6.4.2 Algorithme de classification à base de tests d'hypothèses**

### **6.4.2.1 Initialisation de l'algorithme**

Nous rappelons ici que l'idée principale derrière l'algorithme développé est la segmentation de la plage de vitesse de rotation en plusieurs groupes ou classes pseudo-stationnaires, chaque classe correspond à un intervalle dans lequel la vitesse de rotation est supposée stationnaire.

L'algorithme a été conçu pour être flexible et applicable à tout type de profil de vitesse. En effet, la segmentation initiale est configurable par l'utilisateur. Dans notre cas, nous avons choisi un segment initial de 6 RPM. Par rapport au choix de l'indicateur de référence sur lequel va se baser la segmentation, nous avons opté pour le NGV calculé dans la bande [2-1000] Hz car celui-ci est le plus sensible aux phénomènes que nous voulons ciblés à savoir les fréquences d'engrenages et de roulements. En effet, nous avons constaté que la plupart de l'énergie est concentrée dans les basses fréquences au-dessous de 1000 Hz. De plus, la bande fréquentielle du NGV est incluse dans la bande fréquentielle des accéléromètres utilisés. Le lissage par moyenne mobile de la courbe du NGV a été réalisé pour minimiser les variances entre les segments initiaux. C'est une hypothèse fondamentale sur laquelle se base la théorie statistique intégrée dans notre algorithme. La figure suivante détaille le principe de cette segmentation initiale :

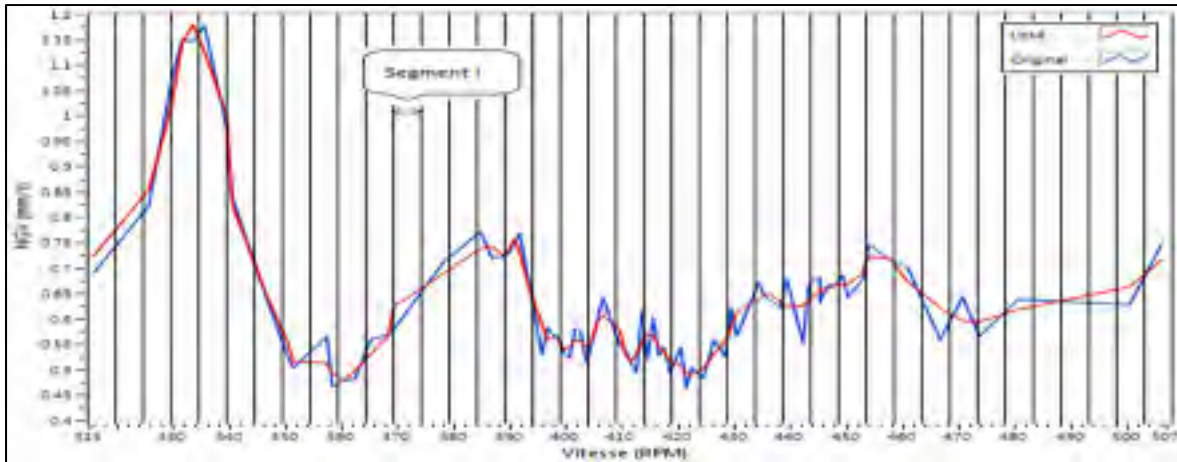


Figure 6.12 Étape initiale de segmentation pour un régime chargé

#### 6.4.2.2 Résultat de classification pour le régime à vide

Pour les mesures du NGV relatives à un régime à vide, l'algorithme part de  $N=24$  groupes (segments) initiaux en essayant d'unifier les groupes voisins ensemble. En effet, deux groupes  $G_i$  et  $G_{i+1}$  ayant des moyennes de NGV très proches statistiquement peuvent être unifiés dans un groupe ayant une plage de vitesse plus grande. Après 3 itérations, l'algorithme converge vers 8 groupes voisins. Le graphe en moustaches suivant montre un tel résultat :

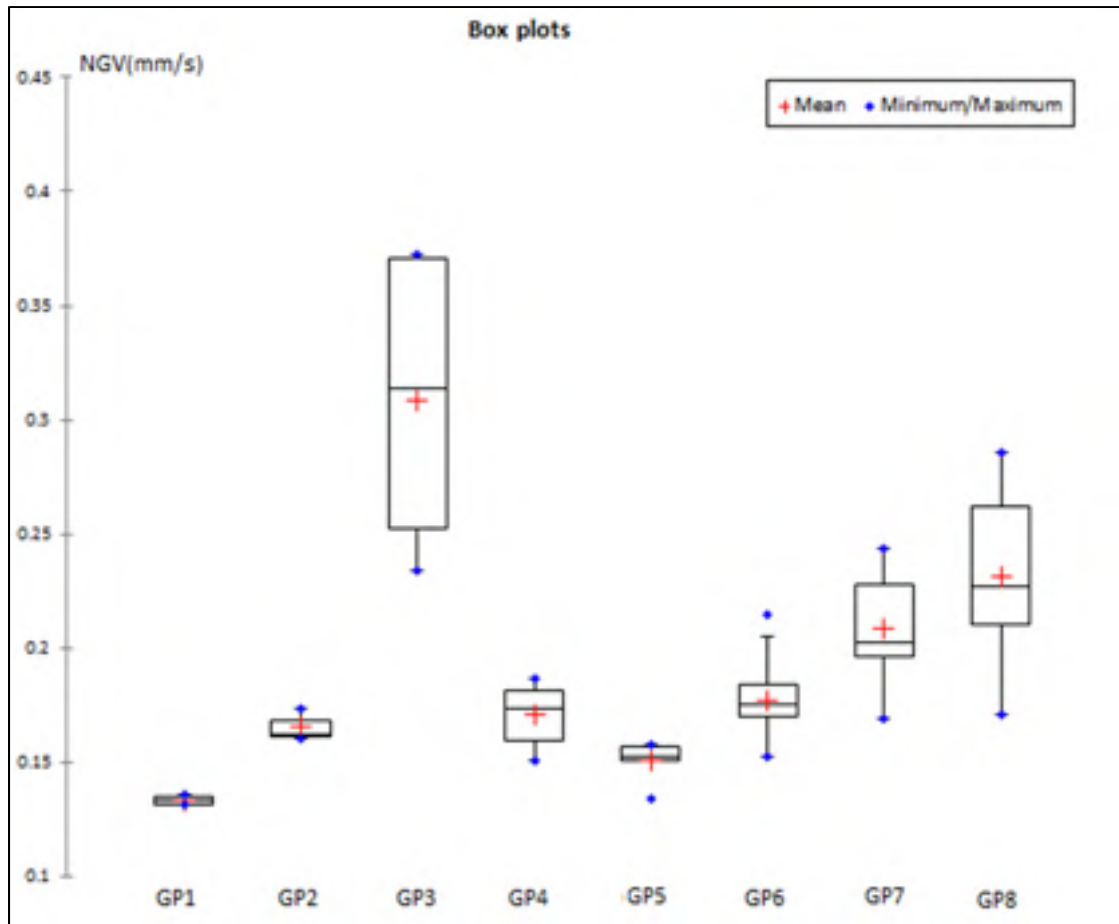


Figure 6.13 Classes initiales après unification des groupes voisins (régime à vide)

Après la convergence de l'algorithme d'unification de groupes voisins, ces derniers serviront d'entrées pour un processus d'unification de groupes non voisins (distincts). En effet, cette dernière étape consiste à explorer la possibilité d'unifier deux groupes non voisins afin de suivre le comportement vibratoire de la machine dans deux plages de vitesse séparées mais ayant la même moyenne statistiquement pour réduire au maximum le nombre de groupes finaux. Après 3 autres itérations, l'algorithme converge finalement vers 5 classes d'opération. Le résultat final est détaillé au niveau du graphe en moustaches et le tableau de la statistique descriptive suivants :

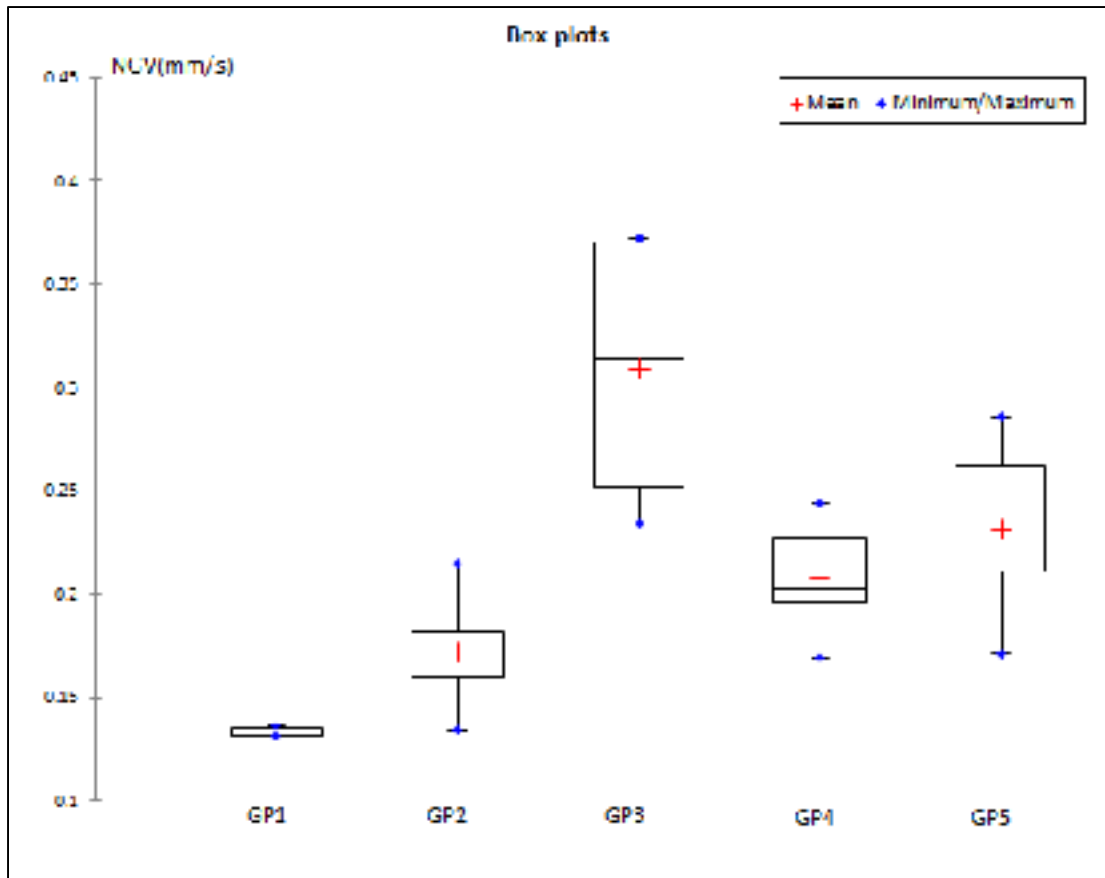


Figure 6.14 Résultat de classification pour le régime à vide

Tableau 6.1 Statistique descriptive de la classification pour le régime à vide

	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
<b>Moyenne (mm/s)</b>	0.1323	0.1713	0.3085	0.2070	0.2309
<b>Variance</b>	3.5524 E-6	0.000211	0.00172	0.001228	0.000345

La figure suivante donne l'évolution du NGV en fonction des 5 classes de vitesse trouvées pour le régime à vide. L'amplification de la vibration dans la zone rouge (classe 3) nous laisse penser à une zone d'opération proche d'une résonance.

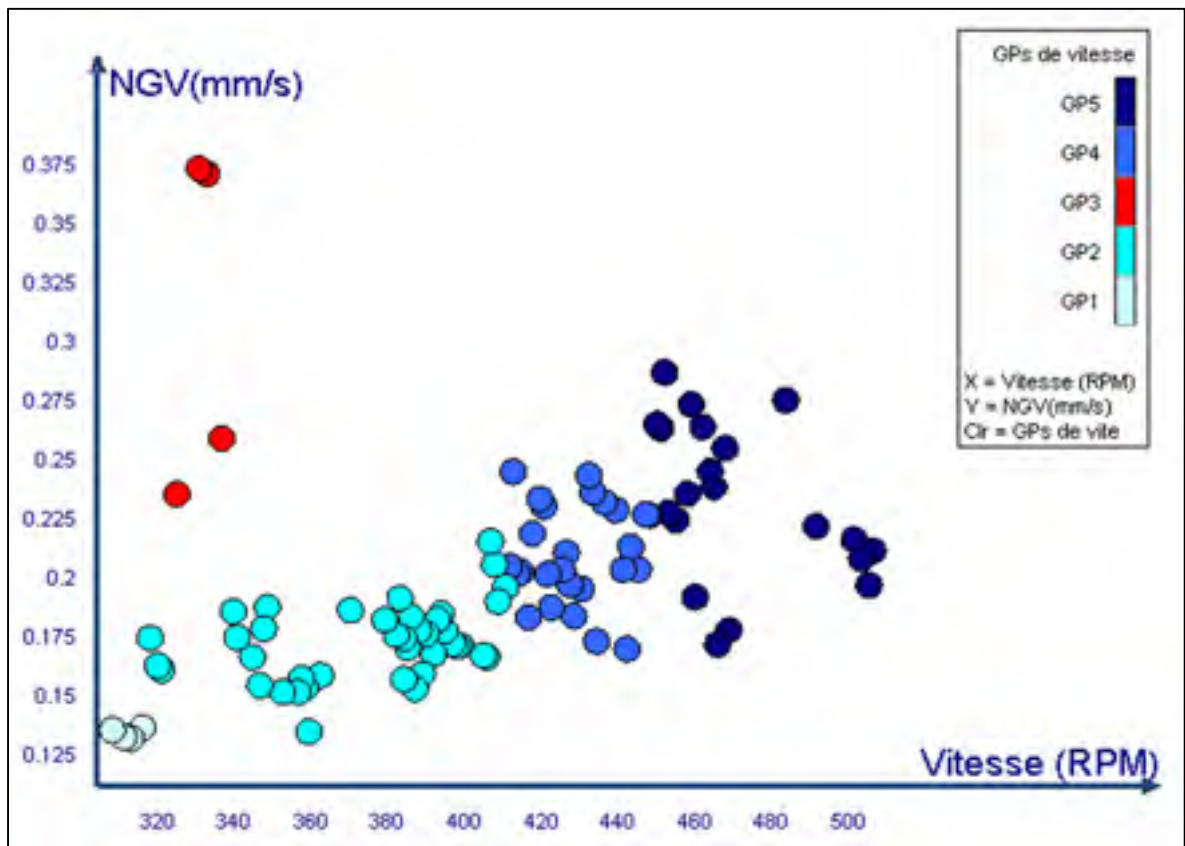


Figure 6.15 Évolution du NGV en fonction des classes de vitesse (régime à vide)

#### 6.4.2.3 Résultat de classification pour le régime chargé

De la même façon et en se basant cette fois sur les données du NGV correspondantes à un régime chargé, l'algorithme part de N=23 groupes (segments) initiaux en essayant d'unifier les groupes voisins ensemble. Après 3 itérations, l'algorithme converge vers 5 groupes voisins. Le graphe en moustaches suivant (figure 6.16) détaille le résultat :

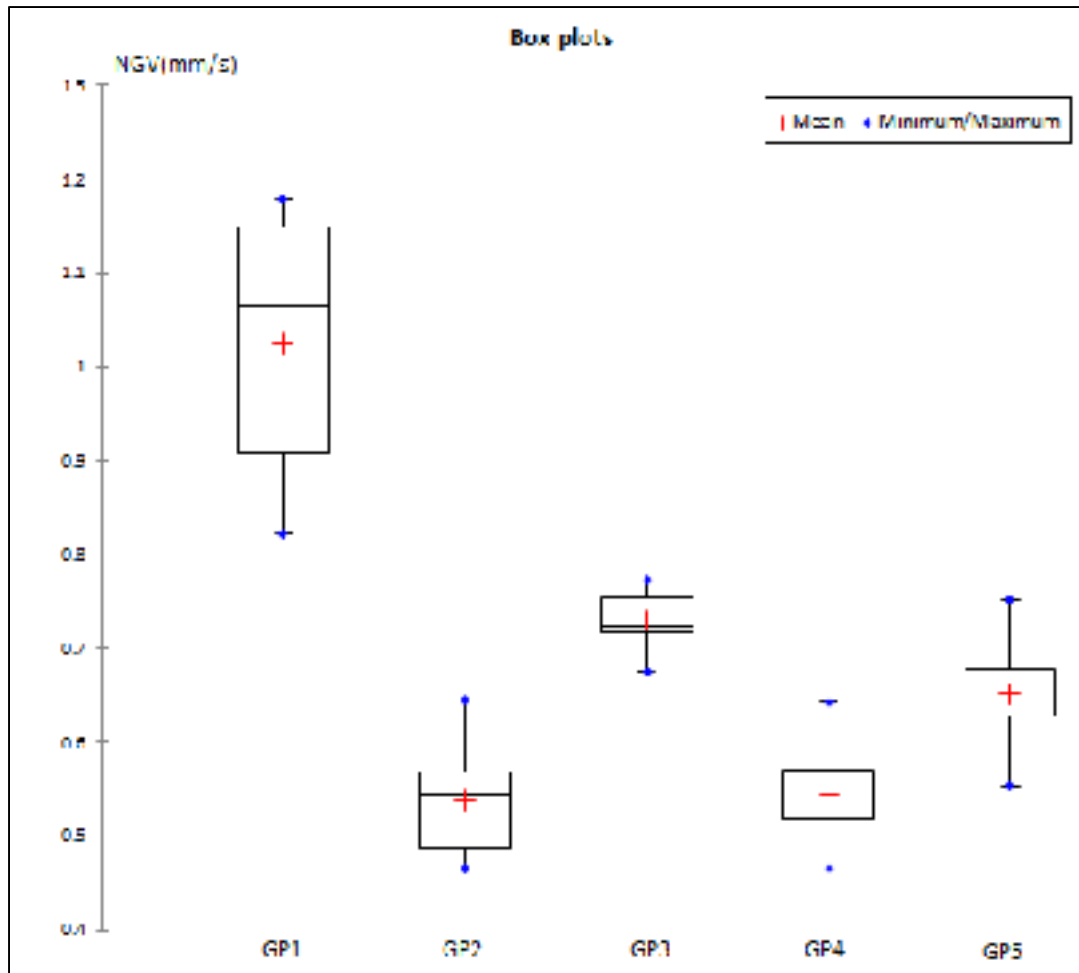


Figure 6.16 Classes initiales après unification des groupes voisins (régime chargé)

Après la convergence de l'algorithme d'unification de groupes voisins vers 5 classes, l'algorithme continue à explorer la possibilité d'unifier deux groupes non voisins. Après une seule autre itération, l'algorithme converge finalement vers 4 classes d'opération. Le résultat final est visible au niveau du graphe en moustaches (figure 6.17) et du tableau 6.2 de la statistique descriptive suivants :



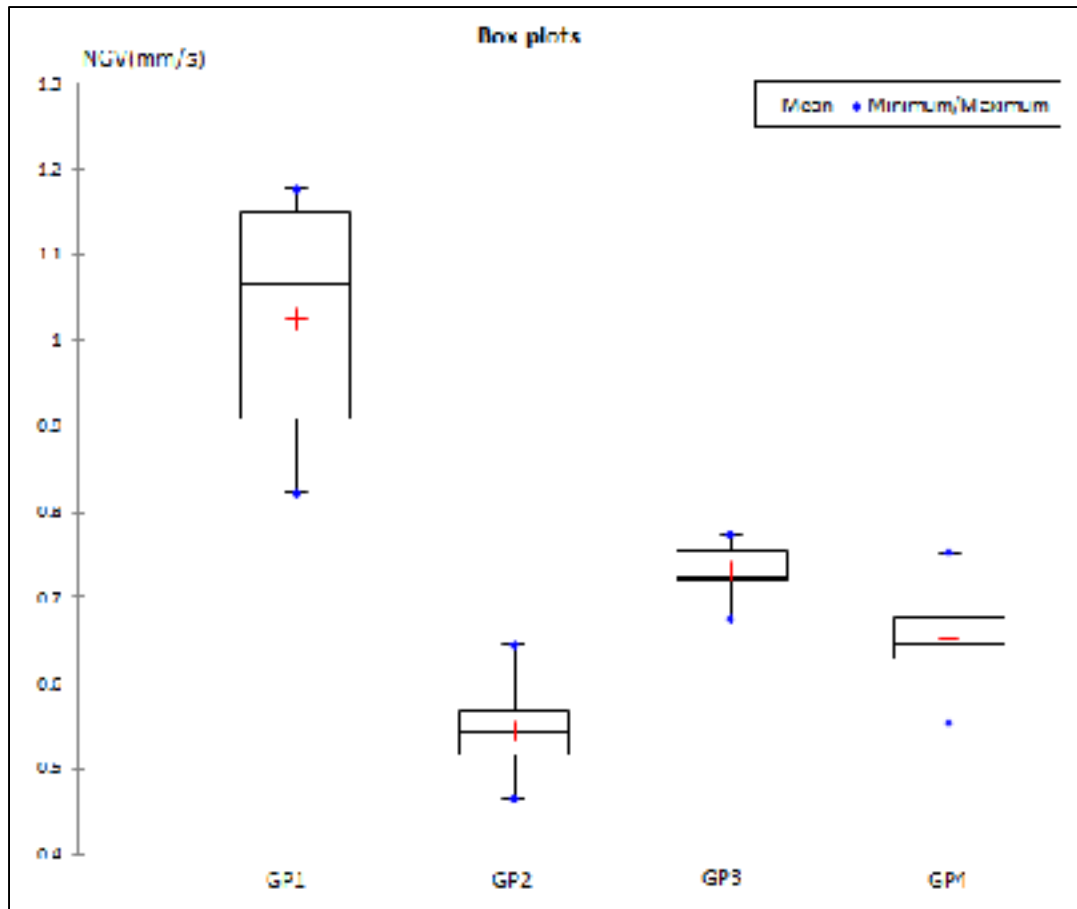


Figure 6.17 Résultat de classification pour le régime chargé

Tableau 6.2 Statistique descriptive de la classification pour le régime chargé

	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4
<b>Moyenne (mm/s)</b>	1.0257	0.5434	0.7313	0.6513
<b>Variance</b>	0.0221	0.0020	0.0010	0.0027

La figure 6.18 montre l'évolution du NGV en fonction des 4 classes de vitesse trouvées pour le régime chargé. Nous pouvons remarquer aisément l'amplification de la vibration dans la zone rouge (classe 1) comme pour le cas du régime à vide. Cela nous laisse penser encore plus à une zone d'opération proche d'une résonance.

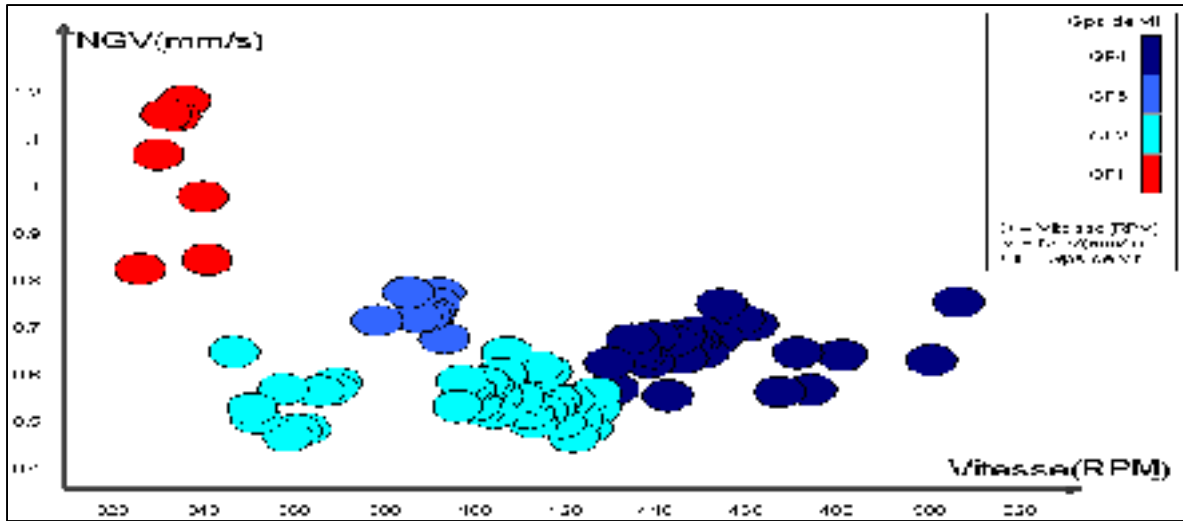


Figure 6.18 Évolution du NGV en fonction des classes de vitesse (régime chargé)

#### 6.4.2.4 Convergence de l'algorithme

La convergence globale de l'algorithme de segmentation et de classification de vitesse, à base du NGV, vers les différents groupes ou classes se résume dans la figure 6.19. Celle-ci résume les itérations qui ont permis d'obtenir la classification finale pour les deux principaux régimes de fonctionnement à savoir le régime à vide et le régime chargé.

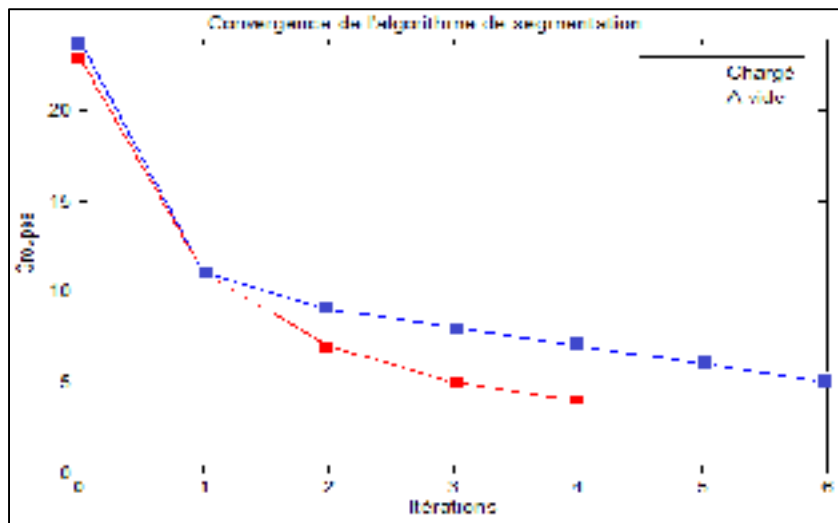


Figure 6.19 Convergence de l'algorithme de classification à base de tests d'hypothèses.

#### **6.4.2.5 Validation**

La figure 6.20 résume le résultat de la classification de la vitesse de rotation qui s'est basé principalement sur les mesures du NGV pour les différents régimes d'opération. Les classes des vitesses (classe 3 pour le régime à vide et classe 1 pour le régime chargé) correspondantes approximativement à l'intervalle de vitesse [325-339] RPM présentent un NGV assez élevé par rapport aux autres classes. Cela présume qu'il s'agit d'une plage de vitesse potentiellement proche d'une résonance, ce constat pourrait être confirmé par une analyse modale de la cage.

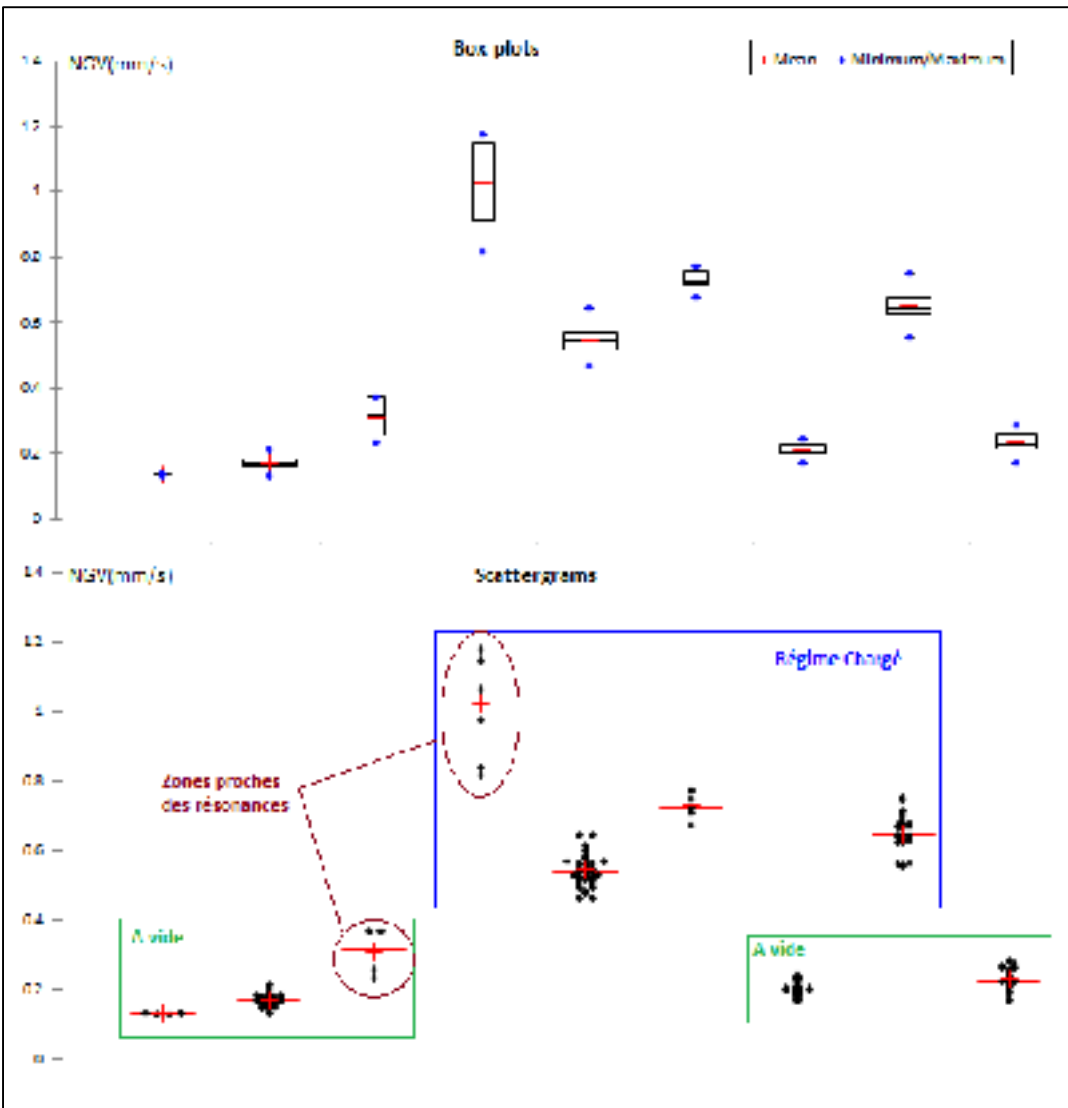


Figure 6.20 Résultat final de la classification à base de tests d'hypothèses

La dernière phase de l'algorithme consiste à valider la différence entre toutes les classes trouvées, par rapport à l'effet causé par la variation des conditions de fonctionnement, grâce à une combinaison entre une analyse des variances ANOVA à un facteur et un test de différence de Tukey. Les tableaux 6.3 et 6.4 suivants confirment statistiquement la différence entre les 5 classes trouvées pour le régime d'opération à vide. D'après le tableau 6.3 d'analyse de variance, il y a une probabilité supérieure à 99.99% pour que les 5 classes soient différentes. C'est un résultat hautement significatif pour un intervalle de confiance choisi  $\sigma=95\%$ . De la même manière, nous trouvons le résultat suivant pour les 4 classes de vitesse

relatives à un régime d'opération chargé. D'après le tableau 6.5 d'analyse de variance, il y a une probabilité supérieure à 99.99% pour que les 4 classes soient différentes. C'est un résultat hautement significatif pour un intervalle de confiance choisi  $\sigma = 95\%$ .

Tableau 6.3 Résultat de l'ANOVA à 1 facteur "régime à vide"

Source	Somme des carrés	Degré de liberté	Moyenne des carrés	F	Probabilité
Intra classes	0.1193	4	0.0298	46.571	<0.0001
Inter groupes	0.057	89	0.0006		
Total	0.1764	93			

Tableau 6.4 Résultat du test de comparaison de Tukey (HSD) "régime à vide"

Contraste	Différence	Normalisation	V. critique	Probabilité	Pertinence
GP3 vs GP1	0.175	9.790	2.784	< 0.0001	Oui
GP3 vs GP2	0.137	10.331	2.784	< 0.0001	Oui
GP3 vs GP4	0.102	7.450	2.784	< 0.0001	Oui
GP3 vs GP5	0.078	5.639	2.784	< 0.0001	Oui
GP5 vs GP1	0.098	7.097	2.784	< 0.0001	Oui
GP5 vs GP2	0.060	8.847	2.784	< 0.0001	Oui
GP5 vs GP4	0.024	3.239	2.784	0.014	Oui
GP4 vs GP1	0.074	5.405	2.784	< 0.0001	Oui
GP4 vs GP2	0.036	5.511	2.784	< 0.0001	Oui
GP2 vs GP1	0.038	2.855	2.784	0.042	Oui

Tableau 6.5 Résultat de l'ANOVA à 1 facteur "régime chargé"

Source	Somme des carrés	Degré de liberté	Moyenne des carrés	F	Probabilité
Intra classes	1.4661	3	0.4887	128.282	<0.0001
Inter classes	0.2819	74	0.0038		
Total	1.7481	77			

Tableau 6.6 Résultat du test de comparaison de Tukey (HSD) "régime chargé"

Contraste	Différence	Normalisation	V. critique	Probabilité	Pertinence
GP1 vs GP2	0.482	19.000	2.628	< 0.0001	Oui
GP1 vs GP4	0.374	14.186	2.628	< 0.0001	Oui
GP1 vs GP3	0.294	9.216	2.628	< 0.0001	Oui
GP3 vs GP2	0.188	7.828	2.628	< 0.0001	Oui
GP3 vs GP4	0.080	3.192	2.628	0.011	Oui
GP4 vs GP2	0.108	6.790	2.628	< 0.0001	Oui

### 6.4.3 Algorithme de classification à base de k-means clustering

#### 6.4.3.1 Initialisation de l'algorithme

Dans la section précédente, nous avons présenté et validé le résultat final de la classification de la vitesse en se basant sur des techniques de tests d'hypothèse (tests paramétriques et non paramétriques de comparaison de moyennes) et sur les mesures du NGV (indicateur choisi comme référence). Dans ce qui suit, nous allons présenter une autre alternative de classification à but comparatif par rapport au résultat précédent. Les observations de l'indicateur NGV seront prises en considération lors de la segmentation de vitesse comme pour le cas de l'algorithme de référence précédent. Nous rappelons ici qu'il s'agit d'un algorithme qui intègre la technique de classification des nuées dynamique (*K-means clustering*) pour prendre une décision. Nous avons choisi une segmentation initiale de 6 RPM et une classification en K=5 classes pour les données relatives au régime à vide. Ce choix s'explique évidemment par le but de comparer le résultat de classification par rapport au résultat donné par l'algorithme de référence précédent. Nous avons choisi les mesures à vide du NGV comme paramètre d'entrée pour l'algorithme. Comme il s'agit d'un algorithme de classification automatique, nous avons fixé le nombre de répétitions de l'exécution à 10 fois, avec à chaque fois un nouveau point de départ aléatoire.

#### 6.4.3.2 Résultat de classification pour le régime à vide

Dans ce qui suit, nous allons présenter les résultats relatifs à la classification basée sur la technique de *K-means clustering* et le NGV pour le régime à vide. Le tableaux 6.7 détaille la

décomposition de la variance pour une classification optimale. Dans le tableau 6.8, sont affichées les coordonnées des barycentres des classes pour les observations du NGV à vide. Dans le tableau 6.9 sont affichées les distances euclidiennes entre les barycentres des classes trouvées. Enfin, le tableau 6.10 donne une comparaison entre les moyennes du NGV trouvées pour chaque classe par les deux techniques de classification utilisées.

Tableau 6.7 Décomposition de la variance pour la classification optimale

	<b>Absolue</b>	<b>Pourcentage</b>
<b>Variance intra classes</b>	0.0001	3.72%
<b>Variance inter classes</b>	0.0020	96.28%
<b>Variance totale</b>	0.0021	100.00%

Tableau 6.8 Barycentres des classes

<b>Classes</b>	<b>NGV (mm/s)</b>	<b>Variance Intra classe</b>
<b>Classe 1</b>	0.1440	0.0001
<b>Classe 2</b>	0.1761	0.0001
<b>Classe 3</b>	0.3086	0.0001
<b>Classe 4</b>	0.2106	0.0000
<b>Classe 5</b>	0.2559	0.0003

Tableau 6.9 Distances entre les barycentres des classes

<b>Classes</b>	<b>Classe 1</b>	<b>Classe 2</b>	<b>Classe 3</b>	<b>Classe 4</b>	<b>Classe 5</b>
<b>Classe 1</b>	0.0000	0.0321	0.1646	0.0666	0.1119
<b>Classe 2</b>	0.0321	0.0000	0.1324	0.0344	0.0798
<b>Classe 3</b>	0.1646	0.1324	0.0000	0.0980	0.0527
<b>Classe 4</b>	0.0666	0.0344	0.0980	0.0000	0.0453
<b>Classe 5</b>	0.1119	0.0798	0.0527	0.0453	0.0000

Tableau 6.10 Comparaison de la moyenne du NGV dans chaque classe

<b>Classes</b>	<b>NGV (K-means clustering)</b>	<b>NGV (Tests d'hypothèses)</b>
<b>Classe 1</b>	0.1435	0.1323
<b>Classe 2</b>	0.1756	0.1713
<b>Classe 3</b>	0.3085	0.3085
<b>Classe 4</b>	0.2091	0.2070
<b>Classe 5</b>	0.2492	0.2309

Afin de comparer ce résultat de classification, basé sur la technique des nuées dynamique (*K-means clustering*), à celui généré par l'algorithme précédent basé sur la technique de tests d'hypothèse (tests de comparaison de moyennes), nous présentons la figure suivante (figure 6.21), pour les données relatives à un régime à vide, qui montre l'évolution de la moyenne du NGV en fonction de chaque classe de vitesse :

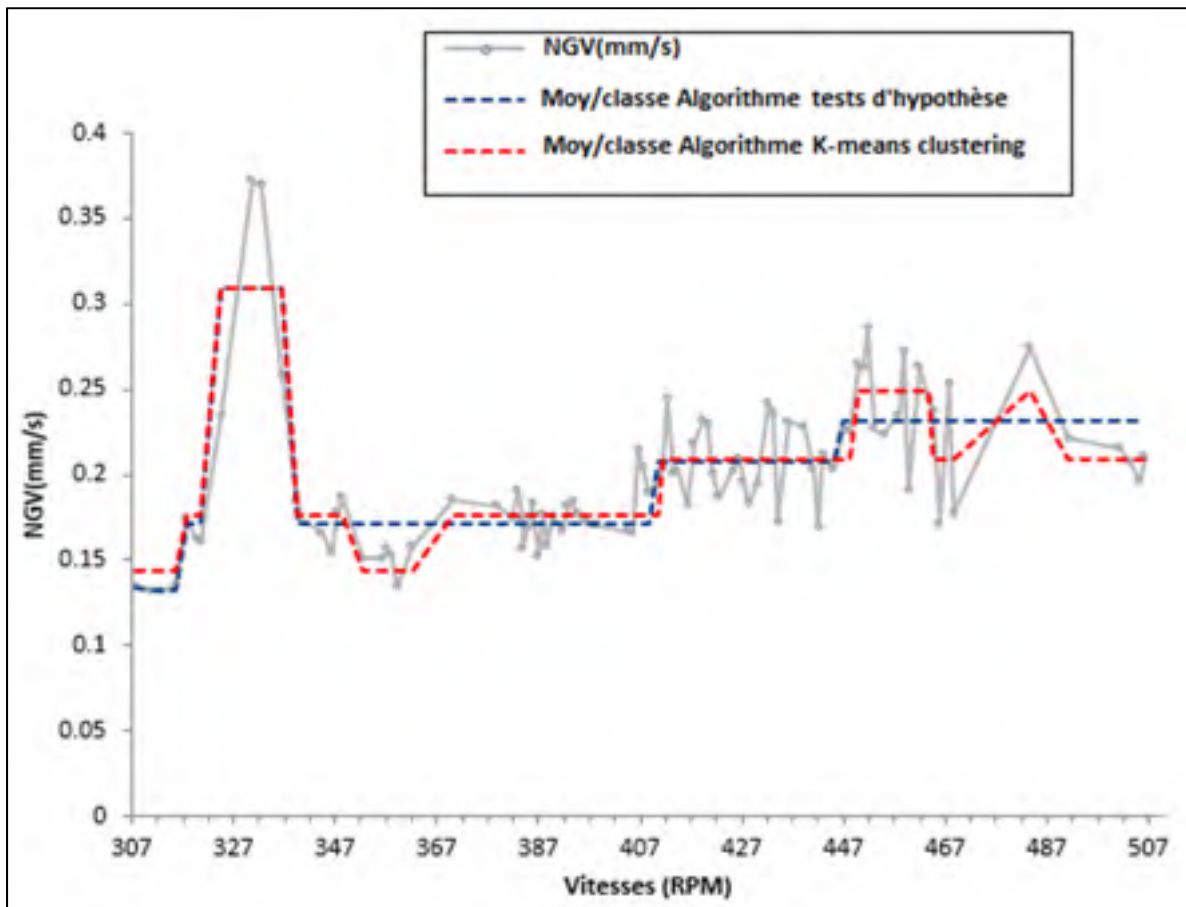


Figure 6.21 Comparaison de l'évolution de la moyenne du NGV/classe

Il est évident que le résultat de la classification, donné par notre algorithme basé sur les tests de comparaison de moyennes, est relativement meilleur que celui donné par notre algorithme basé sur la technique de *K-means-clustering*, car s'adapte mieux aux données grâce à la variété des techniques statistiques combinées dans son algorithme. De plus, l'algorithme basé sur la technique de *K-means-clustering* nécessite en entrée le nombre de classes voulues qui n'est pas toujours optimal. En revanche, notre algorithme basé sur les tests d'hypothèses



génère ce nombre automatiquement par rapport aux données traitées, ce qui rend la classification plus adaptative.

### 6.4.3.3 Discussion

L'objectif principal d'une méthode de classification est le regroupement des données généralement de type quantitatif selon une stratégie bien définie. Toute technique ou stratégie possède sans doute des points forts et des limitations. La logique impose donc un choix judicieux selon le besoin et le type d'application. Notre algorithme principal de segmentation et de classification de vitesse basé sur les tests d'hypothèse est très puissant car il intègre plusieurs techniques qui s'adaptent bien à la nature des données (distribution statistique) et qui permettent d'élargir son champ d'application. De plus, son autre avantage est que le nombre final des classes sera généré automatiquement après convergence et sera optimisé en fonction de la configuration initiale (segmentation initiale). Le choix de l'indicateur de référence (NGV dans notre cas) est aussi très important car il influe considérablement sur le résultat de classification. En effet, nous avons montré que, dans le cas considéré, l'indicateur de la valeur efficace de vitesse (NGV) a su détecter une zone d'opération potentiellement proche d'une résonance, ce qui a causé la génération d'une classe à part pour suivre cette zone. Ceci est principalement dû au fait que la gamme de fréquence considérée pour les mesures en vitesse comprend la résonance.

D'autre part, rappelons que la technique de classification de *K-means clustering* est une technique robuste et capable de partitionner un volume important de données. Son inconvénient majeur est que le nombre de classes devrait être fourni en entrée. Dans cette logique d'optimisation, notre algorithme de classification basé sur cette technique est considéré comme complémentaire au précédent car prend comme entrée, le nombre de classes généré par notre algorithme de référence. De plus, l'algorithme peut gérer, en entrée, plusieurs indicateurs qui peuvent selon le cas soit optimiser la classification en prenant en compte des données supplémentaires lors de la classification, soit en revanche biaiser le résultat.

Pour conclure, les résultats donnés par les deux algorithmes devraient être utilisés en complément et le paramétrage des algorithmes dépendra évidemment de l'expertise de l'utilisateur et surtout de la cinématique de la machine suivie. D'autre part, les mesures que nous avons collectées durant la période du test du prototype ne couvraient pas toute la plage de vitesse spécifique à l'opération du laminoir et qui s'est limitée à [300-500] RPM au lieu de [300-1500] RPM, vu la stratégie de production établit par l'usine durant la période de la collecte des données.

#### 6.4.4 Résultats de l'algorithme d'établissement des seuils d'alarmes

Nous rappelons ici qu'il s'agit d'un algorithme complémentaire à l'algorithme de segmentation de vitesse. En décomposant la plage de vitesse de rotation en plusieurs classes supposées statistiquement stationnaires, chaque classe correspond ainsi à un intervalle dans lequel le comportement vibratoire est supposé linéaire. En effet, pour chaque classe, la cage a un comportement vibratoire particulier et sera suivi en temps réel par la comparaison de la valeur du NGV à des seuils d'alarmes spécifiques à cette classe.

En se basant sur les équations données par (Thomas, 2012), l'algorithme a généré automatiquement une référence et trois seuils d'alarmes (Pré-alarme, alarme et danger) pour chaque classe d'opération  $G_i, 0 \leq i \leq M$  (où  $M$  représente le nombre final des classes trouvées sans compter les deux classes où nous avons constaté des résonances). En effet, pour les deux classes 3 et 1 correspondantes respectivement aux régimes à vide et chargé, nous avons préféré paramétrer notre outil de génération d'alarmes pour attribuer à ces deux classes particulières les mêmes seuils d'alarmes que les classes directement adjacentes pour pouvoir surveiller d'une manière efficace ces zones de résonance. Le tableau 6.11 détaille le résultat obtenu pour le suivi du NGV en régime variable, les deux figures suivantes (figure 6.22 et figure 6.23) montrent l'évolution du NGV et les seuils d'alarmes attribués par notre algorithme aux deux régimes d'opération (à vide et chargé).

Tableau 6.11 Seuils d'alarmes relatifs au NGV

NGV	Référence (mm/s)	Pré Alarme (mm/s)	Alarme (mm/s)	Danger (mm/s)
A vide				
Classe 1	0.1323	0.3307	0.5292	1.323
Classe 2	0.1713	0.4282	0.6852	1.713
Classe 3*	0.1713	0.4282	0.6852	1.713
Classe 4	0.207	0.5175	0.828	2.07
Classe 5	0.2309	0.5772	0.9236	2.309
Chargé				
Classe 1*	0.5434	1.3585	2.1736	5.434
Classe 2	0.5434	1.3585	2.1736	5.434
Classe 3	0.7313	1.8282	2.9252	7.313
Classe 4	0.6513	1.6282	2.6052	6.513

(\*Zones de résonance)

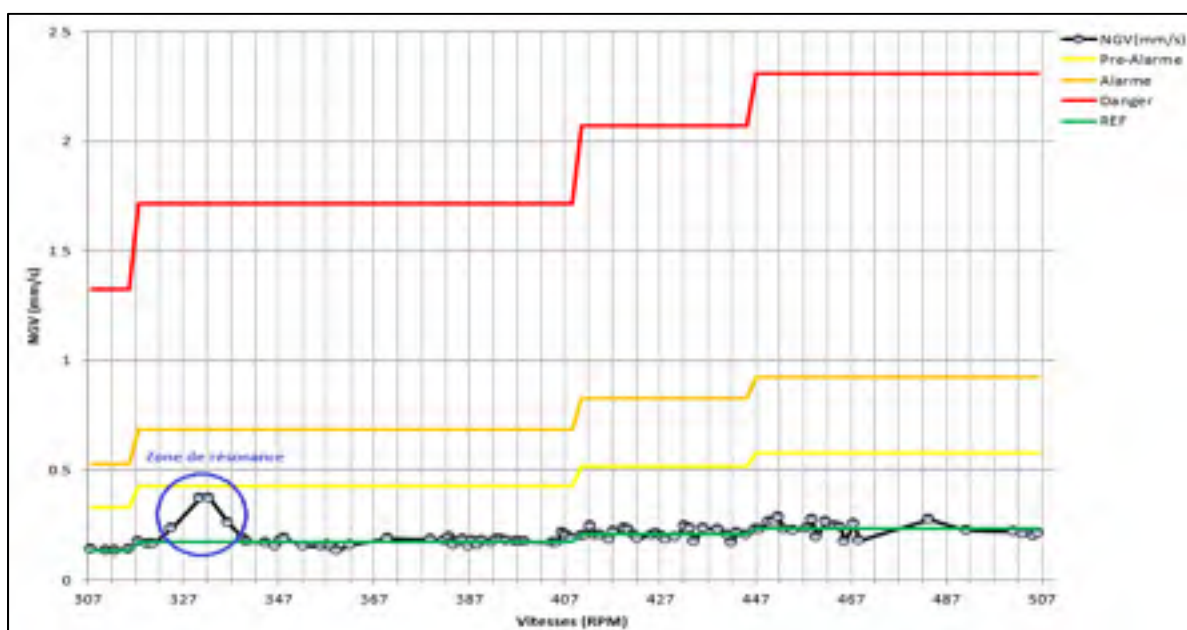


Figure 6.22 Seuils d'alarmes pour le suivi du NGV durant le régime à vide

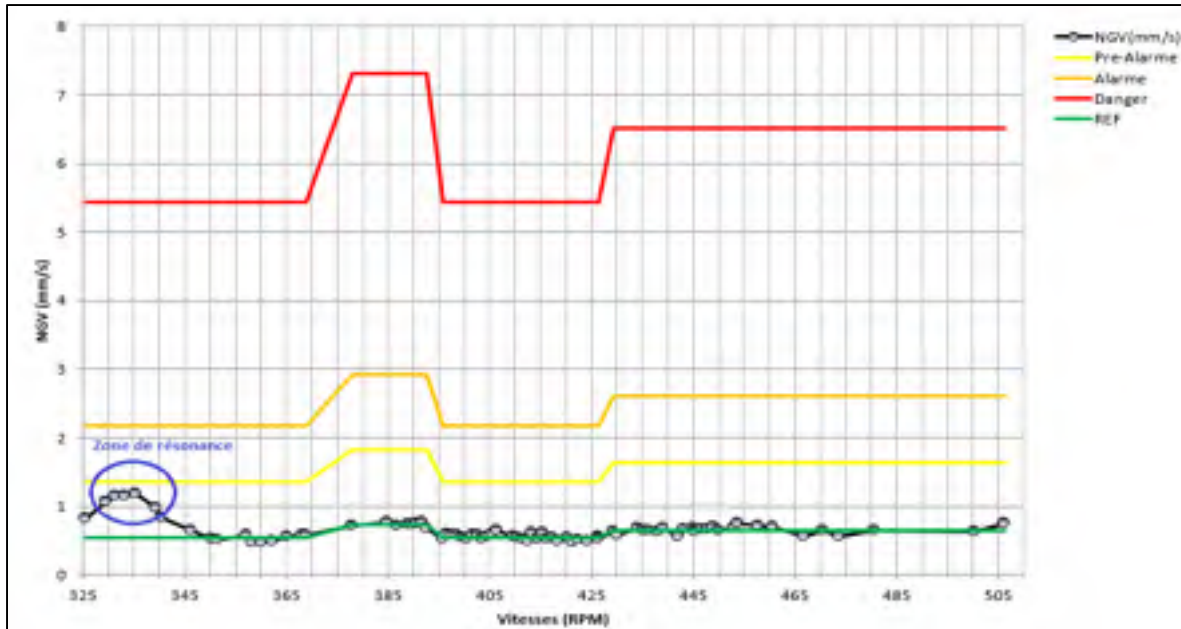


Figure 6.23 Seuils d'alarmes pour le suivi du NGV durant le régime chargé

## 6.5 Conclusion

Pour conclure, un prototype du système de surveillance permanente pour machine opérant en régime variable a été conçu et réalisé. Ce dernier a servi à la collecte d'une base de données considérable pour notre recherche. Une section a été consacrée à la validation des données collectées et a permis de confirmer la nature transitoire de la cage suivie. Une autre réalisation de taille a été effectuée, à savoir la validation expérimentale du développement réalisé : le prototype a su s'adapter aux conditions de fonctionnements des laminoirs à barres opérant à vitesses et charges variables. En effet, nous avons pu relier les vibrations mesurées aux conditions de fonctionnements des laminoirs et ainsi compenser les effets causés par la charge sur les vibrations par un algorithme d'enregistrement adaptatif, en traitant chaque état séparément comme s'il s'agissait d'un état stationnaire. De plus, nous avons pu contourner l'effet de la variation de la vitesse sur les vibrations par des algorithmes de segmentation et de classification appropriés. Le suivi de l'état de dégradation des laminoirs de nature fortement transitoire est devenu possible grâce à notre outil de génération d'alarmes, chaque état d'opération est surveillé séparément grâce à des seuils spécifiques à celui-ci.

## CHAPITRE 7

### SYNTHÈSE ET CONTRIBUTION

#### 7.1 **Surveillance vibratoire permanente des machines opérant en régime variable**

La maintenance de l'outil de production en vue d'empêcher les coûts des arrêts non planifiés est une nécessité pour toute usine. En effet, face aux fortes cadences de production, une panne non prévue sur un équipement critique peut paralyser une partie considérable d'une usine causant des pertes financières énormes pour cette dernière. Dans cette logique, le choix judicieux d'une politique de maintenance adaptée à l'outil de production devient une nécessité.

La maintenance conditionnelle par la collecte et l'analyse des vibrations -parmi d'autres techniques comme l'analyse d'huile, la thermographie et l'émission acoustique- est la technique la plus prédominante dans la littérature et dans la pratique et devrait fournir à un maintenancier, une estimation fiable de l'état d'un équipement. Cependant, la diversité des machines, la complexité de leurs technologies et surtout la variation dans le temps des conditions opératoires rend cette tâche de maintenance très délicate voir critique. Ce constat devient particulièrement plus pertinent dans le cadre de la surveillance des laminoirs à barres opérant à vitesses et charges variables. En effet, la variation de la vitesse en fonction du produit usiné (dimension des barres) provoque des changements considérables au niveau du spectre de la vibration et par conséquent masque les signatures d'un éventuel défaut. De plus, un état transitoire (engagement/dégagement d'une barre de fer) peut engendrer une amplification considérable de la vibration. Cet effet pourrait faire des ravages sur un système de surveillance vibratoire, si ce dernier n'a pas été conçu pour tenir compte de ces changements. Vient s'ajouter à ces contraintes, l'inefficacité des normes quant au niveau de vibration admissible et de critères de sévérités pour le suivi vibratoire de ce type de machines opérant en régime variable.

Les laminoirs à barres opérant à vitesses et charges variables sont des équipements à criticité élevée nécessitant ainsi une surveillance vibratoire permanente (24h/7j) qui procure sans doute une meilleure fiabilité et une réduction du coût de collecte et d'exploitation par rapport à une surveillance périodique. L'automatisation de la surveillance vibratoire pour le suivi de l'évolution de l'état de dégradation de ce type d'installation critique devient donc nécessaire pour éliminer tout risque de non-détection de l'apparition d'une anomalie grave entre deux collectes ainsi que pour permettre la détection des défauts à un stade précoce. Pour répondre d'une part à cette nécessité d'automatiser la surveillance et d'autre part aux contraintes causées par la variation des paramètres d'opération, un système de surveillance permanente a été conçu et développé pour contourner cette problématique et mieux appréhender les phénomènes affectant les laminoirs à barres. Le système a permis globalement de relier en temps réel les vibrations délivrées par les accéléromètres aux états d'opération des laminoirs. Le suivi a été ainsi établi en prenant en compte les paramètres de fonctionnement. De plus, le système proposé est considéré comme innovant car vient contourner plusieurs limitations des systèmes existants dans le marché et surtout conçu spécialement pour le suivi des machines non stationnaires grâce à son outil intégré de génération d'alarmes adaptatives. Le système a été déployé et testé avec succès chez l'usine *ArcelorMittal de Longueuil*.

Le choix de la plateforme matérielle robuste et certifiée *ComapactRIO* ainsi que les plateformes de développement (*LabVIEW Windows*, *LabVIEW Real Time*, *LabVIEW FPGA*) de la compagnie *National instrument (NI)* a été justifié comme le choix idéal pour notre travail. Les algorithmes proposés ont été optimisés par rapport au temps de calcul en intégrant les techniques de traitement de signal les moins gourmandes en ressources processeurs. Tous ces choix ont respecté les critères fixés dans notre cahier des charges.

La figure 7.1 résume la méthodologie complète adoptée lors de la conception logicielle et matérielle du système de surveillance permanente destiné à suivre les laminoirs à barres de l'usine *ArcelorMittal de Longueuil*. Un algorithme d'enregistrement adaptatif a permis de séparer en temps réel les états d'opérations (à vide, chargé, transitoire) et de traiter les données vibratoires séparément. Un algorithme de segmentation et de classification à base de

tests d'hypothèses a permis de partitionner la plage de vitesse en plusieurs classes stationnaires. Pour chaque classe, le laminoir est supposé avoir un comportement vibratoire particulier et a été suivi en temps réel par la comparaison du niveau global vitesse (NGV) à des seuils d'alarmes spécifiques à cette classe. Un algorithme de génération automatique d'alarmes a pu générer et associer des critères de sévérité à chaque classe d'opération.

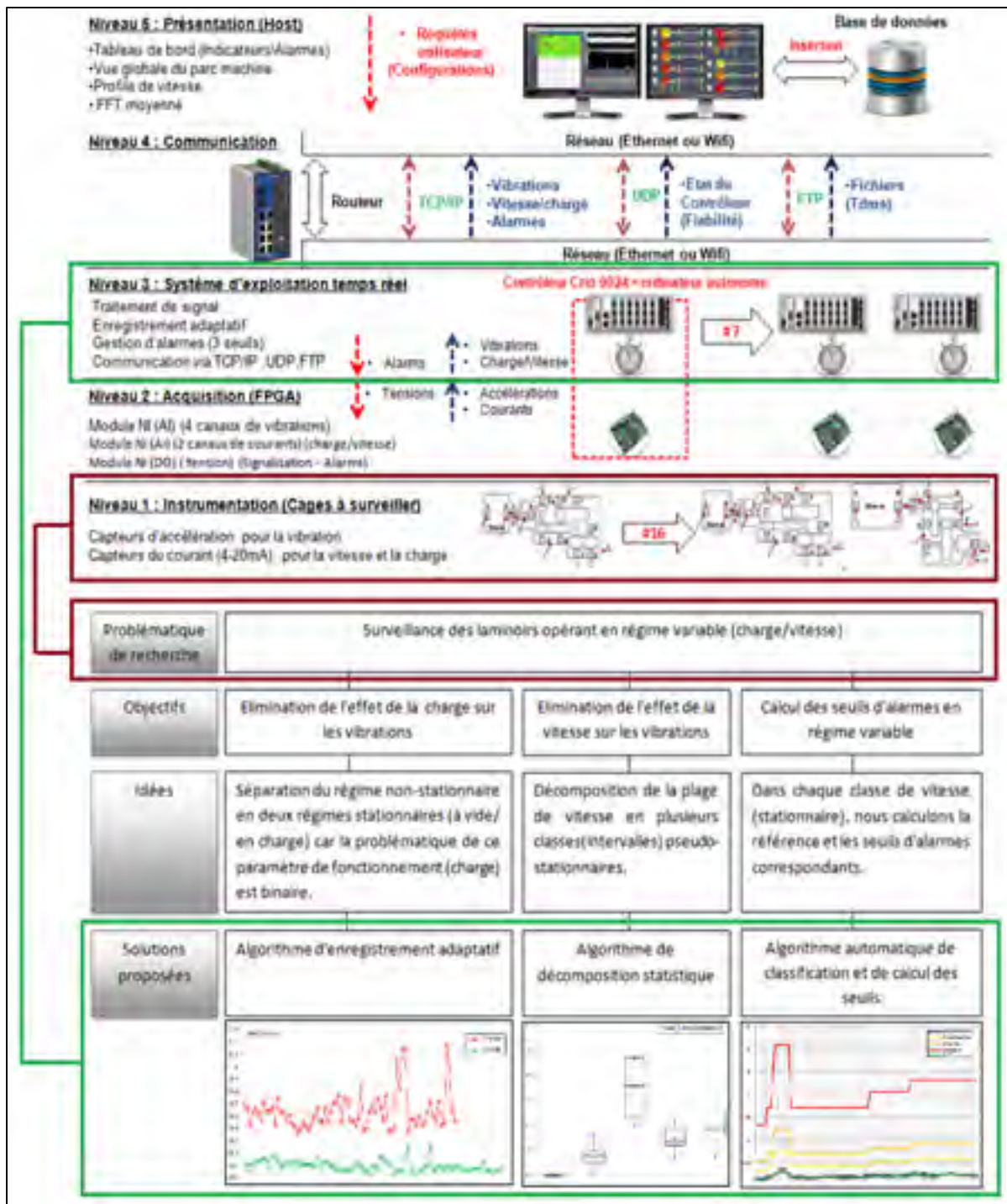


Figure 7.1 Architecture logicielle et matérielle du système de surveillance



## 7.2 Analyse coût/canal du projet

Rappelons que le projet nécessite 154 canaux de vibration, nous avons le choix entre la carte NI 9234 (4 canaux et  $f_{e_{max}}$  de 51.2 KHz) ou bien la carte NI 9230 (3 voies et  $f_{e_{max}}$  de 12.8 KHz). Il est évident que le choix entre les deux cartes dépendra de la fréquence maximale d'analyse voulue. Dans le cas où la cinématique de l'installation permet que cette dernière soit inférieure à 6 KHz, il est judicieux de choisir la solution B car beaucoup plus rentable. Les deux tableaux suivants détaillent le coût/canal du projet pour les deux solutions :

Tableau 7.1 Coût/canal du projet "solution A"

Solution A	Prix/unité CAD	Nb	Prix CAD	Rabais potentiel	Prix final CAD
Contrôleur Crio NI 9024	6,360.00	7	44,520.00	24%	33,835.20
Alimentation	325.00	7	2,275.00	24%	1,729.00
Outil de montage	95.00	7	665.00	24%	505.40
Armoire électrique	1,314.74	7	9,203.18	30%	6,442.23
Carte Vibration NI 9234	2,660.00	39	103,740.00	30%	72,618.00
Carte Courant NI 9203	835.00	7	5,845.00	10%	5,260.50
Carte DO NI 9472	145.00	7	1,015.00	10%	913.50
Accéléromètre AC104-1D	200.00	154	30,800.00	15%	26,180.00
Câbles	80.00	154	12,320.00	15%	10,472.00
<b>Coût/ canal</b>					<b>1025.68</b>

Tableau 7.2 Coût/canal du projet "solution B"

Solution B	Prix/unité CAD	Nb	Prix CAD	Rabais potentiel	Prix final CAD
Contrôleur Crio NI 9024	6,360.00	9	57,240.00	24%	43,502.40
Alimentation	325.00	9	2,925.00	24%	2,223.00
Outil de montage	95.00	9	855.00	24%	649.80
Armoire électrique	1,314.74	9	11,832.66	30%	8,282.86
Carte Vibration NI 9230	865.00	52	44,980.00	30%	31,486.00
Carte Courant NI 9203	835.00	9	7,515.00	10%	6,763.50
Carte DO NI 9472	145.00	9	1,305.00	10%	1,174.50
Accéléromètre AC104-1D	200.00	154	30,800.00	15%	26,180.00
Câbles	80.00	154	12,320.00	15%	10,472.00
<b>Coût/ canal</b>					<b>848.92</b>

### 7.3 Contribution

Vu l'architecture globale du système de surveillance permanente proposé, il est évident que chaque niveau (sauf le niveau 1 d'instrumentation) nécessite une conception et un développement algorithmique particulier. Notre contribution dans ce projet de maîtrise est pertinente et elle est détaillée dans le graphe ci-dessous :

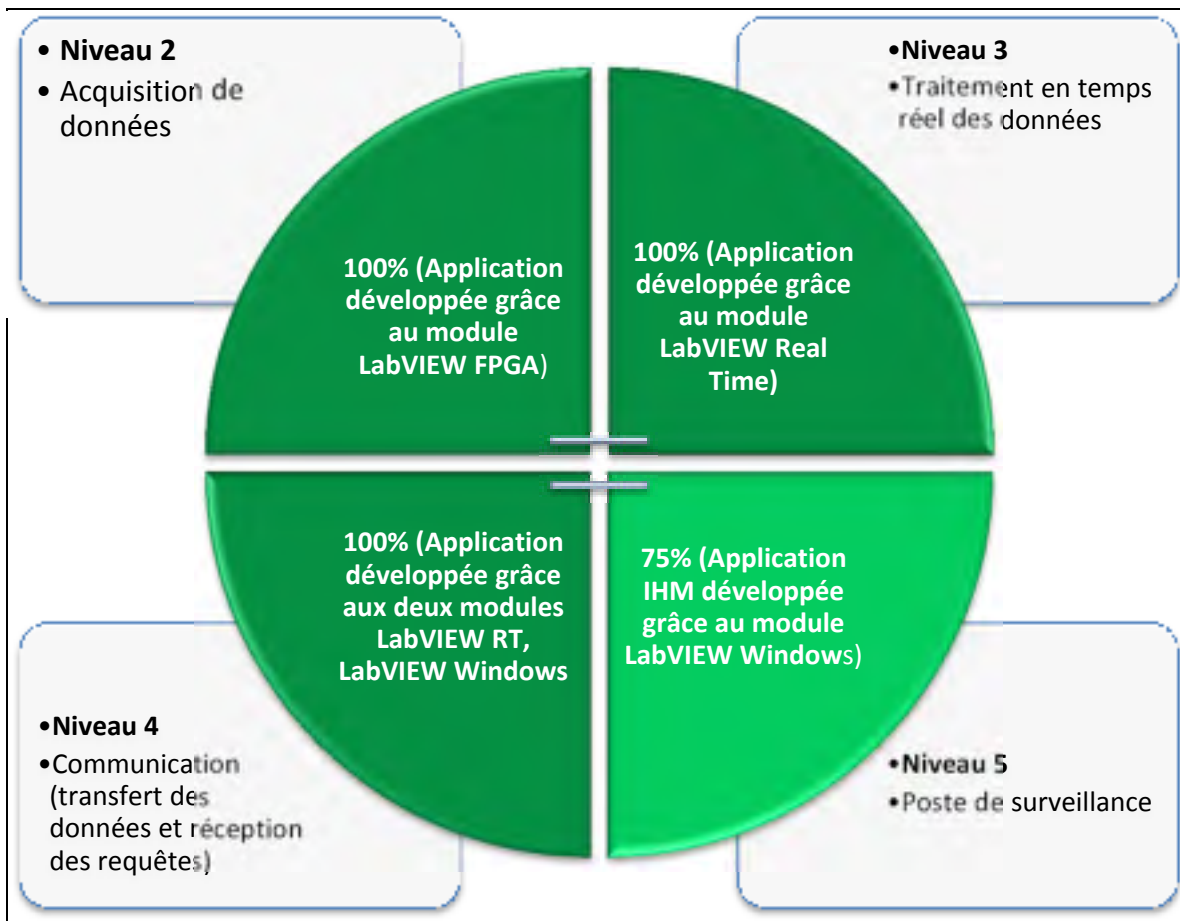


Figure 7.2 Pourcentages de contribution dans le projet.

Nous avons attribué un pourcentage de 25% de l'application IHM à la tâche relative au post-traitement des fichiers Tdms reçus via FTP de la part des contrôleurs connectés et à l'insertion des données pertinentes dans la base de données locale de l'usine. Cette tâche a été réalisée par un maître ingénieur de *Betavib* expert en base de données.

## CONCLUSION

Ce mémoire de recherche présente une conception et la réalisation d'un prototype de système de surveillance permanente ainsi que des développements portant sur l'étude et la surveillance des laminoirs à barres opérant en régime variable de charge et de vitesse.

Au terme de ce travail, les conclusions ci-dessous peuvent être listées concernant les points suivants :

- Conditions d'opérations : il faut noter qu'il y a une forte relation entre les conditions d'opérations (charge et vitesse) et la réponse vibratoire donnée par les accéléromètres. Le comportement vibratoire des laminoirs est ainsi de nature non linéaire et les techniques de surveillance vibratoire classiques sont dans ce cas mal adaptées pour identifier les signatures de défauts. Cette contrainte a été contournée par l'utilisation de capteurs appropriés et d'un algorithme d'enregistrement adaptatif pour relier en temps réel les vibrations délivrées par les accéléromètres aux états d'opérations des laminoirs, la détection avec précision des instants de début et de fin des phases transitoires ont été confirmés. Le suivi a été ainsi établi en prenant en compte les paramètres de fonctionnement.
- Établissement des seuils d'alarmes : Devant le manque de normes quant aux niveaux de vibration admissible et de critères de sévérité pour le suivi vibratoire des machines opérant en régime variable, la réduction de la complexité du système de non stationnaire à pseudo-stationnaire s'avère particulièrement utile. En effet, un algorithme de segmentation et de classification automatique à base de tests d'hypothèses a permis de partitionner l'ensemble d'états en plusieurs sous-ensemble ou classes pseudo-permanentes. Chaque classe a un comportement vibratoire particulier et a été suivie en temps réel par la comparaison de la valeur du NGV à des seuils d'alarmes spécifiques à cette classe.
- Architecture du système de surveillance permanente : un prototype de système de surveillance permanente a été développé, testé et validé. Ce dernier a été conçu sur la base d'une architecture fiable et innovante qui vient comme réponse à plusieurs

limitations des systèmes de surveillance actuelles. En effet, c'est le seul prototype capable de transmettre en continu des signaux temporel long jusqu'à un poste de surveillance et de s'adapter à la nature transitoire des machines surveillées en gérant des seuils d'alarmes en fonction des conditions d'opérations. Le prototype réalisé est autonome par rapport à la prise de décision qui est de l'ordre de millisecondes (ms). De plus, il est modulaire grâce à une architecture ouverte qui permet de mesurer différentes grandeurs physiques à part la vibration à savoir la température, le débit, la pression, voltage, courant, etc. Ce critère nous offrira sans doute plusieurs possibilités de recherche et d'innovation par rapport aux systèmes existants.

## PERSPECTIVES DE DÉVELOPPEMENT

Dans le but d'améliorer le système de surveillance permanente actuel, nous rappelons que ce dernier est destiné au suivi de machines opérant en régime variable et qu'il est très intéressant d'exploiter les points forts des techniques temps-fréquence comme le STFT et la DWV comme moyens efficaces de diagnostic en temps réel des signaux de nature non-stationnaire. Malheureusement comme nous l'avons déjà mentionné, l'inconvénient majeur de ces techniques est qu'elles sont très gourmandes en temps de calcul et qu'il est impossible de les intégrer dans l'unité de traitement actuelle. Un rehaussement de l'unité de traitement Crio NI9024 (800MHz) vers un Crio NI9068 (1.3GHz) donc s'impose. D'autre part, le caractère modulaire de notre plateforme matérielle nous donne la possibilité de combiner l'analyse vibratoire avec d'autres techniques à savoir l'émission acoustique, les ultrasons et la thermographie. Il sera ainsi possible d'étudier la fiabilité de ces techniques dans le cadre d'une étude comparative. De plus, utiliser un top tour de 1000 impulsions/s au niveau de la chaîne d'acquisition sera un bon atout pour exploiter la technique de ré-échantillonnage angulaire afin de suivre des machines opérant à vitesse variable. Afin de réduire la complexité du système de fortement transitoire à pseudo permanent, les techniques de segmentation et de classification utilisées dans ce travail basées principalement sur les tests de comparaison de moyennes et le 'K-means clustering' peuvent être combinées à d'autres techniques d'intelligence artificielle dans le cadre d'une étude comparative. En effet, d'après (B.Badri, 2014), la logique floue semble être une technique bien adaptée pour classifier les états de fonctionnement d'un système complexe.

Actuellement, l'architecture globale du système de surveillance suit une relation (N : 1) ; N contrôleurs (Crio) communiquent seulement avec un seul poste de surveillance donc avec un seul client. L'extension de cette architecture vers une relation de communication de type (N : N) sera de grande valeur. Cette nouvelle architecture sera ouverte à internet via un service web et ne se limitera donc pas à l'exploitation en usine. De cette manière, les requêtes des opérateurs seront gérées à partir d'un navigateur web via des codes d'accès en utilisant des ordinateurs portables et même des téléphones intelligents connectés à internet.



## ANNEXE I

### NORME ISO 10816-3-G1

Niveaux vibratoires admissibles Norme ISO 10816-3						
Machines industrielles – Puissance supérieure à 15 kW Vitesse nominale entre 120 trs/min et 15000 trs/min Mesures in situ.						
Groupe 1						
Machines de grande dimension – Puissance > 300 kW Hauteur d'axe > 315 mm						
Amplitude Vibratoire (valeur efficace) Bande passante: 10 – 1000 Hz si > 600 trs/mn 2 – 1000 Hz si < 600 trs/mn	Support rigide			Support souple		
	µm	mm/s	Zone	µm	mm/s	Zone
			D	140	11.0	D
	90	7.1	C	90	7.1	C
	57	4.5	B	45	3.5	B
	29	2.3	A			A

Figure A-I-1 Norme ISO 10816-3, tirée de (VibraConseil, 2016)





## ANNEXE II

### THÉORIE DES CENTRES MOBILES

La figure suivante illustre les étapes de l'algorithme des centres mobiles sur lequel se base la technique de *K-means clustering* :

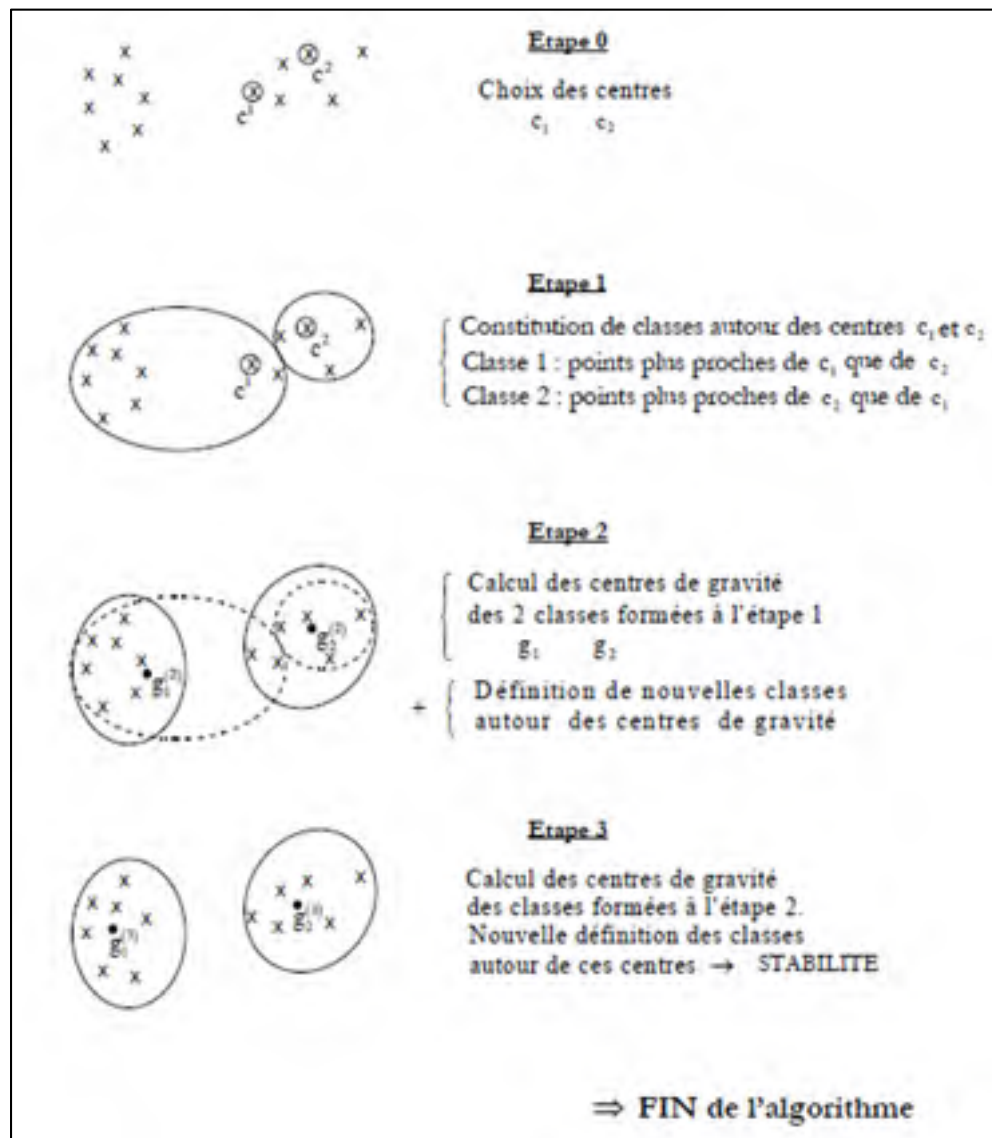


Figure A-II-1 Théorie des centres mobiles, tirée de (Zagury, 2015)



### ANNEXE III

#### ALGORITHME D'ENREGISTREMENT ADAPTATIF

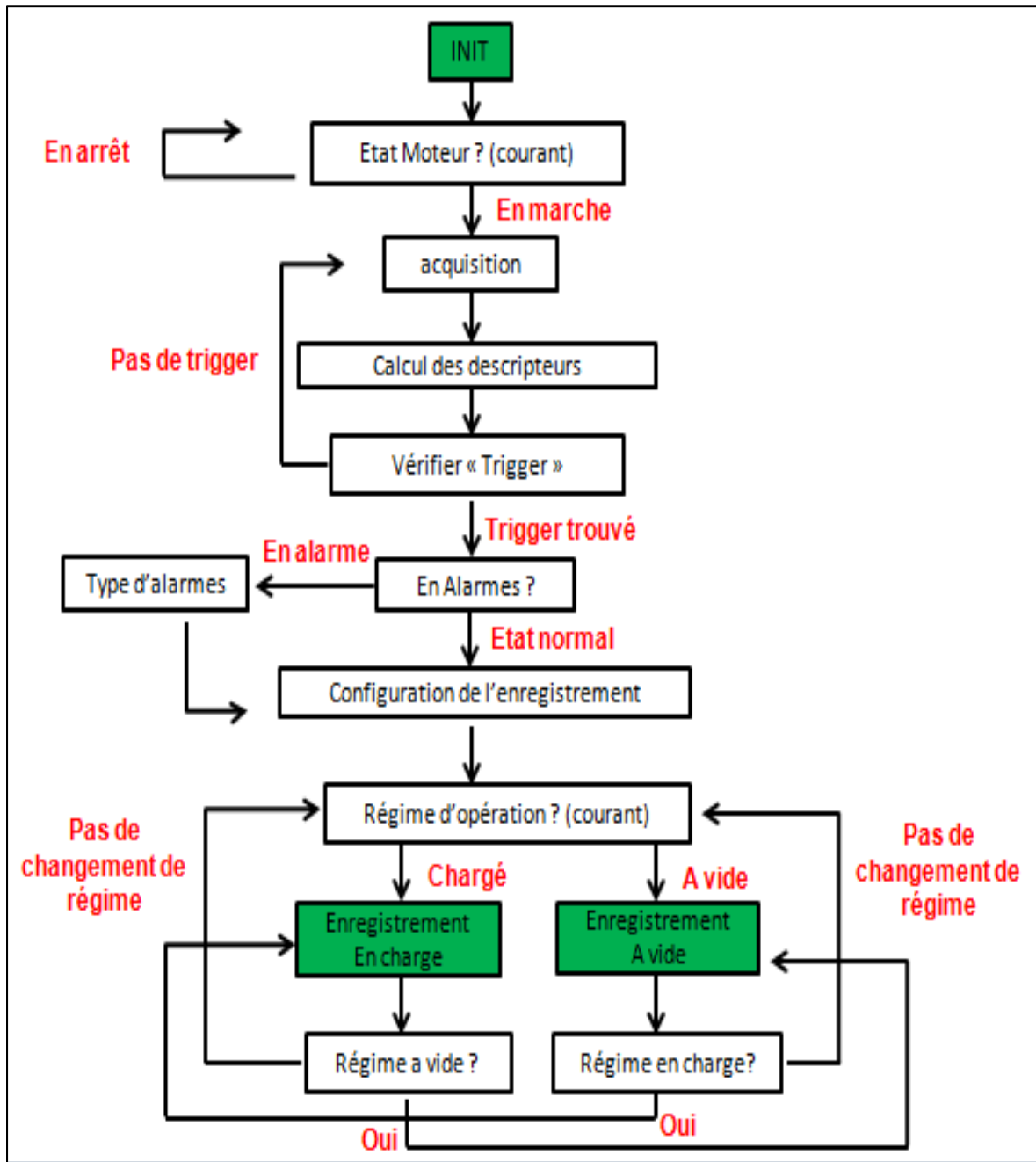


Figure A-III-1 Diagramme de flux de données relatif à l'algorithme d'enregistrement adaptatif



## ANNEXE IV

### ALGORITHME DE SEGMENTATION ET DE CLASSIFICATION

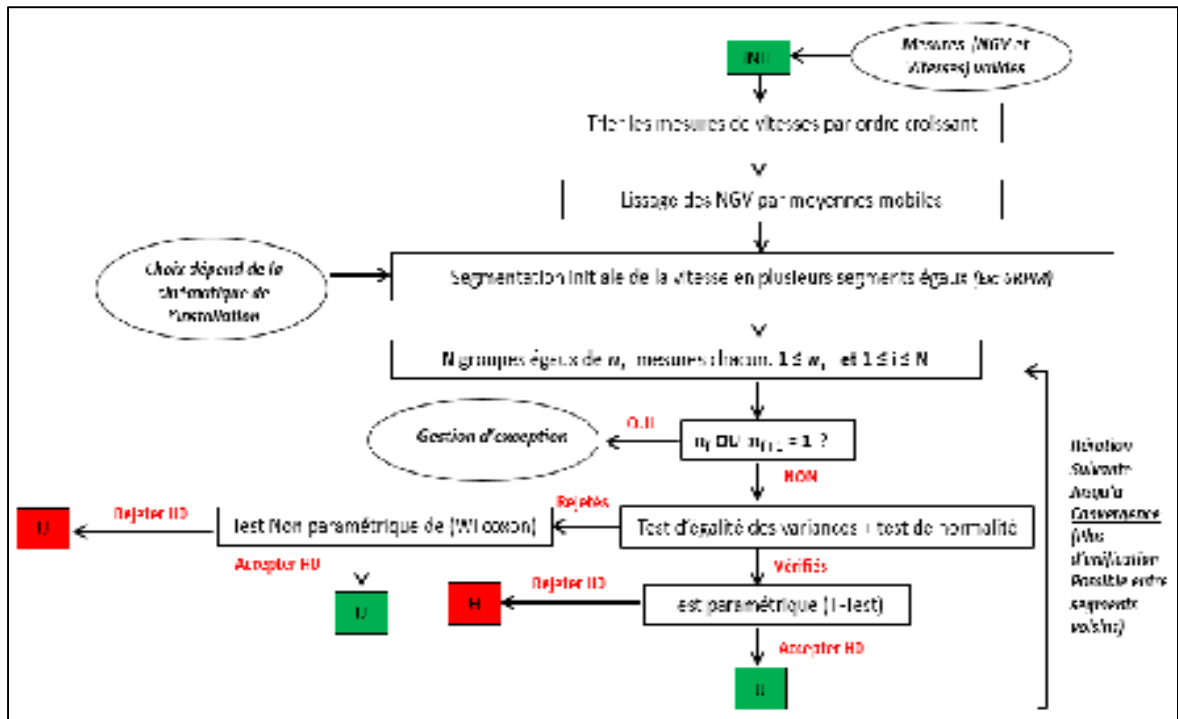


Figure A-IV-1 Diagramme de flux de données relatif à l'algorithme d'unification des groupes voisins

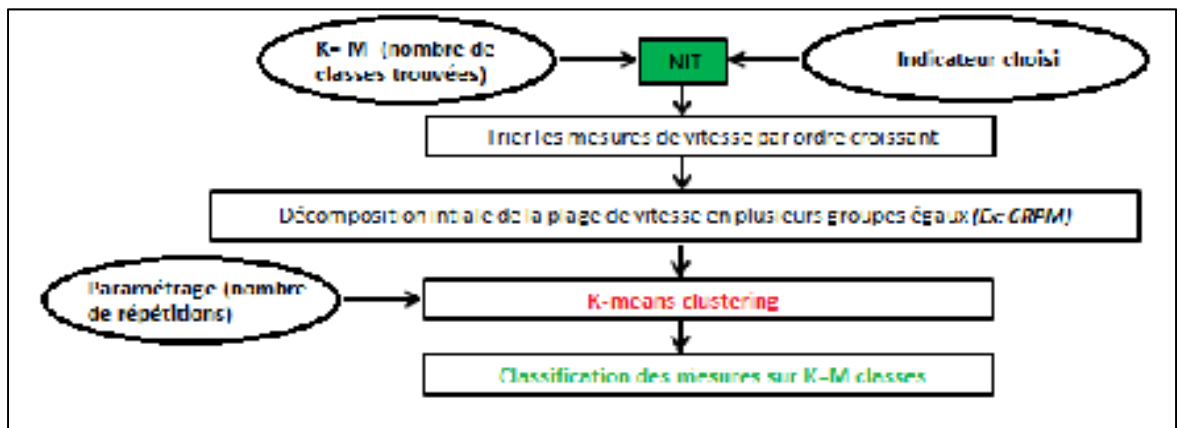


Figure A-IV-2 Diagramme de flux de données relatif à l'algorithme d'unification des groupes non voisins et validation



## BIBLIOGRAPHIE

- Abboud.D, Antoni.J, Eltabach.M et Sieg-Zieba.S. 2014. « Generalization of the synchronous average for Deterministic/Random Separation under speed varying conditions ». In *VISHNO 2014*. (France, 2014-06). < <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00994085> >.
- Abboud.D, Antoni.J, Eltabach.M et Sieg-Zieba.S. 2014. « Speed-spectral whitening for enhancing envelope analysis in speed varying conditions ». In *VISHNO 2014*. (France, 2014-06). < <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00994090> >.
- Ali et Ashraf . 2007. « Center-Hung Induced Draft Fan Axial Vibration ». *Vibrations*, vol. 23, n° 2, p. 14-16.
- Aïvazian.S, Enukov.I et Mechalkine.L. 1986. *Éléments de modélisation et traitement primaire des données*. Editions Mir.
- Antoni.J et Randall. 2006. « The spectral kurtosis : application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines ». *MSSP*, vol. 20, n° 2, p. 308-331.
- Badri.B. 2014. « Comportement vibratoire de rotors opérant à hautes vitesses et détection des défauts de roulements ». Thèse de doctorat. Ecole de Technologie Supérieure de Montréal., 198 p.
- Bonnardot.F. 2004. « Comparaison entre les analyses angulaires et temporelles des signaux vibratoires de machines tournantes. "Etude du concept de cyclostationnarité floue" ». Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble, 172 p.
- Boulenger.A et Pachaud.C. 1998. *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*. 299 p.
- Charles.P, Jyoti.S, Gu.F, Lidstone.L et Ball.A. 2009. « Detecting the crankshaft torsional vibration of diesel engines for combustion related diagnosis ». *MSSP*, vol. 321, n° 3-5, p. 1171-1185.
- Choy.F.K, Huang.S, Zakrajsek.J, Handschuh.R et Townsend.D. 1996. « Vibration signature analysis of a faulted gear transmission system ». *Journal of Propulsion and Power*, vol. 12, n° 2, p. 289-295.
- Cohen.L. 1989. « Time-frequency distribution - a review ». *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 77, n° 7, p. 941-981.
- Coudre.C. 2011. « TPM Attitude ». < <http://tpmattitude.fr/> >.
- CTC. 2016. « Site web officiel du groupe Connection Technologie Center,Inc -CTC ». < <https://www.ctconline.com/> >.

- Currie.M. 2006. « Where did all the people go? the case for condition monitoring ». *Energy Processing/canada*. p. 6-32
- Feki.N. 2012. « Modélisation électro-mécanique de transmissions par engrenages - Applications à la détection et au suivi des avaries. ». Thèse de doctorat. INSA de Lyon. 203 p.
- Forrester.B. 1990. « Gear fault detection using the Wigner-Ville distribution, , 296-299, 1990 ». In *The Institution of Engineers. Australia vibration and noise conference*. p. 269-299.
- Frank.P et Köppen-Seliger.B. 1997. « New developments using AI in fault diagnosis ». *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 10, n° 1, p. 3-14.
- Gabor.D. 1946. « Theory of communication part 1 : The analysis of information ». *Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication* vol. 93, n° 26, p. 429-441.
- Gilbert.S. 2011. *Probabilités, analyse des données et statistique*, 3ème édition Technip. 619 p.
- Guinée.S. 2016. « Maintenance préventive ». < <http://www.smartvision.esy.es/> >.
- Héng.J. 2002. *Pratique de la Maintenance Préventive*, 2002 édition. Dunod. 388 p.
- Ho.D et Randall.R.B. 2000. « Optimisation of Bearing Diagnostic Techniques using Simulated and Actual Bearing Fault Signals ». *MSSP*, vol. 14, n° 5, p. 763–788.
- Humphreys.I, Eisenblätter.G et O'Donnell.G. 2014. « FPGA based monitoring platform for condition monitoring in cylindrical grinding ». *Procedia*, vol. 14, n° 1, p. 448-453.
- Khelf.I. 2014. « Diagnostic des machines tournantes par les techniques de l'intelligence artificielle ». Thèse de doctorat. Annaba University. 206 p.
- Laouti.N. 2012. « Diagnostic de défauts par les Machines à Vecteurs Supports : application à différents systèmes mutivariabes nonlinéaires ». Université Claude Bernard - Lyon. 271 p.
- Lihovd.E, Johannessen.T, Steinebach.C et Rasmussen.M. 1998. « Intelligent diagnosis and maintenance management ». *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 9, n° 6, p. 523-537.
- Marie.G. 2011. « Méthodes numériques pour la caractérisation vibratoire de structures complexes ». Université Paris-Est, 245 p.



- Maru, M.M, Castillo, et Padovese. 2007. « Study of solid contamination in ball bearings through vibration and wear analyses ». *Tribology International*, vol. 40, n° 3, p. 433-444.
- McBain.J. 2012. « Condition Monitoring of Machinery Subject to Variable States : Monitoring of Mobile Underground Mining Equipment ». Laurentian University. 266 p.
- Mechefske.C et Liu.L. 2002. « Fault detection and diagnosis in variable speed machines ». *International Journal of COMADEM*, vol. 5, p. 29-40.
- Meltzer.G et Ivanov.Y. 2003. « Fault detection in gear drives with non-stationary rotational speed -Part I: The time-frequency approach ». *MSSP*, vol. 17, n° 5, p. 1033-1047.
- Merzoug, Ait Sghir.K, Miloudi.A et Dron.J. 2013. « Suivi Vibratoire des transmissions à engrenages en régime variable ». In *Congrès Français de Mécanique* (Bordeaux).
- Mitall. « Laminoirs à barres de l'usine *ArcelorMitall* (Sidérurgie) ». < <http://www.laserco.be/application4.php> >.
- Monbet.V. 2009. *Tests statistiques*. Notes de Cours de statistique inférentielle. IRMAR.Université de Rennes 1.
- Musiol.C et Harty.D. 1991. The use of numerical integration for the estimation of displacement from an accelerometer signal. In *Application note 12*. nCode International Ltd.
- NI. 2016. « Site officiel de National Instruments,Inc ». < <http://sine.ni.com/nips/cds/view/p/lang/en/nid/208802> >.
- Pan.M, Van Brussel.M, Sas.P et Verbeure.B. 1998. « Fault Diagnosis of Joint Backlash ». *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 120, n° 1, p. 13-24.
- Potter et Ron. 1990. « A new order tracking method for rotating machinery ». *Sound and Vibration*, vol. 24, n° 9, p. 30-34.
- Poulimenos.A.G et Fassois.S.D. 2006. « Parametric time-domain methods for non-stationary random vibration modelling and analysis — A critical survey and comparison ». *MSSP*, vol. 20, n° 4, p. 763-816.
- Press.W, Teukolsky.S, Vetterling.W et Flannery.B. (2002). *Numerical recipes in C - The art of scientific computing*. Cambridge.

- Rakotomalala. 2013. *Comparaison de populations : Tests paramétriques & non paramétriques*. Notes de Cours de statistique inférentielle. Université Lumière Lyon 2.
- Randall.RB, Antoni.J et Chobsaard.S. 2001. « The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals ». *MSSP*, vol. 15, p. 945-962.
- Randall.RB. 2011. *Vibration-based Condition Monitoring. Industrial Aerospace and Automotive applications*, John Wiley & Sons,Ltd. 285p.
- Reiter. 1987. « A theory of diagnosis from first principles ». *Artificial Intelligence* vol. 32, p. 57-95.
- Sidahmed et M. 1989. « Surveillance vibratoire de réducteurs à engrenages : Apport des methodes paramétriques du traitement du signal ». 12 ème *Colloques sur le Traitement du Signal et des Images*.p. 769-772.
- Srinivasan.R, Viswanathan.P, Vedam.H et Nochur.A. 2005. « A framework for managing transitions in chemical plants ». *Computers & Chemical Engineering*, vol. 29, n° 2, p. 305-322.
- Stack.JR, Habetler.TG et Harley.RG. 2003. « Effects of machine speed on the development and detection of rolling element bearing faults ». *IEEE Power Electronics Letters*, vol. 1, n° 1, p. 19-21.
- Stander, C. J. et Heyns.P. 2000. « Fault detection on gearboxes operating at varying speed and load ». In *13 th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management*. p. 1011-1020.
- Sun.Q, Chen.P, Zhang.D et Xi.F. 2004. « Pattern recognition for automatic Machinery fault diagnosis ». *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 126, n° 2, p. 307-316.
- Sundarraman.A et Srinivasan.R. 2003. « Monitoring transitions in chemical plants using enhanced trend analysis ». *Computers & Chemical Engineering*, vol. 27, n° 10, p. 1455-1472.
- Teti.R, Jemielniak.K, O'Donnell.G et Dornfeld.D. 2010. « Advanced monitoring of machining operations ». *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, vol. 59, p. 717-739.
- Thomas.M. 2012. *Fiabilité, maintenance prédictive et vibrations de machines*. Presses de l'université du Québec, 638p.

- Trajin.B. 2009. « Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones Application à la surveillance des roulements à billes. ». Thèse de Doctorat. Université de Toulouse. 302p.
- Venkatasubramanian et Rengaswamy 2003. « A review of process fault detection and diagnosis Part III: Process history based methods ». *Computers & Chemical Engineering* vol. 27, p. 327–346.
- VibraConseil. 2016. « Norme ISO 10816-3 ». < <http://www.vibraconseil.com/normes/>>.
- Web. 2009. « Propriétés fréquentielles du signal ». < <http://www.lewebpedagogique.com/>>.
- Wu.Fangji et Qu.Liangsheng. 2009. « Diagnosis of subharmonic faults of large rotating machinery ». *MSSP*, vol. 23, n° 2, p. 467-475.
- Yang.W et Tavner.P. 2009. « Empirical mode decomposition, an adaptive approach for interpreting shaft vibratory signals of large rotating machinery ». *MSSP*, vol. 321, n° 3-5, p. 1144-1170.
- Zhan.Y, Makis.V et Jardine. 2003. « Diagnostic models for rotating machinery subject to vibration monitoring for condition-based maintenance ». *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 9, n° 4, p. 351 - 375.
- Zhan.Y, Makis.V. et Jardine. 2003. « Adaptive model for vibration monitoring of rotating machinery subject to random deterioration ». *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 9, n° 4, p. 351-375.
- Zagury, Jose.J, Mazuelas.L. 2015. « Méthodes de classification ». < <http://maths.cnam.fr/>>.