

UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU

FACULTÉ DU GÉNIE DE LA CONSTRUCTION

DÉPARTEMENT DE GÉNIE MÉCANIQUE



THÈSE DE DOCTORAT
en sciences

Spécialité : GÉNIE MÉCANIQUE

Présenté par : **Kamel BELAID**

Titre du sujet de thèse

Approche Numérique et Expérimentale d'Aide au
Diagnostic Vibratoire des Systèmes Mécaniques
par la Transformée en Ondelettes

Sous la direction de :

Pr. Abdelhamid MILOUDI

Soutenue le 26/01/2023

Membres du jury :

M. Farid ASMA	Professeur, UMMTO	Président
M. Abdelhamid MILOUDI	Professeur, USTHB	Directeur de Thèse
M. Ali BILEK	Professeur, UMMTO	Examineur
M. Mourad LAGHROUCHE	Professeur, UMMTO	Examineur
M. Djamel BENZAOUZ	Professeur, UMBB	Examineur
M. Bélaid BOUZOUANE	M.C.-A, USTHB	Examineur

Remerciements

Au terme de cette recherche doctorale, j'aimerais tout d'abord exprimer ma profonde reconnaissance et manifester toute ma gratitude pour mon directeur de thèse Monsieur Abdelhamid MILOUDI, Professeur à USTHB, qui a consacré un temps considérable à l'encadrement de ma thèse et je le remercie de m'avoir appris à être autonome tout au long des années de travail. J'ai largement profité de ses connaissances scientifiques et de son enthousiasme indéfectible et communicatif avec ses étudiants et ses doctorants. Je salue sa patience, son ouverture d'esprit et sa bonne humeur qui m'ont laissé une certaine marge de liberté pour mener à bien ce travail.

Que, messieurs le président et les membres du jury trouvent ici mes sincères remerciements pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de lire, de juger et d'évaluer le travail effectué dans cette thèse.

Je tiens à remercier du fond du cœur, les membres de ma famille, qui m'ont soutenu durant cette période. Ils m'ont permis d'effectuer ce travail dans les meilleures conditions possibles en créant en moi l'envie d'apprendre encore plus. Et que toute personne m'ayant soutenue trouve ici l'expression de ma profonde reconnaissance.

Je remercie ma chère épouse pour son soutien quotidien indéfectible et enfin, Maman chérie, aucun mot n'est assez fort pour te remercier, elle qui m'a doté d'une éducation digne, son amour a fait de moi ce que je suis aujourd'hui.

Dédicaces

Je dédie ce travail à :

- Mon défunt père,
- Ma très chère Mère,
- Ma femme ainsi mes deux anges Younes et Nélia,
- Mes oncles maternels en particulier khali Akli et sa famille,
- Mes oncles paternels en particulier Dda Moh Oussaid,
- Ma belle famille,
- Tous mes proches et mes collègues.

Résumé

La détection des composantes non-stationnaires cachées dans un signal est un problème très répandu dans de nombreux domaines. Dans la surveillance des machines tournantes, la plupart des défauts génèrent des signaux transitoires ; ces défauts affectent de nombreux composants de la machine tels que les roulements et les engrenages.

L'analyse basée sur le signal vibratoire s'est imposée comme la principale signature qui permet de détecter les défauts des machines. Les vibrations transitoires générées par ces défauts représentent la convolution des forces d'excitation (impulsions périodiques) par la fonction de réponse impulsionnelle (résonances) de la structure de la machine. Les résonances peuvent être considérées comme un amplificateur des impacts de faible énergie. Le diagnostic est basé sur l'identification de ces forces d'excitation par l'analyse des réponses des résonances excitées. L'identification des peignes de raies espacées par les fréquences du défaut autour des résonances est souvent difficile ou impossible avec l'analyse spectrale classique. En pratique, les fréquences de résonance, qui dépendent de la vitesse de fonctionnement et de la nature de l'impulsion, s'étendent de quelques dizaines de hertz à plusieurs kilohertz, et chaque résonance peut contenir des informations complémentaires sur les défauts ; il est donc nécessaire d'analyser plusieurs résonances pour prendre des décisions correctes dans le diagnostic des défauts.

L'objectif de la thèse est la détection, l'analyse et la caractérisation des résonances excitées par les défauts des roulements et des engrenages en utilisant la redondance de la transformée continue en (TCO) et la mesure d'éparsité (SM-sparsity measurement) comme critère de sélection des paramètres optimaux. La méthode proposée se déroule en deux étapes. Tout d'abord, la TCO est calculée avec un vecteur d'échelle qui couvre la gamme des moyennes et hautes fréquences du signal analysé, avec des incréments de 0,1.

Les coefficients d'ondelettes à l'échelle de résonance ont la forme d'un train d'impulsions avec les mêmes caractéristiques de la résonance et une grande amplitude. En s'éloignant de la valeur de l'échelle de la résonance, la ressemblance avec les impulsions du défaut diminue continuellement jusqu'à devenir du bruit. Ainsi, les échelles des résonances excitées avec un rapport signal-bruit plus élevé sont révélées clairement par la maximisation de l'indicateur d'éparsité (*SMM*). Cette méthode de sélection des échelles basée sur la *SMM* permet de sélectionner plus d'une ou deux fréquences de résonance. En deuxième partie, le signal est soumis à un filtrage passe-bande autour de chaque résonance localisée afin de détecter la bande de fréquences contenant le défaut. Les bandes passantes sont obtenues en ajustant les valeurs du facteur de forme de l'ondelette de Morlet complexe. La bande optimale où le *SNR* est le plus élevé peut être déduite à l'aide du *SMM*. Cette technique permet de localiser avec précision toutes les échelles de résonances présentes dans un signal, y compris celles de faible énergie, et la bande de filtrage optimale de chaque résonance. L'efficacité de la méthode proposée a été vérifiée par des simulations numériques et par des signaux de vibrations de défauts provenant de bancs d'essai. Les résultats montrent que la méthode proposée permet une identification et une localisation précises d'un seul ou même de plusieurs défauts.

Mots clés :

Surveillance des machines tournantes ; traitement du signal ; Résonances ; Transformée continue en ondelettes, L'ondelette complexe de Morlet, Indicateurs scalaires ; L'indicateur d'éparsité (*SM*).

Abstract

The detection of non-stationary components hidden in a signal is a very common problem in many fields. In the monitoring of rotating machines, most faults generate transient signals; these defects, affect many machine components such as bearings and gears. Analysis based on the vibratory signal has become the main signature for detecting machine faults. The transient vibrations generated by these faults represent the convolution of the excitation forces (periodic pulses) by the impulse response function (resonances) of the structure of the machine. Resonances can be considered as an amplifier of low energy impacts. The diagnosis is based on the identification of these excitation forces by analyzing the responses of the excited resonances. The identification of the combs of lines spaced by the frequencies of the defect around the resonances is often difficult or impossible with classical spectral analysis. In practice, the resonance frequencies, which depend on the operating speed and the nature of the pulse, range from a few tens of hertz to several kilohertz, and each resonance can contain additional information on the faults; it is therefore necessary to analyze several resonances to make correct decisions in fault diagnosis. The objective of the thesis is the detection, an adaptive wavelet filter based on complex Morlet wavelet is proposed to detect the gear defects by analysing the excited structural resonances. The first step consists in detecting the resonances values which are achieved by calculating the CWT coefficients with high redundancy information (RI) obtained by a contiguous scale (small step of scale series). The wavelet coefficients at the resonance scale have the form of pulse train with the same resonance characteristics and large amplitude. If the value of scales moves away from the resonance one, the amplitude of the corresponding wavelet coefficients becomes increasingly weak and the resemblance with the pulse train decreases more and more until it becomes a noise. The sparsity measurement maximisation SMM is then used to locate the local maxima in a SM versus scale

curve, which corresponds to the central frequencies of the demodulation bandwidths. The proposed SM-based scale selection method allows to select more than one or two resonance frequency bands.

The second step consists of determining the optimal bandwidth demodulation of each detected resonance. In order to do this, a mathematical expression is developed to give the *CMW* shape factor corresponding to any bandwidth value. Thus, the shape factor values corresponding to a serie of selected bandwidths are calculated. The signal is band-pass filtered around the central frequencies and the optimal one is detected by *SMM*. In addition, the risk of the interferences between the neighboring resonance components is treated and eliminated.

Key words : Monitoring of rotating machines ; Signal processing ; Resonances processing ; Wavelet transform, Complex Morlet wavelet, Scalar indicators ; Sparsity Measurement, faults.

Nomenclature

Lettre majuscules

SMM : Sparsity Measurement Maximisation.

SM : Sparsity Measurement.

SI : Smoothness Index.

RI : Redundancy Information.

TO : Transformée en Ondelettes.

TCO : Transformée Continue en Ondelettes.

TFCT : Transformée de Fourier à Court terme.

f_{DBE} : Fréquence du défaut sur la bague extérieure.

f_{DBI} : Fréquence du défaut sur la bague intérieure.

f_{DER} : Fréquence du défaut sur un élément roulant.

D : Le diamètre primitif d'un roulement (mm).

U_{per} : Balourd résiduel admissible.

K : Noyau reproduisant.

$Kurt$: Kurtosis.

F_{cr} : Facteur de crête.

F_e : Fréquence d'engrènement.

CETIM : Centre Technique des Industries Mécaniques.

HFRT : High Frequency Resonance Technique.

Lettre minuscules

s : L'échelle d'une ondelette.

m : Masse (kg).

e_{per} : Balourd résiduel.

f_{eng} : Fréquence d'engrènement.

f_{coin} : Fréquence de coïncidence.

f_0 : Fréquence de résonance.

f_c : Fréquence centrale d'une ondelette.

f_{max} : Fréquence maximale.

tr/min : Tours par minute.

f_b : Facteur de forme de l'ondelette de Morlet.

d_r : Distance radiale entre le centre de gravité et le centre de rotation

d : Le diamètre des éléments roulants d'un roulement (mm).

n_b : Le nombre d'éléments roulants.

f_{be} : Fréquence de rotation de la bague externe.

f_{bi} : Fréquence de rotation de la bague interne.

x_t : Signal quelconque.

f : Fréquence (Hz).

t : Temps (s).

b : Décalage temporel.

g : Fenêtre de la TFCT.

Lettre grecques

ω : Pulsation (rd/s).

α : L'angle de contact des éléments roulants dans un roulement (degré).

ψ : Une ondelette quelconque.

ψ_{morl} : L'ondelette de Morlet standard.

$\psi_{s,b}$: L'ondelette obtenue par dilatation d'un facteur $s > 0$ et décalage d'une position b

de l'ondelette ψ .

σ_t : L'étalement en temps d'une fenêtre .

σ_ω : L'étalement en fréquence d'une fenêtre.

β : Coefficient d'amortissement.

δ : Impulsion de Dirac.

Symboles et abréviation

TCO : Transformée en ondelettes continue.

TDO : Transformée en ondelettes discrète.

TF : Transformée de Fourier.

FFT : Fast Fourier Transform .

SM : Sparsity Measurement.

SI : Smoothness Index.

TO : Transformée en ondelettes.

TFCT : Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante.

PPCM : Le plus grand commun multiple.

Δf : Bande fréquentielle.

Table des figures

- 1.1 Une machine tournante avec des résonances excitées. 8
- 1.2 (a) Un signal temporel de type chocs sans bruit ($F_e = 5120$ Hz), (b) Le spectre correspondant, (c) Le même signal temporel avec bruit, (d) Le spectre correspondant 9
- 2.1 (a) Signature vibratoire d'un défaut de balourd simulé sur le banc d'essai N° 1 et (b) et son spectre. 29
- 2.2 Les défauts de délignage, (a) radial et (b) angulaire. 29
- 2.3 Signature vibratoire d'un défaut de délignage radial, (a) signal temporel à 50 Hz, (b) le spectre correspondant, (c) signal temporel à 45 Hz et (d) le spectre correspondant. 30
- 2.4 Signature vibratoire d'un défaut de délignage angulaire, (a) signal temporel à 50 Hz et (b) le spectre correspondant. 30
- 2.5 Signature vibratoire d'un engrenage à l'état sain, (a) signal temporel à 16.67 Hz (5ème jour) et (b) le spectre correspondant aux alentours de la fréquence d'engrènement ($f_{eng} = 330$ Hz). 32
- 2.6 Signature vibratoire d'un engrenage avec un défaut sur une dent, (a) signal temporel à 2400 tr/min et (b) le spectre correspondant. 33
- 2.7 Signature vibratoire d'un engrenage avec un défaut sur chaque roue (coïncidence), (a) signal temporel, (b) le spectre correspondant et (c) le spectre d'enveloppe 34

2.8	Signature vibratoire d'un défaut sur la bague externe d'un roulement, (a) le signal temporel, (b) le spectre correspondant et (c) Agrandissement au niveau du spectre aux alentours de 1800 Hz.	36
2.9	Signature vibratoire d'un défaut sur la bague interne d'un roulement, (a) le signal temporel, (b) le spectre correspondant et (c) Agrandissement au niveau du spectre aux alentours de 1750 Hz.	37
3.1	Synoptique d'une chaîne de mesure.	40
3.2	Trois signaux recueillis sur le banc d'essai N° 1, (a) 2400 tr/min, (b) 1500 tr/min, (c) 1200 tr/min.	41
3.3	Les spectres des trois signaux donnés dans la figure 3.2	43
3.4	La TFCT, (a) deux gaborettes de différentes fréquences, (b) pavage temps-fréquence.	45
3.5	Application de la TFCT, (a) le signal temporel à 1500 tr/min (Fig. 3.3b), (b) sa TFCT avec une fenêtre de 8 points et (c) sa TFCT avec une fenêtre de 200 points.	46
3.6	L'ondelette de Morlet, (a) à l'échelle $s = 1$, (b) à l'échelle $s = 3$, (c) à l'échelle $s = 5$, (d) au point $b = -10$, (e) au point $b = 0$, (f) au point $b = 10$	49
3.7	(a) trois ondelettes de Morlet et (b) leurs spectres.	50
3.8	Boîtes de Heisenberg de deux ondelettes montrant la redondance de la transformée en ondelettes dans le domaine spectral.	52
3.9	(a) Balayage du signal par l'ondelette à une échelle s_1 et (b) balayage du signal par l'ondelette à une échelle s_2	53
3.10	Pavage du plan temps-fréquence associé à la représentation temps-échelle.	54
3.11	Décomposition en ondelettes discrètes d'un signal bruit ($f_{max} = 2560$ Hz), (a) le signal temporel, (b) le spectre correspondant et (c) la décomposition à 1 niveau.	57
3.12	(a) Le spectre du détail 1 et (b) le spectre de l'approximation 1	57
4.1	(a) L'ondelette de Morlet et (b) son spectre.	61
4.2	(a) L'ondelette de Morlet avec trois échelles différentes et (b) leurs spectres respectifs	62

4.3	(a) Signal instationnaire avec une résonance de 2300 Hz (SNR = -2.5 dB, $F_e = 8192$ Hz et $f_d = 12.5$ Hz), (b) le spectre correspondant.	63
4.4	La TCO d'un signal de type choc ($F_e = 8192$ Hz, sans bruit).	64
4.5	(a) Bruit blanc gaussien ($F_e = 8192$ Hz), (b) Spectre des coefficients d'ondelette à l'échelle 16.6 (400 Hz), (c) Spectre des coefficients d'ondelette à l'échelle 4.4 (1500 Hz), (d) Spectre des coefficients d'ondelette à l'échelle 2.2 (3000 Hz).	66
4.6	(a) Spectres de l'équation 4.13 pour différentes fréquences centrales ($s = 1$) et (b) spectres de l'équation 4.13 pour différentes valeurs de f_b ($s = 1$).	67
4.7	(a) Les coefficients d'ondelettes obtenus par l'équation 4.13 à l'échelle 2.9 correspondante à la résonance du signal de la figure 4.3a ($f_c = 0.8$, $f_b = 0.7$) et (b) les coefficients d'ondelettes obtenus par l'équation 4.13 pour $f_c = 2300$ et qui correspond à la résonance du signal de la figure 4.3a ($s = 1$, $f_b = 0.7$).	68
4.8	(a) Le spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 2300 Hz ($BW = 2150$ - 2450 Hz) (b) Le spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 2050 Hz ($BW = 1900$ - 2200 Hz). (c) Le spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 2050 Hz ($BW = 1900$ - 2200 Hz, $SNR = -8.5$ dB).	69
4.9	(a) Bruit uniforme; Kurtosis = 1.8, (b) bruit gaussien; Kurtosis = 2.98 et (c) signal de type choc avec du bruit; Kurtosis = 4.37.	73
4.10	Variation des valeurs du Kurtosis en fonction du nombre d'impacts.	76
4.11	Variation des valeurs du Kurtosis en présence d'une valeur aberrante d'amplitude élevée	77
4.13	Explication Graphique de la moyenne arithmétique et de la moyenne géométrique (a) damier, (b) vecteur	81
4.14	La variation des valeurs des indicateurs en fonction de nombre d'impacts (avec un même bruit d'écart-type de 0.2, amplitude des chocs : 2).	82
4.15	La sensibilité du Kurtosis aux fluctuations des amplitudes des pics par rapport aux deux autres indicateurs.	83

4.16	(a) SI en fonction des échelles des coefficients d'ondelettes du signal de la figure 4.3a avec $f_b = 0.7$ et $f_c = 0.8$, (b) SM en fonction des échelles des coefficients d'ondelettes du même signal.	84
4.17	(a) SI en fonction des échelles des coefficients d'ondelettes du signal de la figure 4.3a avec une deuxième résonance de 1500 Hz ($f_b = 0.7$ et $f_c = 0.8$), (b) SM en fonction des échelles des coefficients d'ondelettes du même signal.	84
4.18	L'enveloppe de l'ondelette de Morlet autour de deux résonances 1500 Hz et 2300 Hz (a) $f_b = 0.7$ et (b) $f_b = 0.3$	85
4.19	L'indicateur SM des coefficients d'ondelettes du signal de la figure 4.3a avec une deuxième résonance de 1500 Hz ($SNR = -8.5$) et une valeur du facteur de forme $f_b = 0.3$ ($f_c = 0.8$).	85
4.20	L'organigramme de détection et de localisation des fréquences de résonances.	86
4.21	Estimation de la bande maximale de démodulation pour chaque résonance (a) Exemple (b) Organigramme	88
4.22	(a) La plage fréquentielle de l'ondelette de Morlet autour de $f_0 = 2000$ Hz pour $f_b = 0.5$, (b) les coefficients d'ondelettes du signal de la figure 4.5a à l'échelle correspondante à 2000 Hz obtenus par l'ondelette de la figure 4.22a.	90
5.1	Analyse du signal avec une dent cassée : (a) banc d'essai, (b) signal temporel à 3000 <i>tr/min</i> , (c) spectre correspondant, (d) indicateur SM en fonction de l'échelle, (e) indicateur SM en fonction de la fréquence, (f) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 2.1 avec une largeur de bande optimale de 850 Hz, (g) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 4.3 avec une bande optimale de 350 Hz, (h) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 10.1 avec une bande optimale de 150 Hz et (i) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 17.3 avec une bande optimale de 150 Hz.	95
5.2	Les spectres de coefficients d'ondelettes, (a) à l'échelle 2.1, (b) à l'échelle 4.3, (c) à l'échelle 10.1 et (c) à l'échelle 17.3.	97

5.3	L'analyse du signal avec deux dents cassées : (a) signal temporel à 2400 <i>tr/min</i> , (b) spectre <i>FFT</i> correspondant, (c) indicateur <i>SM</i> en fonction de l'échelle, (d) indicateur <i>SM</i> en fonction de la fréquence, (e) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 1.8 avec une bande optimale de 1200 <i>Hz</i> , (f) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 3.5 avec une bande optimale de 616 <i>Hz</i> , (g) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 9 avec une bande optimale de 280 <i>Hz</i> , (h) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 14.5 avec une bande optimale de 216 <i>Hz</i> et (i), (j), (k) et (l) sont les spectres des coefficients d'ondelettes aux échelles 1.8, 3.5, 9 et 14.5 respectivement.	99
5.4	L'analyse du signal avec un défaut d'écaillage : (a) le signal temporel à 1000 <i>tr/min</i> , (b) le spectre <i>FFT</i> correspondant, (c) <i>SM</i> vs échelle au sixième jour, (d) <i>SM</i> vs échelle au cinquième jour, (e) spectre d'enveloppe à l'échelle 1,8 (8553 <i>Hz</i>) avec $\Delta f_{opt} = 48 \text{ Hz}$; (f) spectre d'enveloppe à l'échelle 6,8 (2389 <i>Hz</i>) avec $\Delta f_{opt} = 976 \text{ Hz}$, (g) spectre d'enveloppe à l'échelle 9,2 (1766 <i>Hz</i>) avec $\Delta f_{opt} = 240 \text{ Hz}$, (h) spectre d'enveloppe à l'échelle 14,2 (1144 <i>Hz</i>) avec $\Delta f_{opt} = 400 \text{ Hz}$, (i) spectre d'enveloppe à l'échelle 19,1 (851 <i>Hz</i>) avec $\Delta f_{opt} = 304 \text{ Hz}$, (j) spectre d'enveloppe à l'échelle 34,5 (471 <i>Hz</i>) avec $\Delta f_{opt} = 240 \text{ Hz}$, (k) spectre d'enveloppe à l'échelle 55,9 (291 <i>Hz</i>) avec $\Delta f_{opt} = 80 \text{ Hz}$; (l) spectre d'enveloppe à l'échelle 68,6 (237 <i>Hz</i>) avec $\Delta f_{opt} = 80 \text{ Hz}$	101
5.5	Analyse d'un signal avec un défaut sur la bague externe : (a) le signal temporel à 2400 <i>tr/min</i> , (b) le spectre <i>FFT</i> correspondant, (c) l'indicateur <i>SM</i> en fonction des échelles, (d) l'enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 2.7 avec une bande optimale de 1080 <i>Hz</i>	103
6	Le banc d'essai N° 1	i
7	Le banc d'essai N° 2.	ii
8	Le banc d'essai N° 3.	ii

Liste des tableaux

3.1	Variation de la résolution temporelle et fréquentielle en fonction de l'échelle.	53
4.1	Le rendement d'une bourse.	78
4.2	Le rendement de la bourse calculé avec la moyenne arithmétique.	79
4.3	Le rendement de la bourse calculé avec la moyenne géométrique.	79
5.1	Les caractéristiques du banc d'essai.	100

Table des matières

Introduction générale	1
1 synthèse bibliographique et position du problème	6
1.1 Introduction	7
1.2 Synthèse bibliographique	8
1.3 Problématique	13
2 Généralités sur la maintenance des systèmes mécaniques	15
2.1 Maintenance et disponibilité des machines	16
2.1.1 Les types de maintenance	16
2.1.2 Les niveaux de maintenance	17
2.1.3 Les politiques de maintenance	18
2.1.4 Disponibilité des équipements	19
2.1.5 Les enjeux de la maintenance	19
2.2 Diagnostic des défauts de machines	20
2.2.1 Signatures utilisées dans le diagnostic	21
2.2.1.1 Signatures vibratoires	21
2.2.1.2 Signatures acoustiques	22
2.2.1.3 Signatures par émission acoustiques	22
2.2.1.4 Signatures ultrasonores	23
2.2.1.5 Signatures par courants de Foucault	23
2.2.1.6 Signatures thermiques	23
2.2.2 Analyse des lubrifiants	24
2.3 Etats normaux et anormaux des systèmes mécaniques	24

2.3.1	Introduction	24
2.3.2	États normaux des systèmes mécaniques	25
2.3.3	États anormaux des systèmes mécaniques	27
2.3.3.1	Balourd et délignage	28
2.3.3.2	Défauts d'engrenages	31
2.3.3.3	Défauts de roulements	34
2.4	Conclusion	37
3	Analyse temps-fréquence des signaux	39
3.1	Introduction	40
3.2	Représentation temporelle des signaux	41
3.3	Approche fréquentielle et transformée de Fourier	42
3.4	La première approche temps-fréquence et ses inconvénients	44
3.5	Analyse temps-échelle et transformée en ondelettes (<i>TO</i>)	47
3.5.1	La notion d'échelle et sa relation avec la fréquence	47
3.5.2	Le décalage	48
3.6	La transformée continue en ondelettes (<i>TCO</i>)	49
3.6.1	Les types d'ondelettes	54
3.6.1.1	Conclusion	55
3.6.2	La version discrète des ondelettes <i>TDO</i>	55
3.7	conclusion	56
4	Optimisation de la transformée continue en ondelettes	58
4.1	Introduction	59
4.2	Optimisation de l'ondelette de Morlet	60
4.3	Détection des fréquences de résonances	69
4.3.1	Choix de l'indicateur scalaire	71
4.3.1.1	Introduction	71
4.3.1.2	Le Kurtosis et le facteur de crête	72
4.3.1.3	Les limites du Kurtosis	75
4.3.1.4	L'indice de lissage (Smoothness Index 'SI')	78
4.3.1.5	La mesure d'éparsité (Sparsity Measurement 'SM')	80

4.3.1.6	Etude comparative des trois indicateurs	81
4.4	Détermination de la bande optimale de démodulation	87
4.5	Conclusion	91
5	Validation expérimentale	92
5.1	Introduction	93
5.2	Défauts d'engrenages	94
5.2.1	Cas 1 : Une dent cassée	94
5.2.2	Cas 2 : deux dents cassées	96
5.2.3	Cas n° 3 : Une dent écaillée	100
5.3	Défauts de roulements	102
5.4	Conclusion	103
	Conclusion générale et perspectives	104
	Bibliographie	i
	Annexe : Les bancs d'essai	i
.1	Le banc d'essai N 1	i
.2	Le banc d'essai N 2	ii
.3	Le banc d'essai N 3	ii

Introduction générale

Les différentes méthodes de maintenance se sont imposées comme moyens indispensables pour augmenter les capacités de production, diminuer ses coûts, garantir la sécurité des personnes et assurer la disponibilité des machines industrielles qui sont de plus en plus performantes et complexes. Il est donc nécessaire, pour assurer une exploitation correcte, de maintenir les machines en bon état.

Le fonctionnement des machines ; telles que les turbines, les moteurs, les pompes, les alternateurs, les compresseurs ..., génèrent des vibrations qui sont considérées comme néfastes dans l'espace du travail (effets sonores) et elles provoquent la fatigue des matériaux. Mais les vibrations n'ont pas uniquement des effets indésirables, elles peuvent être utilisées par exemple pour dégazer, pour réduire les frottements et elles sont considérées comme un moyen efficace pour apprécier l'état de santé des systèmes mécaniques.

Les machines tournantes sont composées d'organes tournants, notamment de roulements et d'engrenages, qui sont soumis à des contraintes mécaniques de diverses natures, donc les sources de défaillance sont multiples : l'écaillage d'un roulement, la rupture d'une dent d'un engrenage, le balourd, ..., d'où la nécessité de les surveiller en continu pendant le fonctionnement et de traquer tous les indices précurseurs de défaillances afin de n'intervenir que lorsque les paramètres l'indiquent.

Les signaux vibratoires représentent l'image directe des contraintes et des forces générées par les organes en mouvement et sont très riches en informations sur l'état de la machine. L'analyse vibratoire permet de détecter pratiquement tous les défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes qui se traduisent par la modification de leurs comportements vibratoires dus aux variations des efforts que subissent les organes de la machine.

En pratique, il est judicieux de détecter les défauts dès leur apparition afin de planifier l'intervention, d'envisager la solution adéquate, de commander les pièces de rechange, ... La maintenance préventive conditionnelle basée sur l'analyse des signaux vibratoires permet de réaliser les tâches citées ci-dessus avec suffisamment de précision en s'appuyant sur un choix judicieux de capteurs et de méthodes de traitement du signal afin d'extraire l'information utile concernant le fonctionnement de la machine ainsi que les défauts susceptibles de l'affecter. L'extraction des informations véhiculées par ces signaux demande des traitements assez élaborés à cause de la non bijection de la relation entre les défauts et leurs symptômes.

Les défauts des machines tournantes sont caractérisés par leurs fréquences d'apparition, il est donc normal que la première approche utilisée pour la visualisation de ces fréquences soit la transformée de Fourier (TF). Mais en pratique, un défaut donné peut être associé à plusieurs symptômes et que, réciproquement, un symptôme donné peut correspondre à plusieurs défauts, donc, la TF qui permet d'avoir l'information uniquement dans le domaine fréquentiel n'est pas adaptée à toutes les situations, en particulier, les signaux dont les caractéristiques varient dans le temps ou présentent des singularités. La nécessité de faire appel à des méthodes plus élaborées est très ressentie.

La solution aux limites évoquées ci-dessus se trouve dans les méthodes temps-fréquence. C'est D. Gabor (1900-1979 - Prix Nobel de physique en 1971) qui propose la première technique qui porte le nom de la transformée de Fourier à court terme $TFCT$ appelée aussi à fenêtre glissante. Cette méthode permet de faire de la TF locale avec une longueur de fenêtre constante qui va balayer tout le signal, ce qui permettra d'avoir l'information temporelle de chaque composante fréquentielle.

La constance de la longueur de la fenêtre analysante pendant le traitement d'un signal par la $TFCT$ pose un problème majeur. En effet, lorsque deux phénomènes de différentes échelles se retrouvent dans un même signal, si la longueur de la fenêtre d'analyse est bien adaptée à l'un d'eux, il ne sera pas le cas pour le deuxième. C'est ce genre de limites qu'a rencontrées M. Jean Morlet (1931-2007) dans le traitement des signaux géophysiques. Ce dernier propose une solution qui consiste à inverser les caractéristiques de la fenêtre de Gabor, donc au lieu d'analyser un signal avec une fenêtre de largeur constante dans laquelle on fait varier le nombre d'oscillations, l'analyse sera réalisée avec une fenêtre qui

contient un nombre d'oscillation fixe dans une enveloppe qui peut être dilatée ou comprimée. Avec cette démarche, la longueur de la fenêtre variée pendant l'analyse selon les échelles choisies ce qui permet de traiter simultanément plusieurs phénomènes. Cette méthode a pour nom la transformée en ondelettes ou l'analyse temps-échelles.

Certains défauts qui affectent les organes mécaniques, en particulier, les roulements et les engrenages, ont la forme impulsionnelle. Ces défauts produisent des chocs périodiques qui excitent les résonances des structures composant la machine. Les résonances excitées jouent le rôle d'amplificateur et leur analyse permet de diagnostiquer les défauts excitateurs. Mais en pratique, la valeur des résonances f_0 susceptibles d'être excitées ainsi que la bande optimale de démodulation Δf de chaque résonance ne sont pas connues au préalable, et notre contribution principale à travers cette thèse s'inscrit justement dans la démarche qui consiste à déterminer avec précision ces deux valeurs, en occurrence f_0 et Δf , dans le but de faciliter le diagnostic de ce type de défauts.

Pour faire progresser cette idée, un de nos objectifs est de proposer une démarche capable de détecter, d'analyser et de caractériser les résonances excitées par les défauts de types chocs. Une fois les résonances excitées trouvées, nous procéderons à la détermination de la bande optimale de démodulation de chacune d'elles et pour arriver à cette fin, nous allons optimiser les paramètres de l'ondelette complexe de Morlet qui sera implémentée dans de la transformée continue en ondelettes.

La méthode proposée se déroule en deux étapes. Premièrement, pour détecter les résonances, la *TCO* est calculée avec un vecteur des échelles qui couvre la gamme des moyennes et des hautes fréquences du signal analysé. Le pas du vecteur des échelles est de 0,1 dans l'objectif d'augmenter la redondance (*RI-Redundancy information*) qui va faciliter le repérage des résonances. Les coefficients d'ondelettes à l'échelle de la résonance ont la forme d'un train d'impulsions avec les mêmes caractéristiques que la résonance et une grande amplitude. En s'éloignant de la valeur de l'échelle de la résonance, la ressemblance avec les impulsions du défaut diminue continuellement jusqu'à devenir du bruit. Ainsi, les échelles des résonances excitées sont révélées clairement par les valeurs maximales données par l'indicateur d'éparsité (*sparsity measurement SM*) sous forme de bosses au niveau de la courbe échelle-*SM*. Cet indicateur n'est pas choisi d'une manière fortuite, c'est suite à une étude de comparaison par rapport à deux autres indicateurs scalaires que

nous avons finalement opté pour ce dernier. Les deux autres sont le kurtosis et l'indice de lissage (smoothness index SI). La quasi-totalité des travaux dans lesquels les défauts du types chocs ont fait l'objet d'études ont tous utilisé le Kurtosis. Mais des limitations de ce dernier ont été constatés dans plusieurs situations et le besoin d'un autre indicateur plus efficace est très souhaité. Ainsi, à l'issue de cette comparaison et vus les résultats obtenus, nous avons opté pour l'indicateur d'éparsité (SM) comme indicateur scalaire pour la recherche et la détection de la forme impulsionnelle. Cette méthode de sélection des échelles basée sur $RI - TCO$ et SMM (sparsity measurement maximisation) permet de révéler et de détecter plusieurs fréquences de résonance. Deuxièmement, le signal est soumis à un filtrage passe-bande autour de chaque résonance localisée afin de détecter la bande de fréquences contenant le défaut. Les bandes passantes sont obtenues en ajustant les valeurs du facteur de forme de l'ondelette de Morlet complexe. La bande optimale où le SNR est le plus élevé peut être déduite à l'aide du SMM . Une formule mathématique a été développée pour faciliter le calcul du paramètre f_b en fonction des largeurs Δf choisies.

Cette technique permet de localiser avec précision toutes les échelles de résonances présentes dans un signal, y compris celles à faible énergie, et la bande de filtrage optimale de chaque résonance. L'efficacité de la méthode proposée a été vérifiée par des simulations numériques et par des signaux vibratoires de défauts provenant de bancs d'essai. Les résultats montrent que la méthode proposée permet une identification et une localisation précises d'un seul ou même de plusieurs défauts.

Le travail développé dans cette thèse est articulé en cinq chapitres :

Dans le premier chapitre, nous avons présenté une synthèse bibliographique sur les travaux réalisés dans le diagnostic des défauts en utilisant la transformée en ondelettes, suivi de la problématique traitée dans cette thèse. L'étude bibliographique effectuée dans les deux chapitres suivants est destinée à la présentation des concepts généraux de la maintenance industrielle et les éléments de la maintenance préventive conditionnelle des systèmes mécaniques, ensuite les différents défauts des organes mécaniques sont donnés avec les images vibratoires correspondantes et les fréquences caractéristiques, et en dernier lieu l'approche théorique de l'analyse temps-échelle est présentée dans laquelle nous avons mis en relief ses avantages par rapport aux autres méthodes.

L'optimisation de la transformée en ondelettes est détaillée dans le quatrième chapitre, nous avons étudié les paramètres de la version continue afin d'obtenir les valeurs optimales en utilisant l'ondelette de Morlet. Dans ce chapitre, nous avons aussi étudié l'optimisation de la sensibilité de trois indicateurs aux signaux de types chocs.

Le dernier chapitre de cette thèse s'intéresse à l'étude des signaux expérimentaux recueillis sur des bancs d'essai présentant les défauts les plus courants. La démarche suivie pour l'étude de ces signaux afin de retrouver les défauts simulés est celle adoptée dans le chapitre précédent.

Une conclusion générale vient terminer notre travail en mettant en valeur les résultats trouvés et les buts atteints. Des perspectives de recherches dans le cadre du diagnostic des défauts des machines tournantes par la transformée en ondelettes sont formulées.

CHAPITRE 1

synthèse bibliographique et position du problème

Sommaire

1.1	Introduction	7
1.2	Synthèse bibliographique	8
1.3	Problématique	13

1.1 Introduction

Les structures mécaniques ne sont pas rigides, elles se déplacent et se déforment constamment soit en statique comme en dynamique. En vibration, le système à 1 degré de liberté (masse-ressort) est le modèle le plus simple pour représenter le mouvement d'une structure. La résolution de l'équation qui en découle permet de déterminer les caractéristiques de la structure comme la fréquence propre. Cette fréquence propre est un paramètre très important pour éviter le phénomène de résonance, dans le cas où une force extérieure appliquée à la structure viendrait de vibrer avec une fréquence (qu'on appelle fréquence d'excitation) proche ou égale à la fréquence naturelle de cette dernière.

Les machines sont constituées de systèmes continus. Un système continu peut être modélisé par plusieurs modèles de masse-ressort, donc il possède une infinité de degrés de liberté et par conséquent, plusieurs fréquences propres. Chaque système a un mouvement propre global associé à sa masse et à sa rigidité.

Lorsque le phénomène de résonance s'installe, la structure acquiert de l'énergie à chaque cycle. Dans le cas d'un amortissement faible, le système emmagasine de l'énergie vibratoire ce qui peut conduire à une destruction rapide. Dans notre cas, la force excitatrice n'est pas permanente, elle est due à la participation d'un défaut, généralement de type choc, au contact et qui disparaît aussitôt pendant tout le cycle, la structure sera le siège d'oscillations amorties et retournera progressivement à son état stable. En raison du mouvement de rotation des organes, les chocs sont régulièrement répétés et ce qui donne une excitation transitoire périodique.

Une machine est composée de plusieurs sous-systèmes, chaque sous-système possède une infinité de fréquences naturelles. Les fréquences naturelles susceptibles d'être excitées dépendent de la nature du défaut, de sa force et le type de la liaison mécanique entre le défaut et le sous-système.

En guise d'exemple, la figure 1.1 montre une machine avec plusieurs sous-systèmes. Un supposé défaut de type choc a excité trois résonances 800 Hz, 1100 Hz et 1450 Hz. Le signal temporel (Fig. 1.2a et 1.2c) donne une série de chocs dont l'espacement temporel représente la période du défaut. Les fréquences naturelles excitées peuvent être visibles uniquement au niveau du spectre au même titre que la fréquence du défaut.

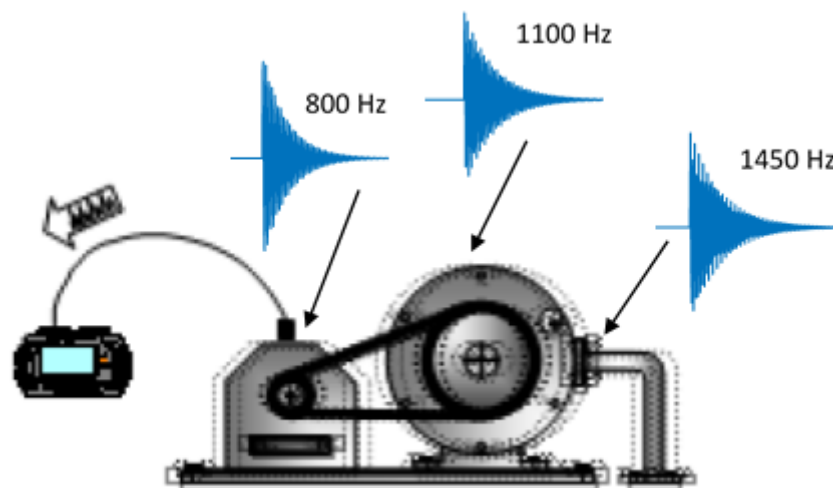


FIGURE 1.1 – Une machine tournante avec des résonances excitées.

En pratique, les fréquences naturelles susceptibles d'être excitées sont difficiles à prévoir ou à déterminer. Au même titre, le peigne de raies espacé de la fréquence du défaut qui se trouve aux basses fréquences peut être caché si le bruit est important, en plus, cette image vibratoire est commune à plusieurs défauts.

Nous pouvons remarquer au niveau des figures 1.2b et 1.2d que la distribution des lignes spectrales spécifiques au défaut est amplifiée autour des résonances du système. Par conséquent, la meilleure méthode pour le diagnostic de ce type de défaut (chocs) est de localiser les résonances excitées, qui sera suivie d'un filtrage passe-bande optimal pour pouvoir statuer sur l'existence ou non d'un défaut. Mais en réalité, l'identification de ces lignes spectrales autour des résonances est souvent difficile voire impossible avec l'analyse fréquentielle classique pour le compromis inhérent qui existe entre les résolutions fréquentielles et temporelles.

1.2 Synthèse bibliographique

Pour analyser les signaux vibratoires générés par des impulsions périodiques, diverses techniques avancées de traitement du signal ont été explorées. La transformée de Fourier associée à l'analyse d'enveloppe est la première méthode utilisée [1],[2], [3], appelée aussi *HFRT* (High Frequency Resonance Technique). La *HFRT* consiste à repérer tout

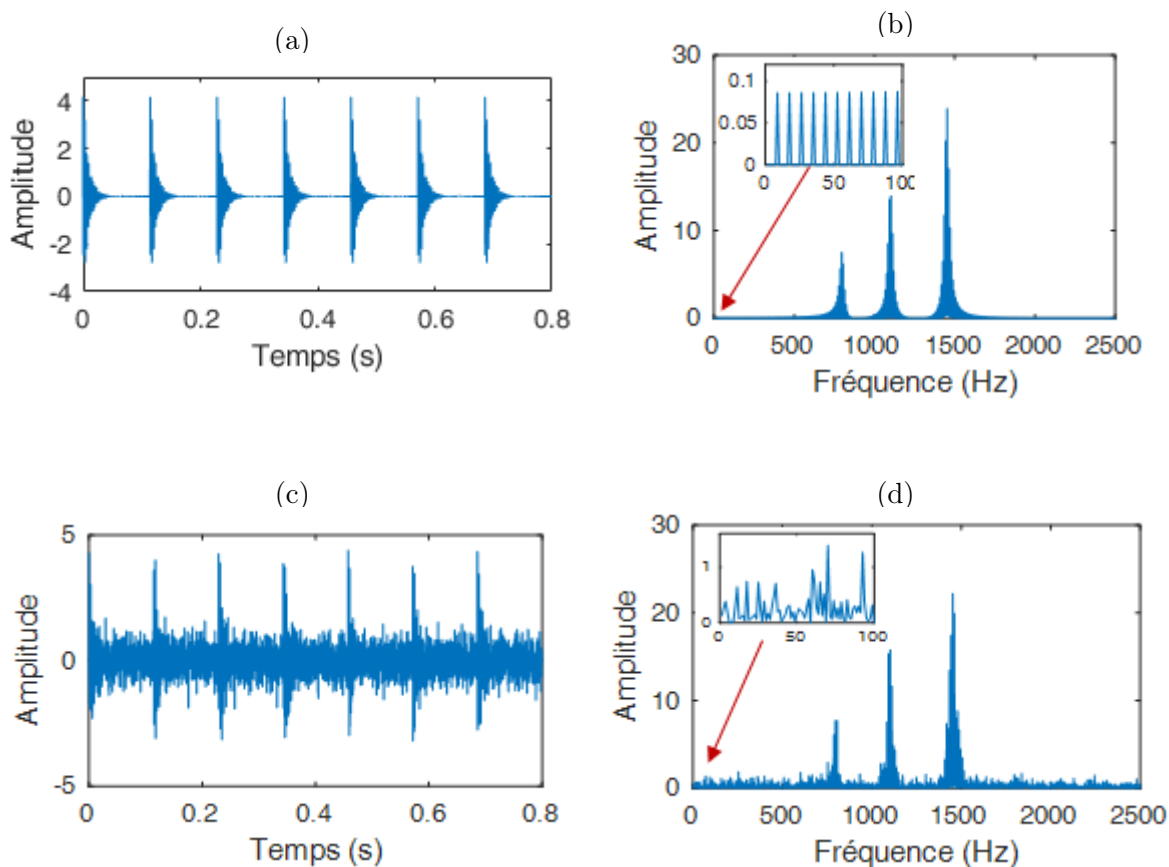


FIGURE 1.2 – (a) Un signal temporel de type chocs sans bruit ($F_e = 5120$ Hz), (b) Le spectre correspondant, (c) Le même signal temporel avec bruit, (d) Le spectre correspondant

d’abord les éventuelles résonances au niveau des hautes fréquences dans le spectre suivi d’un filtrage passe-bande. L’opération de démodulation vient compléter la démarche pour extraire la fréquence des impulsions. Cependant, le problème dans l’utilisation de l’analyse d’enveloppe réside dans la difficulté de la sélection au niveau du spectre de base des fréquences de résonance ainsi que les bandes de filtrage correspondantes (f_0 et Δf).

Afin d’optimiser les deux paramètres d’une résonance, à savoir f_0 et Δf , plusieurs méthodes et travaux ont été développés ces dernières années. Le Kurtosis spectral KS indique la distribution des composantes transitoires dans le domaine fréquentiel et détermine le filtre passe-bande optimal qui maximise le SNR . Cette méthode est basée sur la transformée de Fourier à fenêtre glissante ($TFCT$) en déplaçant une fenêtre le long du signal, c’est une transformée de Fourier locale [4]. La performance du Kurtosis spectral dépend du choix de la longueur de la fenêtre, mais il est difficile de choisir celle qui est optimale car les caractéristiques des impulsions ne sont pas connues à l’avance.

La solution du problème du KS est donnée par le kurtogramme ; il consiste à calculer le KS en considérant une série de longueurs de la fenêtre, puis la bande la plus impulsive est sélectionnée par la valeur maximale de kurtosis [5]. Un kurtogramme rapide est également proposé pour pallier l'inconvénient du kurtogramme classique basé sur la $TFCT$. Pour réduire le temps de calcul, un arbre 1/3-binaire basé sur les filtres FIR où chaque moitié de bande est encore divisé en 3 autres bandes a été proposé [6]. Le kurtogramme présente les valeurs KS en fonction d'une bande passante et d'une fréquence centrale du signal filtré dans un plan $2D$. Pour obtenir les meilleurs résultats avec le kurtogramme, il est nécessaire que la fréquence centrale de la bande sélectionnée coïncide avec la fréquence de résonance, mais une telle décomposition ne sera pas en mesure de donner une bande de fréquence donnée autour d'une fréquence centrale spécifique.

Barszcz et Jablonski [7] ont montré que le décalage de la fréquence centrale d'environ 1000 Hz par rapport à la fréquence de résonance va donner un spectre d'enveloppe sans aucune information sur le défaut, par exemple, un décalage de la fréquence centrale uniquement de 100 Hz, pour un signal de vibration d'un moteur à réaction, empêche la détection de la composante du signal du défaut sur la bague externe d'un roulement. Par conséquent, ils ont proposé le protrugramme, qui calcule le kurtosis des amplitudes du spectre d'enveloppe du signal démodulé. Ce concept permet de sélectionner la bande de fréquence optimale pour une démodulation d'amplitude, mais le temps de calcul est très important pour une résolution maximale.

Lei et al. [8] ont proposé d'utiliser la transformée en paquet d'ondelettes (WPT - Wavelet Packet Transform) implémentée dans le kurtogramme. Le WPT a de bonnes propriétés locales dans l'espace temps-fréquence et son filtre présente des avantages par rapport à la $TFCT$. Le WPT a la capacité de réduire le bruit et d'améliorer la précision de détection si l'ondelette utilisée est similaire aux composantes du défaut. D. Wang et al. [9] ont utilisé une technique similaire à celle de la référence [8], dont la différence se situe dans le calcul du Kurtosis du spectre de puissance de l'enveloppe des signaux issus des nœuds des paquets d'ondelettes au lieu de calculer le Kurtosis des signaux temporels reconstitués.

Y. Wang et al. [10] ont proposé une idée pour améliorer le KS , la méthode consiste à utiliser des fenêtres successives appliquées le long de l'axe des fréquences du signal analysé. Si le Kurtosis d'une fenêtre est plus grand que celui de la fenêtre antérieure, ces deux

dernières seront fusionnées et ainsi de suite jusqu'à l'obtention d'une bande d'une plage donnée autour de la résonance.

Il est bien connu que la transformée en ondelettes a été largement utilisée dans le domaine du diagnostic des défauts des machines. C'est un outil d'analyse temps-fréquence efficace et particulièrement adapté aux signaux contenant des composantes impulsionnelles transitoires. Plusieurs travaux scientifiques basés sur la transformée en ondelettes sont proposés pour extraire des signaux transitoires à des fins de diagnostic des défauts des machines tournantes. La plupart de ces travaux utilisent la version continue en ondelettes *TCO* pour sa capacité à détecter des signaux transitoires et à fournir une multi-résolution puissante en analyse temps-fréquence. La *TCO* décompose un signal en une famille de fonctions élémentaires à différents niveaux de localisation simultanément en temps et en échelle [11], [12], [13]. Ces opérations génèrent des coefficients d'ondelettes par dilatation et translation d'une ondelette mère. L'ondelette mère la plus utilisée avec la *TCO* est l'ondelette complexe de Morlet pour sa similitude avec les caractéristiques d'un défaut de type choc ; il a fait l'objet de plusieurs études, qui consistent à optimiser les valeurs de la fréquence centrale f_c et de la bande passante f_b (facteur de forme), ces deux paramètres permettent de contrôler la résolution temps-fréquence.

Lin et Qu [14] ont utilisé l'entropie pour déterminer la valeur optimale de f_b (avec f_c fixé) pour diagnostiquer les défauts des roulements et des engrenages. Chaque situation donne une valeur de f_b qui n'est pas forcément la même. Dans [15], Lin et Zuo ont utilisé le principe de maximisation du kurtosis pour optimiser simultanément l'échelle s et le facteur de forme f_b de l'ondelette de Morlet. Nikolaou et al. [16] ont combiné trois critères pour optimiser le facteur de forme pour le diagnostic des défauts de roulements : l'entropie minimale de Shannon, le critère du facteur de grossissement et le facteur combiné de grossissement de l'entropie. Bozchalooi et Liang [17] ont utilisé l'indice de lissage (*SI-smoothness index*) pour trouver le meilleur facteur d'échelle et de forme de l'ondelette de Gabor, qui est similaire à l'ondelette de Morlet. Les auteurs de [17] ont montré des situations où il est difficile d'interpréter l'implication de certaines valeurs du Kurtosis dans la recherche de la forme impulsionnelle et proposent l'indicateur *SI* qui surpasse le Kurtosis comme indicateur d'impulsivité. Su et al. [18] ont utilisé les algorithmes génétiques pour sélectionner les paramètres de l'ondelette de Morlet associés à l'autocorrélation pour le

diagnostic des défauts de roulements. Les algorithmes génétiques sont également utilisés dans [19] et en se basant sur l'indicateur d'éparsité (*SM*-sparsity measurement) afin d'obtenir un filtrage optimal avec l'ondelette de Morlet et qui est utilisé dans le diagnostic des défauts de roulements. Qiu et al. [20] ont fait appel à la méthode de décomposition en valeurs singulières pour choisir l'échelle appropriée ainsi qu'à l'entropie de Shannon pour sélectionner le facteur de forme de l'ondelette. L'entropie de l'ondelette de Shannon modifiée et la décomposition en valeur singulière ont été aussi utilisées par Jiang et al. [21] pour optimiser la bande passante et la fréquence centrale de l'ondelette de Morlet pour l'extraction de caractéristiques à partir des signaux de vibration des éoliennes.

Pour mesurer le caractère impulsionnel d'un signal, nous devons utiliser un indicateur. Le Kurtosis, qui est calculé à l'aide de cumulants, est le plus utilisé dans ce genre de situation. Plusieurs travaux cités ci-dessus [2]-[10] ont utilisé le Kurtosis pour la mesure l'instationnarité dans le contexte de la surveillance de l'état des machines. Le Kurtosis a également été utilisé comme indicateur dans l'optimisation du filtre de l'ondelette complexe de Morlet [23]. Cependant, un niveau du Kurtosis élevé ne signifie pas nécessairement un niveau élevé d'impulsivité, en plus, il est très sensible aux valeurs aberrantes qui se trouvent dans les données sujet d'analyse, ce qui peut conduire à de mauvaises interprétations. Ces limites peuvent donner des résultats erronés dans la sélection des fréquences de résonances ou des bandes de démodulation et cela compromettrait l'efficacité du Kurtosis en tant qu'indicateur d'impulsivité. D'autres indicateurs plus robustes sont utilisés pour quantifier le caractère impulsionnel. Nous avons déjà mentionné l'indice de lissage *SI* qui est utilisé pour optimiser l'ondelette de Gabor [17],[24]. L'indicateur de l'éparsité *SM* est un autre indicateur qui permet de détecter des composantes transitoires; il est utilisé dans [19] pour sélectionner les paramètres optimaux de l'ondelette de Morlet à l'aide des algorithmes génétiques. Tse et Wang [25] ont utilisé l'indicateur *SM* pour localiser les bandes de résonance optimales par la décomposition en paquets d'ondelettes. Dans [26], le même indicateur (*SM*) est combiné avec l'indice complexe de Lempel-Ziv pour le diagnostic d'un défaut sur la bague intérieure et sur la bague extérieure d'un roulement.

Le point commun de tous les travaux cités ci-dessus est le diagnostic des défauts de roulements ou (et) d'engrenages, simulés sur des bancs d'essai ou bien sur de vrais mécanismes de machine. Un autre point commun réside dans l'utilisation d'un indicateur scalaire qui

s'avère indispensable pour la recherche et la localisation des formes impulsionnelles. Par contre, diverses méthodes de diagnostic sont utilisées dans ces travaux, entre autres, la transformée en ondelettes dont sa version continue sera utilisée dans notre travail.

1.3 Problématique

L'analyse basée sur le signal vibratoire a été établie comme le moyen dominant pour identifier les défauts d'une machine et a attiré beaucoup d'attention des chercheurs et des ingénieurs. Les méthodes basées sur les vibrations sont efficaces pour surveiller l'évolution et la sévérité des défauts et capables de prédire avec une certitude raisonnable la durée probable avant la défaillance.

Les défauts de fabrication et les défauts localisés peuvent être sources d'excitations lors du fonctionnement des engrenages ou des roulements. Les défauts localisés provoquent des impacts, en conséquence, les impulsions sont observées dans le signal de vibration à chaque tour. L'extraction des composantes transitoires à partir du signal d'origine généré par les défauts de types chocs est une opération très délicate. Ces impulsions sont souvent immergées dans un bruit de fond important qu'il est très important d'éliminer afin d'extraire les composantes caractéristiques.

Lorsqu'un défaut local apparaît sur un engrenage ou un roulement, le signal vibratoire est modifié par les effets de forces impulsionnelles de courtes durées et à faible niveau d'énergie. La présence de ces forces impulsionnelles a pour effet d'exciter un grand nombre de résonances dans une plage de fréquences plus ou moins étendue selon la nature du choc et sa durée, et le signal qui en résulte est la somme des réponses des résonances excitées. Les forces induites par ces défauts génèrent des vibrations qui représentent la convolution des forces d'excitation (impulsions périodiques) par la fonction de réponse impulsionnelle (résonances) de la structure du système mécanique. Les résonances des structures peuvent être vues comme un amplificateur des impacts de faible énergie. Le diagnostic repose sur l'identification de ces forces d'excitation par l'analyse des réponses des résonances.

En pratique, les fréquences de résonances, qui dépendent de la vitesse de fonctionnement et de la nature de l'impulsion, s'étendent de quelques dizaines de hertz à plusieurs kilohertz, et chaque résonance peut avoir l'information recherchée ou toute autre information complémentaire sur la situation étudiée. Par conséquent, il est nécessaire d'analyser plu-

sieurs résonances pour prendre des décisions correctes dans le diagnostic des défauts de ce genre.

L'objectif de notre travail est la détection, l'analyse et la caractérisation des résonances excitées par les défauts de types chocs en utilisant la redondance de la transformée continue en ondelettes (*TCO*) et l'indicateur d'éparsité (SM-sparsity measurement) comme critère de sélection des paramètres optimaux. La plupart des travaux réalisés dans cette optique se contentent de détecter et d'analyser une seule résonance qui, à notre avis, reste insuffisant en matière d'informations que peut véhiculer une résonance même si celle-ci est la plus pertinente. Nous fixons comme objectif dans notre travail de détecter et d'analyser plusieurs résonances pour extraire le maximum d'informations afin d'accroître les chances de réaliser un diagnostic fiable.

La méthode proposée se déroule en deux étapes. Tout d'abord, nous calculons la *TCO* avec un vecteur d'échelle qui couvre la gamme des moyennes et des hautes fréquences du signal analysé, avec un pas des échelles de 0,1. Les coefficients d'ondelettes à l'échelle de la résonance ont la forme d'un train d'impulsions avec les mêmes caractéristiques que la résonance et une grande amplitude. En s'éloignant de la valeur de l'échelle de la résonance, la ressemblance avec les impulsions du défaut diminue continuellement jusqu'à devenir du bruit. Ainsi, les échelles des résonances excitées avec un rapport signal-bruit (*SNR*) le plus élevé sont révélées clairement par la maximisation de l'indicateur d'éparsité (*SMM*). Cette méthode de sélection des échelles basée sur *RI - TCO* et *SMM* permet de révéler et de détecter plusieurs fréquences de résonance. En deuxième partie, le signal est soumis à un filtrage passe-bande autour de chaque résonance localisée afin de détecter la bande de fréquences contenant l'information spécifique au défaut. Les bandes passantes sont obtenues en ajustant les valeurs du facteur de forme de l'ondelette complexe de Morlet. La bande optimale où le *SNR* est le plus élevé peut être déduite à l'aide du même indicateur *SMM*. Nous pouvons donc, avec cette technique, localiser avec précision toutes les échelles de résonances présentes dans un signal, y compris celles de faible énergie, et de déterminer la bande de filtrage optimale de chacune d'elles. L'efficacité de la méthode proposée a été vérifiée par des simulations numériques et par des signaux de vibrations de défauts provenant de bancs d'essai. Les résultats montrent que cette méthode permet une identification et une localisation précises d'un seul ou même de plusieurs défauts.

Généralités sur la maintenance des systèmes mécaniques

Sommaire

2.1	Maintenance et disponibilité des machines	16
2.1.1	Les types de maintenance	16
2.1.2	Les niveaux de maintenance	17
2.1.3	Les politiques de maintenance	18
2.1.4	Disponibilité des équipements	19
2.1.5	Les enjeux de la maintenance	19
2.2	Diagnostic des défauts de machines	20
2.2.1	Signatures utilisées dans le diagnostic	21
2.2.2	Analyse des lubrifiants	24
2.3	Etats normaux et anormaux des systèmes mécaniques	24
2.3.1	Introduction	24
2.3.2	Etats normaux des systèmes mécaniques	25
2.3.3	États anormaux des systèmes mécaniques	27
2.4	Conclusion	37

2.1 Maintenance et disponibilité des machines

Dans le contexte actuel de la mondialisation et de l'environnement concurrentiel, les entreprises doivent améliorer sans cesse leur compétitivité pour assurer leur part de marché. L'entreprise se doit d'accroître sa productivité et réduire les coûts afin de satisfaire ses clients et de générer des profits. L'accroissement de la productivité se rattache à la disponibilité des machines et les systèmes de production qui doivent avoir un certain niveau de performance ; cet objectif est l'un des buts de la fonction maintenance d'une entreprise. La maintenance assure la surveillance et la réparation d'une installation pour garantir sa fiabilité et sa disponibilité.

Le fonctionnement des machines entraîne l'usure progressive des composants mécaniques. Ces usures entraînent des déséquilibres qui conduisent peu à peu à l'endommagement de ces dernières. La maintenance englobe toutes les opérations de programmation, de gestion et d'exécution de tâches comme inspection, contrôle, dépannage ou réparation, nécessaires pour maintenir les machines en état de fonctionnement et assurer la qualité de la production dans les conditions de sécurité requises.

L'ancienne approche de la maintenance était run-to-failure [27], c'est-à-dire, laisser la machine en fonctionnement jusqu'à la survenance de la défaillance. L'approche actuelle consiste à surveiller les installations pour détecter les anomalies à un stade précoce afin de planifier l'intervention. Considérer avant comme un mal nécessaire, la maintenance est devenue une fonction stratégique des entreprises et apparaît comme une source de profits.

2.1.1 Les types de maintenance

Chaque machine au sein d'une entreprise occupe une place spécifique en fonction de sa tâche, de sa fréquence d'utilisation et de son importance dans la chaîne de production. Chaque machine, donc, sera concernée par un type de maintenance en relation avec le rôle qu'elle joue dans la politique de gestion de l'entreprise. A cet effet, il existe plusieurs types de maintenance : corrective, préventive (systématique et conditionnelle) et prévisionnelle. La maintenance doit résoudre à la fois un problème d'économie et de performance ; car il faut réduire les coûts liés aux interventions et à l'indisponibilité tout en assurant la qualité et la quantité des produits. En effet, certaines machines doivent fonctionner sans

interruption, le cas contraire engendrera des pertes financières. Pour cette raison, la maintenance corrective est insuffisante et la maintenance préventive s'avère indispensable.

La mise en œuvre de la maintenance systématique peut se faire uniquement dans le cas de machines de moyennes importances et qui ne contiennent pas de mécanismes complexes. Elle est basée sur un échancier et sur la durée de vie statistique des pièces, or, l'anomalie peut apparaître soit avant ou après la date prévue, ce qui compromettra le bon fonctionnement dans le premier cas, et induira des coûts supplémentaires dus au changement d'une pièce non défectueuse dans le deuxième cas.

La maintenance conditionnelle s'avère la plus adaptée dans le cas des installations de grande importance ou dans le cas où la sûreté et la sécurité sont de rigueur. Elle permet d'intervenir sur une machine à condition qu'une anomalie soit détectée en utilisant des méthodes appropriées ou suite au franchissement d'un seuil prédéterminé d'un indicateur synonyme d'un état de dégradation.

La détection à un stade précoce d'une dégradation est l'une des tâches la plus demandée dans le cadre de la maintenance conditionnelle, cela permet de diminuer la probabilité des défaillances en service, de supprimer les causes d'accidents graves, de minimiser les temps d'arrêt et de diminuer le budget de maintenance. Dans le cas où la sévérité de l'anomalie détectée peut être appréciée et si elle est jugée sans danger et n'affecte pas le bon fonctionnement de la machine, cela permettra de programmer et de planifier l'intervention en fonction des impératifs de production. Le suivi de l'évolution des paramètres significatifs d'une anomalie est le rôle de la maintenance prévisionnelle. Elle permet de surveiller l'état d'une dégradation avant sa détérioration.

2.1.2 Les niveaux de maintenance

Chaque machine ou un ensemble de machines nécessite un type de maintenance en adéquation avec sa place dans l'atelier. L'intervention peut aller d'un simple réglage jusqu'aux travaux importants de réparation. Il existe cinq niveaux de maintenance, chaque niveau comporte des opérations qui permettent d'assurer la disponibilité du bien.

Le premier niveau comprend des relevés des paramètres de fonctionnement ou des réglages simples qui ne nécessitent pas le démontage du bien, ils peuvent être réalisés sur place par l'opérateur, en suivant le mode opératoire ou les instructions d'utilisation, comme

l'échange d'éléments simples tels que voyants, fusibles, vérification du niveau d'huile, nettoyage des filtres, ... [28].

Le deuxième niveau concerne le dépannage par de simples opérations de remise en service, comme le graissage, la vidange, prélèvement d'huile pour analyse,... Le troisième niveau se rapporte au diagnostic des anomalies et à l'identification des défauts affectant les organes des machines. Il englobe toutes les opérations courantes de maintenance préventive telles que l'échange de composants et les réparations mineurs. Le quatrième niveau concerne toutes les opérations importantes de maintenance corrective ou préventive, auxquelles s'ajoutent les réglages des appareils de mesure utilisés pour la maintenance. Le dernier niveau comprend tous les travaux de rénovation, de reconstruction ou de réparations importantes.

2.1.3 Les politiques de maintenance

Pour produire plus vite et sans interruption, les machines ne doivent subir qu'un nombre minimum de temps de non-disponibilité, cela nécessite une bonne politique de maintenance qui aura pour objectif de prévenir et de corriger les dysfonctionnements des biens.

La politique de maintenance se distingue sur deux niveaux : au niveau général de l'entreprise et au niveau d'une machine ou d'un équipement. Le niveau général de l'entreprise doit définir le cadre des activités de maintenance qui permettra de fixer le budget de la maintenance, les types de maintenance, ainsi que de définir la stratégie de la sous-traitance des gros entretiens et la gestion des compétences. La politique de maintenance au niveau de la machine permettra de définir le type de maintenance en relation avec son importance dans le processus de fabrication [29].

Les responsables de maintenance doivent envisager des stratégies qui permettent non seulement de surveiller et de réparer mais de prévoir les événements, de gérer les installations en fonction des contraintes imposées et d'étudier les alternatives qui s'offrent afin d'apporter des éléments d'aide à la décision et d'obtenir les résultats visés.

La complexité des machines et des comportements des organes qui les composent nécessite dans certains cas des stratégies de maintenance complexes. D'autre part, la nature aléatoire des défaillances des biens rend difficile le choix et l'évaluation des différentes

stratégies de maintenance et ce qui nécessite le recours à des avis d'experts pour prendre des décisions.

Le critère antagoniste de la maintenance, à savoir accroître la disponibilité tout en réduisant les coûts, oblige les entreprises à adopter une politique de maintenance optimale. Son objectif est de réduire la durée des immobilisations, de garantir la qualité des produits, d'optimiser les coûts et de protéger les personnes et l'environnement.

2.1.4 Disponibilité des équipements

La disponibilité d'un bien est le pouvoir d'en disposer. Toute machine est déclarée disponible si elle est apte à accomplir une fonction avec les performances exigées. Pour garantir la disponibilité, il est indispensable de définir une politique de maintenance adéquate avec les moyens nécessaires pour sa réalisation et d'assurer une exploitation des biens avec les règles optimales d'exploitation. Il est sous-entendu que la disponibilité d'un système nécessite la disponibilité de tous les éléments élémentaires pour son fonctionnement, même s'il n'est pas en service [30].

Les paramètres ou les facteurs de la disponibilité doivent être identifiés afin de minimiser le temps d'indisponibilité. Ces facteurs sont à définir par le constructeur, qui n'exploite pas les installations qu'il conçoit, et l'utilisateur de ces installations qui doivent travailler en commun afin d'uniformiser les méthodologies qui permettent de recenser les défaillances et les détériorations [30].

2.1.5 Les enjeux de la maintenance

Avoir un défaut ou une détérioration au niveau d'une machine est toujours gênant et nuisible. Si le processus et les causes par lesquels cette détérioration est arrivée ne sont pas connus, la solution à adopter ne sera que provisoire et elle ne permet pas d'avoir une réparation durable.

La maintenance est souvent assimilée à des actions de dépannage ou d'entretien et comme une source de dépenses dans les entreprises. Cette image terne de la maintenance est due au manque de méthodologies d'approches de la fonction maintenance pour la considérer comme une activité stratégique qui permettra la réduction des coûts.

Les développements technologiques ont permis d'avoir des systèmes de production avec

une exploitation plus performante mais aussi plus fragile parce que le moindre dysfonctionnement indésirable peut compromettre la production ou même mettre le système en péril. Face à ces défis, la maintenance des systèmes mécaniques mérite une attention de plus en plus grande et elle devient une discipline scientifique à part entière.

L'optimisation des politiques de maintenance est une nécessité pour réduire les coûts, accroître la disponibilité et augmenter la sûreté de fonctionnement. L'optimisation peut se traduire par des actions sur la fréquence d'application et la consistance des activités de maintenance sur les matériels en fonction de leur importance dans le processus de production.

2.2 Diagnostic des défauts de machines

Le diagnostic a pour but d'identifier une pathologie à partir de ses symptômes. Dans le domaine industriel, il a pour objectif l'identification exacte des défaillances ainsi que leurs causes. Le diagnostic contribue à la disponibilité de l'outil de production et à la sûreté de fonctionnement.

La défaillance se manifeste par plusieurs symptômes ou signes qu'il faut bien connaître afin de faciliter le diagnostic. Un bon diagnostic doit pouvoir identifier avec exactitude le composant défectueux, la nature et le type de la défaillance, les causes et le degré de gravité lorsque c'est possible. Le diagnostic peut être engagé lorsque des signes jugés anormaux se manifestent. Mais au préalable, une connaissance de la machine et de son comportement s'impose afin de connaître les défauts possibles avec les dégradations qui en résultent, les grandeurs à mesurer, les régimes de la machine ainsi que l'influence de ses grandeurs d'état.

Le diagnostic industriel est un facteur important dans la politique de maintenance d'une entreprise. C'est grâce à ce dernier qu'on peut déterminer un défaut à partir de ses symptômes en utilisant les informations et les paramètres de fonctionnement de la machine.

2.2.1 Signatures utilisées dans le diagnostic

Le fonctionnement des machines engendre des rotations ou des translations ainsi que des efforts dus aux différents mouvements de ses organes. Ces organes en mouvement sont sujets à des vibrations, à des frottements ainsi qu'à des bruits. Selon la nature des systèmes et les anomalies qui peuvent les affecter, les machines délivrent des signatures qui contiennent les informations pertinentes sur les défauts qu'ils induisent.

Le diagnostic a pour finalité de détecter, d'identifier et de préciser la gravité des anomalies des systèmes mécaniques à partir d'indicateurs préalablement définis et de méthodes d'analyse des signatures délivrées par ces systèmes. Pour ce faire, l'acquisition de données à partir des différentes mesures réalisées par des capteurs est indispensable, ces mesures peuvent être des signaux de vibrations, des signaux acoustiques, des températures, des courants électriques,... qui doivent contenir l'information nécessaire sur l'état de santé des équipements.

2.2.1.1 Signatures vibratoires

Une vibration est un mouvement d'oscillation ou de va-et-vient restant proche d'un point d'équilibre stable ou dynamique. La vibration d'un système peut être libre ou forcée. Les vibrations des machines sont le résultat des différents mouvements des organes et des pièces constituant les systèmes mécaniques. Elles traduisent parfaitement les efforts dynamiques que subissent les éléments structuraux et l'état de santé des machines.

L'analyse du signal vibratoire mesuré à partir d'un seul point sur une machine ne peut pas avoir toute l'information nécessaire sur l'état de santé de cette dernière. Une vibration est de forme vectorielle tridimensionnelle qui doit être mesurée en plusieurs points dans différentes directions.

Le choix de l'emplacement ainsi que la direction du capteur est un facteur déterminant dans la surveillance et l'analyse des machines par les vibrations, faute de quoi, les composantes représentatives de l'état de santé de la machine ne seront pas incluses dans le signal brut. Les paliers à roulements reçoivent les charges et les forces dynamiques développées au sein de la machine et représentent le meilleur endroit pour la mesure des vibrations. Les forces générées par un défaut traversent la structure de la machine jusqu'à l'emplacement du capteur ainsi que la chaîne de mesure jusqu'à l'analyseur. L'amplitude

affichée sur l'appareil de mesure est le résultat de la convolution de la force du défaut par la fonction de transfert. Le signal induit peut être amorti ou amplifié selon la valeur de la fonction de transfert.

Les différents défauts provoquent des forces et des vibrations selon des fréquences et des directions bien définies. Une mesure axiale et radiale au niveau de chaque palier est indispensable pour espérer détecter tous les défauts. Ainsi, le signal délivré par le capteur sera complexe et comporte les vibrations de tous les sous-systèmes mécaniques de la machine. La signature vibratoire liée à la majorité des défauts est de nature périodique et se répète d'une manière identique au cours du temps. Pour les défauts de types chocs, les vibrations sont de nature transitoire de faible durée qui peuvent être répétitives ou aléatoires. D'autres défauts peuvent avoir une nature carrément aléatoire au cours du temps.

2.2.1.2 Signatures acoustiques

Les signaux acoustiques permettent la détection des fuites au niveau des tuyauteries, des réservoirs, des vannes,...

Les fuites des fluides émettent des bruits dus aux turbulences, aux cavitations, aux vibrations ainsi qu'à la détente de l'eau surchauffée aux endroits des orifices des fuites.

La transformation des signaux temporels dans le domaine fréquentiel est la méthode utilisée pour la détection des fuites. Le débit des fuites ne peut pas être quantifié en raison de l'importance des bruits de fond des installations industrielles.

2.2.1.3 Signatures par émission acoustiques

Certains défauts qui sont dus à la rupture de la structure granulaire libèrent de l'énergie sous forme d'ondes acoustiques. Ces défauts touchent les matériaux micro-granulaires avec lesquels sont fabriqués les réservoirs sous pression, les tuyauteries ou les roulements. Lorsque le matériau subit des compressions au-delà des limites autorisées, des fissures apparaissent suivant les lignes de rupture. Les ondes émises sont des impulsions répétées et aléatoires qui se situent entre 100 kHz et 500 kHz et se propagent dans les structures métalliques avec de grandes vitesses.

La détection des défauts se fait par le calcul de l'énergie des signaux d'émission acoustique émises par la zone où le métal subit des contraintes de rupture.

2.2.1.4 Signatures ultrasonores

Les pièces mécaniques équipant les machines peuvent avoir des défauts de fabrication. La méthode consiste à envoyer un train d'ondes ultrasonores avec des fréquences dépassant plusieurs dizaines de kHz, l'inspection repose sur l'analyse des échos après propagation dans le matériau de ces ondes ultrasonores qui seront diffractées ou réfléchies en fonction de la présence ou non d'un défaut. L'analyse du retard entre le signal émis et l'écho réfléchis par le défaut permet sa localisation. L'analyse de la forme de l'écho permet de déterminer la géométrie ainsi que la sévérité du défaut. Cette méthode est très utilisée pour la détection de fissures dans les tuyauteries, les soudures, les boulons,...

2.2.1.5 Signatures par courants de Foucault

Un matériau conducteur induit des courants de Foucault s'il est soumis à un champ magnétique produit par une bobine située à proximité. Lorsqu'un matériau conducteur présente un défaut, ce dernier perturbe la circulation des courants de Foucault et le coefficient d'induction mutuelle varie aussi, ce qui engendre la variation de l'impédance de la bobine. Le principe de la méthode consiste à déplacer des sondes, qui sont spécialement adaptées à la géométrie des pièces à contrôler, avec une vitesse connue et on enregistre les variations de l'impédance de la sonde. La caractérisation du défaut est obtenue par une analyse fine des parties réelles et imaginaires de l'impédance. En pratique, l'interprétation des courants de Foucault est très complexe à cause des nombreuses sources de bruits parasites qui peuvent être induites par l'état de surface du matériau, des circuits électroniques ou des excentrement géométriques de la sonde.

2.2.1.6 Signatures thermiques

La signature thermique est basée sur la mesure de la température des organes des machines. Elle est fournie par des capteurs comme les thermocouples, des sondes à résistances, des capteurs optiques ou des détecteurs infrarouges (pyromètre, radiomètre, caméra infrarouge), qui peuvent être en contact ou à distance des parties du matériel à surveiller.

La mesure sans contact peut fournir des résultats erronés. En effet, le flux émis à distance est soumis à de nombreux rayonnements parasites des matériels avoisinants et à

des absorptions par l'atmosphère ambiante, ce qui nécessite la maîtrise de la physique des rayonnements infrarouges pour éviter de faux diagnostics.

2.2.2 Analyse des lubrifiants

C'est une méthode qui consiste à analyser des échantillons du lubrifiant afin d'étudier ses caractéristiques physico-chimiques et d'identifier des éventuelles usures des éléments mécaniques. La contamination du lubrifiant provient des particules d'usure des pièces mécaniques ou des particules en provenance de l'extérieur.

2.3 Etats normaux et anormaux des systèmes mécaniques

2.3.1 Introduction

Les systèmes mécaniques sont constitués d'une variété d'organes fonctionnant ensemble et mettent en application de multiples phénomènes mécaniques et physiques. Les organes de ces systèmes mécaniques qui fonctionnent généralement dans des conditions extrêmes et dans des environnements hostiles, sont fortement sujets aux défaillances et dégradations. Certaines défaillances ont de graves conséquences sur le système lui-même et son environnement. La protection du système nécessite la détection et la localisation de ces défaillances le plus précisément possible.

La maîtrise de l'outil de production est une étape indispensable pour le suivi de son fonctionnement ainsi que son comportement dans les différentes situations. Il est indispensable aussi de comprendre le lien entre un défaut mécanique et ses effets sur le système ainsi que les conséquences sur le bon fonctionnement, et ceci nécessite l'analyse des symptômes de chaque défaut susceptible d'affecter l'installation sans ignorer la nécessité du suivi et du contrôle ainsi que la compréhension des lois physiques et les comportements mécaniques qui accompagnent l'apparition d'un défaut. Plusieurs situations peuvent mener à l'apparition de défauts dans une machine, il peut s'agir d'une mauvaise conception ou de fabrication ou d'un mauvais assemblage, d'un mauvais fonctionnement ou d'une maintenance inadaptée ou bien d'un vieillissement ou usure durant le fonctionnement.

Les temps d'arrêt ou de non-fonctionnement des installations engendrent des pertes considérables. Les premières études sur la disponibilité des installations remontent aux années 50, par exemple, d'après une étude du département de la défense des Etats-Unis, seuls 30 % des avions bombardiers stationnés dans un aéroport en Grande-Bretagne sont opérationnels et ce pendant la deuxième guerre mondiale. Une autre étude dans le même contexte a montré que de deux tiers à trois quarts de l'équipement militaire étaient hors-service ou en réparation à un moment donné [31].

L'état d'un système mécanique industriel peut avoir plusieurs modes de fonctionnement. Le mode de fonctionnement nominal correspond à l'état où le système remplit sa tâche avec les conditions exigées par l'exploitant et requises par le constructeur. Les autres modes correspondent aux fonctionnements partiels ou avec des performances moindres suite à une défaillance ou à une dégradation.

2.3.2 **Etats normaux des systèmes mécaniques**

Malgré la précision accrue des machines-outils et le développement de l'automatisation, les imperfections d'usinage existent toujours. Lors de la conception des machines et de ses organes ou même pendant l'assemblage, certains défauts sont inévitables mais à condition de ne pas dépasser certains seuils prédéfinis.

Ainsi, quel que soit le soin apporté à la fabrication des arbres et les rotors, la répartition de la masse ne peut jamais être homogène, ce qui crée des forces centrifuges. Cela fait de l'équilibrage des arbres un problème d'ingénierie de premier ordre qui concerne presque toutes les machines modernes. Ce phénomène de déséquilibre (balourd) résulte de la non-coïncidence du centre de gravité avec l'axe de rotation des rotors, la force créée peut se calculer par :

$$F = md_r\omega^2 \quad (2.1)$$

avec m la masse du rotor, d_r la distance radiale entre le centre de gravité et l'axe de rotation et ω la vitesse angulaire du rotor. L'équation (2.1) montre que la force de balourd dépend fortement de la vitesse angulaire du rotor.

En quelques décennies, les vitesses de rotation sont passées d'une dizaine de tours par minute à des milliers de tours par minute à l'image des turbines à gaz qui peuvent atteindre 100 000 tours par minute. Aucun de ces systèmes mécaniques à grande vitesse d'aujourd'hui

d'hui ne serait pratique sans la technologie d'équilibrage dynamique [32]. Les statistiques montrent que la majorité des vibrations dans les machines sont dues aux défauts de balourd et de déalignages. L'équilibrage permet la correction des problèmes de fabrication et d'assemblage et aussi un moyen de réduire les vibrations et les charges sur les paliers pour plus de performances et de fiabilité.

Les arbres des différents sous-systèmes mécaniques des machines doivent être alignés aussi parfaitement que possible pour maximiser leur durée de vie et réduire aussi la consommation d'énergie. L'alignement est important pour les arbres couplés comme les moteurs qui génèrent le mouvement de rotation et les composants entraînés tels que les boîtes de vitesse, les pompes, etc. ou bien dans le cas des machines séparées par la distance [27].

Il est très rare de rencontrer un spectre de vibration d'une machine qui ne montre pas une composante à la fréquence de rotation indiquant un balourd initial que présente chaque rotor [33]. La question est généralement de savoir quelle quantité de déséquilibre résiduel peut être autorisée pour avoir un fonctionnement normal.

Les valeurs recommandées et à ne pas dépasser pour le balourd résiduel en fonction de la vitesse de rotation et du type de rotor sont données dans la norme ISO 1940-1 : 2003 [34]. Les classes de qualité de l'équilibrage des rotors G sont obtenues expérimentalement et représentent une classification de l'équilibrage des rotors recommandés pour chaque type de machines, par exemple G 6.3 correspond à une amplitude de 6.3 mm/s qui définit le produit $e_{per}\omega$ qui est la vitesse orbitale du centre de gravité avec ω représente la vitesse maximale du rotor en rad/s ([34]). Le terme e_{per} est le balourd résiduel spécifique admissible, son unité est le μm ou bien $(g.mm)/kg$.

En guise d'exemple, pour les rotors de classe G 1, qui signifie que la vitesse orbitale admise du centre de gravité est de 1 mm/s, et à une vitesse de 2000 tr/min, la valeur du balourd résiduel spécifique admissible e_{per} est de 5 μm ou 5 $(g.mm)/kg$. Le module du balourd résiduel admissible (U_{per}) peut être calculé à partir de :

$$U_{per} = e_{per}m \quad \text{en } g.mm \quad (2.2)$$

avec m la masse du rotor.

Les valeurs données dans la norme ISO1940 [34] sont à respecter et à vérifier avant le montage des pièces et après le montage définitif de la machine. L'évaluation de l'état

vibratoire des rotors doit se faire à partir de mesures qui ont été réalisées sur la machine après montage et au moment où l'état de la machine est jugé bon [35]. Dans certaines situations, des rotors peuvent avoir une flexion provisoire après un arrêt prolongé qui est due à son poids, avant toute prise de mesures, ces derniers doivent être laissés tourner pendant un certain temps.

D'autres défauts apparaissent pendant le rodage et les premières heures de fonctionnement, le cas des piqures des réducteurs en y un exemple. Les piqures naissantes qui se produisent au contact des aspérités surviennent après la première mise en service et disparaissent quand le rodage est terminé et que la portée des flancs des dents est devenue plus régulière [36].

Pour faciliter la surveillance, le dépistage ou le diagnostic des systèmes mécaniques, un signal doit être mesuré pendant le fonctionnement normal sans défaut qui servira de référence pour les comparaisons ultérieures. La différence entre ce signal de référence et un signal mesuré ultérieurement dans des conditions identiques, témoigne de la présence d'une anomalie ou d'une dégradation du système surveillé.

Dans le cas où une machine est utilisée depuis une longue période et pour laquelle aucune mesure n'a été prise lors de sa mise en service et aucun historique ou valeurs de référence n'est disponible, son suivi peut se faire par la surveillance de l'évolution vibratoire des mesures effectuées à chaque contrôle ou par rapport aux valeurs données par les normes ou par le constructeur [37].

Les vibrations des machines sont appréciées par des amplitudes et des fréquences. La détection des comportements anormaux peut se faire lorsque ces amplitudes dépassent des seuils fixes ou lorsque des fréquences particulières apparaissent.

2.3.3 États anormaux des systèmes mécaniques

La minimisation du temps d'immobilisation ou de révision et l'accroissement du temps de disponibilité des machines passe par la connaissance indispensable des défauts et des avaries qui peuvent affecter ces dernières ainsi que leurs degrés de criticité.

Les défauts les plus récurrents et les plus nuisibles sont générés par les organes tournants. Ces organes, à savoir les engrenages, les roulements, les rotors, les accouplements, ..., sont

appelés à travailler dans des conditions sévères et complexes. La fatigue des matériaux, défauts de fabrication et de montage, problème de lubrification, des charges élevées, des vitesses de rotation très grandes, ..., sont autant de situations qui peuvent provoquer des défaillances au niveau des éléments de machines.

Nous allons présenter dans ce qui suit les principaux défauts affectant les rotors les engrenages et les roulements. Ces organes sont omniprésents dans la plupart des machines industrielles.

2.3.3.1 Balourd et délignage

Le balourd : Nous avons déjà signalé dans le paragraphe précédent la difficulté de faire coïncider les lignes de rotations et les lignes des centres de masse au niveau de chaque portion des rotors. Au-delà des valeurs données dans la norme ISO 1940, le balourd devient un défaut qu'il faut corriger.

Le défaut de balourd peut être statique ou dynamique. En cas de balourd statique, les paliers du rotor supportent l'effort centrifuge en même temps et il n'y aura pas de déphasage entre les mesures prises sur les deux paliers. En cas de balourd dynamique, les paliers du rotor vont subir les efforts centrifuges de façon alternée. Le déphasage entre les mesures prises sur les deux paliers sera voisin de 180° .

La signature vibratoire de ce défaut est représentée par une sinusoïde à la fréquence de rotation du rotor. L'amplitude de la raie correspondant à la fréquence de rotation ne permet pas de statuer sur la présence ou non du défaut de balourd sauf si celle-ci est comparée à une référence (état sain), ou bien, l'évolution de son amplitude est constatée après plusieurs mesures. La figure (2.1) montre un signal recueilli sur le banc d'essai N° 1 (Voir annexe), ce dernier comporte un défaut de balourd représenté par une masse suspendue sur le disque côté moteur.

Le délignage : Le délignage se produit lorsque les axes de rotation de deux arbres ou plus, reliés entre eux, ne sont pas colinéaires. Un tel défaut peut entraîner des vibrations excessives, l'endommagement des roulements et les joints, la détérioration des accouplements ; surtout lorsque la vitesse de rotation dépasse 3600 tr/min, comme il a un impact sur la consommation d'énergie.

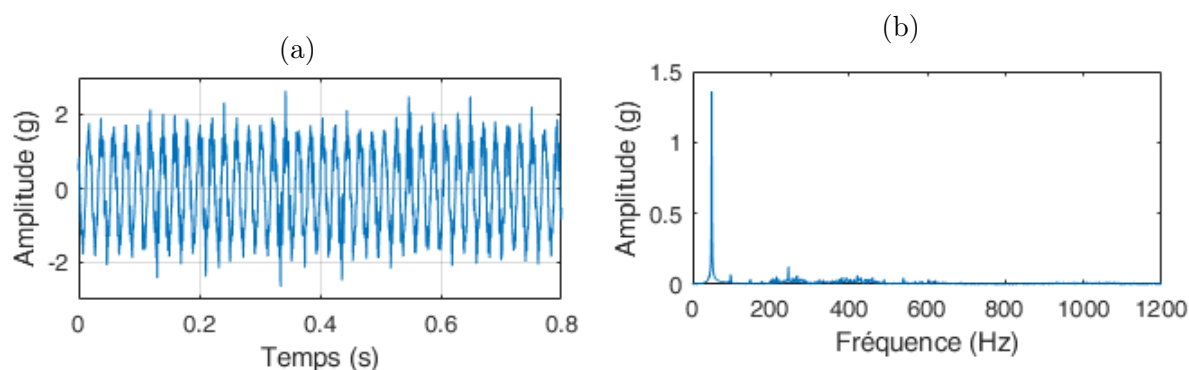


FIGURE 2.1 – (a) Signature vibratoire d'un défaut de balourd simulé sur le banc d'essai N° 1 et (b) et son spectre.

Différents défauts de déalignage peuvent se manifester selon la nature de l'accouplement et le couple transmit. On distingue généralement deux défauts de déalignage, le déalignage radial et le déalignage angulaire [38]. Le déalignage angulaire génère des vibrations axiales et radiales et lorsque le défaut est important les vibrations axiales sont supérieures aux vibrations radiales. Dans le cas de déalignage radial, les vibrations radiales sont nettement supérieures aux vibrations axiales (Fig. 2.2).

Un autre défaut d'alignement peut aussi survenir dans le cas de deux paliers du même arbre d'une machine dont leurs axes ne sont pas concentriques [37]. Ceci peut être la conséquence d'un défaut de montage, d'un mauvais calage des pattes ou d'un problème de châssis.

La prépondérance des composantes à l'ordre 2, 3 ou 4 de la fréquence de rotation permet

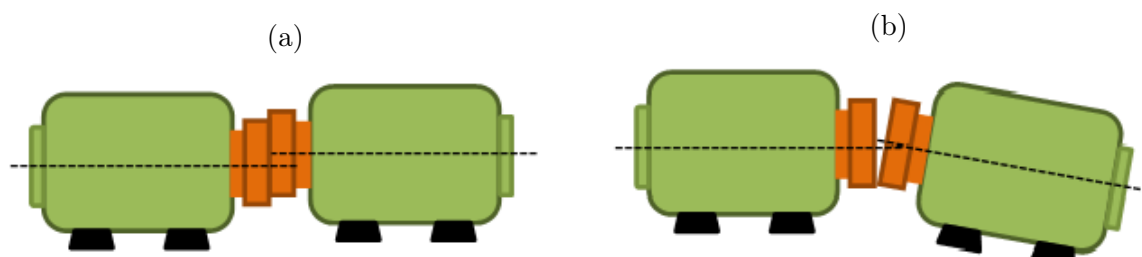


FIGURE 2.2 – Les défauts de déalignage, (a) radial et (b) angulaire.

de révéler le défaut d'alignement. La figure (2.3) montre deux signaux enregistrés sur le banc d'essai N° 2 qui comporte un déalignage radial de 1 mm au niveau de l'accouplement. Les spectres correspondants montrent des composantes prépondérantes à l'ordre 3 et 4 de la fréquence de rotation.

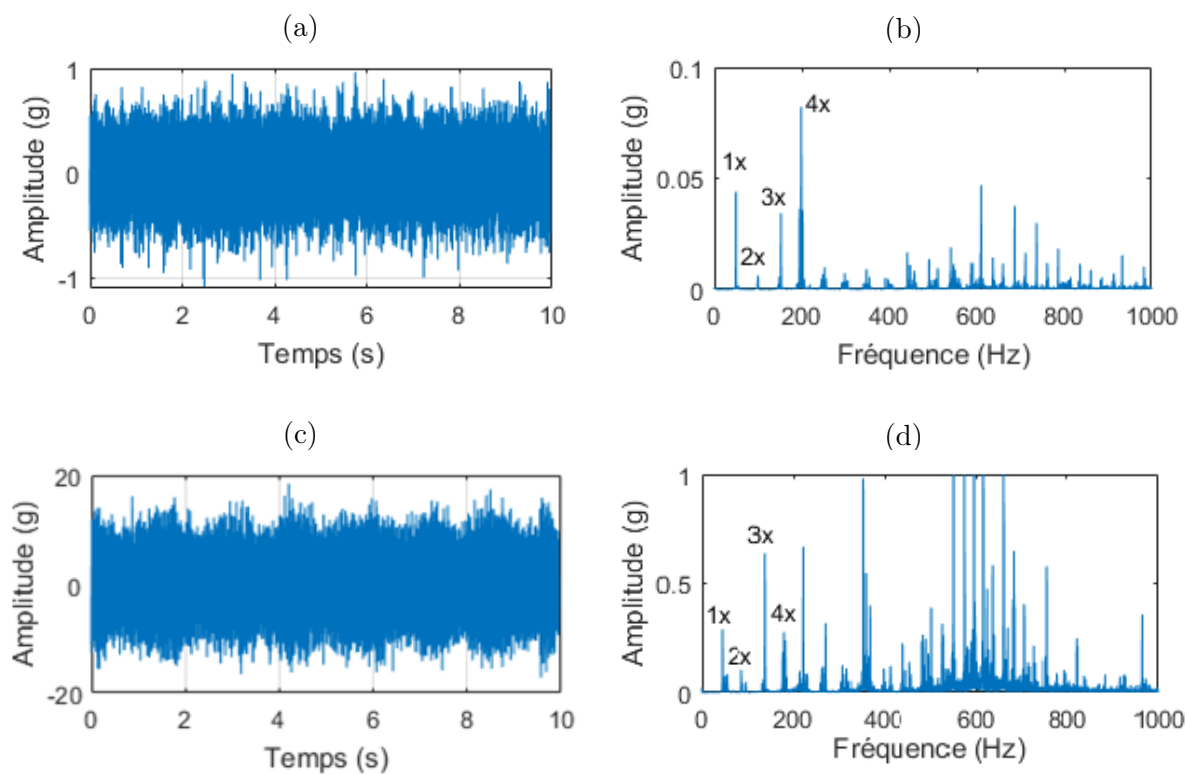


FIGURE 2.3 – Signature vibratoire d'un défaut de délignage radial, (a) signal temporel à 50 Hz, (b) le spectre correspondant, (c) signal temporel à 45 Hz et (d) le spectre correspondant.

Le signal de la figure (2.4) montre un signal recueilli sur le même banc d'essai qui contient un délignage angulaire. Le palier à droite est décalé de 1 degré par rapport à celui de gauche. L'image vibratoire montre la prépondérance de la deuxième composante de la fréquence de rotation.

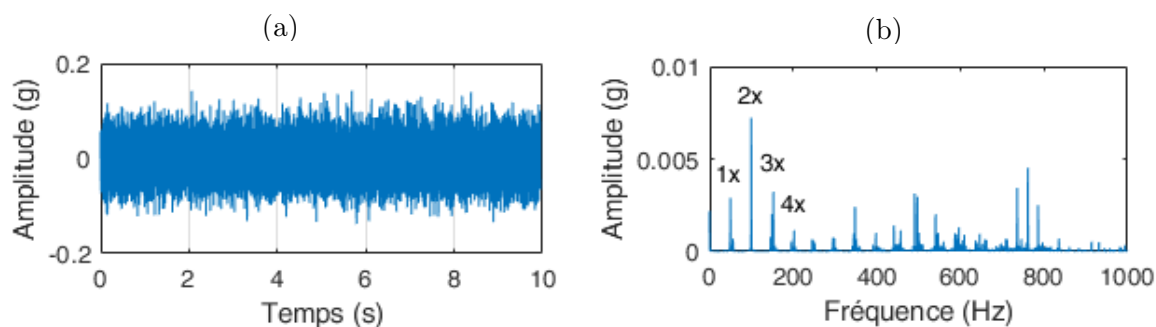


FIGURE 2.4 – Signature vibratoire d'un défaut de délignage angulaire, (a) signal temporel à 50 Hz et (b) le spectre correspondant.

2.3.3.2 Défauts d'engrenages

Les engrenages sont des organes très utilisés et qu'on retrouve dans la plupart des machines industrielles. Ils permettent de transmettre des couples importants et ils sont classés parmi les composants les plus critiques des machines tournantes. L'usure des dents, voire leurs détériorations, affectent donc considérablement le bon fonctionnement des équipements industriels.

La fréquence d'engrènement f_{eng} est une caractéristique de chaque paire de roues dentées, elle est égale au nombre de dents fois la fréquence de rotation (Eq. (2.3)). Cette fréquence correspond au rythme d'engrènement des dents et elle n'est pas synonyme de présence de défauts, elle comporte des bandes latérales espacées de la fréquence de rotation du pignon considéré [30].

$$f_{eng} = n_i f_i \quad (2.3)$$

i : roue dentée considérée.

L'amplitude de f_{eng} et de ses bandes latérales diffère d'un engrenage à un autre. Dans le cas d'un engrenage sain avec un alignement adéquat, l'amplitude des composantes $f_{eng} \pm f_i$ est très faible. C'est l'évolution des amplitudes de la fréquence d'engrènement et de ses bandes latérales qui permet de statuer sur la présence d'un ou de plusieurs défauts. L'amplitude des composantes de l'engrènement et de leurs harmoniques varie avec le couple transmis et l'usure des dents [30].

Plusieurs défauts d'engrenages peuvent être détectés par l'analyse des vibrations, comme l'usure des dents, charge excessive sur les dents, jeu de denture et dents fissurées, écaillées ou cassées [30].

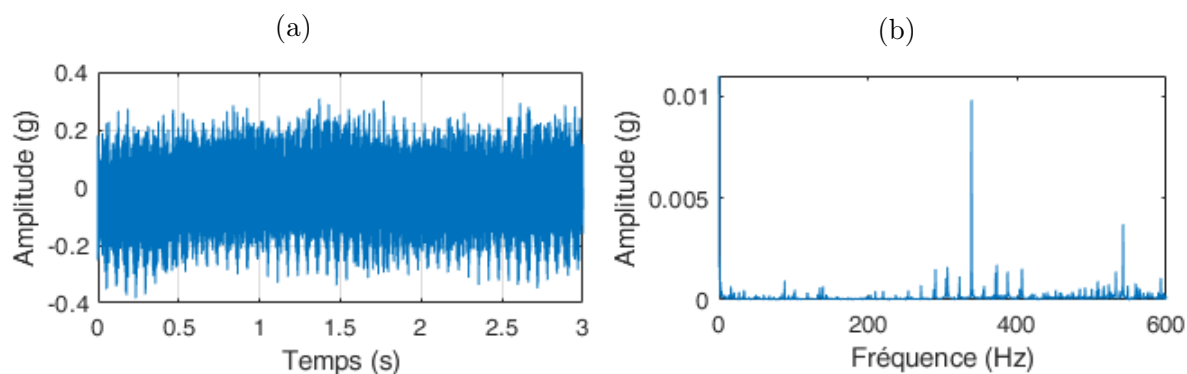


FIGURE 2.5 – Signature vibratoire d’un engrenage à l’état sain, (a) signal temporel à 16.67 Hz (5ème jour) et (b) le spectre correspondant aux alentours de la fréquence d’engrènement ($f_{eng} = 330$ Hz).

La figure (2.5) montre un signal vibratoire d’un engrenage à l’état sain (banc Idefix 701 de CETIM) recueilli à 1000 tr/min, le spectre montre des bandes latérales autour de la fréquence d’engrènement espacées de la fréquence de rotation de l’arbre moteur (les harmoniques de f_{eng} ne sont pas représentés dans le spectre (Fig. (2.5b)).

Les forces tournantes dues aux balourds, aux délignages ou aux flèches initiales sont associées aux roues dentées. Ces forces tournantes introduisent des modulations d’amplitudes qui se manifestent par des bandes latérales autour des composantes caractéristiques de l’engrènement.

Usure des dentures : L’usure de dentures est caractérisée par l’enlèvement de matière dû au glissement des surfaces des dents. Lorsque l’ensemble de la denture est usé, des chocs se produisent chaque fois qu’une dent s’engrène. Ce défaut peut exciter les fréquences naturelles de l’engrenage.

Défauts sur une dent : Un engrenage avec une dent fissurée, abimée ou cassée génère des vibrations et des chocs à chaque contact de la dent défectueuse, c’est-à-dire à chaque rotation du pignon. Les chocs générés peuvent exciter des résonances aux hautes fréquences avec des bandes latérales espacées de la fréquence de rotation de la roue comportant le défaut.

La figure 2.6 montre un signal et son spectre avec un défaut sur une dent du pignon du banc d'essai N° 1 avec une vitesse de rotation de 2400 tr/min. le spectre correspondant montre un peigne de raies espacé de 40 Hz qui la fréquence de répétition du défaut.

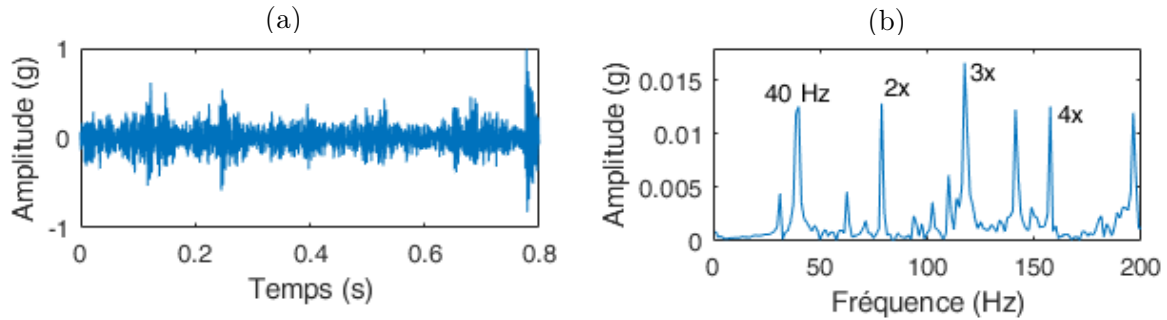


FIGURE 2.6 – Signature vibratoire d'un engrenage avec un défaut sur une dent, (a) signal temporel à 2400 tr/min et (b) le spectre correspondant.

Défaillance d'une dent sur les deux roues : Si les deux roues dentées contiennent chacune un défaut sur une dent, des vibrations et des chocs peuvent être importants lorsque les deux défauts se rencontrent. Ce phénomène s'effectue à la fréquence de coïncidence f_{coin} qui est donné par l'équation suivante [30] :

$$f_{coin} = \frac{f_{eng}}{PPCM(n_1, n_2)} \quad (2.4)$$

$PPCM$ est le plus petit commun multiple de n_1 et n_2 .

La fréquence de ce défaut est généralement très faible, donc sa période est assez grande, ce qui rend la détection de sa fréquence fondamentale et de ses harmoniques dans le spectre de base très difficile. La figure (2.7a) montre un signal recueilli sur le banc d'essai N° 1 avec une vitesse de 1200 tr/min. Le défaut simulé est un arrachement d'une dent sur chaque roue. Les chocs sont bien visibles dans le signal temporel tandis que sur le spectre (Fig. 2.7b) aucune composante de l'image vibratoire du défaut n'est visible. Le spectre d'enveloppe donnée dans la figure 2.7c montre bien le peigne de raies à la fréquence 4 Hz.

Autres défauts : D'autres défauts d'engrenages comme entraxe insuffisant, jeu, cintrage ou déformation de l'arbre, etc. présentent des spectres qui contiennent toujours les

mêmes composantes que les trois exemples précédents, sauf l'ordre d'apparition et les amplitudes qui diffèrent d'un défaut à un autre. Nous constatons que les images vibratoires des différents défauts d'engrenages présentent une grande ressemblance, ce qui rend leur détection ou leur diagnostic avec les méthodes classiques une tâche très difficiles.

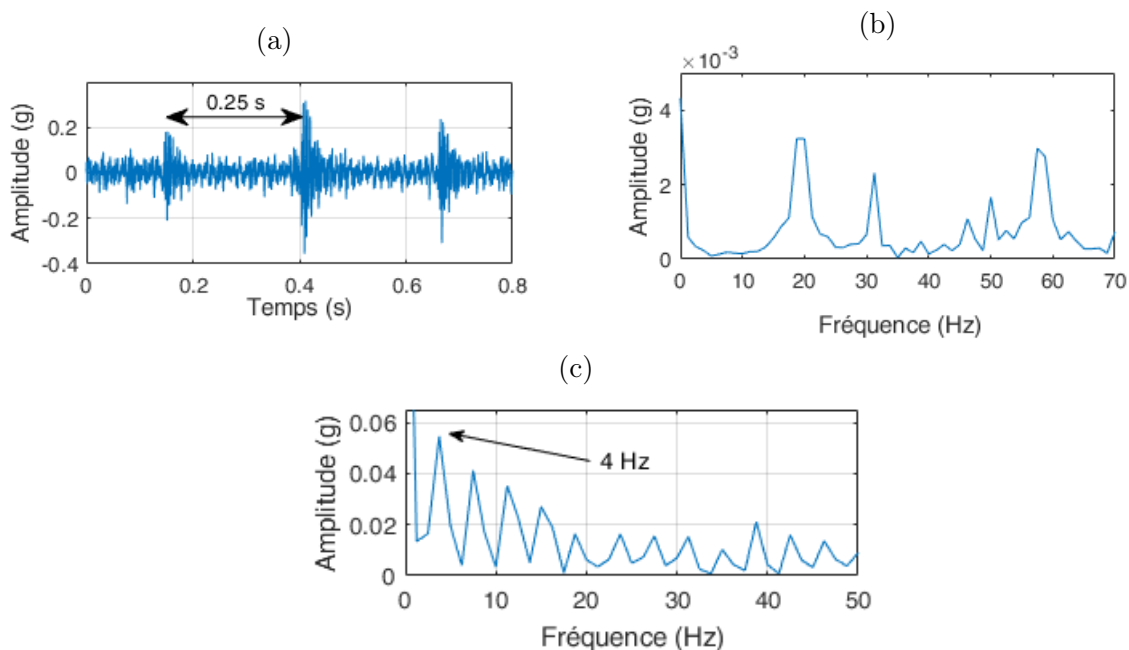


FIGURE 2.7 – Signature vibratoire d'un engrenage avec un défaut sur chaque roue (coïncidence), (a) signal temporel, (b) le spectre correspondant et (c) le spectre d'enveloppe

2.3.3.3 Défauts de roulements

Les roulements sont omniprésents dans la plupart des machines industrielles. Cette particularité exige un suivi rigoureux de l'état de santé de ces organes quoique leur durée de vie liée à la fatigue soit bien connue mais une défaillance accidentelle peut arriver à tout moment et mettra l'installation en péril. D'après [39], uniquement 10 à 20 % des roulements atteignent leur durée de vie nominale. Les vibrations excessives ainsi que les charges dynamiques élevées sont les principaux précurseurs de la défaillance des roulements.

Les défauts de roulements peuvent être localisés au niveau de la bague extérieure, de la bague intérieure, au niveau de la cage ainsi qu'au niveau des éléments roulants (billes, rou-

leaux ou aiguilles). Ils peuvent être de type écaillage, grippage, corrosion, etc. produisant ainsi, un choc à chaque passage de l'élément roulant.

Défaut sur la bague extérieure (DBE) : Si un défaut se manifeste au niveau de la piste de la bague extérieure, la fréquence de passage de l'élément roulant sur ce défaut est donnée par ([30]) :

$$f_{DBE} = 0.5 n_b \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos(\alpha) \right) \right] |f_{b_e} - f_{b_i}| \quad (2.5)$$

avec :

- . d : le diamètre des éléments roulants d'un roulement (mm).
- . D : le diamètre primitif d'un roulement (mm).
- . α : l'angle de contact des éléments roulants dans un roulement (degré).
- . n_b : le nombre d'éléments roulants.
- . f_{b_e} : la fréquence de rotation de la bague externe.
- . f_{b_i} : la fréquence de rotation de la bague interne.

L'image vibratoire de ce défaut est composée d'un peigne de raies dont le pas est la fréquence du défaut f_{DBE} . Dans le cas de présence d'une charge dynamique importante ou d'une force tournante à la vitesse de l'arbre, l'amplitude des impulsions à la fréquence f_{DBE} sera modulée. Cette situation entraîne la présence de bandes latérales espacées de la fréquence de rotation de l'arbre autour des composantes du défaut.

La figure 2.8 montre un exemple de défaut sur la bague externe d'un roulement *SKF* 6312 monté sur le banc d'essai N° 3. La vitesse de rotation est fixée à 25 *Hz*, le temps d'acquisition étant de 20 *s* et la fréquence d'échantillonnage est de 51200 *Hz*. La fréquence f_{DBE} est égale à $3.064 \cdot 25 = 76.6$ *Hz*. Un agrandissement du spectre aux alentours de 1800 *Hz* permet de voir l'image vibratoire de ce type de défaut (Fig. 2.8c).

Défaut sur la bague intérieure (DBI) : Si un défaut se manifeste au niveau de la piste de la bague intérieure, la fréquence de passage de l'élément roulant sur ce défaut est

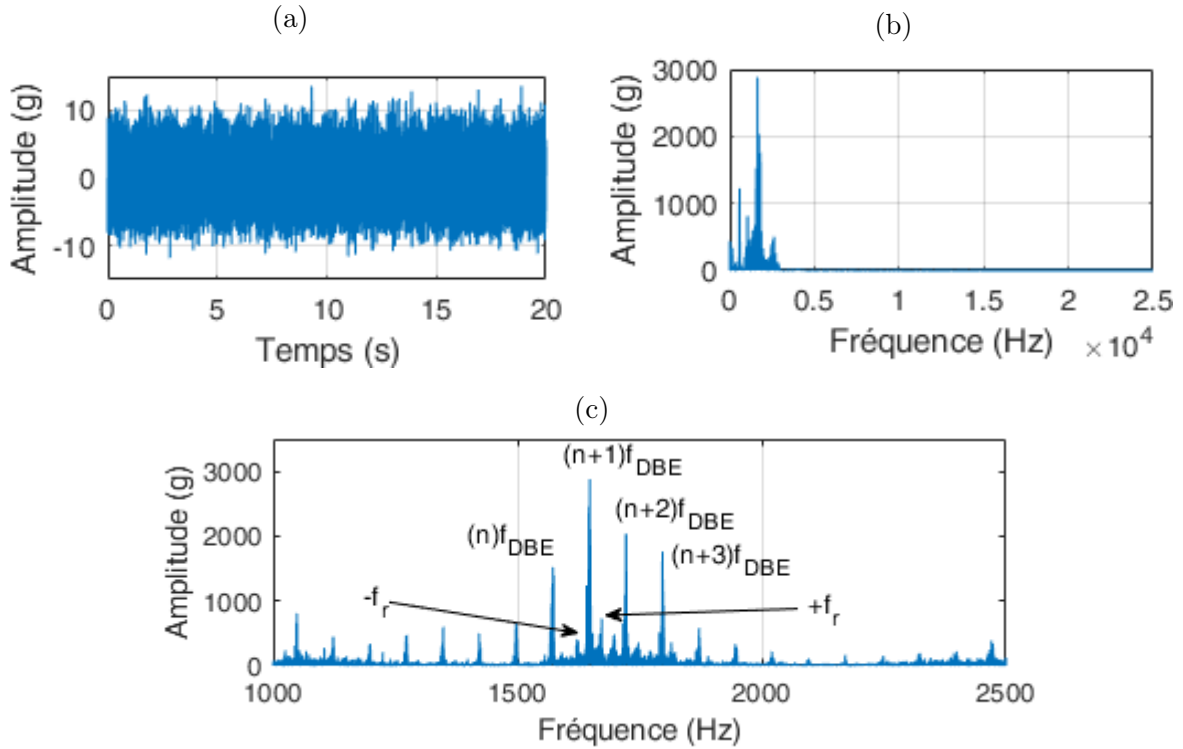


FIGURE 2.8 – Signature vibratoire d'un défaut sur la bague externe d'un roulement, (a) le signal temporel, (b) le spectre correspondant et (c) Agrandissement au niveau du spectre aux alentours de 1800 Hz.

donnée par :

$$f_{DBI} = 0.5 n_b \left[1 + \left(\frac{d}{D} \cos(\alpha) \right) \right] |f_{b_e} - f_{b_i}| \quad (2.6)$$

Le spectre de ce défaut comporte un peigne de raies à la fréquence f_{DBI} . Dans le cas où la bague interne est montée serrée, une charge radiale directionnelle sera associée à la vibration du défaut. Les composantes fondamentales de ce défaut (f_{DBI}) seront riches en bandes latérales espacées de la fréquence de rotation de l'arbre, l'amplitude de ces bandes latérales augmente lorsque le défaut passe dans la zone de cette charge radiale [30].

La figure 2.9 montre un exemple de défaut sur la bague interne d'un roulement monté sur le banc d'essai N° 2. La vitesse de rotation est fixée à 25 Hz, le temps d'acquisition étant de 1.28 s et la fréquence d'échantillonnage est de 6400 Hz. La fréquence f_{DBI} est égale à $4.948 \times 25 = 123.7$ Hz. Un agrandissement du spectre aux alentours de 1750 Hz permet de voir l'image vibratoire de ce type de défaut (Fig. 2.9c).

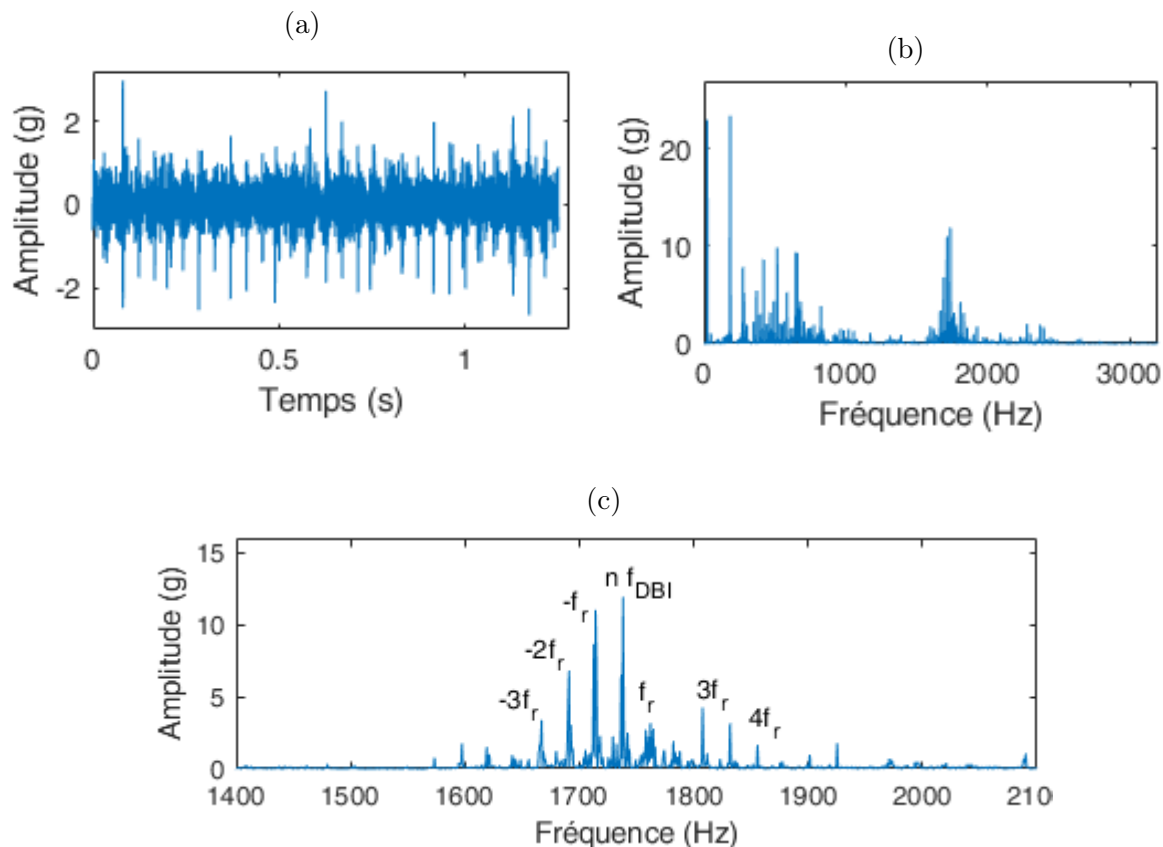


FIGURE 2.9 – Signature vibratoire d'un défaut sur la bague interne d'un roulement, (a) le signal temporel, (b) le spectre correspondant et (c) Agrandissement au niveau du spectre aux alentours de 1750 Hz.

Défaut sur un élément roulant (DER) : Si un défaut se manifeste au niveau d'un élément roulant, la fréquence de passage sur la bague externe et la bague interne est donnée par :

$$f_{DER} = 0.5 \frac{D}{d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos(\alpha) \right)^2 \right] |f_{b_e} - f_{b_i}| \quad (2.7)$$

L'image vibratoire de ce défaut se caractérise par l'apparition de composantes à la fréquence f_{DER} avec des bandes latérales espacées de la fréquence de rotation de l'arbre sur lequel est monté le roulement.

2.4 Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons passé en revue les différentes méthodes de la maintenance industrielle et leurs importances dans les entreprises qui veulent rester compétitives et concurrentielles. Le choix d'un type de maintenance adéquat est

une tâche assez compliquée en raison de plusieurs paramètres à prendre en considération. La maîtrise du fonctionnement de la machine à surveiller est l'un des paramètres les plus importants à considérer. En effet, la connaissance de la cinématique de la machine, des défauts susceptibles de l'affecter et de l'historique de ses défaillances est indispensable pour faire un suivi adéquat de la machine ou même pour réussir un éventuel diagnostic si nécessaire.

La deuxième partie de ce chapitre traite les différentes défaillances qui touchent les organes les plus importants dans une machine. Nous avons présenté particulièrement les défauts les plus difficiles à diagnostiquer tels que les chocs qui touchent les éléments les plus sollicités comme les roulements et les engrenages.

Chaque défaut a sa propre image vibratoire avec des fréquences caractéristiques qui le distingue par rapport à d'autres défauts. L'extraction des images vibratoires relatives aux différents défauts se fait par des méthodes appropriées de traitement du signal. Les méthodes temps-échelles sont parmi les meilleures techniques utilisées en diagnostic. Ces dernières font l'objet du chapitre suivant dont nous tâcherons de donner les bases théoriques.

Analyse temps-fréquence des signaux

Sommaire

3.1	Introduction	40
3.2	Représentation temporelle des signaux	41
3.3	Approche fréquentielle et transformée de Fourier	42
3.4	La première approche temps-fréquence et ses inconvénients	44
3.5	Analyse temps-échelle et transformée en ondelettes (<i>TO</i>)	47
3.5.1	La notion d'échelle et sa relation avec la fréquence	47
3.5.2	Le décalage	48
3.6	La transformée continue en ondelettes (<i>TCO</i>)	49
3.6.1	Les types d'ondelettes	54
3.6.2	La version discrète des ondelettes <i>TDO</i>	55
3.7	conclusion	56

3.1 Introduction

Un signal est une représentation des variations d'une grandeur physique exprimées en fonction d'une variable temporelle ou spatiale; il contient l'information relative à une grandeur mesurable ([40]). L'information véhiculée concerne l'état de la source du signal, ses caractéristiques, sa composition, ses variations, son énergie, sa puissance, etc. Cette information véhiculée par le signal peut être exploitée par des humains ou des machines à des fins de communication, de contrôle, d'exploitation, de prise de décision, etc. ([41]). Le traitement du signal est une discipline technique qui a pour objet le traitement, l'analyse et l'interprétation des signaux. Avec les développements technologiques de l'électronique et de l'informatique (Fig. 3.1), son champ d'application s'étend à tous les secteurs techniques et scientifiques et se situe dans tous les domaines concernés par la transmission, la perception et l'exploitation de l'information véhiculée par ces signaux ([42]). Le but final du traitement du signal est d'extraire le maximum d'informations utiles contenues dans un signal. Ce dernier peut être contaminé ou perturbé par un bruit ou d'autres composantes inutiles. L'acquisition des signaux se fait par la mesure à l'aide d'un capteur de la variation, généralement temporelle, de la grandeur physique choisie. Le traitement du signal est un outil indispensable pour la détection, le dépistage et le diagnostic des défauts des systèmes mécaniques.

Il y a deux approches pour analyser un signal : l'approche temporelle et l'approche fré-



FIGURE 3.1 – Synoptique d'une chaîne de mesure.

quentielle. Les deux approches sont équivalentes et elles sont liées par la transformée de Fourier ([43]).

3.2 Représentation temporelle des signaux

Les signaux recueillis sur les systèmes mécaniques à des fins de contrôle ou de diagnostic sont de forme temporelle, c'est-à-dire, l'amplitude, généralement de déplacement, de vitesse ou d'accélération, en fonction du temps. L'observation visuelle de ces signaux n'est pas toujours informative sur la présence ou non de défauts.

La figure (3.2) donne trois signaux recueillis sur le banc d'essai N° 1 pour une même configuration de défauts, à savoir, un défaut de balourd plus des défauts de dents sur chaque pignon. Ces trois signaux sont enregistrés à des vitesses de 2400 tr/min , 1500 tr/min et 1200 tr/min respectivement. L'aspect du signal à la vitesse 2400 tr/min ne permet pas de discerner les chocs comme pour les vitesses de 1500 tr/min et de 1200 tr/min . La même chose pour la sinusoïde générée par le défaut de balourd qui apparaît uniquement à la vitesse 1500 tr/min .

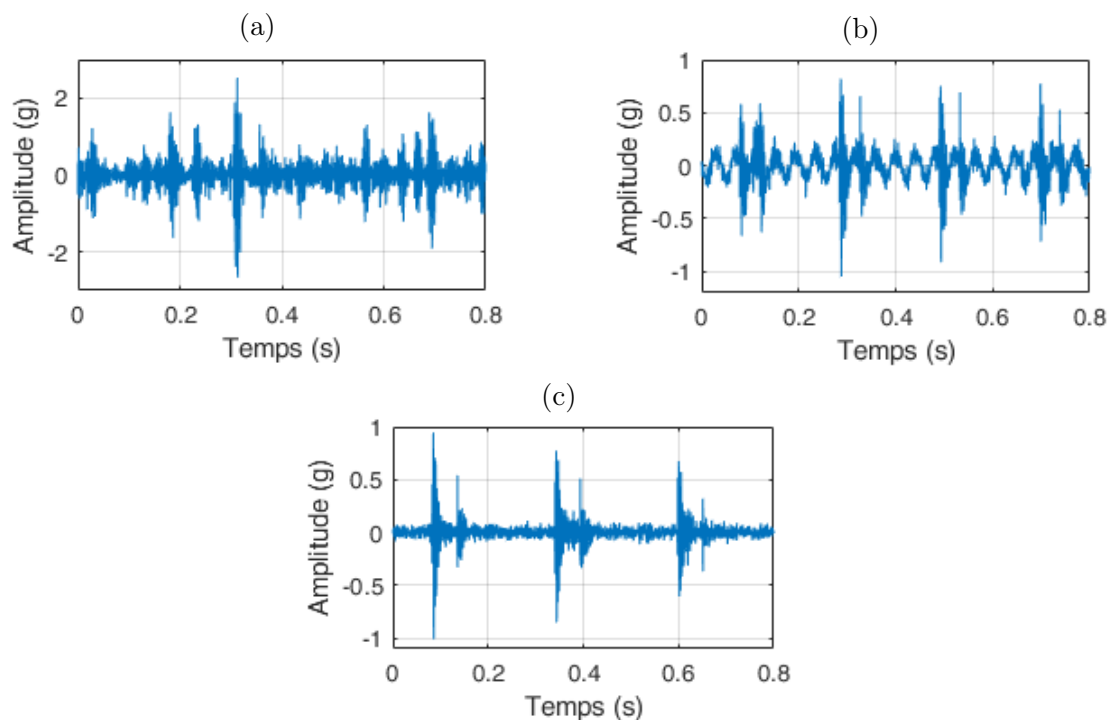


FIGURE 3.2 – Trois signaux recueillis sur le banc d'essai N° 1, (a) 2400 tr/min , (b) 1500 tr/min , (c) 1200 tr/min .

La première étape de la surveillance des machines peut se faire pendant le fonctionnement en suivant les changements des signaux temporels à l'aide d'indicateurs scalaires. Certains défauts modifient l'énergie du signal, comme le balourd et le délignage, dans

cette situation, la valeur efficace est l'indicateur le plus indiqué pour le suivi et le dépistage. D'autres défauts, comme ceux de type impulsionnel, modifient plutôt l'amplitude du signal, pour cela, le kurtosis et le facteur de crête sont les indicateurs les plus utilisés pour le suivi [44].

Les indicateurs cités ci-dessus, permettent uniquement de connaître d'une manière globale l'évolution des vibrations de la machine sans donner le type du défaut ou de permettre de réaliser un diagnostic fiable. Pour cela, l'approche fréquentielle est la plus appropriée.

3.3 Approche fréquentielle et transformée de Fourier

L'approche temporelle permet uniquement de déceler quelques informations sur le signal comme le changement de rythme, les discontinuités, début d'une composante, sa fin, la durée d'éléments caractéristiques, etc. ([30]). Cette représentation en temps renseigne peu sur les périodicités présentes dans le signal, d'où la nécessité d'une représentation fréquentielle.

La transformée de Fourier décompose le signal en une somme de fonctions simples qui sont les sinusoides. Soit un signal $x(t)$, ce dernier peut être décomposé en une infinité de sinusoides dont l'enveloppe des amplitudes est donnée par la solution de l'intégrale ([45]) :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.1)$$

La figure (3.3) donne les spectres des signaux donnés dans la figure (3.2). Nous pouvons constater la présence au niveau de ses spectres un peigne de raie à la fréquence de rotation de l'arbre moteur, cette image est commune au défaut du balourd ainsi qu'au choc dû au défaut sur le pignon d'entrée. Une énergie spectrale conséquente est visible au niveau des basses fréquences. Il y a aussi un peigne de raies espacé de 40 Hz aux alentours de la fréquence 1800 Hz au niveau du premier spectre (Fig. 3.3a), probablement il s'agit d'une résonance. Toutes ces informations témoignent sur les avantages de l'approche fréquentielle par rapport à l'approche temporelle en montrant les périodicités cachées dans les signaux temporels.

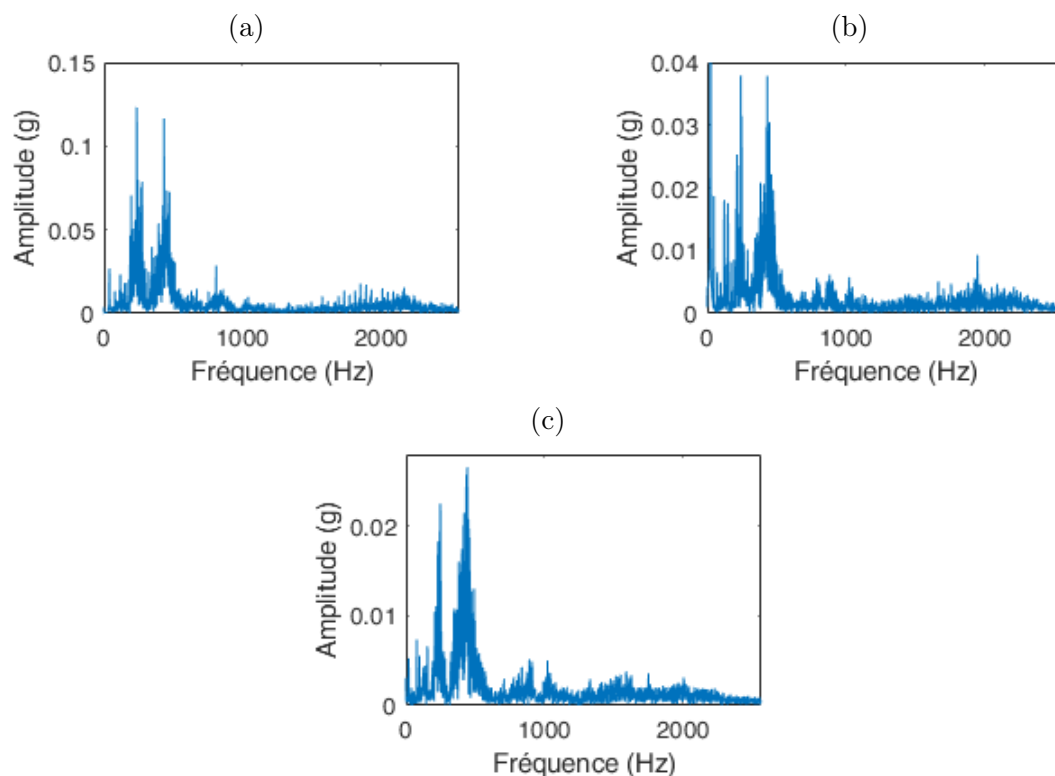


FIGURE 3.3 – Les spectres des trois signaux donnés dans la figure 3.2

La transformée de Fourier à elle seule ne permet pas de déceler toutes les périodicités. Dans les exemples ci-dessus, le choc dû à la coïncidence des défauts d'engrenages est bien visible dans deux signaux temporels, à savoir celui à 1500 *tr/min* et 1200 *tr/min*, mais aucun peigne de raies aux fréquences de coïncidence n'est visible dans les spectres correspondants. Pour cela, d'autres méthodes, qui appartiennent toujours à l'approche fréquentielle, sont développées, à l'instar de l'analyse d'enveloppe (HFRT) [1]-[49], l'analyse cepstrale [50]-[53] ou la démodulation amplitude-fréquence-phase [47]-[56].

Toutes ces méthodes présentées ci-dessus permettent de donner l'information soit dans le domaine temporel soit dans le domaine fréquentiel mais pas simultanément. A cela s'ajoute la difficulté d'analyser par ces techniques les signaux transitoires ou instationnaires qui représentent la plupart des signaux du monde réel. Ces limitations ont poussé au développement d'autres méthodes, dites temps-fréquence, qui permettent d'avoir l'information conjointement en temps et en fréquence.

3.4 La première approche temps-fréquence et ses inconvénients

La notion temporelle disparaît dans l'espace de Fourier, c'est une méthode qui donne une approche globale du signal. La solution est d'avoir une transformation qui renseigne sur le contenu fréquentiel avec sa localisation temporelle. L'idée de faire une représentation en temps-fréquence remonte aux travaux de Gabor en 1946 [57]. Le principe de la méthode proposée consiste de faire une transformée de Fourier locale à l'aide d'une fenêtre qui peut être translatée pour explorer tout le signal ; c'est la transformée de Fourier à fenêtre glissante ou à court terme (*TFCT*). La *TFCT* est une observation à court terme d'un signal à travers une fenêtre et une analyse spectrale locale. Les atomes de la *TFCT* sont construites à partir de la fenêtre g translatée de b et modulée par la fréquence f et qui sont bien concentrées en temps et en fréquence [58] :

$$g_{b,f}(t) = g(t - b)e^{ift} \quad (3.2)$$

$$\hat{g}_{b,f}(\omega) = \hat{g}(\omega - f)e^{ib(\omega - f)} \quad (3.3)$$

La transformée de Fourier à court terme est calculée à partir de l'équation suivante :

$$TFCT_x(b, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) g(t - b)e^{ift} dt \quad (3.4)$$

L'équation 3.4 permet de donner les caractéristiques fréquentielles du signal au voisinage du point temporel b . L'énergie de $g_{b,f}(t)$ est concentrée autour de b avec une résolution σ_t qui représente l'étalement en temps de g :

$$\sigma_t^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |g(t)|^2 dt \quad (3.5)$$

et son étalement en fréquence autour de f est :

$$\sigma_\omega^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \omega^2 |\hat{g}(\omega)|^2 d\omega \quad (3.6)$$

L'atome $g_{b,f}$ a une surface $\sigma_t\sigma_\omega$, centrée en (b, f) comme le montre la figure 3.4. La taille

de la boîte ne dépend pas de (b, f) ce qui veut dire que la résolution reste la même sur tout le plan temps-fréquence.

La transformée de Fourier fenêtrée a une résolution temps-fréquence fixe. Cette résolution peut être modifiée par un changement d'échelle sur la fenêtre g . C'est une représentation complète, stable et redondante du signal. La redondance se traduit par l'existence d'un noyau reproduisant K , elle est générée par le recouvrement temps-fréquence de deux atomes $g_{b,f}(t)$ et $g_{b_0,f_0}(t)$.

$$TFCT_x(b_0, f_0) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} TFCT_x(b, f) K(b, b_0, f, f_0) db df \quad (3.7)$$

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.8)$$

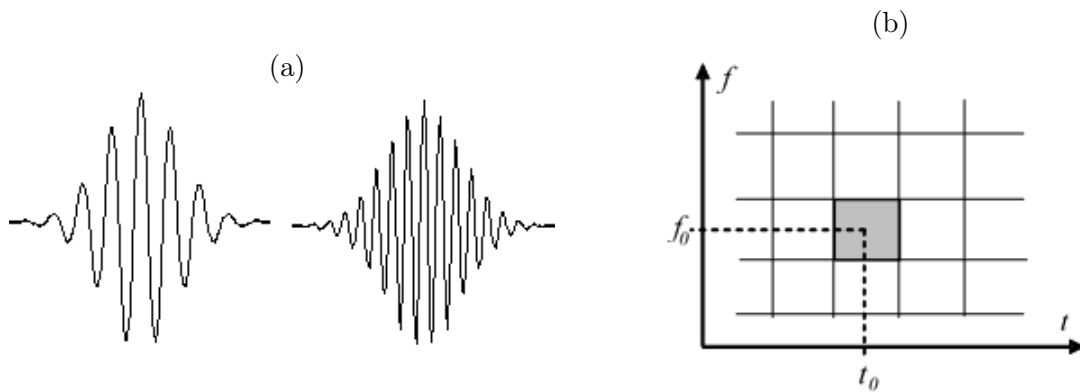


FIGURE 3.4 – La TFCT, (a) deux gaborettes de différentes fréquences, (b) pavage temps-fréquence.

La longueur de la fenêtre $g(t)$ est la même pour toutes les fréquences, ce qui nécessite de connaître au préalable la longueur des composantes à étudier, chose qui n'est pas aussi facile dans la plupart des situations. Dans le cas de la présence de plusieurs composantes de différentes échelles dans un signal, l'analyse avec la $TFCT$ avec une fenêtre de taille particulière ne permet pas la détection de toutes ses composantes. La figure 3.5 montre que pour détecter la sinusoïde, il faut utiliser une fenêtre d'une largeur beaucoup plus importante que pour détecter les signaux de type choc.

Certains auteurs ont pu exploiter les avantages de la représentation temps-fréquence pour le diagnostic de quelques défauts d'organes mécaniques comme les engrenages [59]-[62], les roulements [63]-[64] et les défauts de rotor [65]. De nouvelles méthodes basées sur

la *TFCT*, comme le spectral kurtosis ou le kurtogramme, sont développées pour la détection et le diagnostic des défauts des machines tournantes [4]-[6].

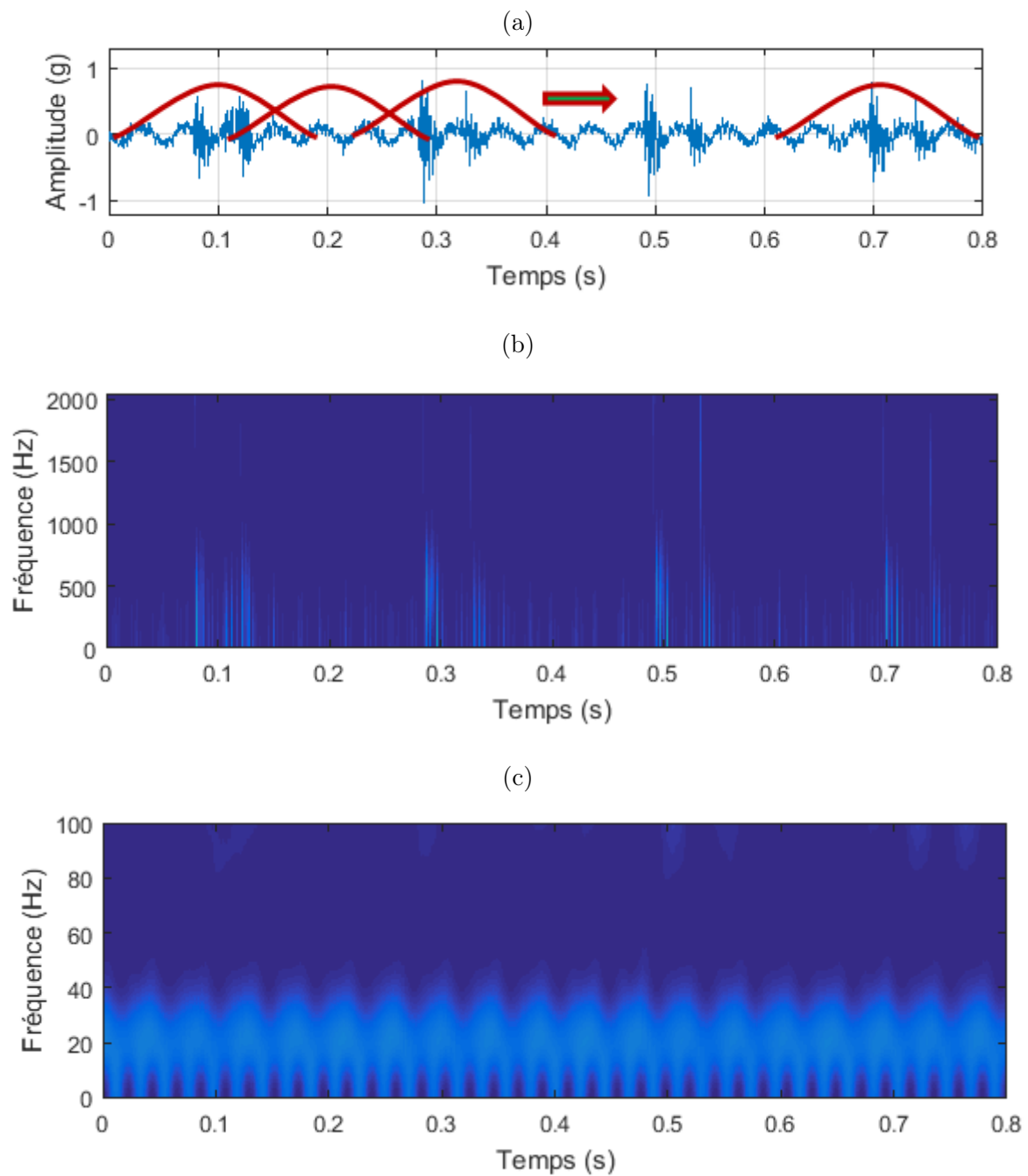


FIGURE 3.5 – Application de la TFCT, (a) le signal temporel à 1500 tr/min (Fig. 3.3b), (b) sa TFCT avec une fenêtre de 8 points et (c) sa TFCT avec une fenêtre de 200 points.

3.5 Analyse temps-échelle et transformée en ondelettes (TO)

La *TFCT* utilise une fenêtre avec une longueur fixe à l'intérieur duquel le nombre d'oscillation varié pour donner les différentes fréquences d'analyses comme illustré dans la figure 3.4b . En 1985, Jean Morlet (1931-2007), ingénieur géophysicien, dans le contexte de l'exploitation pétrolière propose une fenêtre qui utilise le même nombre d'oscillations dans une enveloppe qui peut être dilatée ou comprimée, ce qui donne une analyse locale en temps et précise en fréquence (Fig. 3.6a). Les travaux de collaboration avec le mathématicien Alex Grossmann ont permis la mise au point de l'aspect mathématique de la méthode. Les développements furent rapides grâce à Ingrid Daubechies, Yves Meyer, Stéphane Mellat et bien d'autres [67].

Une ondelette est une fonction qui oscille pendant un temps donné, au-delà, la fonction décroît très vite vers zéro. La *TO* permet d'adapter la taille de cette ondelette aux caractéristiques locales du signal : petites ondelettes lorsque le signal varie rapidement (hautes fréquences) et plus grandes ondelettes lorsque ses variations sont lentes (basses fréquences), ainsi, elle décompose le signal sur une base de signaux élémentaires qui sont les ondelettes. En modifiant ainsi par dilatations ou contractions successives la taille de l'ondelette analysante $\psi(t)$ (appelée aussi ondelette mère ou de référence), il est possible de détecter des détails localisés plus facilement que les autres méthodes. En guise d'exemple, l'équation 3.9 donne la formule mathématique de l'ondelette de base de Morlet [68] :

$$\psi_{mori}(t) = e^{-t^2/2} \cos(5t) \quad (3.9)$$

3.5.1 La notion d'échelle et sa relation avec la fréquence

Étant donné une fonction mathématique quelconque $f(t)$, d'une manière générale on peut modifier son amplitude (A), son échelle (s) et son décalage (b) sur l'axe de temps :

$$Af(st \pm b) \quad (3.10)$$

$$Af\left(\frac{1}{s}t \pm b\right) \quad (3.11)$$

La valeur de s permet de modifier la longueur temporelle de la fonction, il s'agit soit d'une compression soit d'une dilatation. La valeur de b modifiée plutôt les positions de tous les points de la fonction soit par avancement ($+b$) soit par retardement ($-b$).

En TO , La notion de fréquence est remplacée par la notion d'échelle : pour tenir compte des hautes et des basses fréquences, on va tout simplement contracter ou dilater l'ondelette de référence $\psi(t)$. Le facteur d'échelle s ou de dilatation (qui définit la longueur de la fenêtre d'analyse) signifie tout simplement l'étirage ou la compression de l'ondelette mère, qui est relié à la notion de fréquence (l'ondelette $\psi_a(t)$ oscille à une fréquence $1/s$) (Fig. 3.6) [69].

3.5.2 Le décalage

Le décalage b (relié à la position temporelle) d'une ondelette signifie simplement le retardement (ou avancement) de son début. Mathématiquement, le retardement d'une fonction $x(t)$ par b est représenté par $x(t - b)$ et l'avancement d'une fonction $x(t)$ par b est représenté par $x(t + b)$.

On désigne par $\psi_{s,b}(t)$ l'ondelette obtenue par dilatation d'un facteur $s > 0$ et décalage d'une position b de l'ondelette de référence $\psi(t)$ (Fig. 3.6).

$$\psi_{sb}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-b}{s}\right) \quad (3.12)$$

$\frac{1}{\sqrt{s}}$ est un coefficient utilisé pour avoir la même énergie dans chacune des ondelettes analysantes. Une ondelette est une fonction qui décroît rapidement à l'infini, elle est donc localisée dans le temps et son spectre décroît aussi à l'infini, de même, elle est localisée en fréquence ; elle joue le rôle d'un filtre passe bande (Fig. 3.7) [70]

Modifier s et b permet d'avoir des ondelettes à la fréquence voulue et à l'instant souhaité. Plus s est grand, plus l'ondelette est dilatée. Par conséquent les grandes valeurs de s seront associées aux basses fréquences, les plus petites aux hautes fréquences.

Il existe différents types de familles d'ondelettes :

- faire varier les paramètres s et b dans $R^* \times R$ (domaine continu) ; on parle alors de la transformation continue en ondelette (TCO) ;

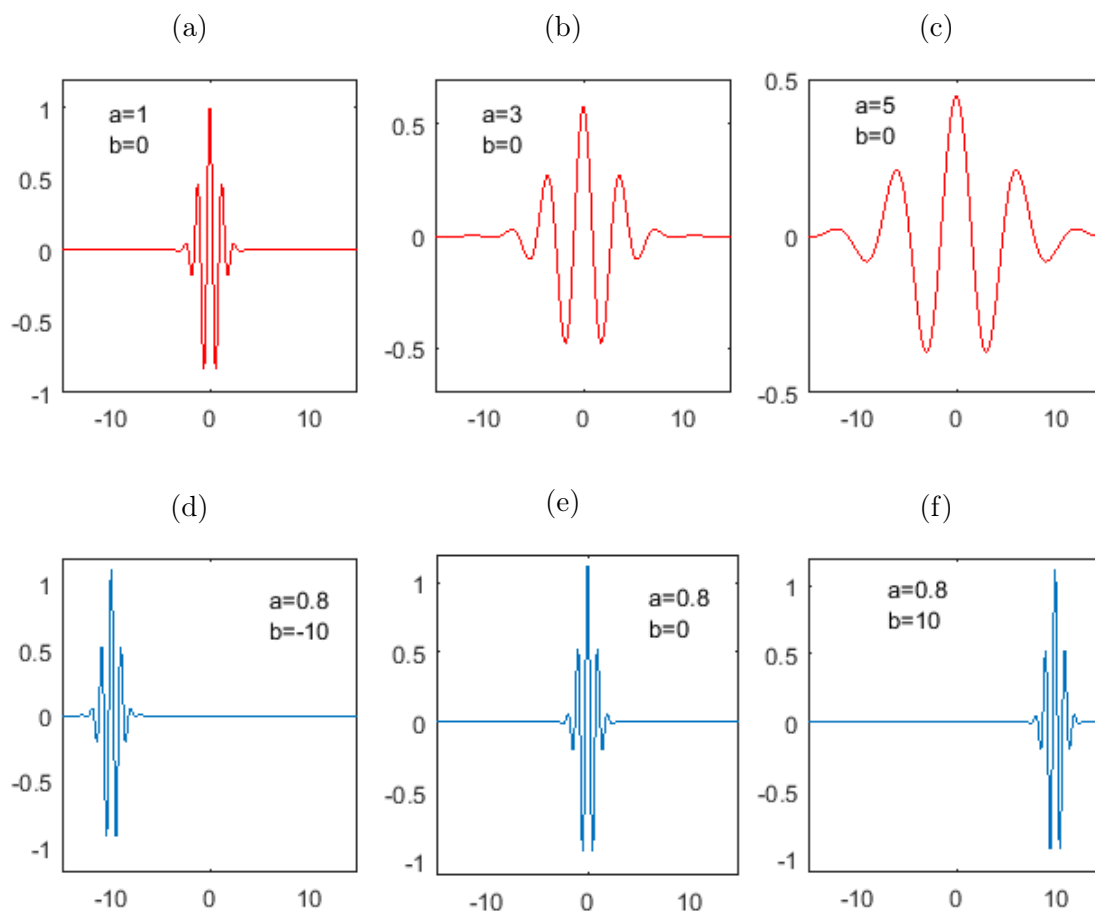


FIGURE 3.6 – L’ondelette de Morlet, (a) à l’échelle $s = 1$, (b) à l’échelle $s = 3$, (c) à l’échelle $s = 5$, (d) au point $b = -10$, (e) au point $b = 0$, (f) au point $b = 10$.

- faire varier les paramètres s et b dans un domaine discret ; on parle de la transformation discrète en ondelette (*TDO*).

3.6 La transformée continue en ondelettes (*TCO*)

La transformée continue en ondelettes permet de convertir un signal en une autre forme qui facilite l’étude des caractéristiques du signal d’origine. Pour ce faire, la *TCO* doit utiliser une ondelette (réelle ou complexe) bien localisée, de moyenne nulle (Eq. 3.13), d’énergie finie (Eq. 3.14) et doit satisfaire la condition d’admissibilité (condition d’inversion de la *TCO*) (Eq. 3.15) [99] :

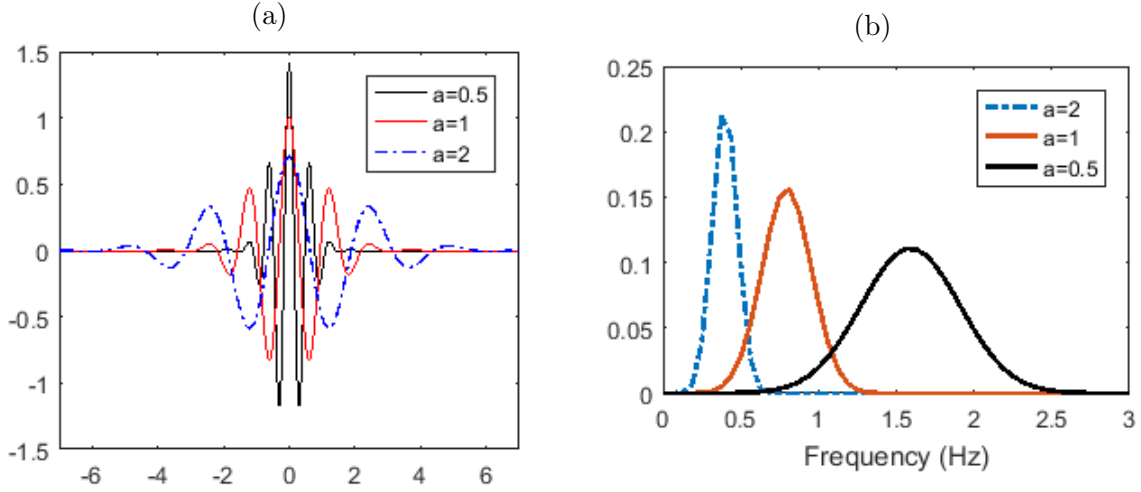


FIGURE 3.7 – (a) trois ondelettes de Morlet et (b) leurs spectres.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.13)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (3.14)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(f)|^2}{f} df < \infty \quad (3.15)$$

La transformée continue en ondelettes d'un signal $x(t)$ au temps b et à l'échelle s est :

$$TCO_x(s, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{t-b}{s} \right) dt \quad (3.16)$$

avec ψ^* le complexe conjugué de ψ .

La transformée en ondelettes dans le domaine fréquentiel s'écrit :

$$TF(TCO_x(s, b)) = TF(x(b)) TF(\psi_{s,0}^*(-b)) = \frac{\sqrt{s}}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{x}(\omega) \hat{\psi}^*(s\omega) e^{i\omega b} d\omega \quad (3.17)$$

Dans le domaine temporel, l'équation 3.16 nous renseigne sur le comportement du signal autour du point b , tandis que dans le domaine fréquentiel, l'équation 3.17, donne l'information sur le signal x^* autour de la fréquence $\frac{f}{s}$.

Sa résolution temps-fréquence dépend de l'étalement en temps-fréquence des atomes $\psi_{s,b}$.

Son étalement temporel σ_t , centré sur b , est :

$$\sigma_t^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |\psi(t)|^2 dt \quad (3.18)$$

et son étalement en fréquence σ_ω , centré sur f , est :

$$\sigma_\omega^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} (\omega - f)^2 |\hat{\psi}(\omega)|^2 d\omega \quad (3.19)$$

On peut interpréter $\hat{\psi}$ comme la fonction de transfert d'un filtre passe-bande. Autrement dit, l'équation calcule la transformée de Fourier avec des filtres passe-bande dilatés. La version continue utilise des ondelettes non-orthogonales, cela se traduit par des données hautement corrélées, on a donc dans ce cas une redondance élevée. Cette redondance est caractérisée par un noyau reproduisant K . En utilisant la formule de reconstruction dans l'équation de la transformée en ondelettes, on obtient [58] :

$$TCO_x(s_0, b_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} TCO_x(s, b) \psi_{sb}(t) ds \frac{db}{s^2} \right) \psi_{s_0, b_0}^* dt \quad (3.20)$$

$$TCO_x(s_0, b_0) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} K(s_0, s, b_0, b) TCO_x(s, b) ds \frac{db}{s^2} \quad (3.21)$$

$$K(s_0, s, b_0, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{sb}(t) \psi_{s_0, b_0}^* dt \quad (3.22)$$

La reconstruction utilise toutes les échelles, elle est donc fortement redondante. Le noyau reproduisant $K(s_0, s, b_0, b)$ mesure la corrélation entre les deux ondelettes $\psi_{s,b}(t)$ et $\psi_{s_0, b_0}(t)$. Si le domaine de variation des facteurs d'échelle et de décalage est très grand, la représentation issue de la TCO sera très redondante si les facteurs varient avec un pas très faible (Fig. 3.8). Les coefficients d'ondelettes $TCO_x(s, b)$ quantifient la ressemblance entre le signal à analyser $x(t)$ avec l'ondelette $\psi_{s,b}(t)$ en faisant varier les paramètres s et b dans un domaine continu (ils peuvent prendre n'importe quelle valeur de l'ensemble des réels R). Ces coefficients d'ondelettes n'ont aucun sens physique, ils nous renseignent seulement sur la similitude qu'il y a entre le signal et l'ondelette, autrement dit, ils donnent une information sur les propriétés temporelles et fréquentielles des composantes du signal et elles permettent, aussi, de repérer avec précision l'apparition d'une fréquence donnée à un instant donné dans un signal. Les coefficients $TCO_x(s, b)$ seront d'autant plus élevés en valeur absolue que la ressemblance entre $x(t)$ et $\psi_{s,b}(t)$ sera importante [99].

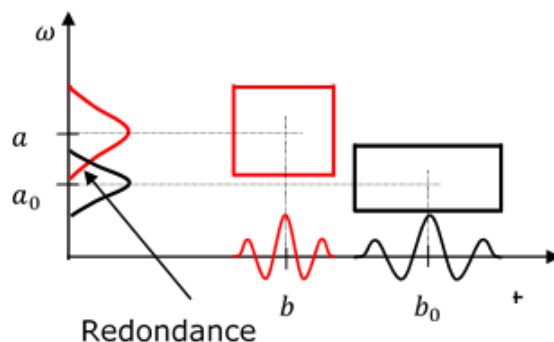


FIGURE 3.8 – Boîtes de Heisenberg de deux ondelettes montrant la redondance de la transformée en ondelettes dans le domaine spectral.

Le processus de calcul de la *TCO* se ramène donc au calcul d'une série de produits scalaires. Les étapes à suivre sont les suivantes [69] :

1. Définir un vecteur des facteurs d'échelles $(s_1, s_2, s_3, \dots, s_n)$ en fonction des fréquences choisies.
2. Choisir un jeu de décalages temporels (en pratique, ça concerne tous les points du signal).
3. Pour chaque couple (s_1, b) , produire l'ondelette $\psi_{s_1, b}(t)$ et calculer le produit scalaire $TCO_x(s_1, b)$ suivi d'un décalage de l'ondelette vers la droite jusqu'à ce que le signal soit entièrement couvert.
4. Passer à l'échelle suivante et répéter l'étape précédente et ainsi de suite (Fig. 3.9).

Le résultat est un vecteur de coefficients d'ondelettes de longueur identique à celui du signal pour chaque échelle et au final nous obtenons une matrice dont sa dimension soit le nombre de points du signal (en relation avec le temps du signal) par le nombre d'échelles choisies.

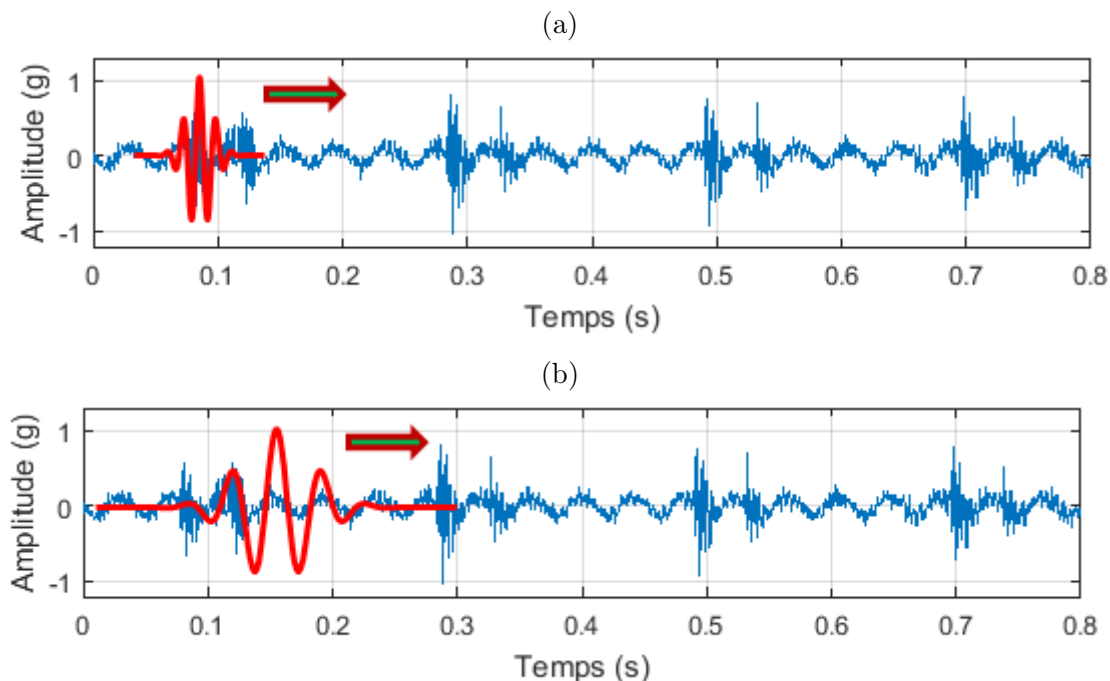


FIGURE 3.9 – (a) Balayage du signal par l’ondelette à une échelle s_1 et (b) balayage du signal par l’ondelette à une échelle s_2 .

La précision en temps et en fréquence est variable en fonction du facteur d’échelle s (Tableau 3.1). Plus le facteur de dilatation est élevé, plus l’ondelette est étendue selon l’axe du temps, et plus elle est concentrée selon l’axe des fréquences [58]. Ce qui fait que la résolution fréquentielle est plus importante pour les basses fréquences que pour les hautes fréquences. Inversement, la résolution temporelle est plus importante pour les hautes fréquences que pour les basses fréquences.

Le pavage du plan temps-échelle n’est pas régulier comme celui du plan temps-fréquence, Tableau 3.1 – Variation de la résolution temporelle et fréquentielle en fonction de l’échelle.

Facteur d’échelle	Fréquence	Précision en temps	Précision en fréquence
Faible	Haute	Élevée	Faible
Élevé	Basse	Faible	Élevée

il est plutôt irrégulier comme le montre la figure 3.10. L’analyse temps-échelle peut se rattacher à l’analyse temps-fréquence en posant $f = \frac{f_0}{s}$, ce qui permet de construire un scalogramme défini par $TCO(t, \frac{f_0}{s})$.

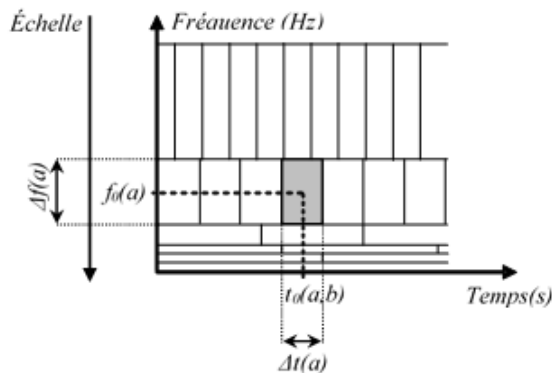


FIGURE 3.10 – Pavage du plan temps-fréquence associé à la représentation temps-échelle.

3.6.1 Les types d'ondelettes

Le domaine des fonctions de type ondelette est très ouvert parce que toute fonction oscillante et localisée peut être une ondelette mère. Toutefois, certaines fonctions ne possèdent pas les propriétés nécessaires pour leurs utilisations dans la transformée en ondelette.

Le choix de l'ondelette à utiliser est un point très important. Celle-ci a une influence directe sur la résolution temps-fréquence du résultat. Plusieurs scientifiques et mathématiciens ont développé des familles d'ondelettes possédant des propriétés intéressantes et qui sont utilisées dans différents domaines selon le problème à résoudre.

Dans le domaine du diagnostic des défauts des systèmes mécaniques par la transformée continue en ondelettes, plusieurs ondelettes ont été utilisées avec succès pour détecter certaines anomalies. Dans [70] l'ondelette de Haar a été utilisée pour la détection du défaut de balourd, les défauts d'engrenages et ceux des roulements. Cette ondelette est simple mais elle n'est pas bien localisée. L'ondelette de Gabor [17],[71],[72] et de Daubechies [73]-[76] sont aussi utilisées pour le diagnostic des défauts par la transformée continue en ondelettes. Mais l'ondelette de Morlet reste l'ondelette la plus utilisée avec la version continue des ondelettes. Le secret de la généralisation de l'utilisation de l'ondelette de Morlet avec la TCO est que cette dernière a une allure très proche à celle des chocs générés par certains défauts des organes les plus sollicités dans une machine, en occurrence, les roulements et les engrenages [77],[78] ,[79],[80],[81],[82],[83],[84].

3.6.1.1 Conclusion

Nous avons signalé auparavant que la *TCO* est redondante. Le calcul des coefficients d'ondelettes à chaque échelle possible est une quantité considérable de données. La version discrète de la transformée en ondelettes (*TDO*) permet de diminuer le nombre de données en discrétisant le facteur d'échelle s et le décalage b .

3.6.2 La version discrète des ondelettes *TDO*

La version continue présentée ci-dessus permet de faire la décomposition en choisissant les valeurs des facteurs de dilatation et de translation d'une façon libre et continue, ce qui engendre des données hautement corrélées. La *TDO* permet d'augmenter l'efficacité de la décomposition, c'est-à-dire de limiter le nombre de facteurs d'échelle à utiliser tout en conservant la même précision dans la décomposition. Elle consiste à utiliser un ensemble discret d'échelles et de translations obéissant à certaines règles. On choisit pour cela de fixer un pas s_1 de variation de l'échelle et un pas b_1 de variation du décalage :

$$s = s_1^m \quad (3.23)$$

$$b = n b_1 \quad s = n b_1 a_1^m \quad (3.24)$$

Où m et n sont des entiers relatifs variants entre des bornes fixées par l'utilisateur. Le décalage dépend du facteur d'échelle, ce qui est cohérent avec le pavage irrégulier du plan temps-fréquences. L'élimination de la redondance nécessite des fonctions $\psi_{m,n}$ qui forment une base orthonormée et en générale, on choisit :

$$s_1 = 2 \text{ et } b_1 = 1$$

Ainsi, le facteur d'échelle varie de façon dyadique, c'est-à-dire en puissance de 2, ce qui permet la reconstruction du signal. Ceci donne les fonctions de la forme :

$$\psi_{s,b} = \psi\left(\frac{t-b}{s}\right) \Rightarrow \psi_{m,n} = \psi\left(\frac{t-n2^m}{2^m}\right) = \psi(2^{-m} t - n) \quad (3.25)$$

Dans un article de S. Mellat ([85]), une équivalence entre les bases mathématiques de la *TDO* et celles des filtres miroirs conjugués en quadratures est présentée. Ces bancs de filtres implémentent une transformée en ondelettes orthogonale rapide et donnent lieu à

une analyse multirésolution.

La méthode consiste en la décomposition du signal à analyser à l'aide d'une paire de filtres conjugués en quadratures. L'un de ces filtres fournira les coefficients d'ondelettes (ou détails), le second donne les coefficients d'approximation. Le niveau suivant permet de décomposer l'approximation générée par une seconde paire de filtres et ainsi de suite. Pour simplifier les choses, prenons un signal de bruit qui couvre toute la plage fréquentielle du spectre (Fig. 3.11a et 3.11b).

La décomposition à 1 niveau permet de fractionner la plage fréquentielle du signal par 2^1 , pour donner un détail et une approximation (Fig. 3.11c). Le spectre du détail 1 permet d'avoir la plage fréquentielle $\left[\frac{f_{max}}{2} - f_{max} \right]$, c'est-à-dire $[2560Hz - 5120Hz]$, tandis que le spectre de l'approximation 1 permet d'avoir l'autre moitié de la plage fréquentielle maximale, c'est-à-dire $\left[0 - \frac{f_{max}}{2} \right]$ ou $[0Hz - 2560Hz]$. La décomposition jusqu'au niveau 2 (2^2) permet de fractionner par 2 la plage fréquentielle de l'approximation 1 pour donner le détail 2 et l'approximation 2. La plage fréquentielle du détail 2 est $[1280Hz - 2560Hz]$ et la plage fréquentielle de l'approximation 2 est $[0Hz - 1280Hz]$. Chaque niveau supérieur permet de fractionner la plage fréquentielle de l'approximation par 2 jusqu'au niveau de décomposition N désiré (la plage fréquentielle à la décomposition N est obtenue par $\frac{f_{max}}{2^N}$).

3.7 conclusion

Nous avons montré dans ce chapitre les limitations rencontrées soit dans la TF soit dans la $TFCT$ et les solutions apportées par la TO qui permet d'analyser plusieurs composantes de différentes échelles en faisant varier l'enveloppe de la fenêtre analysante, ce qui permet aussi d'avoir une résolution temps-fréquence qui s'adapte au signal en fonction de ses caractéristiques.

Le signal recueilli sur une machine contient son comportement vibratoire global dû aux différents mouvements de ses organes et des bruits. L'extraction de l'information relative à la vibration, normale ou anormale, d'un organe mécanique peut ce faire facilement avec la version continue de la TO . Mais l'implémentation de la TCO nécessite de définir certains paramètres et d'optimiser d'autres, et ça sera l'objet du prochain chapitre.

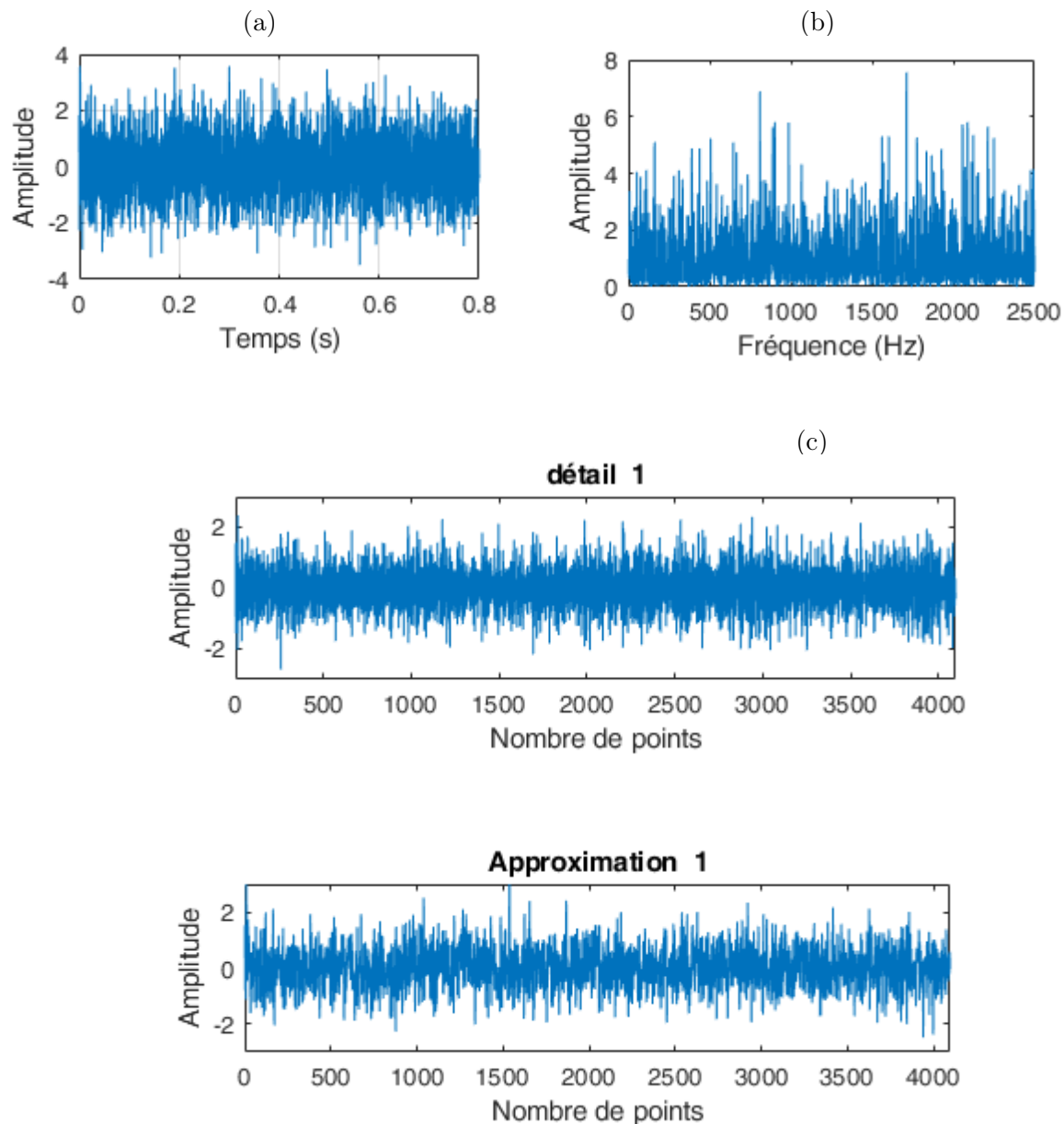


FIGURE 3.11 – Décomposition en ondelettes discrètes d’un signal bruit ($f_{max} = 2560$ Hz), (a) le signal temporel, (b) le spectre correspondant et (c) la décomposition à 1 niveau.

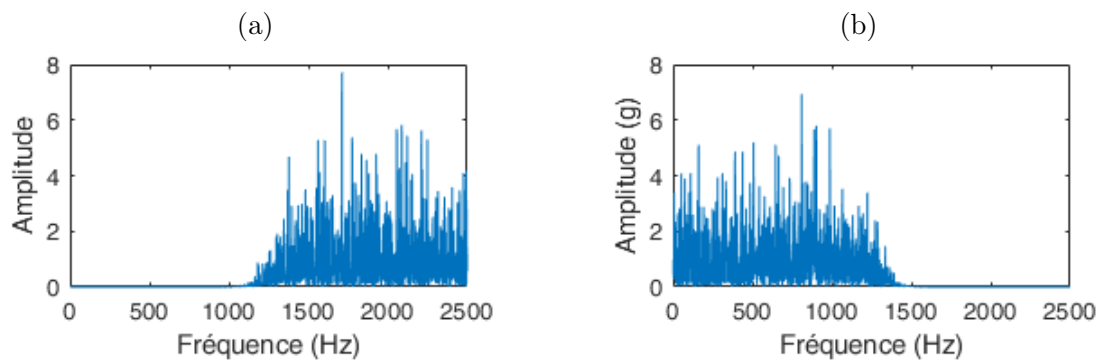


FIGURE 3.12 – (a) Le spectre du détail 1 et (b) le spectre de l’approximation 1

Optimisation de la transformée continue en ondelettes

Sommaire

4.1	Introduction	59
4.2	Optimisation de l'ondelette de Morlet	60
4.3	Détection des fréquences de résonances	69
4.3.1	Choix de l'indicateur scalaire	71
4.4	Détermination de la bande optimale de démodulation	87
4.5	Conclusion	91

4.1 Introduction

Il est bien connu que la transformée en ondelettes a été largement utilisée dans le domaine du diagnostic des défauts des machines. C'est un outil d'analyse temps-fréquence efficace et particulièrement adapté aux signaux contenant des composantes impulsionnelles transitoires. Plusieurs travaux scientifiques basés sur la transformée en ondelettes sont proposés pour extraire des signaux transitoires à des fins de diagnostic de défauts des machines tournantes. La plupart de ces travaux utilisent la version continue de la transformée en ondelettes (*TCO*) pour sa capacité à détecter des signaux transitoires et à fournir une multi-résolution puissante en analyse temps-fréquence. La *TCO* décompose un signal en une famille de fonctions élémentaires à différents niveaux de localisation simultanément en temps et en échelle [11], [12], [13]. Ces opérations génèrent des coefficients d'ondelettes par dilatation et translation d'une ondelette mère. L'ondelette mère la plus utilisée en *TCO* est l'ondelette complexe de Morlet à cause de sa similitude avec les caractéristiques d'un défaut de type choc ; il a fait l'objet de plusieurs études, qui consistent à optimiser les valeurs de la fréquence centrale f_c et de la bande passante f_b (facteur de forme), ces deux paramètres permettent de contrôler la résolution temps-fréquence.

Lin et Qu [14] ont utilisé l'entropie pour déterminer la valeur optimale de f_b (avec f_c fixe) pour diagnostiquer les défauts des roulements et des engrenages. Chaque situation donne une valeur de f_b qui n'est pas forcément la même. Dans [15], Lin et Zuo ont utilisé le principe de maximisation du kurtosis pour optimiser simultanément l'échelle s et le facteur de forme f_b de l'ondelette de Morlet. Nikolaou et al. [16] ont combiné trois critères pour optimiser le facteur de forme pour le diagnostic d'un défaut de roulement : l'entropie minimale de Shannon, le critère du facteur de grossissement et le facteur combiné de grossissement de l'entropie. Bozchalooi et Liang [17] ont utilisé l'indice de lissage (*SI-smoothness index*) pour trouver le meilleur facteur d'échelle et de forme de l'ondelette de Gabor, qui est similaire à l'ondelette de Morlet. Les auteurs de [17] ont montré des situations où il est difficile d'interpréter l'implication d'une certaine valeur du Kurtosis obtenue à partir d'un certain test et proposent l'indicateur *SI* qui présente des avantages par rapport au Kurtosis comme indicateur d'impulsivité. Su et al. [18] ont utilisé les algorithmes génétiques pour sélectionner les paramètres de l'ondelette de Morlet associés

à l'autocorrélation pour le diagnostic des défauts de roulements. Les algorithmes génétiques sont également utilisés dans [19] pour maximiser la valeur de la mesure d'éparité (*SM-sparsity measurement*) pour la sélection du filtre optimal de l'ondelette de Morlet pour la détection de défauts de roulements. Qiu et al. [20] ont utilisé une décomposition en valeurs singulières pour choisir l'échelle appropriée pour les coefficients d'ondelettes et ont utilisé l'entropie de Shannon minimale pour sélectionner le facteur de forme de l'ondelette. L'entropie de l'ondelette de Shannon modifiée et la décomposition en valeurs singulières ont été utilisées par Jiang et al. [21] pour optimiser la bande passante et la fréquence centrale de l'ondelette de Morlet dans le but de débruiter des signaux de vibration issus des éoliennes comportant des défauts de roulements et d'engrenages.

Dans notre travail, nous allons optimiser la *TCO* de sorte à retrouver les résonances les plus pertinentes, contrairement à la plus plupart des travaux qui se contentent de déterminer au maximum une à deux résonances. Chaque résonance peut véhiculer l'information recherchée ou pertinente comme elle peut donner une information complémentaire à celle obtenue par d'autres résonances. Cette démarche permettra aussi de détecter plusieurs défauts simultanés ce qui facilitera amplement l'opération du diagnostic et de dépistage.

4.2 Optimisation de l'ondelette de Morlet

Comme indiqué dans le chapitre précédent, La procédure d'analyse par ondelettes commence par le choix de l'ondelette mère ou l'ondelette analysante. Cette ondelette doit garantir une décomposition précise du signal temporel avec différentes résolutions fréquentielles. Mais dans la pratique, il n'existe pas de critères spécifiques pour choisir une ondelette analysante. Le choix dépend fortement du processus physique étudié.

L'ondelette mère la plus appropriée est celle qui présente des similitudes avec la forme de la signature recherchée ou du signal analysé. L'ondelette de Morlet est parmi les ondelettes les plus utilisées dans le diagnostic des défauts de type chocs. Elle est inspirée du signal élémentaire de Gabor et obtenue par modulation d'une gaussienne [22] :

$$\Psi_1(t) = e^{-t^2/2} \cos(\omega_c t) \quad (4.1)$$

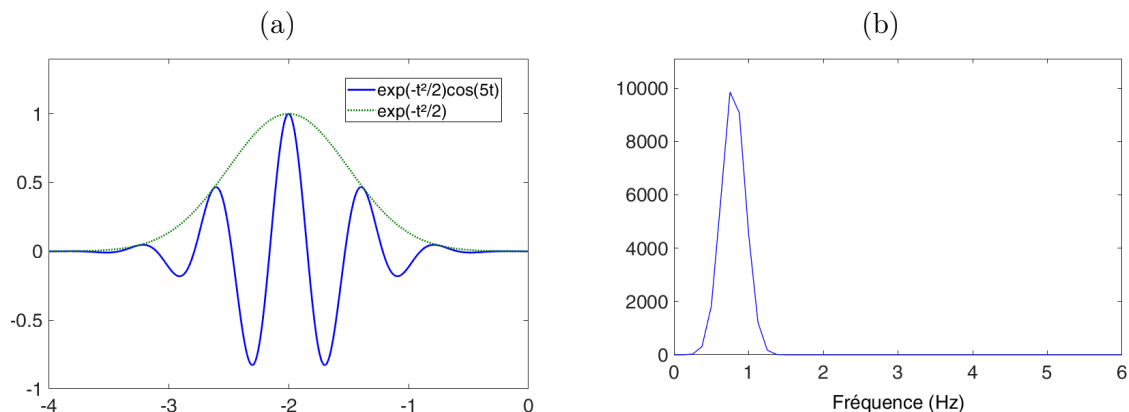


FIGURE 4.1 – (a) L'ondelette de Morlet et (b) son spectre.

C'est une fonction explicite, cependant elle ne vérifié pas la condition d'admissibilité car sa transformée de Fourier n'est pas nulle à l'origine (4.5).

$$\hat{\Psi}_1(0) = \sqrt{2\pi}e^{-\frac{1}{2}(\omega-\omega_c)^2} \quad (4.2)$$

La solution à ce problème est de réduire le nombre d'oscillations en choisissant : $5 \leq \omega_c \leq 6$. Généralement, on prend $\cos(5t) = \cos(2\pi f_c t)$ ce qui donne approximativement $f_c = 0.8 \text{ Hz}$, cette fréquence représente la fréquence de la sinusoïde de l'ondelette (Fig. 4.1a), donc elle caractérise sa fréquence centrale dans le domaine fréquentiel (4.1b et 4.2)

Le terme $e^{(-t^2/2)}$ est la courbe en cloche de Gauss, qu'on appelle aussi enveloppe de Gauss (représentée en pointillé dans la figure (4.1a)). Ce terme permet de définir l'étendue temporelle de l'ondelette et aussi son étendue fréquentielle. Nous pouvons déterminer la valeur de l'étendue temporelle de cette ondelette en tendant vers 0 l'enveloppe de gauss (Equ. 4.3).

$$e^{-t^2/2} = 10^{-2} \quad (4.3)$$

La valeur 10^{-2} dans l'équation (4.3) représente l'enveloppe de gauss qui tend vers zéro. Son étendue temporelle est donc égale à :

$$t = \pm \sqrt{-2\log(10^{-4})} = \pm 3 \text{ s} \quad (4.4)$$

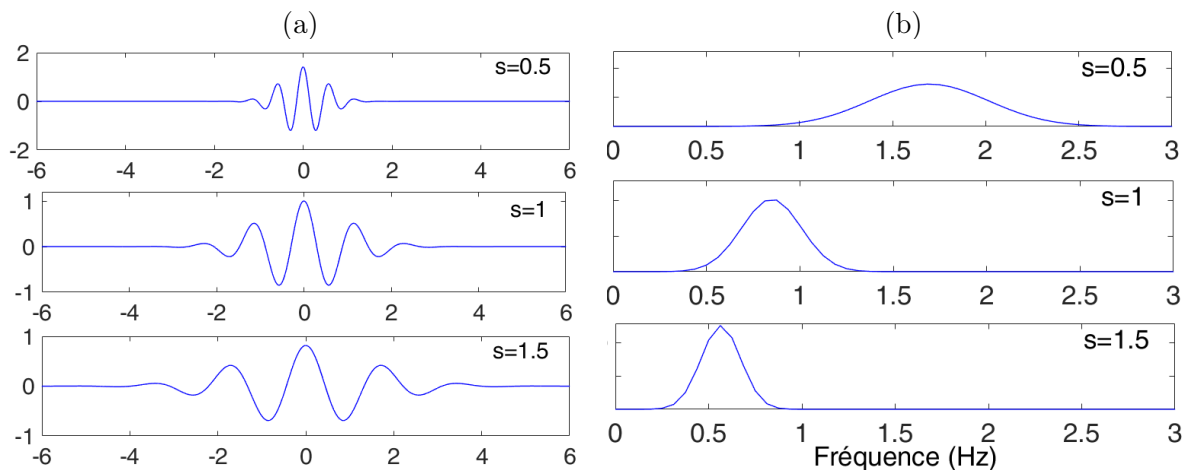


FIGURE 4.2 – (a) L'ondelette de Morlet avec trois échelles différentes et (b) leurs spectres respectifs

La transformée de Fourier de cette ondelette est donnée par l'équation :

$$\hat{\Psi}_1(f) = \sqrt{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(s\omega - \omega_c)^2} \quad (4.5)$$

L'étendue fréquentielle de la transformée de Fourier de l'enveloppe de gauss est déterminée de la même manière que l'étendue temporelle, à savoir :

$$\sqrt{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(s\omega - \omega_c)^2} = 10^{-2} \quad (4.6)$$

Après avoir solutionné l'équation 4.6, nous obtenons la fréquence maximale et minimale de la bande fréquentielle de l'enveloppe comme suit :

$$\omega_{max} = 2\pi f_{max} = \frac{\omega_c + 4}{s} \quad (4.7)$$

$$\omega_{min} = 2\pi f_{min} = \frac{\omega_c - 4}{s} \quad (4.8)$$

Dans le cas où $f_c = 0.8$ et $s = 1$, on aura $f_{max}=1.4$ Hz et $f_{min}=0.16$ Hz , ce qui est vérifié au niveau de la figure 4.2b pour $s=1$. D'une manière générale, en tenant compte de l'équation 3.6 du chapitre 3, nous pouvons écrire les équations 4.7 et 4.8 de la manière suivante :

$$\omega_{max} = 2\pi f_{max} = \frac{\omega_c + \frac{\sigma_\omega}{2}}{s} \quad (4.9)$$

$$\omega_{min} = 2\pi f_{min} = \frac{\omega_c - \frac{\sigma_\omega}{2}}{s} \quad (4.10)$$

La transformée continue en ondelettes est redondante, c'est-à-dire que l'information d'une quelconque composante s'étale sur plusieurs vecteurs des coefficients d'ondelettes. Pour voir cette redondance, nous allons appliquer la *TCO* à un signal de type choc. La modélisation mathématique d'une impulsion caractérisant un défaut de type choc est donnée par l'équation suivante [30] :

$$x(t) = Ae^{-\beta t} \sin(2\pi f_0 t) \quad (4.11)$$

avec : β le coefficient d'amortissement de la structure et f_0 la fréquence de résonance. Le signal généré par le défaut à chaque contact est donné par l'équation 4.12 [30], c'est la convolution de l'équation 4.11 par un peigne de Dirac d'une période T_d , temps de répétition des chocs (Fig. 4.3a).

$$x'(t) = x(t) * \sum_{k=0}^{\infty} (\delta(t - kT_d)) = \sum_{k=0}^{\infty} Ae^{-\beta(t-kT_d)} \sin(2\pi f_0(t - kT_d)) \quad (4.12)$$

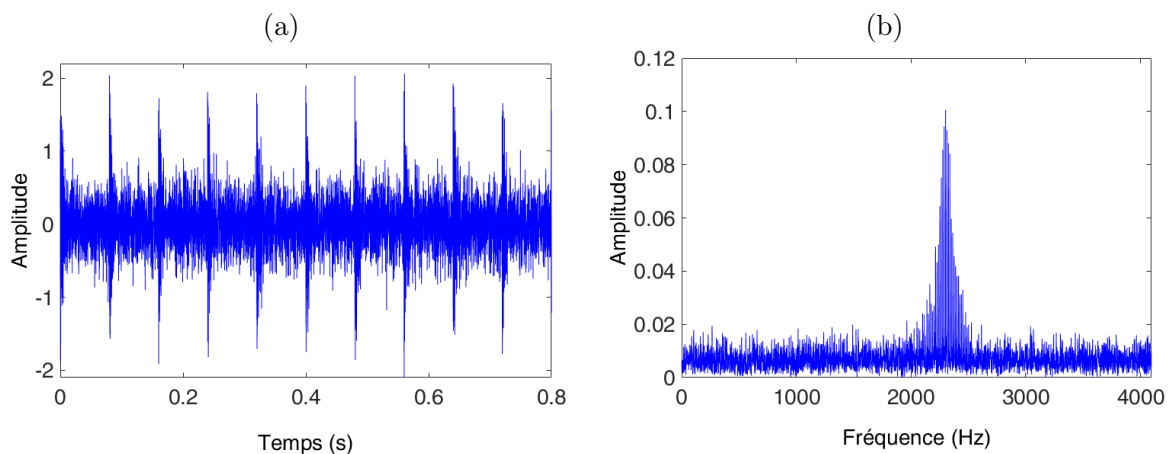


FIGURE 4.3 – (a) Signal instationnaire avec une résonance de 2300 Hz (SNR = -2.5 dB, $F_e = 8192$ Hz et $f_d = 12.5$ Hz), (b) le spectre correspondant.

La figure 4.4 représente la *TCO* du signal de la figure 4.3a mais sans bruit. Nous constatons que l'information relative aux chocs s'étale sur plusieurs échelles au voisinage de celle de la résonance.

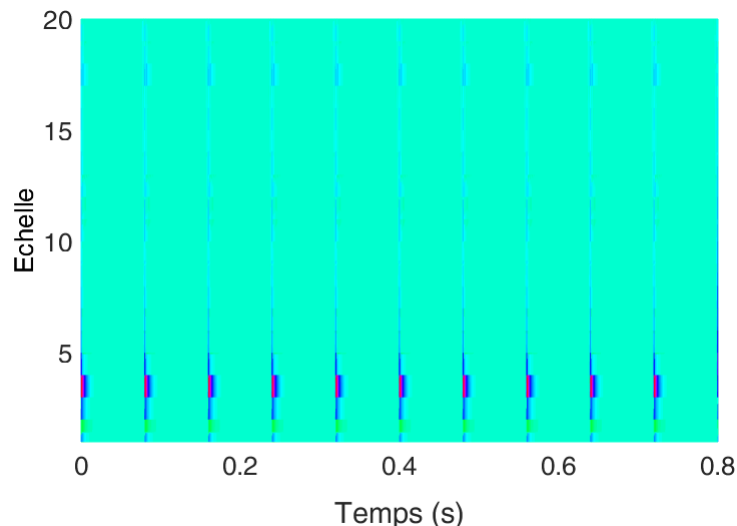


FIGURE 4.4 – La *TCO* d'un signal de type choc ($F_e = 8192$ Hz, sans bruit).

La largeur fréquentielle de $\hat{\psi}_1$ (Equ. 4.5) dépend de la valeur de l'échelle s mais aussi de la valeur de la constante au niveau du terme de l'enveloppe : $e^{-t^2/2}$. Pour cette raison, il existe plusieurs manières de définir ce terme comme le montre les formules suivantes :

$$\Psi_2(t) = \frac{f_b}{\sqrt{\pi}} e^{-f_b^2 t^2} e^{i2\pi f_c t} \quad (4.13)$$

$$\Psi_3(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} e^{-t^2/f_b} e^{i2\pi f_c t} \quad (4.14)$$

Ces termes, en l'occurrence $e^{-f_b^2 t^2}$ et e^{-t^2/f_b} , représentent la courbe en cloche ou l'enveloppe (gaussian bell curve) dont le f_b est le paramètre qui contrôle la forme de l'ondelette mère, donc ce qui permet aussi de contrôler la résolution temporelle et fréquentielle de l'ondelette de Morlet. En augmentant f_b la résolution fréquentielle diminue tandis que la résolution temporelle augmente et vice-versa. Ainsi, il existe toujours une valeur optimale de ce paramètre.

Le terme f_b a fait l'objet de plusieurs études d'optimisation. Dans [16], ce paramètre est optimisé en utilisant l'entropie de Shannon E et le facteur d'amplification cr . En se basant sur l'équation 4.13, Le rapport de E sur cr des coefficients d'ondelettes permet d'avoir la valeur optimale de f_b . Dans [14], l'ondelette de Morlet (Eq. 4.13) est utilisée comme un filtre pour extraire les impulsions dues aux défauts d'engrenages, pour cela, les valeurs optimales des échelles et de f_b de l'ondelette analysante sont déterminées en utilisant le

Kurtosis. Dans ces travaux, les valeurs de f_b sont autour de 0.2 à 0.3.

Dans [86] les auteurs ont utilisé les mêmes critères que la référence [16] mais la plage de variation de f_b , contrairement à celle prise dans [16] qui varie de 0.05 à 0.5, s'étale de la fréquence de rotation jusqu'à la fréquence d'échantillonnage du signal. A cet effet, une valeur de 114 de ce paramètre n'a pas vraiment donné d'informations relatives à un défaut de cage d'un roulement tandis que une valeur de $f_b = 950$ à bel et bien révélée un peigne de raies relatif au défaut. Dans un autre travail [87] les auteurs se sont basés sur la formule 4.14 en utilisant un critère simple pour l'optimisation. En effet, les valeurs optimales de f_b et de f_c sont obtenues lorsque les coefficients d'ondelettes présentent la plus grande amplitude. Pour bien comprendre le principe de filtrage de la *TCO*, prenons un bruit blanc gaussien dans la plage fréquentielle 0-4096 Hz (Fig. 4.5). Un bruit blanc gaussien permet d'avoir la même densité spectrale de puissance pour toutes les fréquences de la bande passante selon la loi normale. Mais avant ça, nous devons d'abord formuler la relation de passage entre échelle et fréquence dans un signal donné.

Nous avons déjà mentionné que la fréquence est l'inverse de l'échelle :

$$f = \frac{1}{s} \quad (4.15)$$

L'équation 4.15 représente la relation échelle-fréquence d'une manière générale, si on utilise une ondelette précise, la fréquence de celle-ci interviendra dans cette équation (Equ 4.15). Dans le cas d'une ondelette de Morlet qui possède une fréquence centrale f_c égale à 0.8 dans le cas de l'ondelette définie par l'équation 4.1. Cette fréquence change en fonction de l'échelle, ce qui donne la nouvelle fréquence de l'ondelette par :

$$f = \frac{f_c}{s} \quad (4.16)$$

L'acquisition d'un signal vibratoire nécessite de définir le temps d'acquisition qui dépend de la cinématique de la machine et de la fréquence d'échantillonnage qui dépend de la plage fréquentielle à étudier. Donc, pour connaître l'échelle d'une fréquence quelconque dans un signal donné, il faut introduire sa fréquence d'échantillonnage F_e dans l'équation 4.16 de la manière suivante [88] :

$$f = \frac{f_c}{s} F_e \quad (4.17)$$

Supposons une fréquence quelconque de 400 Hz. L'échelle correspondant à cette fréquence est 16.6 (Eq. 4.17), la transformée en ondelettes du signal de la figure 4.5a à cette échelle génère des coefficients dont leur spectre est donné dans la figure 4.5b. D'une manière analogue, les figures 4.5c et 4.5d donnent respectivement les spectres des coefficients d'ondelettes aux échelles 4.4 et 2.2 qui correspondent respectivement aux fréquences 1500 Hz et 3000 Hz.

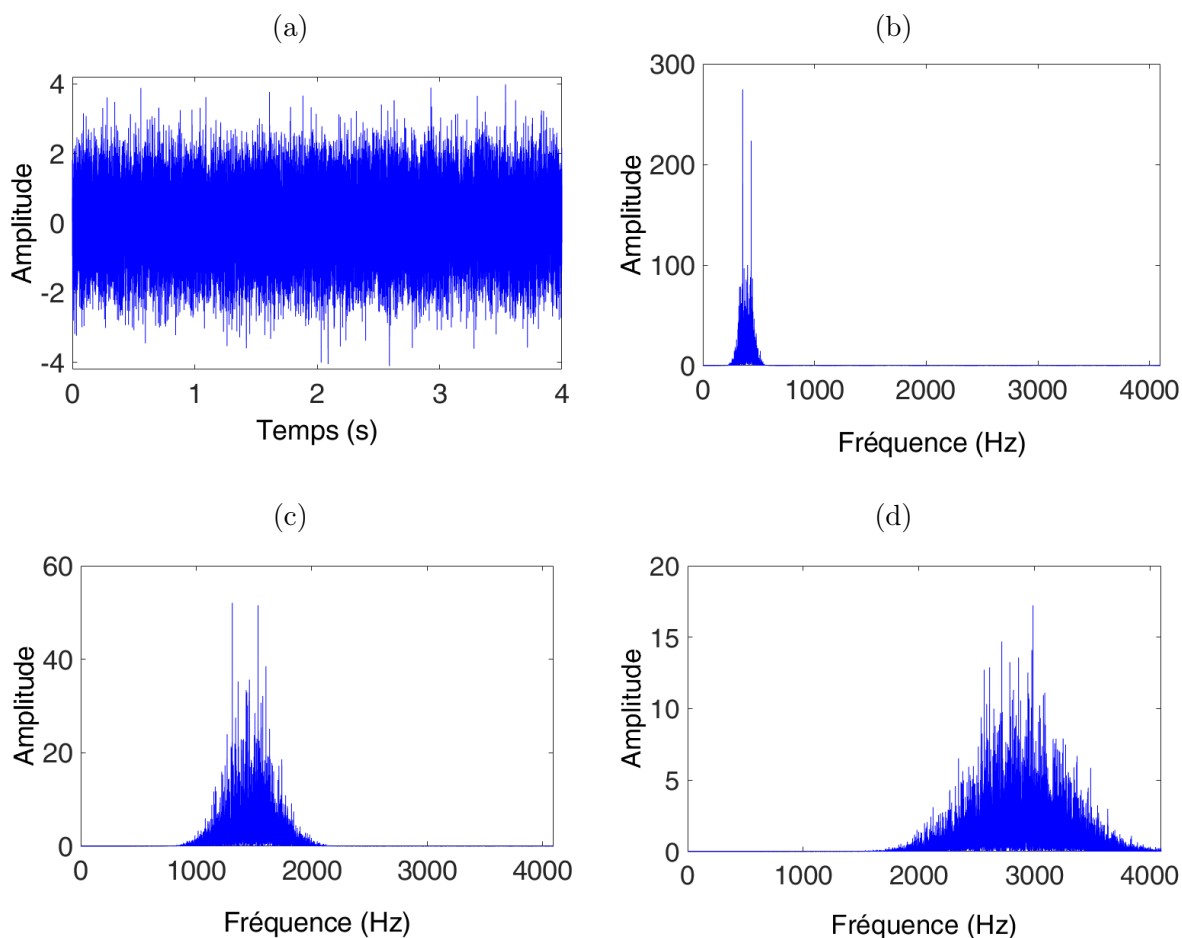


FIGURE 4.5 – (a) Bruit blanc gaussien ($F_e = 8192$ Hz), (b) Spectre des coefficients d'ondelette à l'échelle 16.6 (400 Hz), (c) Spectre des coefficients d'ondelette à l'échelle 4.4 (1500 Hz), (d) Spectre des coefficients d'ondelette à l'échelle 2.2 (3000 Hz).

Nous pouvons constater d'après ces résultats qu'on peut facilement choisir la fréquence à étudier, mais la largeur de la bande de filtrage dépend des paramètres de l'ondelette à savoir l'échelle s (ou f_c) et le facteur de forme f_b . Donc la dualité "échelle/bande de filtrage" ne permet pas d'obtenir une bande de filtrage donnée autour d'une fréquence

donnée, ce qui empêche donc d'avoir la bande optimale lors d'un filtrage autour d'une fréquence, qui est la fréquence de résonance dans notre cas.

Il ressort de ce qui précède que pour l'étude d'une résonance, il faut déterminer en premier lieu son échelle (en pratique, la valeur de la résonance n'est pas connue et de même pour son échelle) suivi de la recherche de son étendue spectrale optimale nécessaire pour la démodulation.

Pour optimiser ces deux paramètres (s ou f_c) et f_b (noter que f_b est constant dans l'équation 4.1), on a recours aux équations 4.13 ou 4.14. Dans ces équations, il y a deux paramètres qu'on peut manipuler, à savoir f_b et f_c . Le paramètre f_c permet de choisir la fréquence centrale de l'ondelette de Morlet dans le domaine fréquentiel, tandis que f_b permet d'ajuster la plage fréquentielle autour de f_c . Prenons par exemple l'équation 4.13, dans le cas où f_b serait constant et en variant f_c , on obtiendra la même plage fréquentielle autour des différentes valeurs de f_c (Fig. 4.6a), tandis que lorsque f_c est constant et en variant f_b , on obtiendra différentes plages fréquentielles autour de la même fréquence (Fig. 4.6b). De même, l'équation 4.14 donne les mêmes résultats que l'équation 4.13 mais avec d'autres valeurs de f_b .

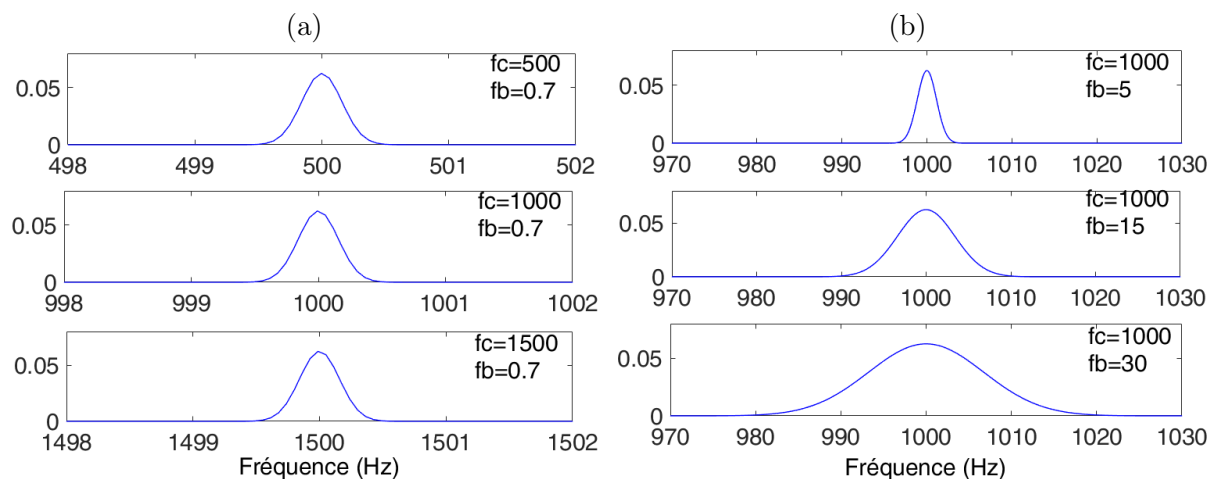


FIGURE 4.6 – (a) Spectres de l'équation 4.13 pour différentes fréquences centrales ($s = 1$) et (b) spectres de l'équation 4.13 pour différentes valeurs de f_b ($s = 1$).

L'étude d'une fréquence donnée avec la *TCO* peut se faire de deux manières, la première méthode est celle que nous avons déjà utilisée précédemment et qui consiste à

calculer son échelle avec l'équation 4.17 tout en fixant la fréquence centrale f_c égale à 0.8, tandis que la deuxième méthode consiste à fixer l'échelle s égale à 1 et de prendre la valeur de f_c égale à la fréquence à étudier. Nous avons comparé ces deux méthodes et les résultats sont donnés dans la figure 4.7. Nous constatons que les coefficients obtenus par la première démarche (Fig. 4.7a) présente un SNR plus faible et une amplitude importante par rapport à la deuxième (Fig. 4.7b).

Dans les travaux dont lesquelles ce paramètre (f_c) a fait l'objet d'optimisation, les valeurs trouvées sont proches de 0.8. Par exemple, dans la référence [87] les valeurs optimales sont 0.69 et 1 selon les deux cas étudiés (en utilisant l'équation 4.14).

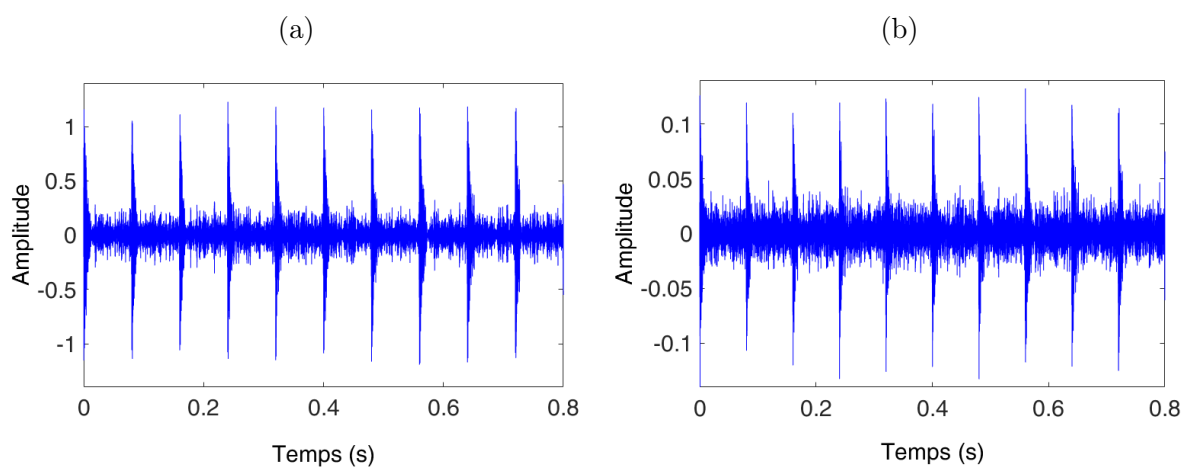


FIGURE 4.7 – (a) Les coefficients d'ondelettes obtenus par l'équation 4.13 à l'échelle 2.9 correspondante à la résonance du signal de la figure 4.3a ($f_c = 0.8$, $f_b = 0.7$) et (b) les coefficients d'ondelettes obtenus par l'équation 4.13 pour $f_c = 2300$ et qui correspond à la résonance du signal de la figure 4.3a ($s = 1$, $f_b = 0.7$).

Au vu des résultats obtenus, cette étude préliminaire a permis de rassembler un grand nombre de remarques intéressantes sur la manipulation de la transformée continue en ondelettes, le filtrage par l'ondelette de Morlet ainsi que sur le choix des paramètres qui feront l'objet d'étude et d'optimisation.

Dans ce qui suit, nous allons présenter notre démarche qui consiste à déterminer les échelles correspondant aux résonances excitées qui sera suivie de la partie qui s'intéressera à la recherche des bandes optimales de démodulation de chaque résonance.

4.3 Détection des fréquences de résonances

La connaissance de la valeur exacte de la fréquence de résonance f_0 est une étape très importante pour la détection des défauts de type choc. Reprenons le signal de la figure 4.3a avec une fréquence de résonance de 2300 Hz. La figure 4.3b montre son spectre qui donne une grande énergie autour de la résonance. La démodulation autour de cette dernière avec une plage de 300 Hz permet d'avoir le spectre d'enveloppe dont lequel on retrouve la fréquence du défaut qui est de 12.5 Hz (Fig. 4.8a). Le décalage de - 250 Hz (donc 2050 Hz) de la fréquence centrale réduit considérablement l'amplitude des composantes du défaut (Fig. 4.8b). Cette dégradation est accentuée dans le cas où le bruit serait important (Fig. 4.8c).

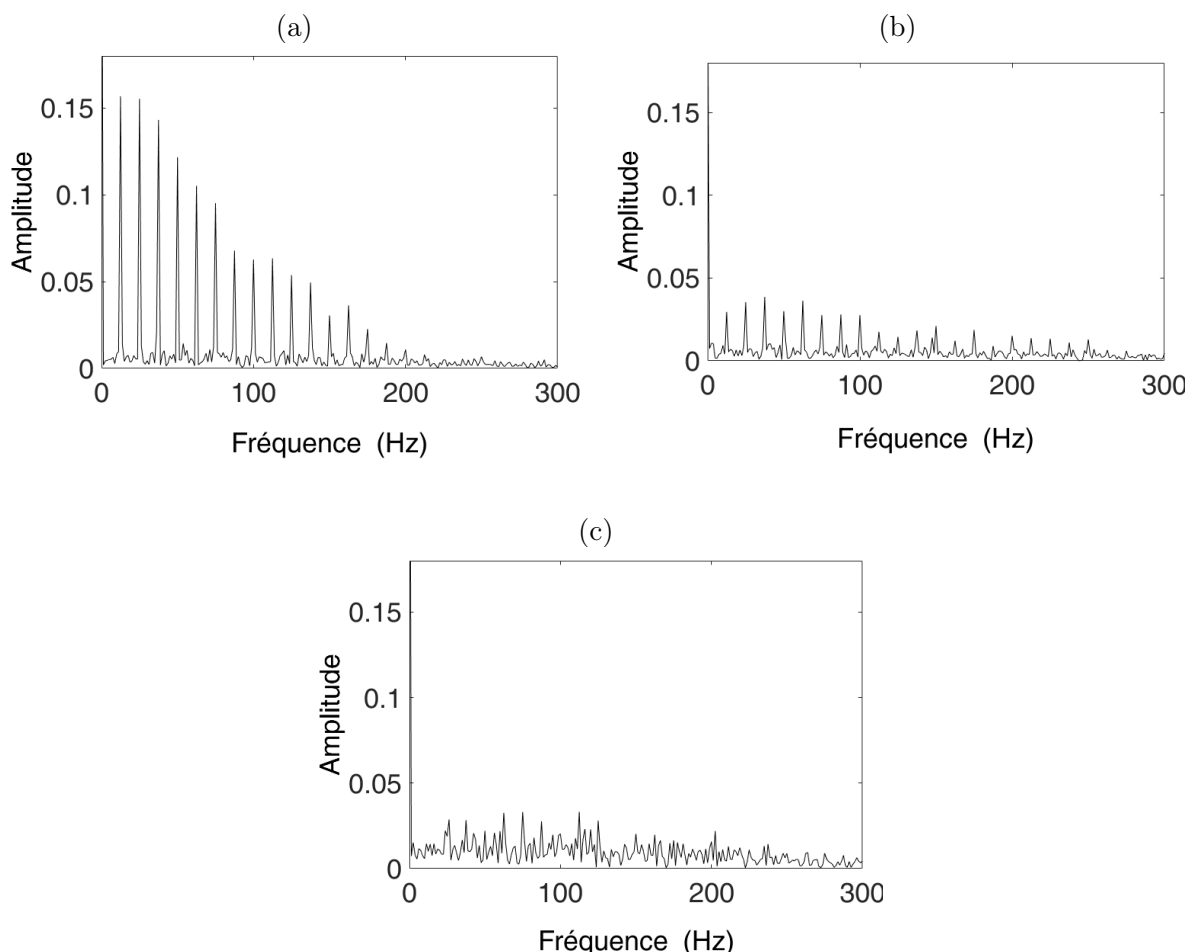


FIGURE 4.8 – (a) Le spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 2300 Hz ($BW = 2150-2450$ Hz) (b) Le spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 2050 Hz ($BW = 1900-2200$ Hz). (c) Le spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 2050 Hz ($BW = 1900-2200$ Hz, $SNR = - 8.5$ dB).

Un défaut de type choc affectant un engrenage ou un roulement peut exciter plusieurs résonances de structures. Pour être sûr de détecter ce défaut, il est nécessaire d'analyser un nombre raisonnable de résonances excitées. Considérant l'équation 4.11 qui représente une modélisation d'un choc, la transformée continue en ondelettes de ce signal, en utilisant l'équation (4.13), peut s'écrire :

$$TCO(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{c}{\sqrt{s}} e^{-\frac{f_b^2}{s}(t-b)^2} e^{i2\pi f_c(t-b)} dt. \quad c = \frac{f_b}{\sqrt{\pi}} \quad (4.18)$$

$$TCO(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} [Ae^{-\beta t} \sin(2\pi f_0 t)] \frac{f_b}{\sqrt{\pi s}} e^{-\frac{f_b^2}{s^2}(t-b)^2} e^{i2\pi f_c(\frac{t-b}{s})} dt. \quad (4.19)$$

L'équation 4.19 n'a pas de solution explicite, il faut la résoudre d'une manière numérique en utilisant la méthode asymptotique ([89]). En se focalisant uniquement sur les termes en exponentielle (sans tenir compte des constantes), sa solution peut s'écrire comme suit [90] :

$$TCO(a, b) = e^{-\beta b} e^{i2\pi f_0 b} e^{-2\pi s\beta(sf_0 - f_c)} e^{-2\pi^2(sf_0 - f_c)^2} e^{s^2\beta^2}. \quad (4.20)$$

Le terme $e^{-\beta b}$ de l'équation 4.20 représente l'enveloppe de Gauss, le terme $e^{i2\pi f_0 b}$ donne une sinusoïde à la fréquence de résonance f_0 , cela vaut dire que les deux termes $e^{-\beta b} e^{i2\pi f_0 b}$ donnent la modulation gaussienne de la fréquence de la résonance. Il y a lieu de noter que seuls ces deux termes contiennent le décalage temporel b . Le terme $e^{s^2\beta^2}$ est toujours positif et dépend de l'échelle s et du coefficient d'amortissement de la structure β . Les deux termes $e^{-2\pi s\beta(sf_0 - f_c)} e^{-2\pi^2(sf_0 - f_c)^2}$ dans lesquels figure $sf_0 - f_c$ rend leurs valeurs variables, en effet, lorsque la fréquence centrale de l'ondelette coïncide avec celle de la résonance, c'est-à-dire $sf_0 = f_c$, ces deux termes auront la plus grande valeur. On sait que la fréquence de résonance ne change pas, donc c'est les termes s et f_c qu'on doit ajuster pour analyser la résonance f_0 .

Pour que la $TCO(s, b)$ puisse donner la plus grande valeur, il faut avoir $sf_0 = f_c$. Cela justifie ce qui a été avancé dans la définition théorique de la TCO , en effet lorsque cette égalité est obtenue, l'échelle de l'ondelette engendrée est la même que celle de la résonance, ce qui permet d'obtenir des coefficients d'ondelettes de forme instationnaire avec la valeur maximale de l'amplitude à l'échelle correspondante. Donc plus l'échelle de l'on-

delette engendrée s'éloigne de celle de la résonance plus les coefficients obtenus perdent de l'amplitude et de leur forme instationnaire jusqu'à devenir un bruit. La démarche proposée dans ce travail consiste à définir un vecteur d'échelles qui commencent par l'échelle de la fréquence maximale du signal jusqu'à une échelle qui correspond à quelques centaines de Hertz avec un pas de 0.1. Le pas 0.1 est choisi afin d'augmenter la redondance qui va faciliter le repérage des résonances. En effet, les coefficients d'ondelettes seront plus représentatifs à l'échelle de la résonance et même aux alentours de celle-ci puisque leurs valeurs sont très proches. En s'éloignant de l'échelle fondamentale les coefficients d'ondelettes perdent en amplitude et en forme.

A l'aide d'un indicateur scalaire de la forme instationnaire, on obtiendra pour chaque résonance, une courbe en forme de cloche, plus ou moins aplatie, selon la forme des coefficients et les caractéristiques de l'ondelette utilisée.

L'indicateur le plus utilisé pour la détection et la localisation de la forme instationnaire est le Kurtosis [4], [10], [15], [91]. Cet indicateur scalaire permet de donner des indications sur la forme du signal. Plus sa valeur est grande, plus la forme instationnaire est importante. Cependant, malgré sa large utilisation, il présente dans certaines situations des limites d'appréciation du caractère instationnaire du signal. Pour cette raison, d'autres indicateurs sont de plus en plus utilisés.

4.3.1 Choix de l'indicateur scalaire

4.3.1.1 Introduction

Le signal vibratoire total recueilli sur une machine contient un grand nombre de composantes relatives aux différents organes et parties en mouvement, auxquelles s'ajoutent les signatures des défauts susceptibles d'affecter ces derniers. L'apparition ou l'aggravation d'un défaut modifient l'aspect énergétique ou morphologique du signal temporel suite aux efforts anormaux générés. Un suivi du niveau global des signaux recueillis avec des indicateurs permet de donner une idée générale sur l'apparition ou l'évolution de défauts. Un indicateur vibratoire est un paramètre, généralement statistique, qui permet de révéler, par sa valeur ou son évolution, une situation particulière générée par un défaut.

Les défauts de type stationnaire, comme le balourd et le délignage, modifient l'énergie du signal dès leurs apparitions, à cet effet, la valeur efficace est très indiquée dans de telles

situations, tandis que les défauts de type impulsif qui induisent des ondes de choc de très courte durée et d'amplitude importante et qui affectent principalement les roulements et les engrenages, ont tendances plutôt à modifier la forme ou l'amplitude du signal que son énergie ; pour de tels signaux, le facteur de crête et le Kurtosis sont les plus indiqués. L'utilisation de ces indicateurs n'est pas seulement limitée aux cas cités ci-dessus mais elle peut s'étendre plutôt à toutes les situations dont lesquelles nous cherchons des signaux de forme instationnaire. Dans notre travail, nous essayons de localiser cette forme dans les coefficients engendrés par le calcul de la *TCO*.

Dans pas mal de travaux en relation avec la détection de défauts, les auteurs ont fait appel aux indicateurs pour déceler et repérer des signaux, qui ne sont pas facilement observables, correspondants à certains défauts. Parmi les indicateurs les plus utilisés figurent le Kurtosis (nom féminin grec ancien qui signifie « courbure ») et le facteur de crête. Ces derniers sont mieux adaptés pour détecter un signal induit par des forces impulsives [44].

4.3.1.2 Le Kurtosis et le facteur de crête

Le Kurtosis est un paramètre de forme qui se définit par le rapport du moment d'ordre 4 sur le moment d'ordre 2 au carré :

$$kurt = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2 \right)^2} \quad (4.21)$$

En statistiques, un moment d'une variable aléatoire réelle est un indicateur qui quantifie la dispersion de cette variable. La dispersion représente l'étendue des valeurs de cette variable.

Le moment d'ordre quatre, autrement dit, la moyenne des amplitudes élevées à la puissance quatre, permet de calculer le degré d'aplatissement d'une distribution d'une variable. Afin d'obtenir un nombre sans dimension, on le divise par le carré de la variance. Une distribution pointue donne un Kurtosis élevé. Un Kurtosis proche de zéro indique que la distribution est relativement aplatie pour une même variance.

La distribution est mésokurtique lorsque le Kurtosis est égal à 3, c'est la valeur donnée par un bruit blanc gaussien. Lorsque sa valeur est supérieure à 3 la distribution est lep-

tokurtique. La notion de leptokurticité est très utilisée, dans notre cas, elle est synonyme de la présence de la forme impulsionnelle dans le signal analysé (Fig. 4.9).

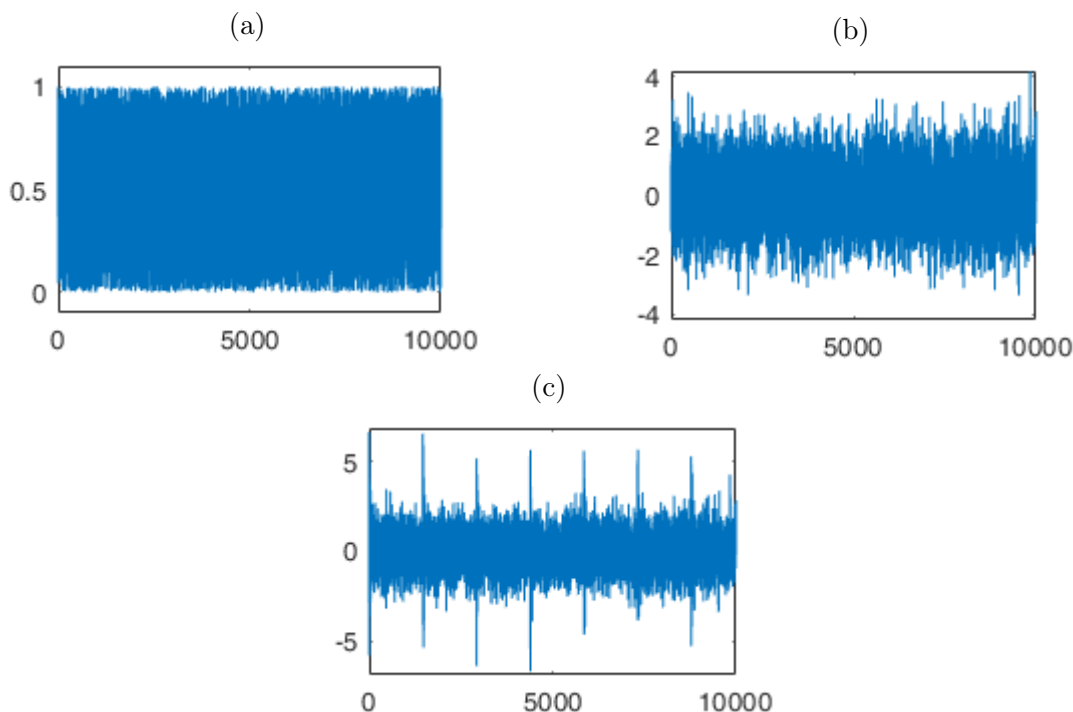


FIGURE 4.9 – (a) Bruit uniforme ; Kurtosis = 1.8, (b) bruit gaussien ; Kurtosis = 2.98 et (c) signal de type choc avec du bruit ; Kurtosis = 4.37.

Le facteur de crête est défini par le rapport entre la valeur maximale de l'amplitude du signal sur sa valeur efficace :

$$Fcr = \frac{\max(x(n))}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2}} \quad (4.22)$$

Le facteur de crête est sensible aussi à l'apparition des chocs, en effet, la valeur maximale du signal augmente à l'apparition de la force impulsionnelle, tandis que la valeur efficace reste inchangée.

Ces deux indicateurs étaient depuis une longue date très utilisés, ils sont mieux adaptés que la valeur efficace pour le diagnostic des défauts qui induisent des forces d'excitations impulsionnelles. Les auteurs des articles [91, 96] ont exploité les avantages de ces deux indicateurs pour le diagnostic des défauts impulsionnels qui affectent les deux organes les plus importants des machines tournantes, à savoir, les roulements et les engrenages.

En réalité, le Kurtosis est le plus utilisé et donne de meilleurs résultats que le facteur de crête. Des dizaines de travaux ont utilisé plutôt le Kurtosis pour la recherche, la localisation ainsi que la détection des signaux de type choc. D'après [92], dans le cas d'un évènement isolé de grande amplitude par rapport au reste des composantes du signal, le Kurtosis pondère sensiblement l'impact de cet évènement par rapport au facteur de crête qui prend en compte uniquement l'amplitude crête. Les auteurs de cette même référence ont établi une relation entre le Kurtosis et le facteur de crête pour un signal impulsionnel périodique, à savoir que le Kurtosis de ce dernier est égal à un coefficient ($kurt_1(Q)$ qui varie de 0.61 à 0.375) fois le facteur de crête de ce signal au carré, ceci montre que le Kurtosis est beaucoup plus sensible que le facteur de crête. Toujours dans cette référence, il a été démontré que le Kurtosis est plus apte à détecter un signal impulsionnel avec une période de répétition des chocs comprise de 2.5 à 3 le temps de relaxation de la résonance, tandis que le facteur de crête nécessite une période de répétition des chocs comprise entre 7 à 13 fois le temps de relaxation.

Une large gamme de méthodes ainsi que de nombreux travaux ont fait appel au Kurtosis pour ses multiples avantages. Dans la référence [1], une méthode de détection des défauts d'engrenages est proposée ; premièrement, les composantes harmoniques de la fréquence d'engrènement sont supprimées du signal qui est obtenu par la moyenne synchrone, suivi d'un filtrage passe-bande autour des résonances appliqué sur le signal résiduel. Le Kurtosis est utilisé pour montrer que la méthode proposée est plus intéressante vu que le signal obtenu présente un Kurtosis plus important. Les auteurs de la référence [5] proposent la méthode dite spectral Kurtosis pour la recherche des signaux transitoires. La méthode consiste à calculer la transformée de Fourier à court terme du signal ensuite vient l'application du Kurtosis pour déterminer la bande de fréquences qui contient les signaux instationnaires.

Le spectrale Kurtosis a été développé, par la suite, pour donner le kurtogramme qui est basé toujours sur le Kurtosis mais avec d'autres méthodes de décomposition comme les paquets d'ondelettes qui utilisent la décomposition dyadique ou les bancs de filtres en cascades qui utilisent la décomposition en tiers de puissance de 2 [4],[6]. Les auteurs de la référence [97] ont utilisé la transformée en ondelettes discrètes, l'optimisation de certains paramètres de cette méthode est réalisée par le Kurtosis. La méthode proposée a permis

de diagnostiquer les forces impulsives périodiques issues d'un défaut de roulement. Les auteurs de la référence [7] proposent une méthode dite protruogramme qui permet de déterminer la fréquence de résonance en calculant le Kurtosis de l'enveloppe du spectre de signal. La méthode consiste tout d'abord à calculer la transformée de Fourier du signal temporel et en choisissant une fenêtre de largeur égale à 3 fois la fréquence du défaut, on calcule ensuite le Kurtosis de l'enveloppe du spectre obtenu par cette fenêtre qui est centrée sur une fréquence égale à sa moitié. Cette opération est répétée en avançant la fréquence centrale d'un pas choisie au préalable jusqu'à la fréquence maximale du signal. Ainsi, on obtiendra les grandes valeurs du Kurtosis autour de la fréquence de résonance avec la bande optimale de démodulation. Dans la référence [10], les auteurs proposent une idée qui permet d'améliorer le spectral Kurtosis, au lieu d'avoir des fenêtres de largeurs constantes en utilisant la *TFCT* suivi du calcul du Kurtosis de chacune d'elles d'une manière indépendante, cette méthode consiste à fusionner la fenêtre suivante avec la précédente si la valeur du Kurtosis est plus grande et ainsi de suite jusqu'à ce que la valeur du Kurtosis d'une fenêtre diminue par rapport à la précédente.

D'autres travaux et méthodes ont fait appel au Kurtosis pour la détection et la recherche des défauts induisant des impulsions périodiques [98]-[101]. Néanmoins, le Kurtosis présente certaines limites, ce qui nécessite de prendre des précautions dans certaines situations et dans certains cas, ce dernier est carrément sans efficacité.

4.3.1.3 Les limites du Kurtosis

D'après l'étude de Dyer et al. [102], l'évolution des valeurs du Kurtosis n'est plus régulière après l'apparition d'un défaut sur la bague interne d'un roulement à rouleaux, et après une dégradation sévère de ce dernier le kurtosis retrouve sa valeur initiale qui est proche de 3. Une autre étude [103] a montré que le Kurtosis est sensible aux variations de la charge appliquée sur le roulement qu'elle soit radiale ou axiale.

Le Kurtosis est aussi sensible au nombre de pics présents dans un signal. La figure 4.10 montre la variation des valeurs de cet indicateur en fonction du nombre de chocs, cette situation exige que le dépistage ou le diagnostic doivent se faire avec la même vitesse de rotation de la machine.

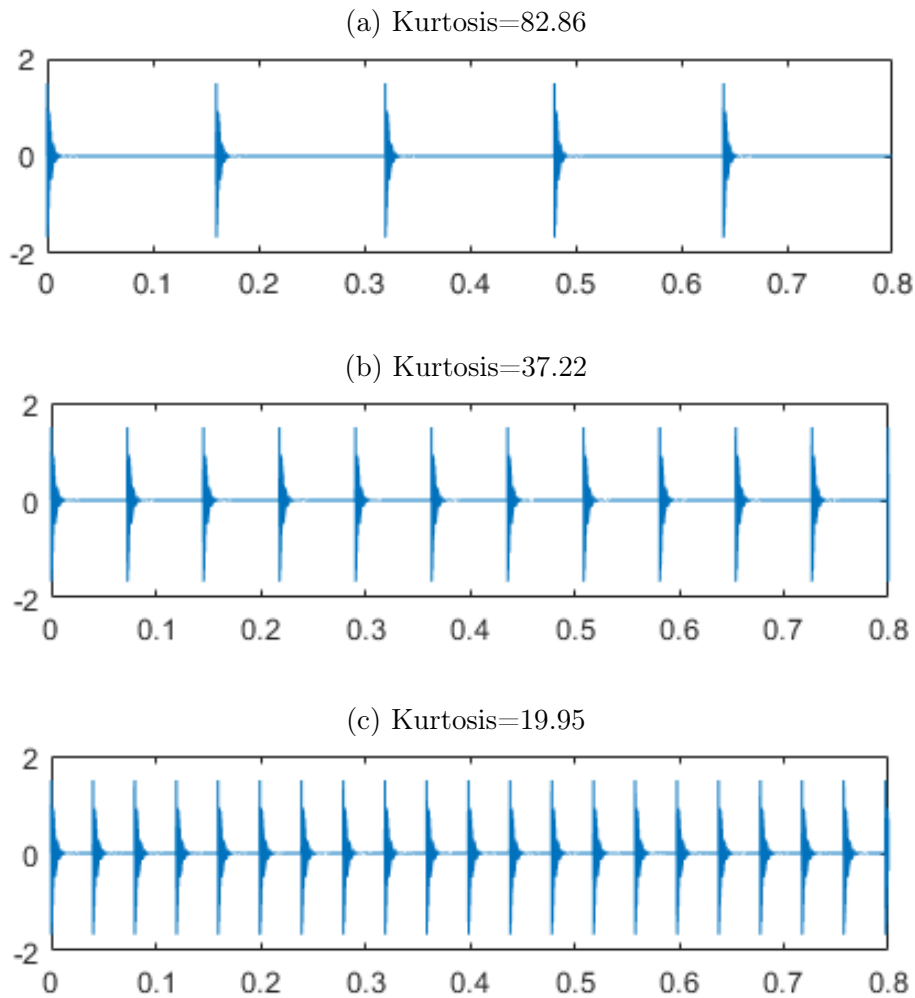


FIGURE 4.10 – Variation des valeurs du Kurtosis en fonction du nombre d'impacts.

Une autre situation qui compromet la réputation du Kurtosis est la présence d'une composante isolée de grande amplitude dans le signal. La figure 4.11a montre le même signal que la figure 4.10a mais avec une amplitude élevée du deuxième choc seulement et la valeur du Kurtosis est montée jusqu'à 114.69. Un signal gaussien a une valeur du Kurtosis voisine de 3 (4.9b), lorsque ce dernier comporte une composante aberrante d'amplitude élevée, la valeur du Kurtosis augmente d'une manière significative. Par exemple, la valeur du kurtosis passe de 3 à 6.55 dans le cas du signal donné dans la figure 4.11b).

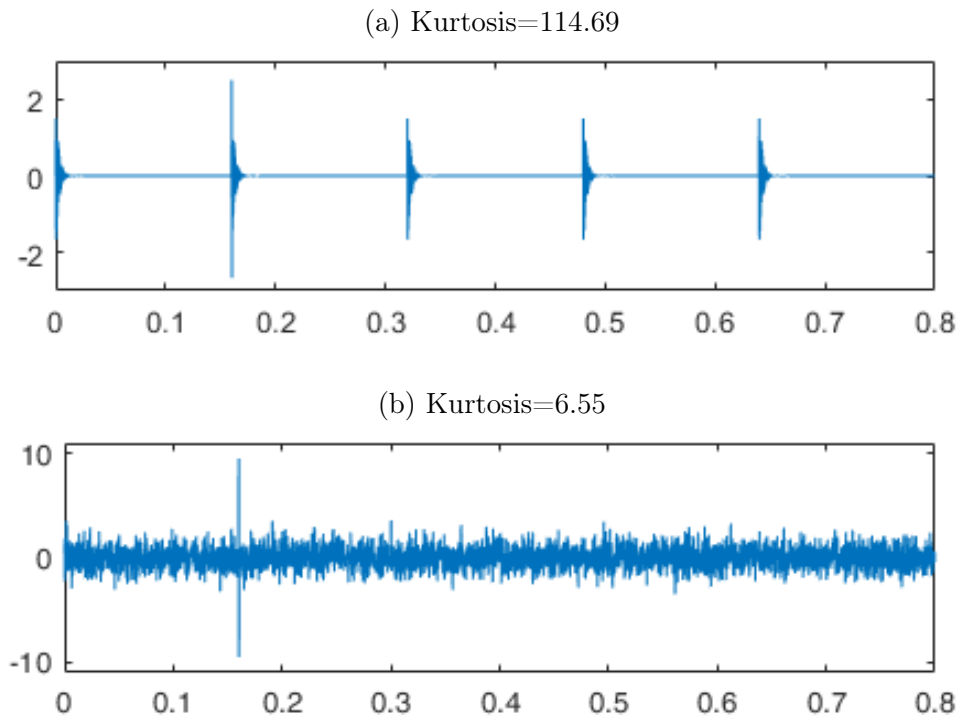
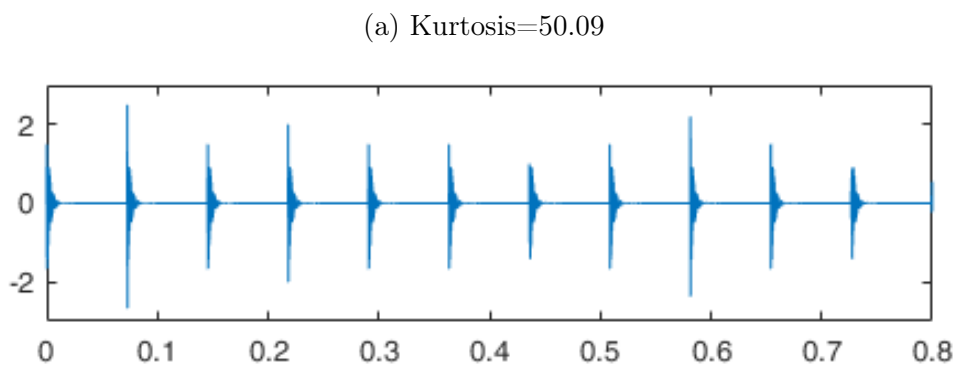


FIGURE 4.11 – Variation des valeurs du Kurtosis en présence d’une valeur aberrante d’amplitude élevée

Le Kurtosis est aussi très sensible aux fluctuations des amplitudes des pics représentatifs d’un choc. A titre d’exemple, la figure 4.12b montre le même signal que celui de la figure 4.10b mais avec une fluctuation des amplitudes des chocs et la valeur du Kurtosis passe de 37.22 à 50.09.



(b) Augmentation de la valeur du Kurtosis du signal de la figure 4.10b suite à la fluctuation des amplitudes des pics.

La reconnaissance des vibrations de type impulsif nécessite un indicateur robuste qui ne doit pas être sensible à des valeurs aberrantes ou aux simples fluctuations des amplitudes. Les limites rencontrées avec le Kurtosis ont poussé à l’utilisation et à la

recherche d'autres indicateurs.

4.3.1.4 L'indice de lissage (Smoothness Index 'SI')

Cet indicateur est défini comme étant le rapport entre la moyenne géométrique et la moyenne arithmétique [71].

$$SI = \frac{(\prod_{n=1}^N x(n))^{1/N}}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)} \quad (4.23)$$

La moyenne est un indicateur de position centrale, elle définit le milieu d'une distribution. La moyenne arithmétique consiste à diviser la somme des éléments sur le nombre des éléments, tandis que la moyenne géométrique est le produit de n éléments puissance $1/n$ ième. Nous allons, d'abord, voir l'utilité d'une manière générale de ces deux moyennes. La plupart des gens ont tendance à utiliser la moyenne arithmétique, ceci est valable lorsque les entités sont indépendantes, dans le cas contraire il faut utiliser la moyenne géométrique. En guise d'exemple, calculons le rendement d'une bourse (Tableau 4.1) en utilisant la moyenne arithmétique et la moyenne géométrique.

Tableau 4.1 – Le rendement d'une bourse.

Mois	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Rendement		50%	7%	19%	-58%	19%	-5%	28%	4%	-10%

Le rendement calculé avec la moyenne arithmétique (Tableau 4.2) est égale à 6 % $((50 + 7 + 19 - 58 + 19 - 5 + 28 + 4 - 10)/9 = 6)$. Donc en plaçant 1000 Dinars le premier mois, on aurait donc gagné 1689 Dinars au 10ème mois, donc un gain de 689 Dinars. Mais la réalité n'est pas le cas, le tableau 4.3 donne les valeurs réelles obtenues pour chaque mois et le gain final est de 86 Dinars. La moyenne géométrique du rendement est donnée par :

$$\sqrt[9]{1.5 * 1.07 * 1.19 * 0.42 * 1.19 * 0.95 * 1.28 * 1.04 * 0.90} = 1.00926$$

Tableau 4.2 – Le rendement de la bourse calculé avec la moyenne arithmétique.

Mois	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Rendement		6%	6%	6%	6%	6%	6%	6%	6%	6%
Valeur		1060	1123.6	1191	1262.5	1338.2	1418.5	1503.6	1593.8	1689.5

Ceci qui donne un gain de 0.926 % $((1.00926 - 1) * 100 = 0.926)$ par mois donc 9.26 $(1000 * 0.00926 = 9.26)$ Dinars et un gain de $9.26 * 9 = 83.34$ (proche de 86.5 (Tableau 4.3)) Dinars pour les 9 mois mais pas 6% par mois.

Tableau 4.3 – Le rendement de la bourse calculé avec la moyenne géométrique.

Mois	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Rendement		50%	7%	19%	-58%	19%	-5%	28%	4%	-17%
Valeur		1500	1605	1910	802.18	954.59	906.86	1160.8	1207.2	1086.5

La moyenne géométrique est moins sensible que la moyenne arithmétique aux valeurs les plus élevées d'une série de données. La moyenne géométrique est inférieure ou égale à la moyenne arithmétique. Ce rapport est compris entre 0 et 1 dans le cas de signaux positifs. Dans le cas d'un signal sans pics, la valeur de SI se rapproche de 1 tandis que pour les signaux avec des pics ou chocs, sa valeur se rapproche de 0. Cet indicateur est utilisé initialement dans la mesure de la planéité spectrale dans le traitement du signal de parole [104].

Dans le domaine de la détection des défauts par analyse vibratoire, différents travaux ont fait appel à cet indicateur. Dans la référence [71] le SI est utilisé pour déterminer les paramètres optimaux de l'ondelette de Gabor, à savoir le facteur de forme ainsi que l'échelle, en utilisant la transformée continue en ondelettes. Les mêmes auteurs ont utilisé cet indicateur pour la recherche des signaux de type choc [17], la méthode proposée consiste à déterminer la valeur optimale du facteur de forme après avoir déterminé l'échelle optimale correspondante à la résonance. Les auteurs de la référence [55] ont utilisé aussi le SI pour optimiser les paramètres de l'ondelette de Morlet. D'autres auteurs ont utilisé cet indicateur pour ces avantages comme en témoignent les travaux suivants [78], [83], [105].

4.3.1.5 La mesure d'éparsité (Sparsity Measurement 'SM')

Un autre indicateur au nom de sparsity measurement est aussi utilisé pour la mesure du degré d'instationnarité d'un signal. C'est le rapport de la norme 2 (L_2) à la norme 1 (L_1) [19] :

$$SM = \frac{\sqrt{\sum_{n=1}^N x(n)^2}}{\sum_{n=1}^N |x(n)|} = \frac{L_2}{L_1} \quad (4.24)$$

La norme est un outil qui permet de mesurer les distances dans les espaces vectoriels. La norme 1, connue aussi sous le nom de distance de Manhattan ou bien Taxi-distance, est la somme des modules (valeurs absolues) des éléments d'un vecteur. C'est la méthode qui permet aussi le calcul de la distance entre les vecteurs dans les espaces vectoriels, dans ce cas, c'est la somme de la différence absolue des composantes de deux vecteurs. Cette norme induit la distance de déplacement à angle droit sur un damier. En guise d'exemple, soit à calculer la distance entre les deux points A et B sur le damier de la figure 4.13a, la distance parcourue entre ces deux points par les chemins en jaune, en bleu ou en vert, est identique (si l'unité du damier est égale à 1 donc la distance est 8). Dans le cas d'un seul vecteur, par exemple, $X = [4, 5]$, la norme 1 de ce dernier est $\|X\|_1 = |4| + |5| = 9$, c'est la distance parcourue entre l'origine et le point $[4, 5]$ par le chemin bleu (Fig. 4.13b). Dans cette norme, toutes les composantes du vecteur sont pondérées de manière égale. Pour la norme 2, c'est la plus connue, surtout sous le nom de norme Euclidienne. D'une manière simple, c'est la plus petite distance d'un point à un autre (chemin rouge dans la figure 4.13). Dans le cas de l'exemple du vecteur précédent X , sa norme 2 est : $\|X\|_2 = \sqrt{|4|^2 + |5|^2} = 6.4$. Cette norme permet de mesurer l'inertie d'un nuage de points, la puissance 2 des composantes des éléments permet de donner plus d'importance aux outliers (les valeurs se trouvant à une grande distance de la mesure). Récemment, le sparsity measurement est devenu un sujet de plus en plus important dans le traitement du signal. La norme généralisée L_p/L_q est l'une des méthodes les plus efficaces pour la mesure de la parcimonie et d'après les auteurs de la référence [106], cette norme généralisée est moins discutée et son utilisation dans la surveillance des machines tournantes reste inexplorée.

Dans le cas des signaux vibratoires, la norme 1 est la somme des amplitudes des vibrations générées par la machine sur toute la longueur du signal recueilli. Pour la norme 2, son

carré représente l'énergie totale du signal. Donc, on aura toujours L_2 inférieur à L_1 . De même pour cet indicateur, différents travaux l'ont utilisé pour la recherche des signaux instationnaires. Dans la référence [107] le SM est utilisé pour la déconvolution aveugle des signaux ultrasons utilisés pour le contrôle non destructif. La méthode proposée est utilisée pour la mesure de l'épaisseur de plaques minces en acier. Toujours dans le même contexte de contrôle non destructif, l'indicateur SM est utilisé dans la référence [108] pour la détection de corrosion des pipelines avec la méthode du flux de fuite magnétique. La référence [109] a utilisé le SM dans le but d'améliorer la résolution temporelle des signaux ultrasoniques appliqués sur une tôle en acier de 1 cm. Il existe d'autres indicateurs qui sont utilisés dans la détection et la localisation des signaux de type choc, mais dans le cadre de cette thèse nous allons nous focaliser uniquement sur les trois indicateurs, en occurrence le Kurtosis, le SI et le SM afin de choisir le meilleur d'entre eux.

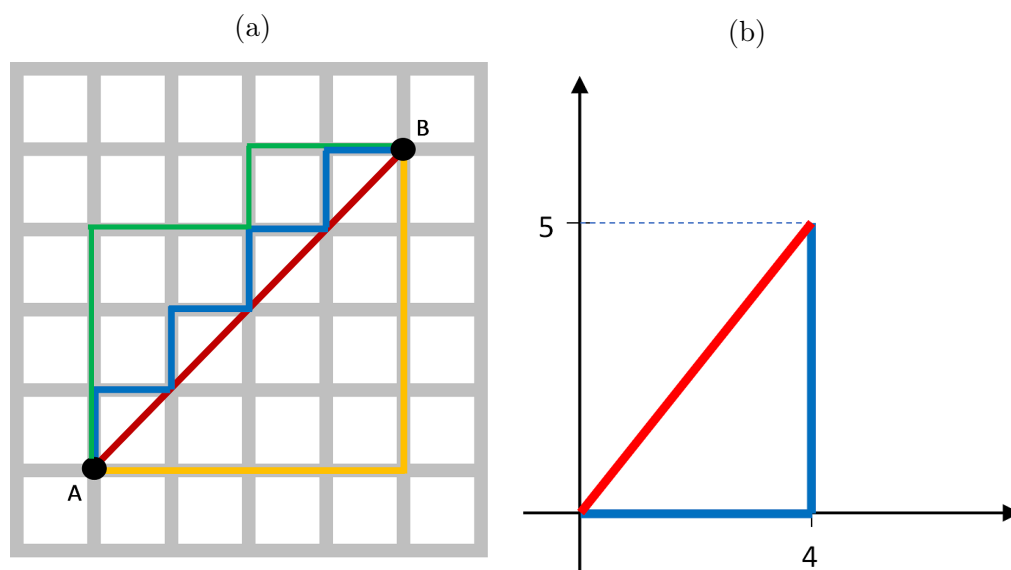


FIGURE 4.13 – Explication Graphique de la moyenne arithmétique et de la moyenne géométrique (a) damier, (b) vecteur

4.3.1.6 Etude comparative des trois indicateurs

Tout travail de détection ou de diagnostic des signaux de types chocs nécessite l'utilisation d'un indicateur scalaire et comme il a été déjà mentionné ci-dessus, c'est le Kurtosis qui est le plus utilisé pour réaliser particulièrement cette tâche.

La figure 4.14 donne la variation des indicateurs cités plus haut en fonction de nombre d'impacts présents dans un signal. Les résultats montrent que le Kurtosis est très sensible au nombre de chocs donc sensible aussi à la vitesse de rotation, puisque les fréquences des défauts sont proportionnelles à celle-ci. Cette situation peut introduire des interprétations erronées si la vitesse de rotation n'est pas toujours la même ou dans le cas où certains chocs d'un même défaut seraient noyés dans le bruit de fond. Les indicateurs SI et SM , en l'occurrence, ne sont pas sensibles aux variations de la vitesse de rotation.

Une autre situation dans laquelle le Kurtosis peut donner des résultats erronés est représentée dans la figure 4.15. Le Kurtosis est très sensible à la fluctuation des amplitudes des pics, en effet, pour un simple changement d'amplitude de deux chocs la valeur de cet indicateur a doublé. Les indicateurs SI et SM ne sont pas sensibles aux variations de la vitesse de rotation ni aux fluctuations des amplitudes des chocs comme les deux autres indicateurs.

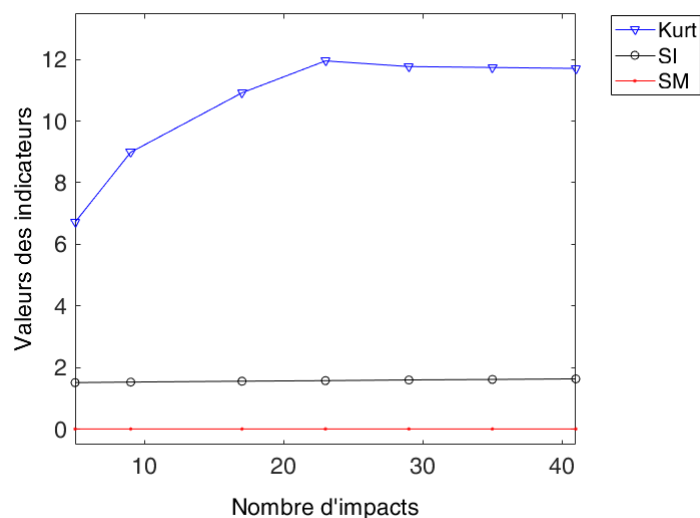


FIGURE 4.14 – La variation des valeurs des indicateurs en fonction de nombre d'impacts (avec un même bruit d'écart-type de 0.2, amplitude des chocs : 2).

Nous venons de démontrer par des exemples pratiques que le Kurtosis, considéré jusque-là comme un indicateur incontournable de la forme instationnaire, peut donner des valeurs erronées et fausser toute démarche dont laquelle les signaux impulsionnels feront l'objet d'étude. La suite de ce processus de comparaison se focalisera sur les deux autres indicateurs.

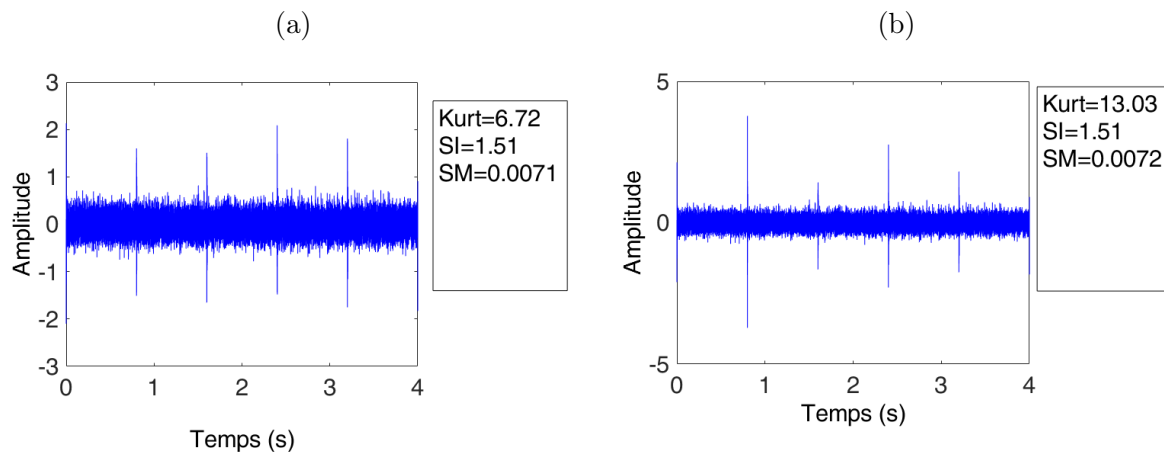


FIGURE 4.15 – La sensibilité du Kurtosis aux fluctuations des amplitudes des pics par rapport aux deux autres indicateurs.

Nous allons décomposer le signal donné dans la figure 4.3a avec un SNR de -8.5 dB en coefficients d'ondelettes. La TCO est réalisée avec l'ondelette de Morlet (partie réelle) donnée par l'équation 4.13 dont la valeur de f_b est égale à 0.7 et celle de f_c égale à 0.8. Le vecteur d'échelle commence par 1.4 (Cette échelle correspond à la fréquence maximale du signal) avec un pas de 0.1 jusqu'à la valeur 20. Nous choisissons la valeur maximale des échelles de sorte à éliminer les basses fréquences qui contiennent généralement les fréquences des balourds et des délignages. La matrice des coefficients obtenue est une matrice à trois dimensions, les abscisses représentent le temps, les ordonnées représentent les échelles et les altitudes représentent l'amplitude des coefficients.

Pour pouvoir repérer la résonance simulée dans le signal de la figure 4.3a, nous allons calculer les valeurs de l'indicateur pour chaque échelle. Le résultat de ces opérations en utilisant le SI et le SM est présenté dans la figure 4.16.

A partir des courbes obtenues, nous pouvons clairement constater que le SI donne une courbe rugueuse et rend la localisation des résonances plus difficile, par contre, le SM donne une courbe lisse dont laquelle l'échelle de la résonance est bien distinguée et est égale à 2.9.

Pour terminer cette comparaison et afin de pouvoir choisir l'indicateur le plus pertinent, nous allons introduire une deuxième résonance dont son échelle est un peu proche de celle de la première pour tester leur capacité de détecter plusieurs résonances. Pour cela, une résonance de 1500 Hz, dont son échelle est égale à 4.5, est ajoutée au signal donné dans la

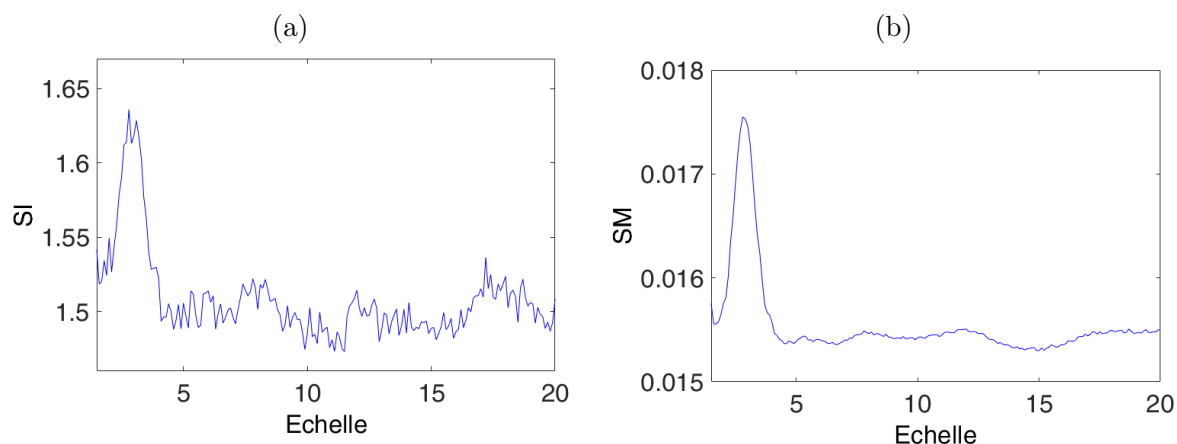


FIGURE 4.16 – (a) SI en fonction des échelles des coefficients d’ondelettes du signal de la figure 4.3a avec $f_b = 0.7$ et $f_c = 0.8$, (b) SM en fonction des échelles des coefficients d’ondelettes du même signal.

figure 4.3a. La figure 4.17 donne les valeurs des deux indicateurs appliqués aux coefficients d’ondelettes du signal qui contient les deux résonances. Les échelles des résonances sont clairement distinguées dans la courbe SM vs s , ce qui ne pas le cas avec l’autre indicateur. Cette ultime comparaison permet de valider la supériorité de l’indicateur SM par rapport aux deux autres et de le choisir comme l’indicateur pour la recherche du caractère instationnaire au niveau des coefficients d’ondelettes.

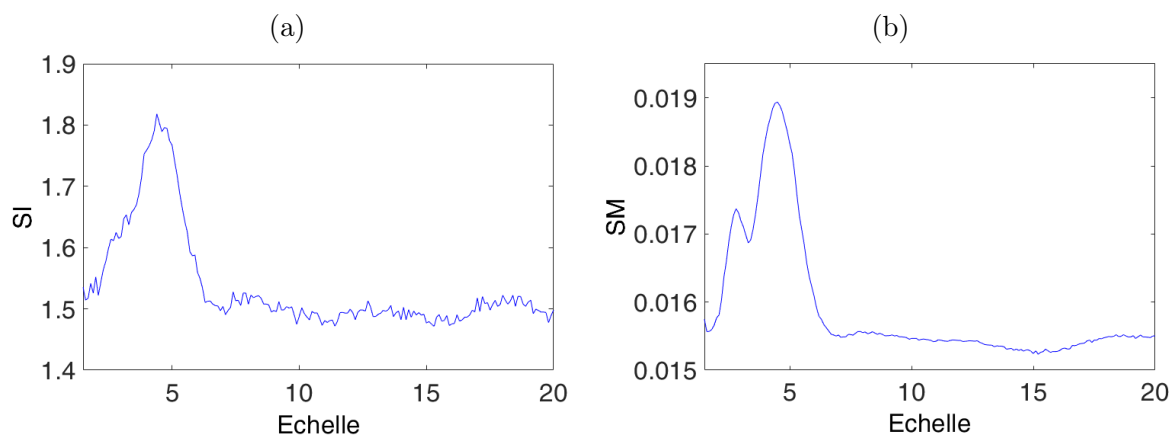


FIGURE 4.17 – (a) SI en fonction des échelles des coefficients d’ondelettes du signal de la figure 4.3a avec une deuxième résonance de 1500 Hz ($f_b = 0.7$ et $f_c = 0.8$), (b) SM en fonction des échelles des coefficients d’ondelettes du même signal.

Dans le cas de présence de plusieurs résonances, en particulier si elles sont proches, nous pouvons améliorer la localisation, et pour cela, nous ajustons le paramètre f_b de

l'ondelette de Morlet qui contrôle sa bande de filtrage et ce qui permettra de distinguer les bosses les plus proches.

Pour plus de précision, la figure 4.18 donne une explication schématisée. Dans la figure 4.18a nous donnons les deux bandes de filtrage de l'ondelette de Morlet aux échelles qui correspondent aux fréquences de résonances. C'est avec ces bandes de filtrages que le résultat de la figure 4.17b est obtenu en ayant le facteur de forme f_b égal à 0.7.

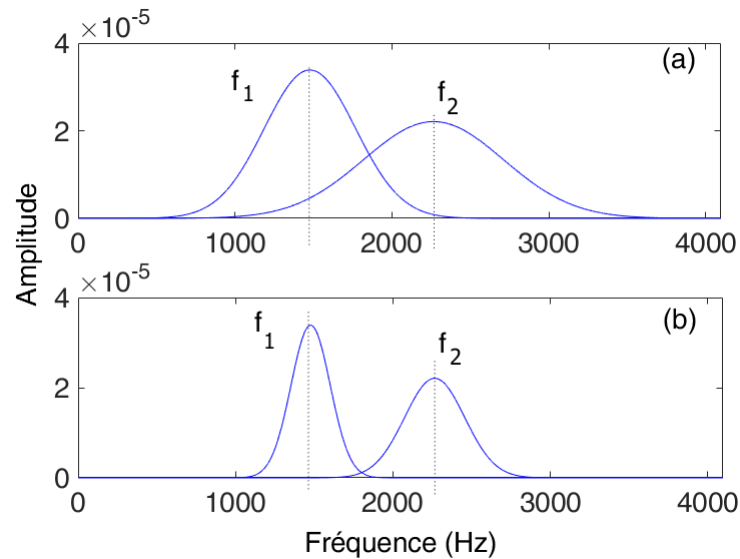


FIGURE 4.18 – L'enveloppe de l'ondelette de Morlet autour de deux résonances 1500 Hz et 2300 Hz (a) $f_b = 0.7$ et (b) $f_b = 0.3$.

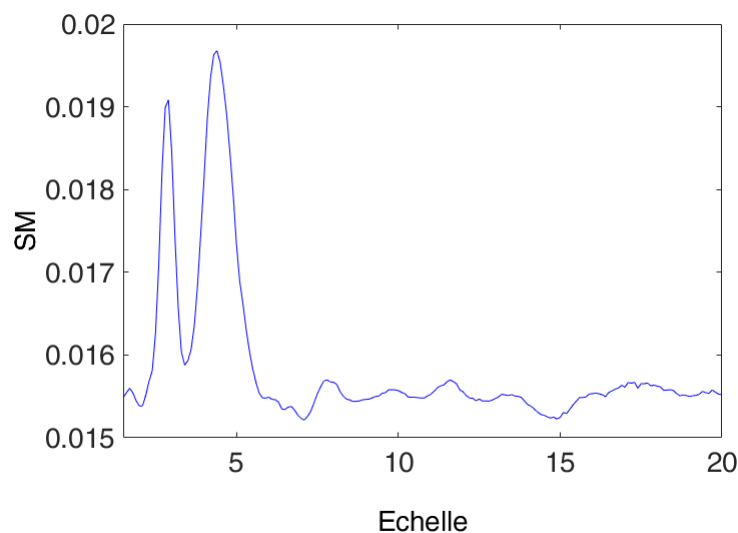


FIGURE 4.19 – L'indicateur SM des coefficients d'ondelettes du signal de la figure 4.3a avec une deuxième résonance de 1500 Hz ($SNR=-8.5$) et une valeur du facteur de forme $f_b = 0.3$ ($f_c = 0.8$).

Dans la figure 4.18b nous donnons les mêmes bandes de filtrage mais avec une valeur du facteur de forme f_b égal à 0.3. Avec cette valeur de 0.3, le chevauchement entre les bandes est quasiment nul ce qui permet de bien distinguer les deux bandes.

En utilisant cette même valeur de f_b (0.3), la distinction des deux bosses relatives aux deux résonances au niveau de la figure 4.17b sera nettement améliorée et ce que nous pouvons constater au niveau de la figure 4.19.

La procédure de détermination des fréquences des résonances est enfin résumée dans la figure 4.20 qui donne l'organigramme de la méthode.

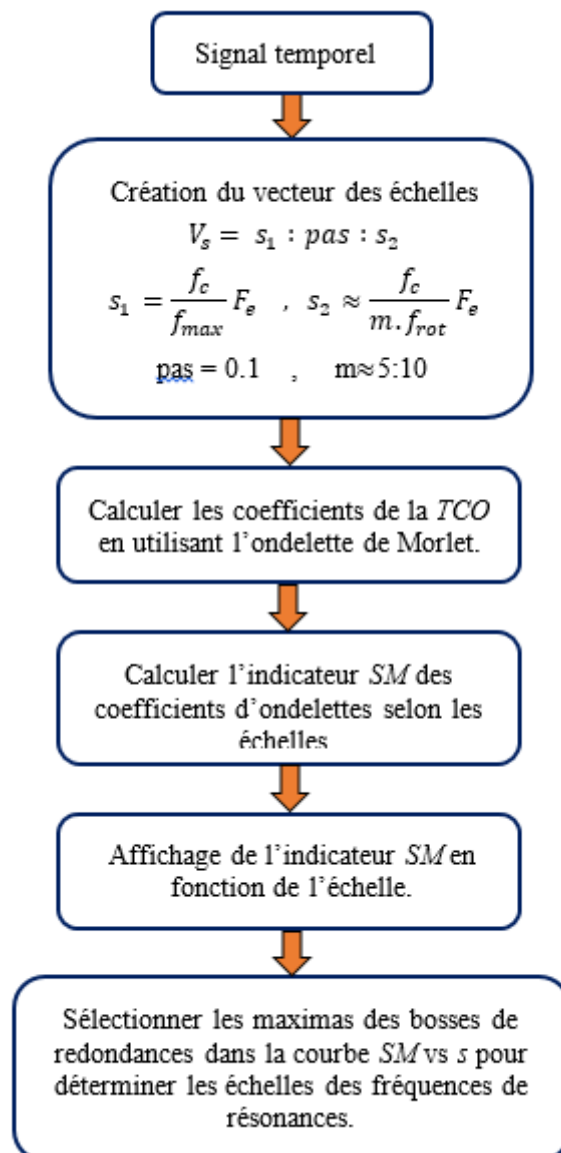


FIGURE 4.20 – L'organigramme de détection et de localisation des fréquences de résonances.

4.4 Détermination de la bande optimale de démodulation

La connaissance de la valeur d'une résonance ne suffit pas à elle seule la détection des défauts. L'obtention d'un spectre d'enveloppe lisible qui contient les harmoniques de la fréquence du défaut nécessite de faire un filtrage avec une plage qui contiendra le maximum d'informations utiles avec un SNR le plus faible possible.

La démarche consiste à réaliser un certain nombre d'opérations de filtrage passe-bande de largeurs bien choisies autour de chaque résonance. Cette opération de filtrage est réalisée avec la TCO et l'ondelette de Morlet complexe.

Nous avons déjà montré que la largeur de filtrage dépend de la dualité $f/\Delta f$ ou tout simplement de l'échelle s et du paramètre f_b , et puisque l'échelle de la résonance est connue, la bande de filtrage dépend uniquement de la valeur de f_b . En ajustons la valeur de ce dernier, nous pouvons donc avoir des largeurs de bandes selon notre convenance. Au final, la bande la plus pertinente sera détecté avec le même indicateur utilisé plus haut, en l'occurrence, la mesure d'éparsité (SM).

Cette procédure exige de définir la première bande avec laquelle le processus de filtrage débutera. Dans la référence [7], les auteurs ont démontré que la largeur la plus petite pour pouvoir trouver l'information sur un défaut doit contenir au moins trois harmoniques de la fréquence de ce dernier. Nous approuvons ce résultat et la première fenêtre aura trois fois la fréquence du défaut recherché ($3f_d$). En cas de diagnostic de plusieurs défauts, la première bande aura une largeur égale au triple de la plus petite fréquence.

Pour les bandes suivantes, nous avons opté pour des largeurs à $(2n + 1)f_d$, ceci donne une différence de $2f_d$ entre une bande et une autre.

Il nous reste à définir la largeur Δf_{max} de la dernière bande afin d'éviter de déborder sur la résonance la plus proche. Dans les situations où une seule bosse de redondance est apparue, la largeur de sa dernière bande de filtre (Δf_{max}) peut être choisie en respectant le théorème de Bedrosian ([6], [110]) qui stipule que la bande passante de démodulation d'un signal ne doit pas dépasser sa fréquence porteuse (c'est-à-dire $\Delta f_{max} \leq f_0$). Cependant, lorsque plusieurs pics de redondance apparaissent, la largeur de bande de filtrage maximale

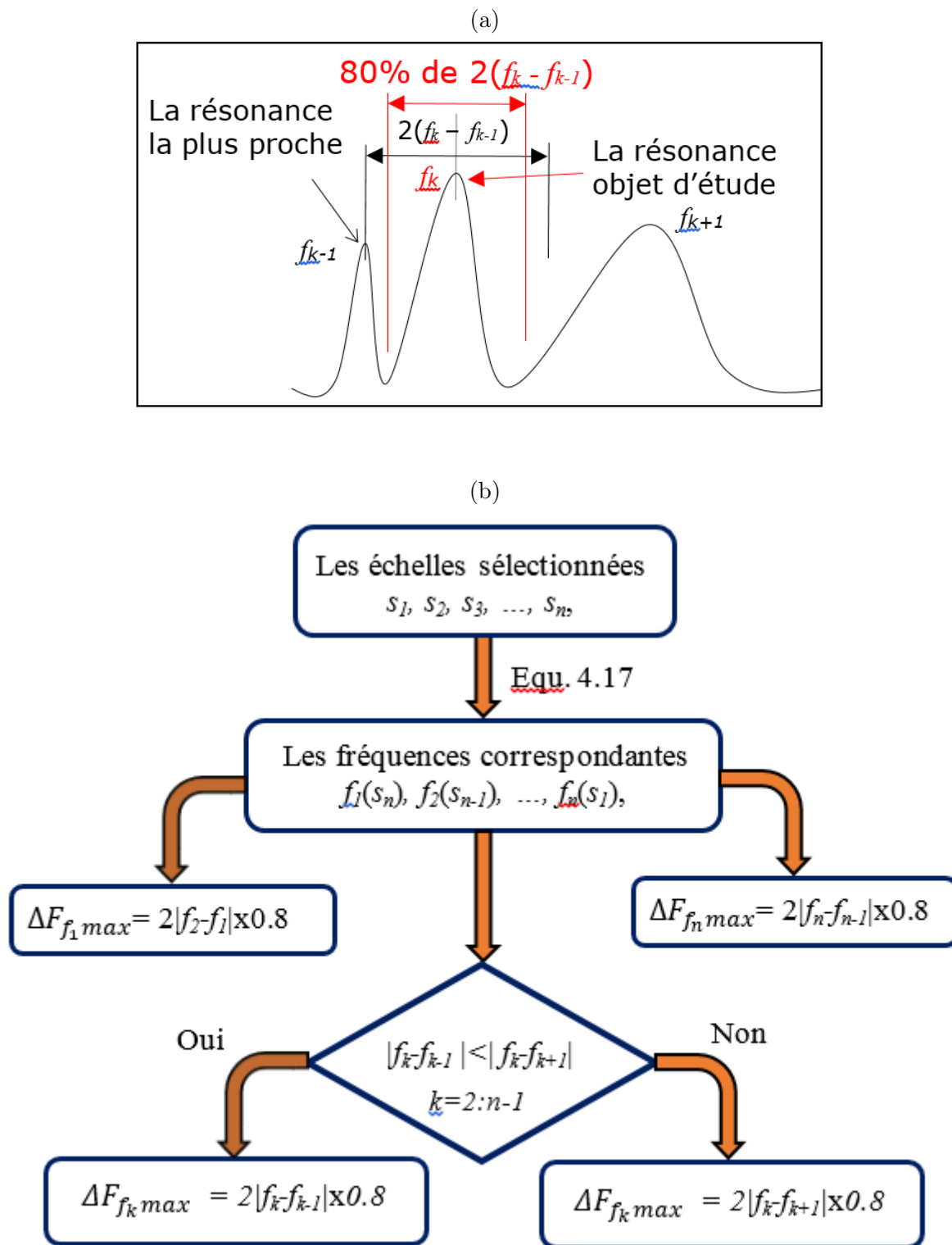


FIGURE 4.21 – Estimation de la bande maximale de démodulation pour chaque résonance (a) Exemple (b) Organigramme

pour chaque résonance sera égale à :

$$\Delta f_{max} = 2|f_0 - f_{0proche}|0.8 \tag{4.25}$$

Cela veut dire que nous allons calculer la différence des valeurs des résonances les plus proches qui sera multipliée par 2 et de prendre ensuite uniquement 80 % de cette largeur afin de ne pas inclure certaines informations relatives à la résonance proche. Ce processus du choix de la largeur maximale des bandes est bien expliqué dans la figure 4.21.

L'ultime étape de ce processus de la recherche de la bande optimale de démodulation consiste à établir la liaison entre une largeur de bande donnée et la valeur du facteur de forme f_b correspondant. Pour cela, une équation mathématique a été développée afin de faciliter cette démarche.

Nous rappelons ici que l'ondelette de Morlet utilisée est celle donnée par l'équation 4.13. Sa transformée de Fourier est donnée par l'équation suivante :

$$e^{-\frac{\pi^2}{f_b^2}(s_\omega f - f_c)} \quad (4.26)$$

avec s_ω : l'échelle correspondant à la fréquence de l'ondelette obtenue par l'équation 4.16. La plage fréquentielle qu'on peut avoir avec cette ondelette est donnée par la solution de l'équation 4.26 lorsque sa valeur tend vers zéro (Eq. 4.27) :

$$e^{-\frac{\pi^2}{f_b^2}(s_\omega f - f_c)} = 0.01 \quad (4.27)$$

La solution de l'équation 4.27 permet d'avoir la fréquence maximale et la fréquence minimale de la plage fréquentielle autour de la fréquence centrale f_c de l'ondelette :

$$F_{max} = \frac{f_c + \frac{\sqrt{\log(100)}}{\pi} f_b}{s_\omega} \quad (4.28)$$

$$F_{min} = \frac{f_c - \frac{\sqrt{\log(100)}}{\pi} f_b}{s_\omega} \quad (4.29)$$

La figure 4.22a donne la plage fréquentielle de cette ondelette autour de la fréquence 2000 Hz ($f_b = 0.5$, $s_\omega = 4.0625 \cdot 10^{-4}$ (Equ. 4.16)) qui s'étale de $f_{min}=1132$ Hz à $f_{max}=2806$ Hz ($\Delta f = f_{max} - f_{min}=1674$ Hz). Le filtrage avec cette ondelette de Morlet (avec $f_b = 0.5$) du signal de la figure 4.5a centré sur la fréquence 2000 Hz ($s=3.3$ (Equ. 4.17)) permet d'avoir la même plage que celle obtenue dans la figure 4.22a (Fig. 4.22b).

La largeur de la bande obtenue par ce filtrage peut être déduite par la soustraction terme

à terme des équations 4.28 et 4.29 :

$$\Delta F = F_{max} - F_{min} = \frac{2\sqrt{\log(100)}}{\pi} \frac{f_b}{s_\omega} \quad (4.30)$$

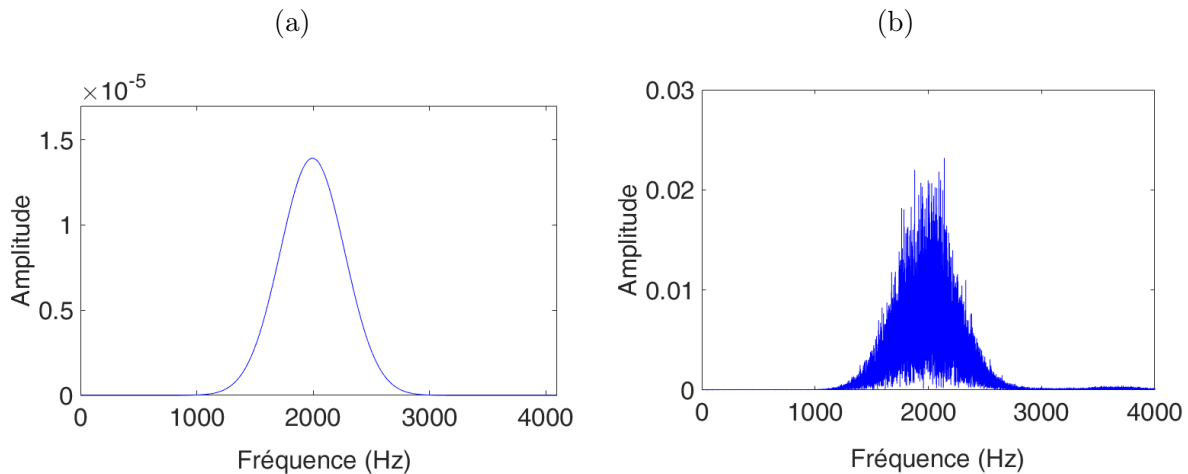


FIGURE 4.22 – (a) La plage fréquentielle de l’ondelette de Morlet autour de $f_0 = 2000$ Hz pour $f_b=0.5$, (b) les coefficients d’ondelettes du signal de la figure 4.5a à l’échelle correspondante à 2000 Hz obtenus par l’ondelette de la figure 4.22a.

Ainsi, les valeurs du paramètre f_b en fonction des largeurs de bandes autour d’une résonance sont déterminées par l’équation :

$$f_b = \frac{s_\omega \Delta F}{2\sqrt{\log(100)}} \pi \quad (4.31)$$

Lorsqu’il s’agit d’un signal quelconque d’une fréquence d’échantillonnage F_e , la valeur du facteur de forme f_b en fonction d’une bande de largeur ΔF et d’une résonance d’échelle s est déterminé par :

$$f_b = \frac{\left(\frac{s}{F_e}\right)}{2\sqrt{\log(100)}} \Delta F \pi \quad (4.32)$$

Nous pouvons aussi définir le facteur de forme f_b en fonction d’une fréquence de résonance

f_0 en remplaçant l'échelle s dans l'équation 4.32 par l'équation 4.17. On trouve alors :

$$f_b = \frac{\left(\frac{f_c}{f_0}\right)}{2 \frac{\sqrt{\log(100)}}{\pi}} \Delta F \quad (4.33)$$

avec f_0 : fréquence de résonance.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé et développé une méthode basée sur la transformée continue en ondelettes implémentée avec l'ondelette de Morlet complexe pour la détection des défauts de type choc. Cette technique consiste à optimiser les paramètres de cette ondelette pour pouvoir détecter les résonances excitées et déterminer par la suite leur bande optimale de démodulation.

Nous avons utilisé dans cette démarche d'optimisation, un indicateur robuste qui a facilité l'opération de recherche et de détection des impulsions relatives aux défauts. Cet indicateur est choisi après une étude comparative avec deux autres indicateurs. Enfin, nous avons développé l'équation 4.32 (ou l'équation 4.33) pour faciliter le calcul des valeurs du facteur de forme f_b qui correspondent aux largeurs de bandes choisies pour l'opération de filtrage multi-bandes autour de chaque résonance.

Le chapitre suivant est dédié à l'application de la méthode développée dans ce présent chapitre sur des signaux expérimentaux issus de différents bancs d'essai dont lesquelles différents scénarios de défauts potentiels sont simulés.

Validation expérimentale

Sommaire

5.1	Introduction	93
5.2	Défauts d'engrenages	94
5.2.1	Cas 1 : Une dent cassée	94
5.2.2	Cas 2 : deux dents cassées	96
5.2.3	Cas n° 3 : Une dent écaillée	100
5.3	Défauts de roulements	102
5.4	Conclusion	103

5.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous allons tester l'efficacité de la méthode développée dans le chapitre précédent sur des signaux vibratoires recueillis sur différents bancs d'essai. Ces bancs d'essai permettent de simuler les défauts plus courants sur leurs organes mécaniques d'une manière contrôlée afin de valider les méthodes et les démarches développées dans ce contexte.

Pour les deux premiers défauts sur les engrenages, l'expérimentation a été réalisée au niveau du centre du soudage et de contrôle (actuellement : Centre de Recherche en Technologies Industrielles) sis à Cheraga, Alger. Le banc d'essai sur lequel sont simulés les défauts est réalisé au niveau de ce centre et les défauts sont créés par l'équipe en place en collaboration avec les enseignants du laboratoire " Vibration et Acoustique" de l'ESTHB. Le troisième test de défaut d'engrenage a été réalisé au Laboratoire d'Analyse des signaux et des Processus Industriels (LASPI) de l'université Jean Monnet, France. Le banc d'essai (Idefix 701) a été mis en fonctionnement pendant 12 jours et un défaut d'écaillage sur une dent est obtenu d'une manière naturelle sans l'intervention de l'homme. Ceci permet donc de refléter la réalité et présente plus de crédibilité en matière de vérification des méthodes de diagnostic par rapport aux défauts créés par un opérateur.

Pour les défauts de roulements, les signaux traités sont issus du banc d'essai de SpectraQuest au nom de Machinery Fault Simulator (MFS). Les défauts simulés sur cette machine sont déjà prédéfinis et sont créés par ses concepteurs. Les campagnes de mesures sont réalisées au niveau du Laboratoire de Techniques Aéro-Spatiales, section Vibrations et Identification des Structures de l'université de Liège en Belgique. Dans ce qui suit, nous présentons les résultats obtenus de l'application de la méthode proposée sur les signaux recueillis sur ces bancs d'essai accompagnés des valeurs optimales obtenues dans chaque cas.

5.2 Défauts d'engrenages

5.2.1 Cas 1 : Une dent cassée

L'expérience de ce premier cas test est réalisée avec un engrenage à un seul étage comme représenté sur la figure 5.1a. La configuration de la conception de ce banc d'essai comporte un moteur à courant alternatif de 50 Hz , un pignon à 80 dents qui a une dent cassée, une roue à 100 dents. noter que ce train d'engrenages est lubrifié par bain d'huile et non chargé.

Une dent d'engrenage cassée va générer une amplitude élevée à la composante $1xTPM$ (Tours Par Minute) et ses harmoniques, de plus, elle peut exciter la fréquence naturelle de l'engrenage ou d'autres fréquences naturelles des structures composant la machine [111]. Pour l'acquisition du signal temporel, la fréquence d'échantillonnage a été fixée à 5120 Hz avec 4096 échantillons et un temps d'acquisition de 0,8 s. Le signal vibratoire est recueilli à l'aide d'un système OROS 25 PC-Pack. Le signal analysé, donné dans la figure 5.1b est délivré par un accéléromètre qui a une sensibilité de 10 mV/g et une plage de sensibilité de 1 à 4 kHz , placé à proximité du logement de roulement supportant l'arbre du pignon. La vitesse de l'arbre d'entrée a été maintenue constante à 3000 tr/min et la vitesse de l'arbre de sortie est égale à 2400 tr/min . La fréquence de ce défaut sera 50 Hz ($3000/60$). Le spectre de Fourier illustré à la figure 5.1c montre de nombreux harmoniques relatifs aux fréquences de rotation des deux arbres et un niveau d'énergie significatif autour des basses fréquences [$200\text{--}600\text{ Hz}$]. La plage fréquentielle du spectre [$0\text{--}2560\text{ Hz}$] n'inclut pas la fréquence d'engrènement de l'engrenage. D'après la référence [111] l'analyse des fréquences de résonance excitées est la méthode la mieux adaptée pour détecter une dent fissurée ou cassée d'un engrenage, la fréquence d'engrènement ne révèle pas ces défauts sauf dans quelques rares cas [112].

La mesure d'éparité SM des coefficients d'ondelettes de ce signal est donnée dans la figure 5.1d. Nous constatons la présence de quatre pics de redondance autour des échelles 2.1, 4.3, 10.1 et 17.3. Le calcul de la TCO est réalisé avec une valeur du facteur de forme de 0.4.

A l'aide de l'équation 4.17, nous pouvons représenter les échelles en fonction des fréquences (Fig. 5.1e), cette représentation permet de visualiser les valeurs des résonances à analyser.

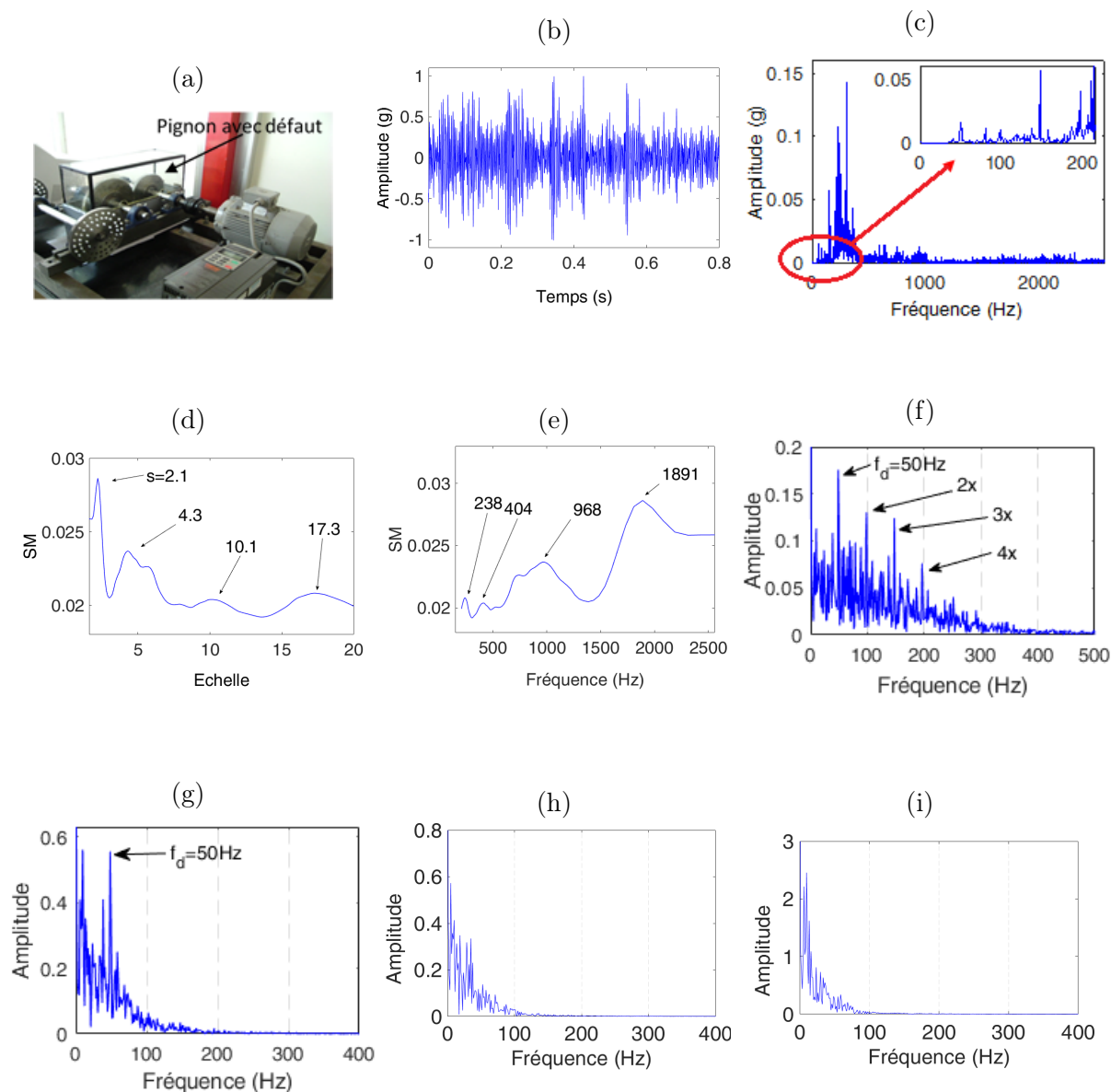


FIGURE 5.1 – Analyse du signal avec une dent cassée : (a) banc d'essai, (b) signal temporel à 3000 tr/min , (c) spectre correspondant, (d) indicateur SM en fonction de l'échelle, (e) indicateur SM en fonction de la fréquence, (f) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 2.1 avec une largeur de bande optimale de 850 Hz , (g) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 4.3 avec une bande optimale de 350 Hz , (h) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 10.1 avec une bande optimale de 150 Hz et (i) enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 17.3 avec une bande optimale de 150 Hz .

Les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes aux échelles 2.1, 4.3, 10.1 et 17.3 avec les largeurs de bande optimales sont donnés respectivement aux Figures 5.1f, 5.1g, 5.1h et 5.1i. Nous pouvons voir dans la figure 5.1f les harmoniques de la fréquence à 50 Hz qui se distinguent les uns des autres, cette image vibratoire correspond au défaut du

pignon qui est obtenu avec une largeur de bande optimale de 850 Hz . Par contre, les autres résonances ne donnent aucune information concernant le défaut simulé (Figs. 5.1g, 5.1h et 5.1i).

Néanmoins, il y a lieu de signaler la présence au niveau du spectre d'enveloppe de la résonance à 968 Hz (Fig. 5.1e) d'un pic à la fréquence du défaut ($f_d = 50 \text{ Hz}$) espacé de bandes latérales de 10 Hz et d'un autre pic à 10 Hz . Cette image ne correspond pas au défaut simulé ni à une autre configuration qu'elle soit normale ou anormale (la fréquence 10 Hz ne correspond ni à une fréquence cinématique ni à une fréquence d'un défaut). A noter que la bosse à l'échelle 5.8 (la bosse qui vient après l'échelle 4.3) donne un résultat très proche de celui obtenu à l'échelle 4.3 (il n'est pas présenté ici).

Les spectres des coefficients d'ondelettes aux échelles des résonances avec les largeurs de bande optimales correspondantes sont donnés dans les Figures 5.2a, 5.2b, 5.2d et 5.2d. Les résonances à 238 Hz et 404 Hz ont une énergie significative et bien visibles au niveau du spectre de base (Fig. 5.1c), mais ceux à 968 Hz et 1891 Hz qui ont une faible énergie sont difficiles à distinguer. Par conséquent, cette technique permet de détecter les résonances de faible énergie ou même celles cachées, et la résonance à 1891 Hz est un bon exemple de l'efficacité de la méthode proposée.

D'après la référence [37], lorsque la réponse des résonances n'a pas le temps de s'amortir entre deux excitations successives, ou lorsque la fluctuation de la vitesse de rotation due aux fluctuations aléatoires de la charge se produit, le spectre d'enveloppe de ces forces d'excitation impulsionnelles périodiques peut ne pas donner l'information attendue concernant les défauts.

5.2.2 Cas 2 : deux dents cassées

Le deuxième signal analysé concerne le cas d'une dent cassée conjointement au niveau du pignon et de la roue du même banc d'essai présenté dans la figure 5.1a. Dans cette situation, trois chocs vont s'ajouter au signal de vibration délivré par la machine. Les deux premiers concernent la participation au contact de chaque défaut aux fréquences f_1 et f_2 , le troisième se produit lorsque les deux défauts se rencontrent après chaque période $1/f_{\text{coin}}$, avec f_{coin} étant la fréquence de coïncidence. En plus, un défaut de balourd a été

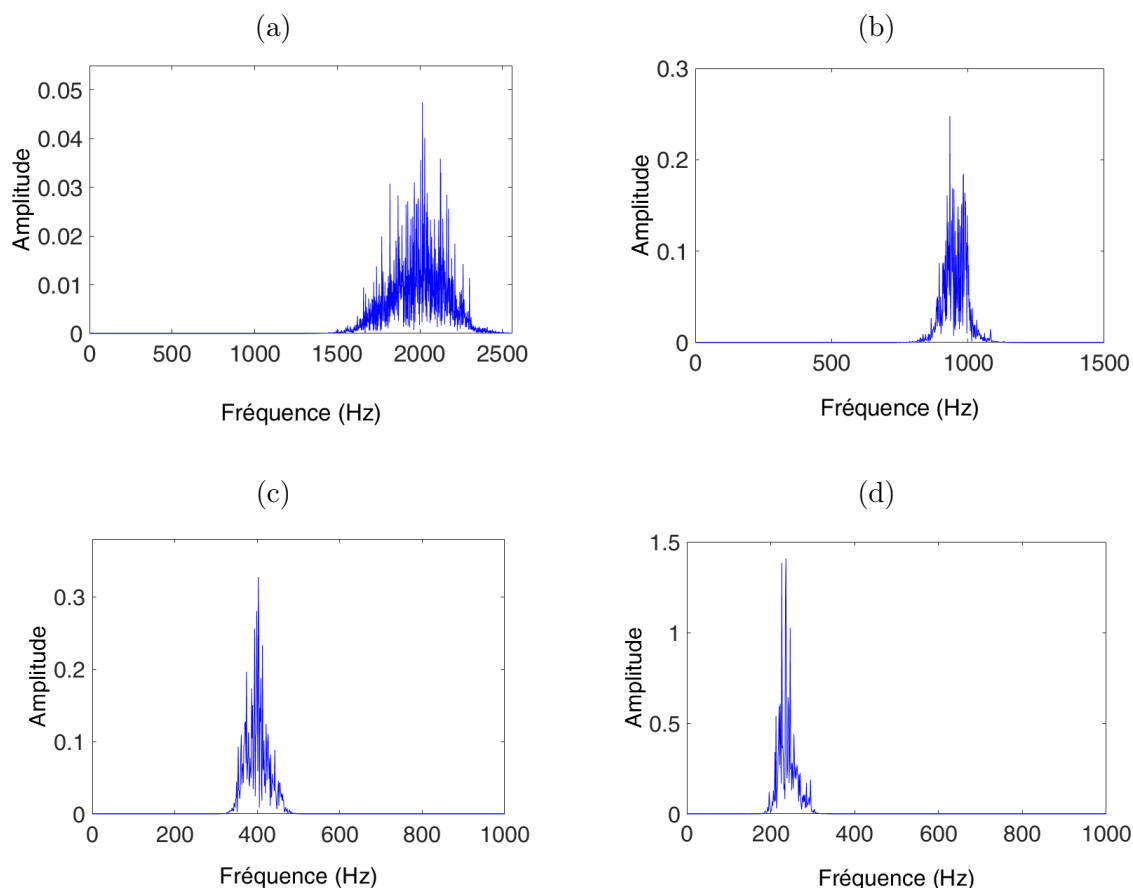


FIGURE 5.2 – Les spectres de coefficients d'ondelettes, (a) à l'échelle 2.1, (b) à l'échelle 4.3, (c) à l'échelle 10.1 et (c) à l'échelle 17.3.

introduit sur l'arbre du pignon en fixant une masse sur le disque.

Cette fréquence de coïncidence f_{coin} est généralement très faible, donc difficile à repérer dans le spectre de base. Dans notre cas, nous avons une configuration de système d'engrenage qui permet d'avoir la fréquence de coïncidence toujours égale à la différence des fréquences de rotation des deux arbres.

La fréquence de coïncidence est définie par l'équation 5.1 et est égal à 8 Hz :

$$F_{coin} = \frac{f_1 Z_1}{lcm(Z_1, Z_2)} = \frac{f_2 Z_2}{lcm(Z_1, Z_2)} \quad (5.1)$$

avec : lcm (Least Mean Square) est le plus petit multiple commun,

$f_1 = 40 Hz$: la fréquence de rotation de l'arbre d'entrée,

$f_2 = 32 Hz$: la fréquence de rotation de l'arbre de sortie,

$Z_1 = 80$: le nombre de dents du pignon,

$Z_2 = 100$: le nombre de dents de la roue.

Le signal temporel recueilli avec une vitesse de 2400 tr/min (avec $f_{eng} = 5120 \text{ Hz}$) ainsi que le spectre correspondant sont présentés respectivement sur les figures 5.3a et 5.3b. Le spectre présente une amplitude significative aux harmoniques de la fréquence de 40 Hz et une grande énergie autour de 230 Hz et 430 Hz . La figure 5.3c montre l'indicateur SM en fonction des échelles ($f_b = 0,4$). Nous distinguons 4 résonances dont les fréquences sont données à la figure 5.3d.

L'analyse des deux premières résonances donne l'image vibratoire du défaut de pignon. Les composantes fondamentales et leurs harmoniques sont bien distinguées sur les figures 5.3e et 5.3f, les largeurs de bande optimales sont de 1200 Hz et de 616 Hz respectivement. Le spectre d'enveloppe des deux autres résonances aux échelles 14.5 et 9 (287 Hz et 460 Hz) montre les fondamentales et les harmoniques de la fréquence coïncidence (8 Hz). Les largeurs de bande optimales de ces résonances sont respectivement de 280 Hz et de 216 Hz (Figs. 5.3g et 5.3h). Nous pouvons constater à travers cet exemple que les défauts qui ont une fréquence faible peuvent exciter des résonances qui se situent au niveau des basses fréquences. Les figures 5.3i, 5.3j, 5.3k et 5.3l donnent respectivement les spectres des coefficients d'ondelette des quatre résonances détectées avec les largeurs de bande optimales.

Dans cet exemple, la résonance à 2311 Hz est très proche de la limite supérieure (2560 Hz) de la plage fréquentielle du spectre. Si nous prenons $2(2311 - 1189)0.8$ comme largeur de bande maximale de démodulation de cette résonance on aura une valeur de $\pm 897 \text{ Hz}$. Ainsi, une bonne partie de la bande aura des fréquences nulles. Pour cette raison, nous avons limité la largeur de bande maximale de démodulation de cette résonance approximativement à $\pm 600 \text{ Hz}$.

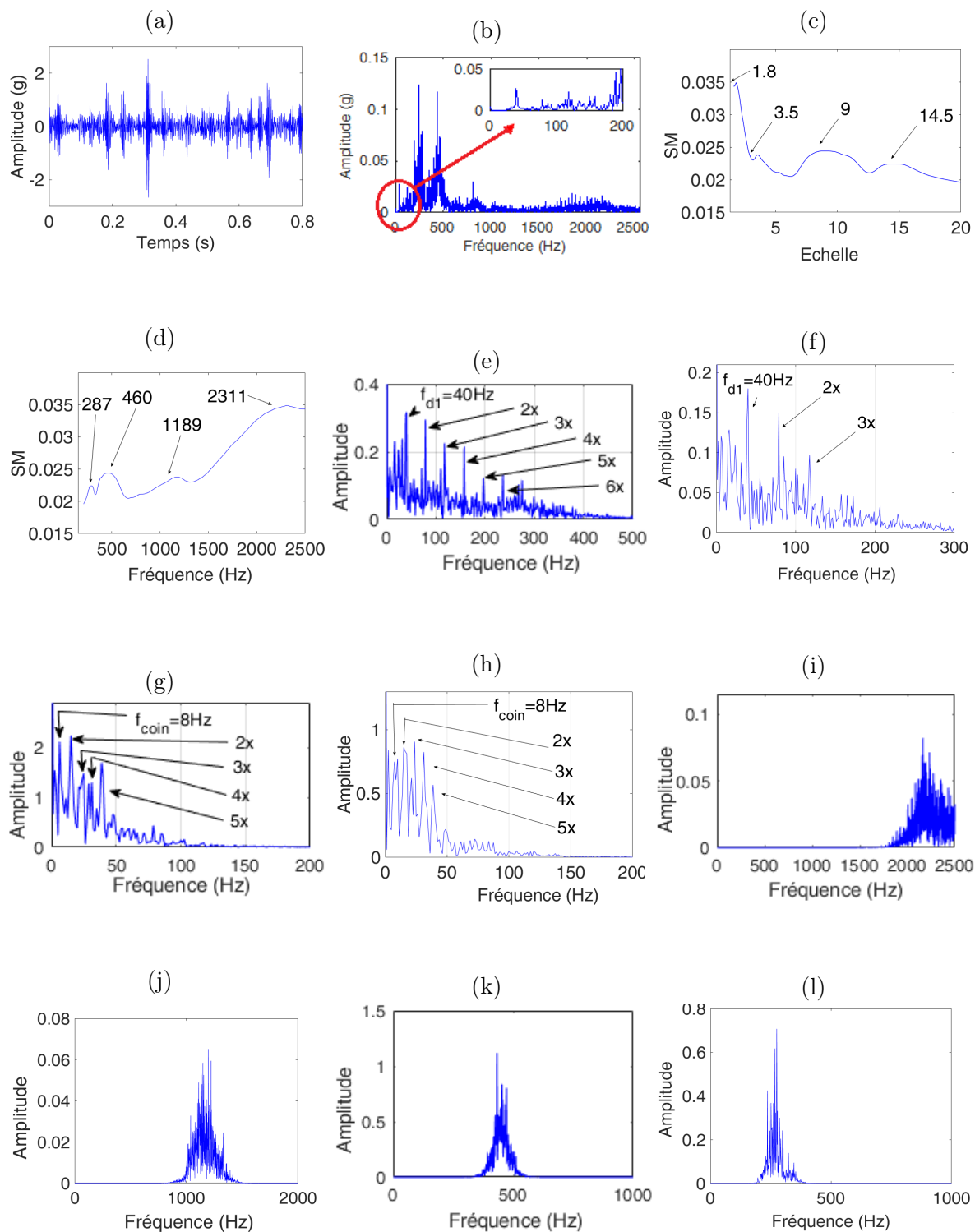


FIGURE 5.3 – L'analyse du signal avec deux dents cassées : (a) signal temporel à 2400 tr/min , (b) spectre FFT correspondant, (c) SM vs échelle, (d) SM vs fréquence, (e) spectre d'enveloppe à l'échelle 1.8 avec une bande optimale de 1200 Hz , (f) spectre d'enveloppe à l'échelle 3.5 avec une bande optimale de 616 Hz , (g) spectre d'enveloppe à l'échelle 9 avec une bande optimale de 280 Hz , (h) spectre d'enveloppe à l'échelle 14.5 avec une bande optimale de 216 Hz et (i), (j), (k) et (l) sont les spectres des coefficients d'ondelettes aux échelles 1.8, 3.5, 9 et 14.5 respectivement.

5.2.3 Cas n° 3 : Une dent écaillée

Ce troisième exemple concerne un défaut d'écaillage sur une dent qui se trouve dans un réducteur de vitesse dont l'expérimentation est réalisée au niveau du Centre Techniques des Industries Mécaniques [113]. Les dimensions des engrenages et les conditions de fonctionnement sont indiquées dans le tableau 5.1.

Le banc d'essai fonctionnait 24 h sur 24 h jusqu'à l'apparition d'un défaut d'écaillage sur toute la longueur d'une dent. Le test a duré 12 jours et chaque jour, après acquisition des signaux vibratoires par un accéléromètre, le banc d'essai est arrêté, pour évaluer l'état des dents de l'engrenage. Les résultats expérimentaux du signal vibratoire au sixième jour correspondant à l'apparition d'un défaut d'écaillage dans le pignon sont analysés et présentés ci-dessous.

La vitesse de rotation de l'arbre d'entrée a été maintenue constante à 1000 tr/min et la fréquence de défaut d'engrenage est de $16,66 \text{ Hz}$. Le signal temporel est recueilli sur une durée de 3 s avec une longueur de 60 000 points. Le signal au sixième jour est représenté sur la figure 5.4a et le spectre correspondant est illustré sur la figure 5.4b. Le spectre montre la fréquence d'engrènement (333 Hz) ainsi que ses harmoniques.

Tableau 5.1 – Les caractéristiques du banc d'essai.

Vitesse tr/min	1000
Couple $daN.m$	200
Engrenages	Cylindriques
Roue	21 dents
Pignon (testé)	20 dents
Module m	0.01
Angle de pression ($^{\circ}$)	20

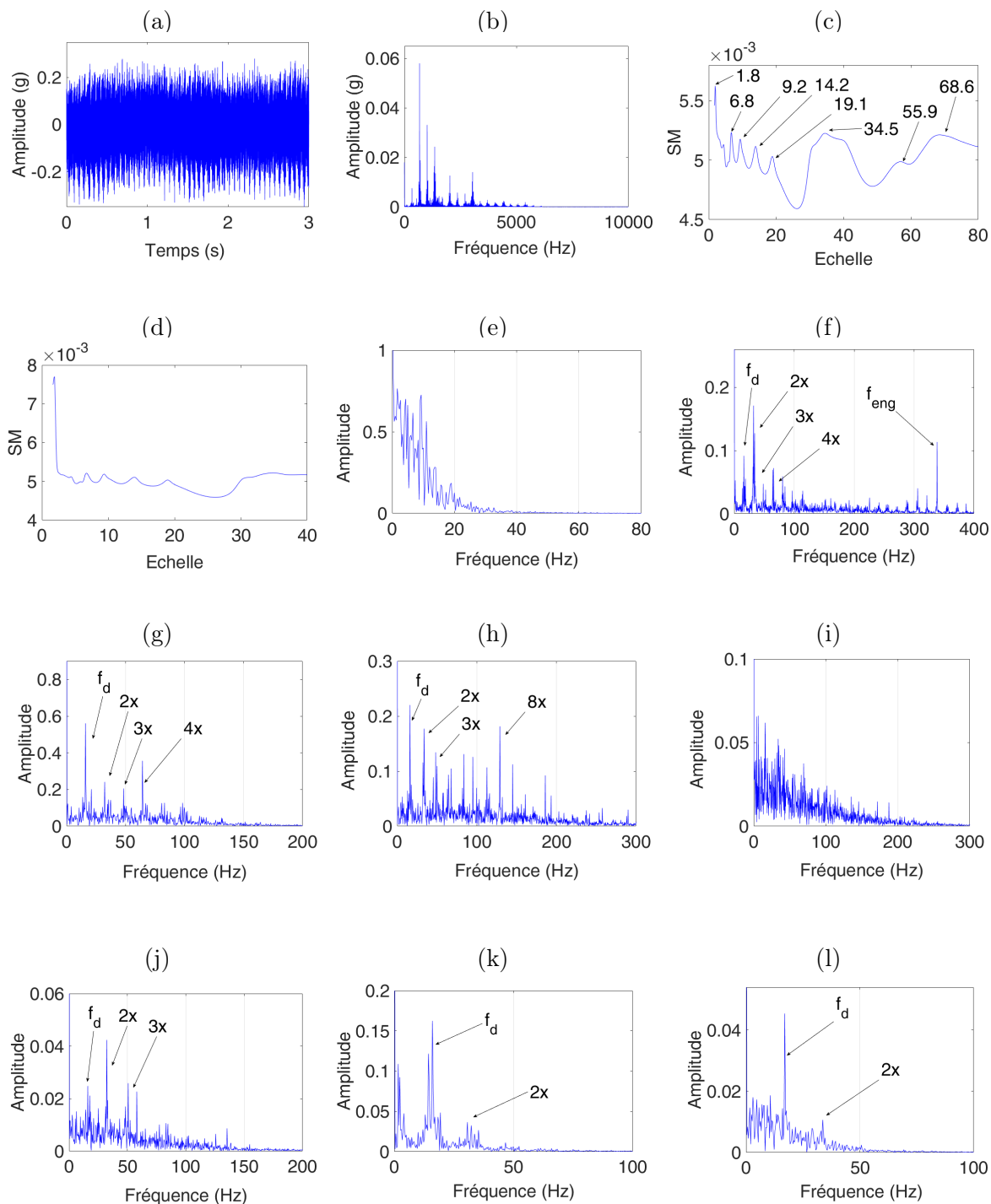


FIGURE 5.4 – L’analyse du signal avec un défaut d’écaillage : (a) le signal temporel à 1000 tr/min , (b) le spectre FFT correspondant, (c) SM vs échelle au sixième jour, (d) SM vs échelle au cinquième jour, (e) spectre d’enveloppe à l’échelle 1.8 (8553 Hz) avec $\Delta f_{opt} = 48 Hz$; (f) spectre d’enveloppe à l’échelle 6.8 (2389 Hz) avec $\Delta f_{opt} = 976 Hz$, (g) spectre d’enveloppe à l’échelle 9.2 (1766 Hz) avec $\Delta f_{opt} = 240 Hz$, (h) spectre d’enveloppe à l’échelle 14.2 (1144 Hz) avec $\Delta f_{opt} = 400 Hz$, (i) spectre d’enveloppe à l’échelle 19.1 (851 Hz) avec $\Delta f_{opt} = 304 Hz$, (j) spectre d’enveloppe à l’échelle 34.5 (471 Hz) avec $\Delta f_{opt} = 240 Hz$, (k) spectre d’enveloppe à l’échelle 55.9 (291 Hz) avec $\Delta f_{opt} = 80 Hz$; (l) spectre d’enveloppe à l’échelle 68.6 (237 Hz) avec $\Delta f_{opt} = 80 Hz$.

L'indicateur SM en fonction des échelles est donné au niveau de la figure 5.4c ($f_b = 0,4$), il permet de localiser les résonances analysées pour remonter au défaut observé. En guise de comparaison, la figure 5.4d donne l'indicateur SM en fonction des échelles du signal mesuré pendant le cinquième jour, avant l'apparition du défaut. En ce jour, l'indicateur donne uniquement une bosse bien visible à l'échelle 1.8, l'analyse des coefficients à cette échelle ne révèle aucune information utile sur le défaut, et il en va de même pour le sixième jour à la même échelle, comme illustré à la figure 5.4e.

À l'exception des résonances aux échelles 1.8 et 19.1 (Fig. 5.4i), qui n'ont donné aucune information, les autres résonances donnent l'image vibratoire du défaut observé pendant le sixième jour, avec une différence uniquement en nombre d'harmoniques et leurs amplitudes (Figs. 5.4f, 5.4g, 5.4h, 5.4j, 5.4k et 5.4l).

5.3 Défauts de roulements

Sur le banc d'essai N° 2, un roulement avec un défaut sur la bague externe est placé du côté droit (poulie) avec un couple de 0.11 N.m . Un accéléromètre de type piézoélectrique est placé au niveau du palier le plus proche. La fréquence de rotation est fixée à 40 Hz , le signal temporel est acquis avec un temps d'observation de 1.28 s et une fréquence d'échantillonnage de 6400 Hz .

Les figures 5.5a et 5.5b donnent respectivement le signal temporel ainsi que son spectre. La figure 5.5c donne le SM ($f_b = 0.5$) en fonction des échelles. Nous constatons la présence de 5 bosses de redondances. La fréquence du défaut sur la bague externe peut être obtenue par la formule $3.052f_r$ donnée par le constructeur, donc l'image vibratoire du défaut sera composée d'un peigne de raies espacées de 121 Hz .

Selon les valeurs de résonances obtenues dans la figure 5.5c, les bandes maximales de filtrage sont respectivement : 1595 Hz ($s=2.7$), 653 Hz ($s=5.6$), 220 Hz ($s=10$), 220 Hz ($s=13.6$) et 254 Hz ($s=23.3$). La première bande de filtrage est égale à $3f_d$, donc $121 \times 3 = 363 \text{ Hz}$. Nous pouvons constater que Δf_{max} des résonances aux échelles 10, 13.6 et 23.3 sont nettement inférieures à 363 Hz . Cette situation exclue l'analyse des résonances qui se trouvent aux moyennes fréquences selon la démarche proposée en raison de la difficulté de la détermination de la bande optimale de démodulation. Par conséquent, nous allons présenter uniquement les résultats de l'analyse des résonances aux échelles 2.7

et 5.6.

Le spectre d'enveloppe de la résonance à 2.7 est donné dans la figure 5.5d, un peigne de raies à la fréquence f_{DBE} est très bien visible dans ce spectre. La résonance à l'échelle 5.6 ne donne aucune information sur le défaut de la bague externe.

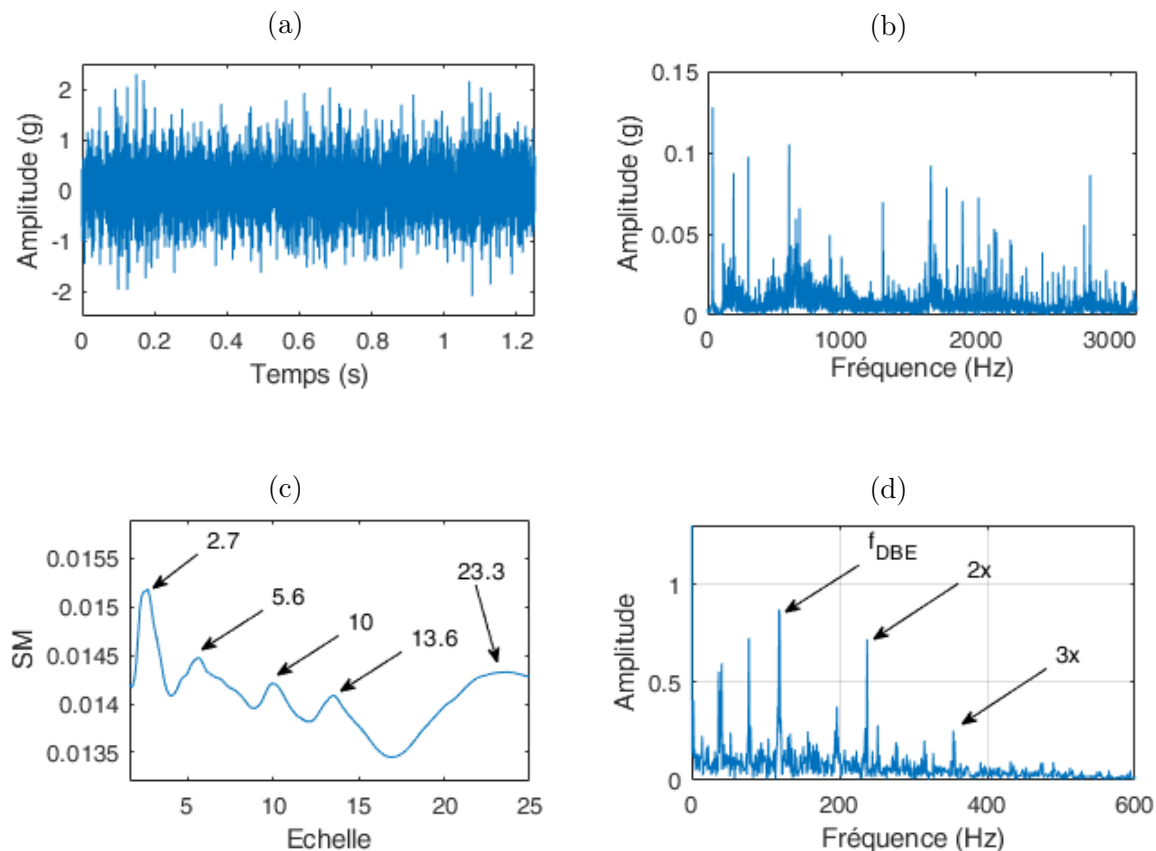


FIGURE 5.5 – Analyse d'un signal avec un défaut sur la bague externe : (a) le signal temporel à 2400 tr/min, (b) le spectre FFT correspondant, (c) l'indicateur SM en fonction des échelles, (d) l'enveloppe des coefficients d'ondelettes à l'échelle 2.7 avec une bande optimale de 1080 Hz

5.4 Conclusion

Nous venons de vérifier avec des cas pratiques que la détection et l'analyse de plusieurs résonances est une procédure indispensable pour pouvoir mener un diagnostic fiable sur les défauts impulsifs. Cette technique est très satisfaisante dans le cas des défauts d'engrenages, mais pour les défauts de roulements, la recherche de la bande optimale de démodulation des résonances qui se trouvent aux moyennes fréquences semble se heurter à une difficulté majeure liée aux largeurs de bandes de filtrage.

Conclusion générale et perspectives

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à proposer une démarche pour le diagnostic des défauts rencontrés au niveau des roulements et d'engrenages. Ce sont des organes de transmission de puissance et de couple et c'est la raison pour laquelle ils sont sujets de plusieurs défauts et avaries qu'il faut détecter avant qu'il soit trop tard. La majorité des défauts affectant ces organes induisent des forces d'excitations impulsionnelles périodiques, communément appelées chocs.

Les méthodes développées pour le diagnostic des défauts des organes mécaniques s'inscrivent dans les stratégies de la maintenance des équipements industriels et en particulier les machines tournantes qui s'avère indispensable pour chaque entreprise qui veut rester compétitive. Le coût de la maintenance représente de 15 à 40 % du coût total de la production, et pour réduire ce pourcentage, la maintenance doit occuper une place plus importante au niveau des entreprises et participer à la réalisation de ses objectifs.

Le diagnostic des défauts de type choc par l'analyse vibratoire est une tâche difficile, il demande des outils pointus en matière de traitement de signal. Ces défauts excitent des résonances de structures difficiles à déterminer. Ces résonances se trouvent en principe aux hautes fréquences, mais nous avons constaté qu'elles peuvent exister au niveau des moyennes fréquences et contenir des informations supplémentaires ou même pertinentes par rapport à celles des hautes fréquences.

Nous nous sommes donc intéressés dans un premier temps à rechercher le maximum de résonances excitées afin d'augmenter la probabilité de détecter les défauts excitateurs, cette démarche s'avère très efficace surtout dans le cas de présence de plusieurs défauts. En deuxième lieu, nous nous sommes intéressés à améliorer nos résultats en proposant une méthode qui permet de déterminer la bande optimale de démodulation de chaque

résonance dans l'objectif d'obtenir un signal avec un SNR le plus faible possible, ce qui permettra d'avoir un spectre d'enveloppe riche en harmoniques de la fréquence du défaut. La méthode exploite la redondance de la transformée continue en ondelettes implémentée avec l'ondelette de Morlet complexe avec la possibilité d'adaptation de sa résolution en fréquence en ajustant la valeur du facteur de forme f_b pour concevoir une banque de filtres en cascade. Cette technique permet un filtrage puissant du signal avec des bandes passantes optimales dont les fréquences centrales correspondent exactement aux résonances. L'étude comparative de trois indicateurs scalaires a permis de sélectionner le plus adéquat aux différentes situations que peut générer un défaut de type impulsionnel. Les résultats obtenus démontrent l'efficacité de l'indicateur SM par rapport au Kurtosis, ce dernier qui est le plus connu et le plus utilisé pour la recherche du caractère impulsionnel a montré des limites et nous nous pouvons plus compter uniquement sur lui dans le diagnostic des défauts de type choc.

À partir des résultats obtenus de l'analyse expérimentale effectuée sur des bancs d'essai avec des défauts réels, on peut conclure que la méthode proposée est efficace pour l'identification de défauts isolés ou même combinés et permet aussi d'extraire l'information relative aux défauts à un stade précoce.

Les résultats obtenus, dans le cadre de cette thèse, ouvrent de nouvelles perspectives, qu'on peut résumer :

- Amélioration de la méthode proposée concernant la recherche des résonances. En effet, nous pouvons associer le spectre de base pour la sélection des résonances à traiter. Cette démarche semble intéressante dans le cas où la courbe SM vs échelles présente un nombre important de bosses de redondances. Ça sera une tâche fastidieuse de traiter toutes ces résonances surtout pour un signal dont sa plage fréquentielle est conséquente.
- Nous pouvons aussi améliorer la partie consacrée à la recherche de la bande optimale de démodulation dans le cas des défauts de roulements. En fait, nous pouvons supprimer la limitation de la bande maximale de démodulation et l'étendre au delà des autres résonances pour espérer détecter ces défauts qui se manifestent sur de grandes plages de fréquences.

- Concernant les résonances qui n'ont pas donné de résultats attendus, nous pouvons calculer l'enveloppe de toutes bandes filtrées autour d'elles afin de vérifier si effectivement qu'elles ne véhiculent aucune information ou bien c'est dû à la limitation de l'indicateur SM dans certaines configurations.

Bibliographie

- [1] WANG W. *Early detection of gear tooth cracking using the resonance demodulation technique*. Mechanical Systems and Signal Processing (2001) 15(5), 887-903.
- [2] P.D. MCFADDEN, J.D. SMITH. *Vibration monitoring of rolling element bearing by the high-frequency resonance technique-a review*. Tribology International 17 (1984) 3-10.
- [3] G. FENG, H. ZHAO, F. GU, P. NEDDHAM, A.D. BALL. *Efficient implementation of envelope analysis on resources limited wireless sensor nodes for accurate bearing fault diagnosis*. Measurement 110 (2017) 307-318.
- [4] JÉRÔME ANTONI, R.B. RANDALL. *The spectral kurtosis : application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines*. Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2006) 308-331.
- [5] JÉRÔME ANTONI. *The spectral kurtosis : a useful tool for characterizing non-stationary signals*. Mechanical Systems and Signal Processing. 20 (2006) 282-307.
- [6] JÉRÔME ANTONI. *Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults*. Mechanical Systems and Signal Processing 21 (2007) 108-124.
- [7] TOMASZ BARSZCZ, ADAM JABLONSKI. *A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the Kurtogram*. Mechanical Systems and Signal Processing 25 (2011) 431-451.

- [8] Y. LEI, J. LIN, Z. HE, Y. ZI. *Application of an improved kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings*. Mechanical Systems and Signal Processing 25 (2011) 1738-1749.
- [9] D. WANG, P.W. TSE, K.-L. TSUI. *An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings*. Mechanical Systems and Signal Processing 35,1-2 (2013) 176-199.
- [10] YANXUE WANG, MING LIANG. *An adaptive SK technique and its application for fault detection of rolling element bearings*. Mechanical Systems and Signal Processing 25 (2011) 1750-1764.
- [11] J. CHEN, J. ROSTAMI, P.W. TSE, X. WAN. *The design of a novel mother wavelet that is tailor-made for continuous wavelet transform in extracting defect-related features from reflected guided wave signals*. Measurement 110 (2017) 176-191.
- [12] N. HARISH CHANDRA, A. S. SEKHAR. *Wavelet transform based estimation of modal parameters of rotors during operation*. Measurement 130 (2018) 264-278.
- [13] QUAN ZHOU, YU. YIBING LI, LI JIANG TIAN. *A novel method based on nonlinear autoregression neural network and convolutional neural network for imbalanced fault diagnosis of rotating machinery*. Measurement 161 (2020) 107880.
- [14] JING LIN. *Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis*. Journal of Sound and Vibration (2000) 234(1), 135-148.
- [15] J. LIN, M.J. ZUO. *Gearbox fault diagnosis using adaptive wavelet filter*, Mechanical Systems and Signal Processing. 17 (6) (2003) 1259-1269.
- [16] N. G. NIKOLAOU, I. A. ANTONIADIS. *Demodulation of vibration signals generated by defects in rolling element bearings using complex shifted Morlet wavelets*. Mechanical Systems and Signal Processing 16(4) (2002) 677-694.

- [17] I. SOLTANI BOZCHALOOI, MING LIANG. *A joint resonance frequency estimation and in-band noise reduction method for enhancing the detectability of bearing fault signals*. Mechanical Systems and Signal Processing 22 (2008) 915-933.
- [18] WENSHENG SU, FENGTAO WANG, HONG ZHU, ZHIXIN ZHANG and ZHENG-GANG GUO. *Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement*. Mechanical Systems and Signal Processing 24 (2010) 1458-1472.
- [19] PETER W. TSE, DONG WANG. *The automatic selection of an optimal wavelet filter and its enhancement by the new sparsogram for bearing fault Detection Part 2 of the two related manuscripts that have a joint title as "Two automatic vibration-based fault diagnostic methods using the novel sparsity measurement-Parts 1 and 2"*. Mechanical Systems and Signal Processing 40 (2013) 520-544.
- [20] H. QIU, J. LEE, J. LIN, G. YU. *Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics*. Journal of Sound and Vibration, Volume 289, Issues 4-5, 7 February 2006, Pages 1066-1090.
- [21] Y. JIANG, B. TANG, Y. QIN, W. LIU. *Feature extraction method of wind turbine based on adaptive Morlet wavelet and SVD*. Renewable Energy Volume 36, Issue 8, 2011, Pages 2146-2153.
- [22] ROBERT X. GAO, RUQIANG YAN. *Wavelets - Theory and Applications for Manufacturing*. Springer. 2011
- [23] S.K. LAHA. *Enhancement of fault diagnosis of rolling element bearing using maximum kurtosis fast nonlocal means denoising*. Measurement Volume 100, March 2017, Pages 157-163.
- [24] W. HE, Z.-H. JIANG, K. FENG. *Bearing fault detection based on optimal wavelet filter and sparse code shrinkage*. Measurement Volume 42, Issue 7, 2009, Pages 1092-1102.

- [25] PETER W. TSE, DONG WANG. *The design of a new sparsogram for fast bearing fault diagnosis : Part 1 of the two related manuscripts that have a joint title as "Two automatic vibration-based fault diagnostic methods using the novel sparsity measurement - Parts 1 and 2"*. Mechanical Systems and Signal Processing 40(2) (2013) 499-519.
- [26] LINGLI CUI, BEIBEI LI, JIANFENG MA, ZHI JIN. *Quantitative trend fault diagnosis of a rolling bearing based on Sparsogram and Lempel-Ziv*. Measurement 128 (2018) 410-418.
- [27] KEITH MOBLEY R. *An Introduction to Predictive Maintenance*. Editions Butterworth-Heinemann, 2002.
- [28] JEAN HÉNG. *Pratique de la Maintenance Préventive*. Editions Donud, 2002.
- [29] CHRISTIAN HOHMANN. *Techniques de productivité*. Editions Eyrolles, 2009.
- [30] ROLANG BIGRET. *Diagnostic-Maintenance-Disponibilité des Machines Tournantes*. Editions Masson, 1995.
- [31] DHILLON B.S. *Engineering Maintainability : How to Design for Reliability and Easy Maintenance*. Elsevier Science and Technology Books, 1999.
- [32] DEREK NORFIELD. *Practical Balancing of Rotating Machinery*. Elsevier, 2006.
- [33] PARESH GIRDHAR. *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*. Elsevier, 2004.
- [34] ISO 1940-1 : 2003 *Vibrations mécaniques - Exigences en matière de qualité dans l'équilibrage pour les rotors en état (rigide) constant - Partie 1 : Spécifications et vérification des tolérances d'équilibrage*. 2003
- [35] HATTO SCHNEIDER. *Technique d'équilibrage*. Springer, 2003.
- [36] ALLIANZ. *Prévention des avaries Réducteurs . Paliers . Circuits d'huile*. 1988.
- [37] A. BOULENGER, C. PACHAUD. *Surveillance des machines tournantes par analyse vibratoire*. Editions Dunod, Paris, 2009.

- [38] HEINZ P. BLOCH and FRED K. GEITNER. *Machinery Component Maintenance and Repair V3*. Gulf Publishing Company, 1999.
- [39] TECHNICAL ASSOCIATES OF CHARLOTTE. *Vibration analysis*. 1997.
- [40] FRANCIS COTTET. *Aide-Mémoire Traitement du Signal*. Donud, 2005.
- [41] SAEED V. VASEGHI. *Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction*. Wiley, 2000.
- [42] FRÉDÉRIC DE COULON. *Théorie et Traitements des Signaux*. Presses polytechniques et universitaires romandes, 1996.
- [43] ZAHIR M. HUSSAIN, AMIN Z. SADIK, PETER O'SHEA. *Digital Signal Processing*. Springer, 2011.
- [44] BOULENGER A. et PACHAUD C. *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*. Editions Dunod, 1998.
- [45] CHRISTOPH RAUSCHER. *Fundamentals of Spectrum Analysis*. Rohde and Schwarz. KG, 2001.
- [46] R. RUBINI, U. MENEGHETTI. *Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings*. Mechanical systems and signal processing (2001) 15(2).
- [47] JUNSHENG CHENG, YU YANG, DEJIE YU. *The envelope order spectrum based on generalized demodulation time-frequency analysis and its application to gear fault diagnosis*. Mechanical Systems and Signal Processing 24 (2010) 508-521.
- [48] MICHAEL FELDMAN. *Theoretical analysis and comparison of the Hilbert transform decomposition methods*. Mechanical Systems and Signal Processing 22 (2008) 509-519.
- [49] MICHAEL FELDMAN. *Hilbert transform in vibration analysis*. Mechanical Systems and Signal Processing 25 (2011) 735-802.

- [50] JEUNG T. KIMN, RICHARD H. LYON. *Cepstral analysis as a tool for robust processing, deconvolution and detection of transients*. Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 6, Issue 1, January 1992, Pages 1-15.
- [51] R.B. RANDALL. *A history of cepstrum analysis and its application to mechanical problems*. Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 97, December 2017, Pages 3-19.
- [52] B. LIANG, S.D. IWNICKI, Y. ZHAO. *Application of power spectrum, cepstrum, higher order spectrum and neural network analyses for induction motor fault diagnosis*. Mechanical Systems and Signal Processing. Volume 39, Issues 1-2, August-September 2013, Pages 342-360.
- [53] P. BORGHESEANI, P. PENNACCHI, R.B. RANDALL, N. SAWALHI and R. RICCI. *Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions*. Mechanical Systems and Signal Processing. Volume 36, Issue 2, April 2013, Pages 370-384.
- [54] MING LIANG, I. SOLTANI BOZCHALOOI. *An energy operator approach to joint application of amplitude and frequency-demodulations for bearing fault detection*. Mechanical Systems and Signal Processing Volume 24, Issue 5, July 2010, Pages 1473-1494
- [55] ZHIPENG FENG, XIAOWANG CHEN, MING LIANG and FEI MA. *Time-frequency demodulation analysis based on iterative generalized demodulation for fault diagnosis of planetary gearbox under nonstationary conditions*. Mechanical Systems and Signal Processing, volumes 62-63, October 2015, Pages 54-74.
- [56] YI QIN. *Multicomponent AM-FM demodulation based on energy separation and adaptive filtering*. Mechanical Systems and Signal Processing, volume 38, Issue 2, 20 July 2013, Pages 440-459.
- [57] GABOR D. *Theory of communication*. J. IEEE, 93, 429-457, 1946.

- [58] S. MELLAT. *Une exploration des signaux en ondelettes*. Les éditions de l'école polytechnique, 2000.
- [59] MARIANNE MOSHER, ANNA H. PRYOR and DAVID G. LEWICKI. *Detailed Vibration Analysis of Pinion Gear with Time-Frequency Methods*. NASA/TM-2003-212269.
- [60] ZHIPENG FENG, MING LIANG and FULEI CHU. *Recent advances in time-frequency analysis methods for machinery fault diagnosis : A review with application examples*. Mechanical Systems and Signal Processing 38 (2013) 165-205.
- [61] Y.S. FAN, G.T. ZHENG. *Research of high-resolution vibration signal detection technique and application to mechanical fault diagnosis*. Mechanical Systems and Signal Processing 21 (2007) 678-687.
- [62] JAKUB OBUCHOWSKI, AGNIESZKA WYLOMANSKA and RADOSLAW ZIMROZ. *Selection of informative frequency band in local damage detection in rotating machinery*. Mechanical Systems and Signal Processing 48 (2014) 138-152.
- [63] D.F. SHI, F. TSUNG and P.J. UNSWORTH. *Adaptive time-frequency decomposition for transient vibration monitoring of rotating machinery*. Mechanical Systems and Signal Processing 18 (2004) 127-141.
- [64] I. ATTOUI, N. FERGANI, N. BOUTASSETA, B. OUDJANI and A. DELIOU. *A new time-frequency method for identification and classification of ball bearing faults*. Journal of Sound and Vibration, 397 (2016) 241-265.
- [65] N. HARISH CHANDRA, A. S. SEKHAR. *Fault detection in bearing systems using time frequency techniques*. Mechanical Systems and Signal Processing 72-73 (2016) 105-133.
- [66] B. EFTEKHARNEJAD, M.R. CARRASCO, B. CHARNLEY and D. MBA. *The application of spectral kurtosis on Acoustic Emission and vibrations from a*

- defective bearing*. Mechanical Systems and Signal Processing 25 (2011) 266-284.
- [67] J.P. KAHANE, P.-G. LEMARIÉ-RIEUSSET. *Fourier series and wavelets*. Gordon and breach publishers, 1995.
- [68] ALEXANDER D. POULARIKAS. *The transforms and applications handbooks*. CRC press. 2000.
- [69] PAUL S ADDISON. *The illustrated wavelet transform handbook, Introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance*. IOP publishing. 2002.
- [70] LI LI, LIANGSHENG QU and XIANGHUI LIAO. *Haar wavelet for machine fault diagnosis*. Mechanical Systems and Signal Processing 21 (2007) 1773-1786.
- [71] I. SOLTANI BOZCHALOOI, MING LIANG. *A smoothness index-guided approach to wavelet parameter selection in signal de-noising and fault detection*. Journal of Sound and Vibration 308 (2007) 246-267.
- [72] N. BAYDAR, A. BALL. *Detection of gear failures via vibration and acoustic signals using wavelet transform*. Mechanical Systems and Signal Processing (2003)17(4), 787-804.
- [73] J. RAFIEE, M.A. RAFIEE, P.W. TSE. *Application of mother wavelet functions for automatic gear and bearing fault diagnosis*. Expert Systems with Applications 37 (2010) 4568-4579.
- [74] .J. LOUTRIDIS. *Instantaneous energy density as a feature for gear fault detection*. Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2003) 1239-1253.
- [75] CHINMAYA KAR, A.R. MOHANTY. *Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform*. Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2006) 158-187.
- [76] J. RAFIEE, P.W. TSE. *Use of autocorrelation of wavelet coefficients for fault diagnosis*. Mechanical Systems and Signal Processing 23 (2009) 1554-1572.

- [77] KONSTANTINOS I. RODOPOULOS, IOANNIS A. ANTONIADIS. *Instantaneous fault frequencies estimation in roller bearing via wavelet structure*. Journal of Sound and Vibration 383 (2016) 446-463.
- [78] JUN WANG, QINGBO HE, FANRANG KONG. *Multiscale envelope manifold for enhanced fault diagnosis of rotating machines*. Mechanical Systems and Signal Processing 52-53 (2015) 376-392.
- [79] XIAOLI LI. *Real-time Detection of the Breakage of Small Wavelet Transform*. Int J Adv Manuf Technol (1998) 14 :539-543.
- [80] LIU CHONG CHUN, QIU ZHENG DING. *A Method Based Morlet Wavelet for Extracting Vibration Signal Envelope*. Proceedings of ICSP2000.
- [81] STEFAN ERICSSON, NIKLAS GRIP, ELIN JOHANSSON, LARS-ERIK PERS-SON, RONNY SJÖBERG and JAN-OLOV STRÖMBERG. *Towards automatic detection of local bearing defects in rotating machines*. Mechanical Systems and Signal Processing 19 (2005) 509-535.
- [82] M.A. JAFARIZADEHA, R. HASSANNEJAD, M.M. ETTEFAGH and S. CHITSAZ. *Asynchronous input gear damage diagnosis using time averaging and wavelet filtering*. Mechanical Systems and Signal Processing 22 (2008) 172-201.
- [83] DONG WANG, QIANG MIAO. *Smoothness index-guided Bayesian inference for determining joint posterior probability distributions of anti-symmetric real Laplace wavelet parameters for identification of different bearing faults*. Journal of Sound and Vibration 345 (2015) 250-266.
- [84] KONSTANTINOS C. GRYLLIAS, IOANNIS A. ANTONIADIS. *Estimation of the instantaneous rotation speed using complex shifted Morlet wavelets*. Mechanical Systems and Signal Processing 38 (2013) 78-95.
- [85] S. MELLAT. *A theory of multiresolution signal decomposition : the wavelet representation*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol.11, N° 7, pp 674-693, 1989.

- [86] J.-H. ZHOU, X. YANG. *Reinforced Morlet wavelet transform for bearing fault diagnosis*. IECON 2010 - 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, November 2010.
- [87] M. AYAD, DJ. CHIKOUCHE, N. BOUKAZZOULA, M. REZKI. *Search of a robust defect signature in gear systems across adaptive Morlet wavelet of vibration signals*. IET Signal Process, 8(9) (2014) 918-926.
- [88] MATLAB. *Documentation, Wavelet Toolbox, Continuous Wavelet Analysis*. Mathworks.
- [89] B. F. YAN, A. MIYAMOTO, A. E. BRÜHWILER. *Wavelet transform-based modal parameter identification considering uncertainty*. Journal of Sound and Vibration 291 (2006) 285-301.
- [90] YUH-TAY SHEEN. *On the study of applying Morlet wavelet to the Hilbert transform for the envelope detection of bearing vibrations*. Mechanical Systems and Signal Processing. 23 (2009) 1518-1527.
- [91] J.P. DRON, F. BOLAERS, L. RASOLOFONDRAIBE. *Improvement of the sensitivity of the scalar indicators (crest factor, kurtosis) using a de-noising method by spectral subtraction : application to the detection of defects in ball bearings*. Journal of Sound and Vibration, 270 (2004) 61-73.
- [92] C. PACHAUD, R. SALVETAT and C. FRAY. *Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces*. Mechanical Systems and Signal Processing (1997) 11(6) 903-916.
- [93] T. WILLIAMS, X. RIBADENEIRA, S. BILLINGTON and T. KURFESS. *Rolling element bearing diagnostics in run-to-failure lifetime testing*. Mechanical Systems and Signal Processing (2001) 15(5), 979-993.
- [94] FENGFENG XI, QIAO SUN, GOVINDAPPA KRISHNAPPA. *Bearing Diagnostics Based on Pattern Recognition of Statistical Parameters*. Journal of Vibration and Control (2000) 6 :375-392.

- [95] J.L. DRON, L. RASOLOFONDRAIBE, F. BOLAERS X. CHIEMENTIN, O. COUSINARD. *Amélioration de la détection d'écaillages de roulements par débruitage des signaux vibratoires*. Mécanique & Industries 9, 459-468 (2008).
- [96] J.L. DRON, L. RASOLOFONDRAIBE, X. CHIEMENTIN, F. BOLAERS. *A comparative experimental study on the use of three denoising methods for bearing defect detection*. Meccanica (2010) 45 : 265-277.
- [97] ABDERRAZEK DJEBALA, NOUREDINE OUELAA, NACER HAMZAOUI. *Detection of rolling bearing defects using discrete wavelet analysis*. Meccanica, DOI 10.1007/s11012-007-9098-y.
- [98] GEOFF L. McDONALD, QING ZHAO, MING J. ZUO. *Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection*. Mechanical Systems and Signal Processing 33 (2012) 237-255.
- [99] RAGHUVeer M. RAO, AJIT S. BOPARDIKAR. *Wavelet transforms, Introduction to theory and applications*. Addison-Wesley. 1998.
- [100] JULIANG YIN, WENYI WANG, ZHIHONG MAN and SUIYANG KHOO. *Statistical modeling of gear vibration signals and its application to detecting and diagnosing gear faults*. Information Sciences 20 (2014) 295-303.
- [101] XIAODONG JIA, MING ZHAO, YUAN DI, CHAO JIN, JAY LEE. *Investigation on the kurtosis filter and the derivation of convolutional sparse filter for impulsive signature enhancement*. Journal of Sound and Vibration 386 (2017) 433-448.
- [102] D. DYER, R.M. STEWART. *Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis*, J. Mech. Des. 100 (1978) 229-235.
- [103] M.A. ELBESTAWI, H. J. TAIT. *A comparative study of vibration monitoring techniques for rolling element bearing*. 4th International modal analysis conference. Los Angeles, USA. 1986.

- [104] STEVEN M. KAY. *The effects of noise on the autoregressive spectral estimator*. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-27, No. 5, 1979.
- [105] DONG WANG, QIANG ZHOU, KWOK-LEUNG TSUI. *On the distribution of the modulus of Gabor wavelet coefficients and the upper bound of the dimensionless smoothness index in the case of additive Gaussian noises : Revisited*. Journal of Sound and Vibration 395 (2017) 393-400.
- [106] XIAODONG JIA, MING ZHAO, YUAN DI, PIN LI, JAY LEE. *Sparse filtering with the generalized l_p/l_q norm and its applications to the condition monitoring of rotating machinery*. Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 102, 1 March 2018, Pages 198-213.
- [107] W. LIANG, H.-M. LEI, P.-W. QUE. *Sparsity enhancement for blind deconvolution of ultrasonic signals in nondestructive testing application*. Rev. Sci. Instrum. 79(2008).014901-014901-014906.
- [108] L. CHEN, X.LI, X.-B. LI, Z.-Y. HUANG. *Signal extraction using ensemble empirical mode decomposition and sparsity in pipelin emagnetic flux leakage nondestructive evaluation*. Rev. Sci. Instrum. 80 (2009) 025105.
- [109] W. LIANG, Z.-Y. HUANG, P.-W. QUE. *Sparse deconvolution nmethod for improving the time-resolution of ultrasonic NDE signals*. NDT & E Int. 42 (2009) 430-434.
- [110] D. VAKMAN. *Signals, Oscillations and Waves, A Modern Approach*. Artech House, Norwod, MA, 1998.
- [111] C. SCHEFFER, P. GIRDHARN. *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance* Elsevier, 2004.
- [112] D.P. JENA, S.N. PANIGRAHI, RAJESH KUMAR. *Gear fault identification and localization using analytic wavelet transform of vibration signal*. Measurement 46 (2013) 1115 ?1124.

- [113] WWW.LASPI.FR. *Base de Données du Laboratoire Laspi, Centre d'Etudes Techniques des Industries Mécanique,*

Annexe : Les bancs d'essai

.1 Le banc d'essai N 1



FIGURE 6 – Le banc d'essai N° 1

.2 Le banc d'essai N 2

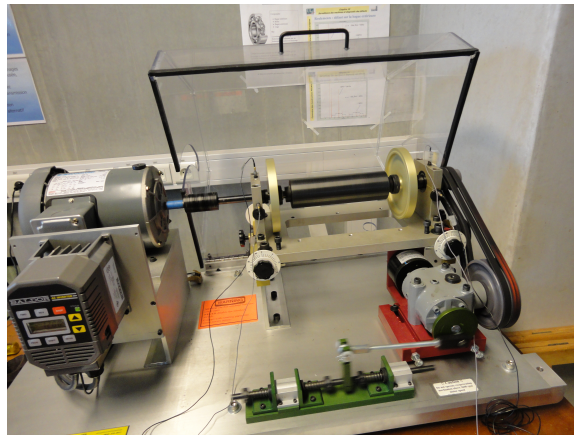


FIGURE 7 – Le banc d'essai N° 2.

.3 Le banc d'essai N 3

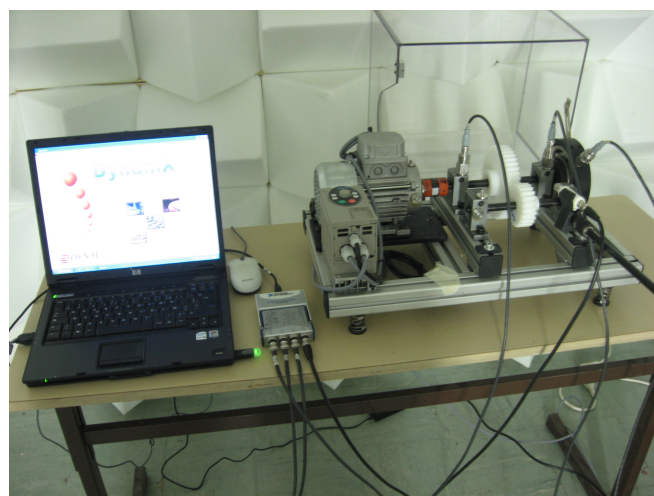


FIGURE 8 – Le banc d'essai N° 3.