

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU
FACULTE DU GENIE DE LA CONSTRUCTION
DEPARTEMENT DE GENIE MECANIQUE

Memoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme de Master Académique en Génie
Mécanique

Option : Construction Mécanique

Thème :

*Etude Numérique et Expérimentale des Défauts
d'Engrenage dans le Domaine Temps-Fréquence*

Proposé par :

Mr. BELAID Kamel

Réalisé par :

Mr. HAMMOUDI Khalef

Promotion 2012/2013

Remerciements

Je tiens à exprimer mes remerciements et ma profonde reconnaissance envers mon promoteur Mr. BELAID Kamel pour sa disponibilité, son exigence, ses conseils judicieux et son soutien permanent tout au long de ce travail. J'ai beaucoup appris en travaillant sous sa direction.

Je remercie vivement Mr. BOURAS Rachid pour son aide et ses encouragements durant mon travail de stage.

Ma reconnaissance va également pour Mr. GHRABI Zaza, Mr. LATRECHE Mouhamed, Mr. HECHANI Khaled, ainsi que pour tous les travailleurs de la SONATRACH en général et de la direction de maintenance de Laghouat (DML) en particulier, pour leurs aide précieuse tout au long de mon stage et leurs hospitalité.

Je suis particulièrement reconnaissant à Mr. ZEROUKI Merzak, Mr. CHIKHAOUI Nesredine, Mr. BENSAADA Rachid, qui ont participé à la mise en forme de ce mémoire, pour leurs aide précieuse et leurs encouragement.

Ma gratitude va tout autant aux membres du jury pour m'avoir fait l'honneur d'examiner ce mémoire. Qu'ils trouvent ici l'expression de mon profond respect.

Ma reconnaissance va également à tous ceux qui ont contribué à ma formation ainsi que tous ceux qui ont participé de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

Dédicaces

Je dédie ce travail

A mes très chers parents, sans lesquels rien ne serait possible. Pour tout le mal qu'ils se sont donnés, toutes les phrases du monde ne suffiront pas pour exprimer ma reconnaissance envers eux.

A mes chers frères Sadek, Mouhand, Lyes pour qui je souhaite le meilleur.

A ma chère grand-mère Zouina.

A toute ma famille, mes oncles, mes tantes, mes très chers cousins Salim et Mouloud en particuliers.

A ma très chers Cousine Nawel.

A tous ceux que j'estime et qui me sont chère Houcine, Nesro, Ouali, Marzek, Rachid, Amirouche, Malek, Sofiane, Aziz, Massi, Dyhia, Sonia.

Que toute personne m'ayant aidé de près ou de loin, trouve ici l'expression de ma reconnaissance.

Sommaire

Remerciement

Dédicaces

Sommaire

Nomenclature

Liste des tableaux

Liste des figures

Introduction générale 1

Chapitre I : Généralité sur la maintenance

I.1 Introduction 4

I.2 Définition de la maintenance 4

I.3 Types de maintenance 5

 I.3.1 Maintenance corrective 6

 I.3.2 Maintenance préventive 6

I.4 Techniques de surveillance.....7

I.5 Introduction à l'analyse vibratoire 7

I.6 Principe du diagnostic vibratoire 8

 I.6.2 Instrumentation et mesurage 9

 I.6.3 Surveillance et détection 9

 I.6.4 Diagnostic 10

 I.6.5 Décision 10

I.7 Généralités sur les défauts d'engrenages.....10

 I.7.1 Défauts d'engrenages et leurs signatures vibratoires.....11

 I.7.1.a Détérioration d'une dent 12

 I.7.1.b Fréquence de coïncidence.....13

 I.7.1.c Ensemble de la denture détériorée.....15

I.8 Conclusion 16

Chapitre II: Traitement et numérisation du signal

II.1 Introduction 17

II.2 Définitions	17
II.2.1 Signal	17
II.2.2 Caractère déterministe et aléatoire d'un signal	17
II.2.3 Caractère utile et perturbateur d'un signal	18
II.2.4 Représentation temporelle et fréquentielle d'un signal	18
II.2.5 Objectif du traitement du signal	19
II.3 Classification des signaux	19
II.3.1 Classification temporelle (phénoménologique)	20
II.3.1.1 Les signaux déterministes	20
II.3.1.1.b Signaux périodique non harmonique	21
II.3.1.2 Signaux non périodique	21
II.3.1.2.a Signaux quasi périodiques	21
II.3.1.2.b Signaux transitoires	22
II.3.1.3 Signaux aléatoires	22
II.3.2 Représentation spectrale	23
II.3.3 Classification énergétique	23
II.3.3.1 Signaux à énergie finie	23
II.3.3.2 Signaux à puissance moyenne finie	23
II.3.4 Classification morphologique	23
II.4.1 Quelques propriétés de l'impulsion de DIRAC	25
II.4.1.b Produit	25
II.4.1.c Produit de convolution et identité	25
II.4.1.d Translation	25
II.4.2 Peigne de DIRAC	26
II.4.3 Fonction sinus cardinal	26
II.5 Analyse en série de fourrier des signaux périodiques	27
II.5.1 Définition d'une série	27
II.5.2 Définition de la décomposition en série de Fourier	27
II.5.3 Rappel des conditions de DIRICHLET	27
II.5.4 Théorème de Fourier	28
II.6 Transformée de Fourier	28
II.6.1 Définition	29
II.6.2 Propriété	29

II.6.3 Transformée de Fourier de DIRAC	30
II.6.4 Egalité de PERSEVAL	30
II.7 Convolution	30
II.7.1 Introduction	30
II.7.2 Propriétés	31
II.8 Signaux et système discret	32
II.8.1 Transformée de Fourier discrète	32
II.8.2 Etablissement de l'expression de la TFD	32
II.8.3 Processus de calcul de la TFD	34
II.8.3.a Échantillonnage du signal	34
II.8.3.b Limitation temporel	35
II.9 Périodisation du signal	35
II.9.1 Définition de l'échantillonnage	35
II.9.2 Échantillonnage idéal	36
II.10 Effet de fenêtre (pondération)	38
II.10.1 Critères de choix d'une fenêtre de pondération	40
II.11 Effet de périodisation	42
II.11.1 Aspect pratique de la périodisation	42
II.11.2 Limitation de l'effet de la fenêtre périodisation	44
II.12 Acquisition numérique d'un signal	45
II.12.1 Influence du temps d'acquisition	46
II.13 Filtrage	47
II.13.1 Filtrage temporel	48
II.13.2 Filtrage fréquentiel	49
II.13.3 Exemples de filtres	50
II.13.4 Filtre passe-bas du premier ordre	50
II.14 Conclusion	51

Chapitre III : Techniques de surveillance

III.1 Introduction	52
III.2 Les méthodes classiques	52
III.2.1 Indicateurs statistiques	53
III.2.1.1 Définition d'une amplitude	53

III.2.1.2 Indicateur issu de la valeur efficace	55
III.2.1.2.a Surveillance au niveau global	55
III.2.1.2.b Exemple d'application	56
III.2.1.2.c Inconvénient du suivi global (effet de masque)	57
III.2.1.3 Indicateurs issu de la valeur crête	58
III.2.1.3.a Facteur de crêtes	59
III.2.1.3.b Facteur d'aplatissement ou Kurtosis	61
III.2.1.3.c Exemple d'application	63
III.2.2 Dépistage par les indicateurs Fréquentiel (spectral)	63
III.2.2.1 Analyse de Fourier	63
III.2.2.1.a Adaptation du spectre à la surveillance des machines tournantes	65
III.2.2.1.b Exemple d'application	66
III.2.2.2 Le zoom	67
III.2.2.3 Le cepstre	69
III.2.2.3.a Définition.....	69
III.2.2.3.b Exemple d'application	70
III.2.2.4 Analyse d'enveloppe (HFRT)	72
III.2.2.4.a Exemple d'application (cas concret d'un jeu de palier)	73
III.3 Analyse temps-fréquence	75
III.3.1 Transformé de Fourier à court terme	76
III.3.1.1 Notion de fenêtrage	76
III.3.1.2 Principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor.....	77
III.3.1.3 La transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT)	77
III.3.1.4 Avantage et inconvénient de la TFCT.....	79
III.3.2 Méthode basées sur les statistiques d'ordre supérieur.....	80
III.3.2.1 Le Kurtosis spectral	80
III.3.2.1.a Propriétés du Kurtosis spectral.....	80
III.3.3 Le Kurtogramme	81
III.3.3.1 Introduction.....	81
III.3.3.2 Aspect théorique	82
III.3.3.2.a Principe de l'algorithme	82
III.3.3.2.b Découpage en puissance de (2)	82
III.3.3.2.c Découpage en tiers de la puissance de (2).....	83

III.3.3.2.d Exemple d'application	84
III.4 Conclusion	85

Chapitre IV : Simulation numérique des signaux

IV.1 Introduction.....	86
IV.1 Méthodes d'analyse classiques	86
IV.1.1 Analyse spectral	86
IV.1.1.1 Signal stationnaire sans bruit aditif.....	86
IV.1.1.2 Signal stationnaire Avec bruit aditif	87
IV.1.1.3 signal instationnaire	88
IV.1.2 Analyse cepstrale.....	89
IV.1.2.2 Signal instationnaire avec bruit aditif	91
IV.1.3 Analyse par Kurtosis Global du signal.....	92
IV.1.3.1 signal instationnaire	92
IV.2.1 Analyse temps-fréquence.....	94
IV.2.1.1 La Transformé de Fourier à court terme	94
IV.2.1.1.a Signal stationnaire.....	94
IV.2.1.1.b signal stationnaire avec bruit aditif localisé	96
IV.2.1.1.c Signaux instationnaire	98
IV.2.1.2 Limite de la transformée de Fourier à court terme	99
IV.2.2 Kurtosis spectral.....	101
IV.2.2.1 Kurtosis spectral avec fréquence du défaut fixe et amplitude du bruit variable	102
IV.2.2.3 Limite du Kurtosis spectral	107
IV.2.3 Impact du choix de la fenêtre sur le comportement du facteur Kurtosis	108
IV.2.3.1 Introduction	108
IV.2.3.2 Description de la méthode	109
IV.2.3.3 Application du balayage fenêtré avec fréquence de résonance variable	109
IV.2.3.4 Application du balayage fenêtré avec SNR variable.....	110
IV.2.4 Le Kurtogramme	112
IV.3 Conclusion	114

Chapitre V : Analyse expérimentale

V.1 Introduction	115
V.2 Description du matériel.....	115
V.2.1 Le banc d'essai	115
V.2.1.a Caractéristique du signal	116
V.2.2 Le matériel de prise de mesure	117
V.3 Le défaut d'engrenage (Signaux instationnaires).....	118
V.3.1 Essai 1	118
V.3.1.1 Analyse spectrale	119
V.3.1.2 Analyse cepstrale	120
V.3.1.3 Analyse d'enveloppe (HFRT).....	121
V.3.1.4 Analyse par la transformé de Fourier à court terme (TFCT).....	125
V.3.1.5 Analyse avec le Kurtosis spectral	126
V.3.1.6 Le Kurtogramme.....	128
V.3.2 Essai 2	130
V.3.2.1 Analyse spectrale du signal	130
V.3.2.2 Analyse d'enveloppe.....	131
V.3.2.3 Analyse par la transforme de Fourier à court terme (TFCT).....	133
V.3.2.4 Analyse avec le Kurtosis spectral	134
V.3.2 .5 Analyse par Kurtogramme	135
V.4 Conclusion	137
 Conclusion générale	 138
Bibliographie	 140

Liste des figures

Figure I.1 : Différentes type de maintenances.	5
Figure I.2 Démarche adopté pour le diagnostic	9
Figure I.3 Fréquence d’engrènement : $f_{eng} = f_1 z_1$ ou $f_2 z_2$	11
Figure I.4 Typologie vibratoire d’un engrenage sain	11
Figure I.5 Typologie vibratoire d’un engrenage présentant une dent détériorée	12
Figure I.6 Altération d’une dent affectant un pignon d’un réducteur de laminoir	13
Figure I.7 Spectre typologie d’un défaut d’engrènement dû à l’ensemble de denture détériorée	15
Figure I.8 Spectre vibratoire d’un palier d’un réducteur	16
Figure II.1 Signal périodique harmonique.....	20
Figure II.2 Signaux périodiques non harmonique.....	21
Figure II.3 Signal transitoire.....	22
Figure II.4 Signal aléatoire.	22
Figure II.5.a Signal stationnaire.....	22
Figure II.6 Représentation fréquentielle du signal	23
Figure II.7 Classification morphologique.....	24
Figure II.8 Impulsion de Dirac	25
Figure II.9 Peigne de Dirac.....	26
Figure II.10 Fonction sinus cardinal	27
Figure II.11 Exemple de schématisation d’un produit de convolution.....	31
Figure II.12 Périodisation du signal	35
Figure II.13 signal échantillonné.	36
Figure II.14 Spectre échantillonné.	37
Figure II.15 Recouvrement spectrale	37
Figure II.16 Limitation temporelle d’un signal $X(t)$ a l’aide d’une fenêtre temporelle $Y(t)$	39
Figure II.17 Séparation des fréquences.	41
Figure II.18 Problème de résolution en fréquence.	41
Figure II.19 Illustration du problème du choix de la fenêtre	42
Figure II.20 Fonction continue d’un signal	43
Figure II.21 Peigne de DIRAC avec une résolution $\Delta f = 1/\Delta t$	43
Figure II.22 Spectre échantillonné	43
Figure II.23 Spectre échantillonné et périodisé	44
Figure II.24 Modulation par la fenêtre de Hanning	45

Figure II.25 duplication du signal.	46
Figure II.26 Duplication du signal par un nombre entier de période	47
Figure II.27 Modification du spectre en fréquence d'un signal sinusoïdal	49
Figure II.28 Etapes de passage du domaine temporel au domaine fréquentielle	49
Figure II.29 Exemple de filtre.....	50
Figure III.1 Représentation des différentes amplitudes caractéristiques	54
Figure III.2 schématisation du niveau vibratoire associé à chaque niveau global.	56
Figure III.3 Effet de masque lié à la mesure d'un indicateur scalaire large bande	57
Figure III.4 Comparaison du facteur de crête selon la nature des vibrations.....	59
Figure III.5 Évolution du facteur de crête en fonction de la dégradation.....	60
Figure III.6 Signal temporel et distribution de l'amplitude	62
Figure III.7 signal temporel, pour un roulement dégradé (a), pour un roulement sain (b), ...	63
Figure III.8 décomposition d'un signal temporel en composante fréquentielle.....	65
Figure III.9 Différentes représentations d'un signal brut par décomposition	65
Figure III.10 calcul d'un spectre sur trois plages fréquentielles	67
Figure III.11 Spectre dans la plage [0 – 1000] avec zoom à 372.5Hz.....	68
Figure III.12 : analyse cepstrale.....	70
Figure III.13 signal temporel en (a), et cepstre correspondant en (b)	71
Figure III.14 étapes élémentaires de l'analyse d'enveloppe	73
Figure III.15 (a) Signal temporel délivré par l'accéléromètre; (b) le spectre correspondant	74
Figure III.16 (a) Zoom centré sur 3275 Hz ; (b) spectre d'enveloppe	74
Figure III.17 (a) Zoom centré sur 1425 Hz ; (b) spectre d'enveloppe	75
Figure III.18 fonction $\phi t = X - \tau, \tau(t)$	76
Figure III.19 pavage temps -fréquence de la TFCT	79
Figure III.20 Décomposition avec le Kurtosis spectral	81
Figure III.21 Découpage des bandes fréquentielle en puissance de 2	83
Figure III.22 Découpage des bandes fréquentielle entiers de la puissance de 2	83
Figure III.23 signal vibratoire recueillis sur le palier à roulements.	84
Figure III.24 Kurtogramme du signal	84
Figure III.26 enveloppe	85
Figure IV.1 Signal temporel de 80 Hz simulé sans bruit.....	86
Figure IV.2 Analyse spectrale pour le signal précédent.....	87
Figure IV.3 Signal stationnaire de 80 Hz bruité avec SNR=0.0016, et spectre correspondant.	87
Figure IV.4 Signal instationnaire simulé.....	88
Figure IV.5 Spectre correspondant au signal simulé.....	89
Figure IV.6 Signal instationnaire type chocs.....	90

Figure IV.7 Cepstre du signal instationnaire	91
Figure IV.8 Signal temporel pour un signal type chocs avec SNR=0.2244	91
Figure IV.9 cepstre du signal instationnaire avec SNR=0.2244.....	92
Figure IV.10 signal stationnaire simulé.....	93
Figure IV.11 Kurtosis en fonction du SNR (décibel) pour un signal instationnaire	93
Figure IV.12 Signal stationnaire représentation temporelle (a), spectre associe (b).....	94
Figure IV.13 Signal stationnaire perturbé (a), spectre correspondant (b).	95
Figure IV.14 Spectrogramme (TFCT) pour le signal stationnaire perturbé.	96
Figure IV.15 Signal temporel avec deux configurations du bruit.....	97
Figure IV.16 Analyse spectrale correspondant aux signaux simulé	97
Figure IV.17 Calcule de la transformé de Fourier à court terme pour signaux précédents	98
Figure IV.18 Signal instationnaire simulé.....	99
Figure IV.19 Application de la fonction spectrogramme (TFCT) pur le signal simulé	99
Figure IV.20 signal instationnaire simulé.....	101
Figure IV.21 Application de la Fonction spectrogramme (TFCT) pour le signal instationnaire.	101
Figure IV.21 Signal instationnaire simulé avec SNR variable.	103
Figure IV.22 Application du Kurtosis spectral.....	104
Figure IV.23 Signal instationnaire simulé avec fréquence du défaut variable	106
Figure IV.24 Application du (KS) pour les signaux instationnaires simulés.....	107
Figure IV.25 Analyse du (KS) avec deux longueurs de fenêtre différentes (10 et 300 points)	108
Figure IV.26 Balayage fenêtré avec configuration fréquentielle de 700, 1200 et 1800 Hz	111
Figure IV.27 Application du balayage fenêtré avec variation du SNR	112
Figure IV.28 Signal instationnaire simulé avec SNR de 5 dB.....	113
Figure IV.29 Application du Kurtogramme sur le signal simulé.....	114
Figure IV.30 Spectre d'enveloppe préconisé par le Kurtogramme.	114
Figure V.1 photo du banc d'essai considéré.....	115
Figure V.2 caractéristique du banc d'essai.....	116
Figure V.3 Le boitier d'acquisition.....	117
Figure V.4 Analyseur du signal	117
Figure V.5 défaut d'engrenage simulé sur la denture de la roue R1	118
Figure V.6 signal temporel EB_2400_P1.....	119
Figure V.7 Analyse spectrale du signal temporel EB_2400_P1.....	120
Figure V.8 Analyse cepstrale du signal temporel EB_2400_P1.....	121
Figure V.9 zones susceptibles aux résonances dans le spectre.	122
Figure V.10.a Spectre d'enveloppe du signal filtré à 2000 Hz.....	123
Figure V.10.b Spectre d'enveloppe du signal filtré à 1000 Hz.....	123

Figure V.10.c spectre d'enveloppe du signal filtré 250 Hz	124
Figure V.11.a Application de la TFCT en 3D avec une fenêtre analysante de 30 points.....	126
Figure V.11.b Application de la TFCT en 2D avec une fenêtre analysante de 30 points.....	126
Figure V.12 Application du Kurtosis spectral correspondant à La TFCT	127
Figure V.13 Spectre d'enveloppe de la zone 1700-2300 Hz	128
Figure V.14 Application du Kurtogramme au signal EB_2400_p1.....	129
Figure V.15 Spectre d'enveloppe de la bande	129
Figure V.16 Signal temporel EB_3000_p1.	130
Figure V.17 Spectre du signal EB_3000_p1	131
Figure V.18 signal temporel zoomé	131
Figure V.19 spectre du signal filtré.....	132
Figure V.20.a spectre d'enveloppe du signal filtré à 420 Hz.....	133
Figure V.20.b spectre d'enveloppe du signal filtré à 550 Hz	133
Figure V.20.c spectre d'enveloppe du signal filtré à 1000 Hz.....	134
Figure V.21 Analyse avec TFCT de 30 points 3D.....	135
Figure V.22 Analyse avec TFCT de 30 points 2D.....	135
Figure V.23 Application de Kurtosis spectral	136
Figure V.24 Application du Kurtogramme au signal EB_3000_p1.....	137
Figure V.25 filtrage fréquentielle accentue sur la plage 320 Hz.....	138

Liste des tableaux

Tableau II.1 Propriétés de la transformé de Fourier	30
Tableau II.2 Propriétés de la transformé de Fourier de DIRAC	30
Tableau II.3 Propriétés de la convolution.....	32
Tableau III.1 Etendu pratique du facteur de crête.....	61
Tableau V.1 : caractéristiques techniques du banc d'essai N° 2	Erreur ! Signet non défini.
Tableau V.2 : Les différentes fréquences caractéristiques de banc d'essai N° 2	Erreur ! Signet non défini.

Nomenclature

Chapitre II

A : Amplitude maximale du signal	(mm)
ω : pulsation	(rd/s)
t : temps	(s)
x(t), s(t) : Signal	-
C : Centre géométrique	-
M : Masse	(kg)
K : Raideur	(N/m)
F : Fréquence quelconque	(Hz)
ϕ : Déphasage par rapport à l'origine du temps	(rd)
T : période du peigne	-
SHA, δ : Distribution de Dirac	-
x(t), s(t) : Signal	-
h(t) : Réponse impulsionnelle du système	-
e(t) : Signal de sortie dans une structure	-
Te : Pas d'échantillonnage du signal temporel	(s)
n : Numéro de l'échantillon	-
K : Numéro de la ligne spectrale	-
N : Nombre d'échantillons	-
F _e : Fréquence d'échantillonnage	(Hz)
F _M : fréquence maximale contenu dans le signal	(Hz)

Chapitre III

A _c : Amplitude crête	(mm)
A _{c-c} : Amplitude crête à crête	(mm)
A _{eff} : Amplitude efficace	(mm)
X(n) : signal temporel	-
N _e : nombres d'échantillons prélevés dans le signal	-
X $\square$: valeurs moyennes des amplitudes	-
M ₄ et M ₂ : respectivement moment statique d'ordre 4 et d'ordre 2	-
K : Kurtosis global du signal	-
B : largeur de bande d'analyse	(Hz)
N : nombre de lignes spectrales	-
Δf : Résolution fréquentielle	(Hz)
C(t) : cepstre du signal	(s)
H[s(t)] : Transformée de Hilbert du signal	-
X(f) : signal en fonction de la fréquence	-
f(τ) : Signal à traiter	-
W(t - τ) : Fonction introduisant la notion de fenêtre	-
$\rho(f)$: Rapporte signal/bruit	-
k : Le numéro de la bande pour un niveau de décomposition n donnée	-
F _k : Fréquence centrale positionné sur une dyade	(Hz)

Chapitre IV

f_c : Fréquence centrale d'une ondelette	(Hz)
F_e : Fréquence d'échantillonnage	(Hz)
Δt : La résolution temporelle	(Hz)
V_{eff} : Valeur efficace	-
T_{max} : Temps d'acquisition	(s)
N : Nombre de points d'un signal	-
K : Kurtosis	-
F_{max} : Fréquence maximale d'un signal	(Hz)

Abréviations

PPCM : Plus petit commun multiple.
TFD : Transformé de Fourier discrète.
TFTD : Transformé de Fourier à temps discret.
TF : Transformée de Fourier.
TFCT : Transformée de Fourier à court terme.
KS : Kurtosis spectral.
FFT : Transformé de Fourier rapide.
HFRT : Analyse d'enveloppe (High Frequency Résonance Technique).
SNR et SNR _{décibel} : Rapport du signal sur le bruit.

La maintenance industrielle reste de nos jours une discipline très utilisée dans l'industrie en général. La surveillance des installations industrielles est d'un intérêt capital pour la réduction du coût d'entretien et l'optimisation de leur rendement. En effet, le fonctionnement et la production à grande échelle conduisent souvent à la détérioration et la fatigue prématuré de certains organes, ce qui peut engendrer des accidents graves et des perturbations dans le cycle de production.

Les techniques de surveillance et du diagnostic sont nombreuses, on citera l'analyse des particules d'huile, l'analyse par les ultrasons, la surveillance thermique, et la surveillance vibratoire. Or, les critères de choix d'une stratégie de surveillance sont nombreux on cite à titre d'exemple, le problème d'accessibilité des éléments de machines, la difficulté du démontage et les coûts exorbitants qui peuvent induire des pertes énormes en temps et moyens. De ce fait, l'analyse vibratoire reste sans doute la meilleur stratégie du point de vu simplicité et coûts de réalisation car, une machine se compose principalement d'un ensemble de mécanismes et d'organes combinés, destinés à transformer une énergie ou à transmettre un mouvement. Ces mécanismes, mobiles entre eux, ne peuvent fonctionner sans jeux, contraintes, efforts dynamiques et chocs, dont les effets se manifestent principalement sous forme de vibrations et de bruits. Tout changement dans l'importance de ces jeux, de ces contraintes, efforts ou chocs, se traduit inmanquablement par une modification de l'intensité ou des fréquences de ces vibrations. Or, cette modification du comportement vibratoire constitue souvent la première manifestation physique d'une anomalie affectant la machine, cause potentielle à terme de dégradations, voire de pannes.

L'analyse vibratoire, permet de détecter à elle seule pratiquement tout les défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes. Un balourd, un désalignement axial ou radial, l'écaillage d'un roulement, la rupture d'une denture dans un engrenage se traduisent par une variation des efforts internes que subit la machines qui engendre la modification de son comportement vibratoire. Ce même comportement se traduit par un signal, qui sera recueilli à l'aide de capteurs qui sont dans la plus part des cas placé sur les organes de guidages en rotation (palier).

La méthode la plus utilisé dans le traitement du signal vibratoire d'une machine est l'analyse de Fourier, elle permet entre autre de décomposé un signal complexe en des composantes fondamental qui seront représentés dans un diagramme amplitude-fréquence. Mais, cette représentation demeure limitée puisque elle néglige l'aspect temporel des événements (perturbation). L'analyse temps-fréquence, en l'occurrence la transformé de

Fourier à court terme (TFCT), prévoit cette propriété dans son algorithme, ce qui permettra d'ouvrir une autre dimension (temporelle) qui complètera notre vision du spectre et ainsi nous permettre d'observer l'instant où intervient la perturbation.

Un certain nombre de défauts induisent des forces d'excitations impulsionnelles, ces forces peuvent exciter des résonances de structure de machine qui se répercutera sur toute la plage fréquentielle du signal analysé. Des méthodes existent pour palier à ce désagrément en citant l'analyse d'enveloppe, qui reste très efficace dans ce genre de situation. Elle est utilisée pour la démodulation des résonances repérer dans le spectre de base du signal temporel, ces résonances se trouvent parfois dans des plages fréquentielle très larges, et la localisation de ces dernières peut prendre beaucoup de temps si on devait procéder à l'analyse de toutes les résonances présentes dans le spectre. Les méthodes d'analyses avancées, basées sur les statistiques d'ordre supérieur (Kurtosis spectral et Kurtogramme), peuvent répondre à cette problématique et y remédier.

Donc, l'objectif principal de ce travail est de surmonter les problèmes liés aux limites de la transformée de Fourier, et ses dérivées, rencontrées dans la pratique, sur tout concernant les signaux instationnaires qui possèdent des fréquences variables en temps et amplitudes.

Le premier chapitre, est un inventaire pour les différents types de maintenances qui existent, ainsi qu'une petite introduction à l'analyse vibratoire en citant les étapes cruciales suivies pour réaliser un bon diagnostic.

L'analyse vibratoire se base principalement sur le traitement du signal, le deuxième chapitre est dédié à l'aspect fondamental de cette discipline, notamment la décomposition de Fourier en général, en illustrant toutes les fonctions de base de la numérisation d'un signal analogique (échantillonnage, périodisation, pondération,...).

Le troisième chapitre, est consacré à illustrer les indicateurs et les techniques de surveillance, en recensant les méthodes dites classiques qu'on trouve utilisées à grande échelle (spectre, cepstre, Kurtosis global,...), et les méthodes d'analyses avancées qui sont plutôt au stade expérimental (TFCT, Kurtosis spectral, Kurtogramme).

Le quatrième chapitre nous propulse dans le vif du sujet, il s'agit donc de voir le comportement des méthodes citées en haut par rapport aux signaux instationnaires simulés sous environnement Matlab, car ces derniers reflètent (modélisent) au mieux le défaut d'engrenage qui est le principal défaut visé par ce travail.

Une validation pour l'étude des signaux simulés est proposée dans le dernier chapitre, il s'agit entre autre de simuler un défaut d'engrenage sur un banc d'essai, et appliquer les mêmes méthodes pour les signaux réels générés par ce défaut.

En clôturera se travail par une conclusion générale en décortiquant les résultats trouvés, et des perspective de recherches projetées dans le cadre de la maintenance et du diagnostic vibratoire.

I.1 Introduction

La fonction maintenance a fortement évolué depuis une décennie sous l'effet des contraintes de productivité, d'optimisation des coûts et sous l'influence des modèles industriels japonais. Si le terme fonction est employé à la place de service, c'est parce que la maintenance n'est plus réservée à l'activité d'un groupe d'hommes sur lesquels on se déchargerait de tout ce qui n'est pas production, finance ou commercial. À l'inverse, maintenir n'est plus de la seule responsabilité d'un service de maintenance.

La maintenance suit une évolution qui l'amène à modifier ses modes de fonctionnement et sa composition, voire même à s'intégrer à la fonction production. Ainsi, certaines entreprises n'ont plus de magasiniers de maintenance, d'autres ont réduit leurs effectifs de techniciens remplacés par des sous-traitants.

Le responsable de maintenance pilotera et coordonnera une fonction qui se répartit sur plusieurs services situés à l'intérieur comme à l'extérieur de l'entreprise [1].

I.2 Définition de la maintenance

La maintenance est définie dans la norme NF EN 13306 comme étant : « l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de gestion, durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise » [2].

La durée de maintenance active, qui concerne la maintenabilité comme la durée de maintenance totale incluant les temps morts, est très variable en fonction de la panne, de l'aptitude du dépanneur et des moyens d'aide dont il dispose. Ce sont des variables aléatoires caractérisées par une densité de probabilité et une fonction de répartition appelée fonction maintenabilité. Il en résulte que la maintenabilité peut être mesurée par une probabilité, d'où une définition possible :

« La maintenabilité est une caractéristique d'un système mesurée par la probabilité d'être remis, par une action de maintenance, dans des conditions opérationnelles définies, dans une durée fixée, les ressources et les conditions d'environnement étant préalablement spécifiées ».

Les conditions opérationnelles comprennent l'aptitude à remplir les fonctions spécifiées avec un niveau de fiabilité et de sécurité conforme au cahier des charges. Les ressources et les conditions d'environnement doivent être conformes au plan de maintenance du système [3].

I.3 Types de maintenance

On distingue généralement trois types d'actions :

- l'entretien de routine, tel que le graissage ou les réglages simples souvent confiés à l'utilisateur ;
- la maintenance corrective ou non programmée, qui a pour but de réparer une panne déclarée ;
- la maintenance préventive ou programmée, qui a pour but de prévenir des pannes prévisibles par des remplacements de pièces non encore défectueuses ou des révisions périodiques.

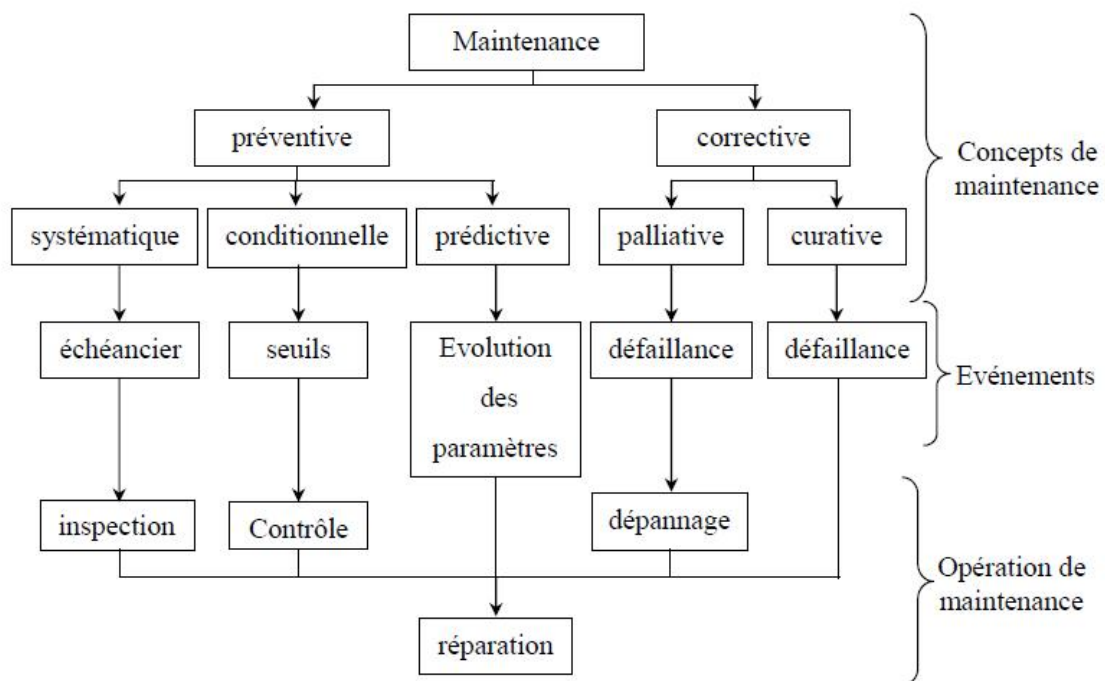


Figure I.1 : Différentes type de maintenances [4].

I.3.1 Maintenance corrective

C'est une forme de maintenance que tout utilisateur d'un bien ou patrimoine est amené à mettre en œuvre. Son caractère inéluctable ne doit cependant pas faire oublier que cette maintenance doit faire l'objet d'une réflexion approfondie pour être optimisée. Inévitable, la maintenance corrective, « exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise » comme la définit la norme NF EN 13306 [5]. Elle peut se décomposer en deux branches : la maintenance palliative et la maintenance curative.

- **Maintenance palliative** : l'action de dépannage permet de remettre provisoirement le matériel à un niveau de performance acceptable mais inférieur au niveau optimal [6].
- **Maintenance curative** : l'intervention qui suit la défaillance permet le rétablissement du niveau de performance optimal du matériel [6].

I.3.2 Maintenance préventive

La maintenance préventive permet de remplacer des pièces qui se dégradent par suite d'usure, de fatigue, etc., avant qu'elles ne provoquent une défaillance. Ces pièces présentent un taux de défaillance croissant avec l'âge. La détermination de la durée entre remplacements nécessite la connaissance de la distribution des durées de vie. Elle fait appel à la théorie du renouvellement [3]. Elle se décompose en deux branches : la maintenance systématique et la maintenance conditionnelle.

- **Maintenance systématique** : le paramètre déclencheur est le temps, que ce soit le temps réel (quel que soit le temps de fonctionnement de la machine) ou le temps de marche. Les interventions sont déclenchées suivant un échéancier de visites intervenant avant la défaillance supposée [6].
- **Maintenance conditionnelle** : le ou les paramètres déclencheurs sont des paramètres de fonctionnement dont les valeurs sont représentatives du niveau de performance de la machine. On fixe généralement des seuils maximaux admissibles à partir desquels l'opération de maintenance est déclenchée. Maintenance systématique et maintenance conditionnelle peuvent être utilisées conjointement en complément l'une de l'autre [6].

- **La maintenance prédictive** consiste à définir une date, au futur, pour laquelle la dégradation causée par un défaut sera hors des limites pour laquelle la qualité est acceptable ; donc la maintenance prédictive prévoit une opération de maintenance après l'analyse de l'évolution des paramètres significatifs de la dégradation du bien [6].

I.4 Techniques de surveillance

Un suivi périodique (ou continu) des machines, généralement inscrit dans le cadre de la mise en place d'une politique de maintenance conditionnelle, permettra de déclencher une alarme programmée, déterminée, en fonction du type de défaut(s) redouté(s) et en fonction de la complexité de sa (ou de leur) mise en évidence, par le choix d'un indicateur représentatif de la dégradation et par la détermination d'un seuil d'amplitude jugé critique, sur une plage de fréquences définie [7].

Le diagnostic, outil particulièrement utile dans le cadre de la mise en place d'un concept de maintenance prévisionnelle (appelée aussi maintenance prédictive), permet d'aller plus loin qu'une simple alarme et se caractérise par la détermination de la nature précise du défaut rencontré, de sa gravité et de l'urgence de l'intervention [7].

I.5 Introduction à l'analyse vibratoire

L'analyse vibratoire est un des moyens utilisés pour suivre la santé des machines tournantes en fonctionnement. Cela s'inscrit dans le cadre d'une politique de maintenance prévisionnelle de l'outil de production industrielle.

Les objectifs d'une telle démarche sont de :

- réduire le nombre d'arrêts sur casse ;
- fiabiliser l'outil de production ;
- augmenter son taux de disponibilité ;
- mieux gérer le stock de pièces détachées, etc.

À partir des vibrations régulièrement recueillies sur une machine tournante, l'analyse vibratoire consiste à détecter d'éventuels dysfonctionnements et à suivre leur évolution dans le but de planifier ou reporter une intervention mécanique.

Il existe deux technologies permettant de réaliser une surveillance vibratoire :

- **par mesure directe du déplacement des parties tournantes** (arbres de machines). Réalisées à l'aide de capteurs à courants de Foucault, ces mesures, leur interprétation et leurs applications ne sont pas traitées ici. La technologie mise en œuvre est lourde. Une application courante est la surveillance des machines à paliers hydrauliques (à coin d'huile). Cette surveillance est presque toujours réalisée on line c'est-à-dire en temps réel. Les capteurs mesurent en permanence les déplacements des arbres et autorisent ainsi le déclenchement immédiat d'alarmes en cas de dysfonctionnement ;
- **par mesure de l'accélération subie par les parties fixes de la machine** (carters). Les moyens mis en œuvre sont, dans ce cas, beaucoup plus accessibles aux petites structures. À l'aide d'un accéléromètre relié à un collecteur de données, le technicien recueille les vibrations subies par les carters des machines. Cette technique se prête aussi bien à la surveillance on line qu'à la surveillance périodique effectuée lors de rondes selon un calendrier préétabli.

L'industrie lourde, généralement utilisatrice de turbomachines, a souvent recours à l'ensemble des deux technologies afin de réaliser une surveillance vibratoire performante de son outil de production.

Cependant, si les arbres des machines surveillées sont montés sur roulements (c'est le cas pour la majorité d'entre elles), une surveillance périodique par mesure sur les parties fixes permet une analyse très fine de l'état des machines. Les objectifs énoncés sont donc atteints dès l'instant où l'activité est confiée à du personnel compétent et expérimenté. D'autre part, les coûts de préparation et de mise en œuvre étant très largement inférieurs à ceux de la technologie utilisant les capteurs à courants de Foucault, la surveillance périodique séduit les PMI. Même si ces dernières ne possèdent pas les compétences internes, elles n'hésitent plus à sous-traiter la surveillance vibratoire de leur parc de machines tournantes [8].

I.6 Principe du diagnostic vibratoire [17]

La démarche qu'il convient d'adopter dans un système de diagnostic repose sur plusieurs étapes cruciales qui conviennent d'adopter :

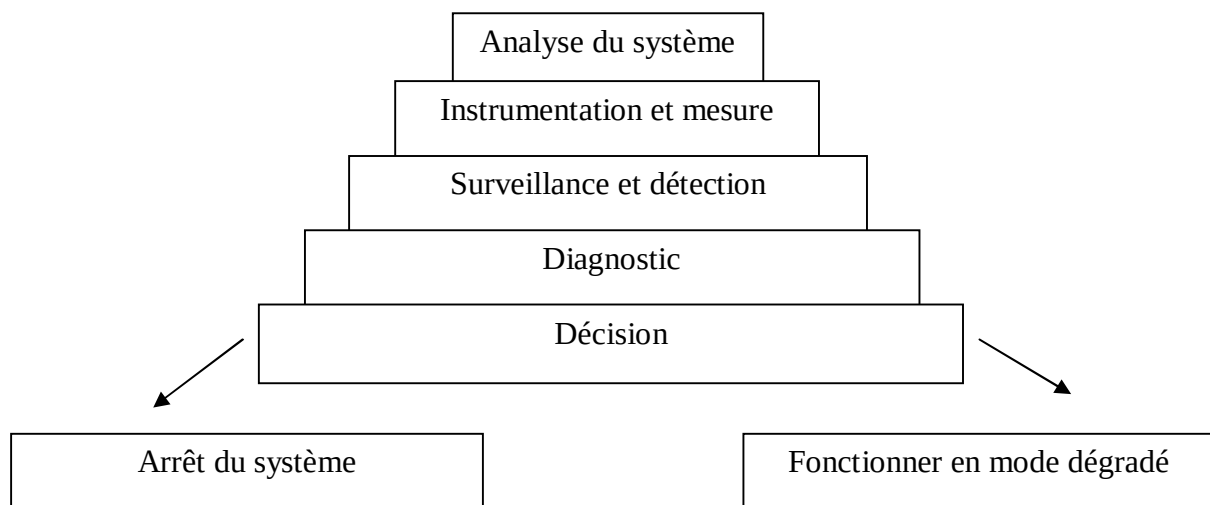


Figure I.2 Démarche adoptée pour le diagnostic [17].

I.6.1 Analyse du système

C'est une étape primordiale. Il s'agit de fixer des objectifs au système que l'on souhaite mettre en place. Pour cela il est nécessaire de rechercher les caractéristiques du système (par exemple, quel est le nombre de dents d'un engrenage à surveiller), des défauts et symptômes des défauts qu'il s'agit d'appréhender, ... C'est cette étape qui conduit aux choix des méthodes à mettre en œuvre et, en particulier les méthodes de traitement des signaux [17].

I.6.2 Instrumentation et mesurage

Il s'agit de déterminer le type et l'emplacement des capteurs et réaliser les mesurages qui peuvent être périodiques, en continu, ou simplement uniques dans le cas d'un contrôle qualité [17].

I.6.3 Surveillance et détection

Après la mise en place des capteurs, l'opération de surveillance permettra de réaliser le suivi des indicateurs extraits des signaux avec les capteurs. Les indicateurs utilisés sont en général « simples » et ne sont utilisés généralement que pour faire de la détection, par exemple, signaler que les indicateurs dépassent un certain seuil, ce qui traduirait un état anormal de la machine. Ces seuils sont en général déterminés par expérience soit par des méthodes de traitement statistique du signal. Beaucoup de méthodes de traitement du signal sont plutôt adaptées à la « détection » [17].

I.6.4 Diagnostic

Il s'agit dans l'opération de diagnostic de déterminer l'élément défaillant du système complexe. Les Anglo-Saxons utilisent souvent la terminologie de « faut isolation ». C'est dans cette étape que le traitement du signal peut contribuer de manière la plus significative. Il s'agit d'extraire du signal, avec la connaissance du système et des symptômes des défauts, le (les) paramètre(s) relatif(s) à ces symptômes. Outre les méthodes de traitement du signal, cette étape peut utiliser des méthodes dites de « décision », par exemple de type reconnaissance des formes [17].

I.6.5 Décision

C'est l'étape qui complète l'étape de diagnostic. Il s'agit dans un contexte industriel de décider des actions à mener, lancer des opérations de maintenance, arrêter les machines, etc. Nous présentons dans la suite les méthodes de traitement qui peuvent être utilisées pour faire de la détection du défaut [17].

I.7 Généralités sur les défauts d'engrenages [9]

Considérons un engrenage figure (I.3) composé d'un pignon E1 possédant z_1 dents tournant à la vitesse f_1 et d'une couronne E2 possédant z_2 dents et tournant à la vitesse f_2 . La fréquence de rotation du pignon sera f_1 , celle de la couronne sera f_2 , et l'engrènement se fera au rythme d'engagement des dents selon une fréquence f_{eng} , appelée fréquence d'engrènement, égale à la fréquence de rotation multipliée par le nombre de dents. Soit :

$$f_{eng} = z_1 \cdot f_1 = z_2 \cdot f_2 \quad (I.1)$$

Avec

f_{eng} : Fréquence d'engrènement.

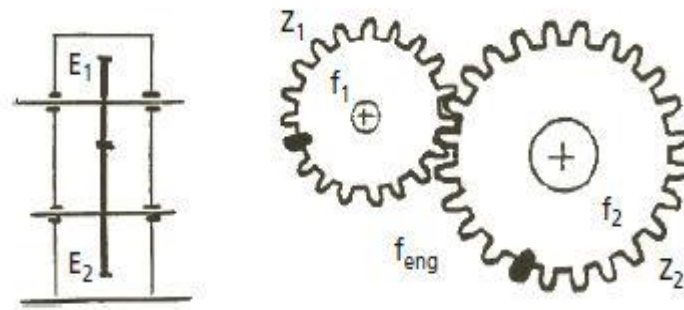


Figure I.3 Fréquence d'engrènement : $f_{eng} = f_1 z_1$ ou $f_2 z_2$ [9].

Si la denture est correcte et si aucun phénomène parasite ne vient perturber l'engrènement, le spectre vibratoire est constitué de raies dont les fréquences correspondent à la fréquence d'engrènement f_{eng} et à ses harmoniques. L'amplitude de la composante fondamentale d'engrènement dépend de la portée et croît avec le couple à transmettre figure (I.4).

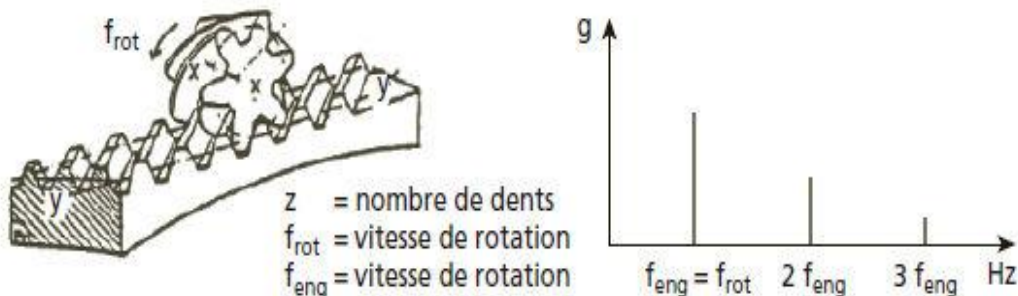


Figure I.4 Typologie vibratoire d'un engrenage sain [9].

I.7.1 Défaits d'engrenages et leurs signatures vibratoires

Il existe plusieurs types d'engrenages :

- les engrenages parallèles, coniques (à renvoi d'angle) ou à roue et vis sans fin ;
- les engrenages à denture droite, à denture en chevrons ou à denture hélicoïdale.

Les efforts générés par l'engrènement sont :

- uniquement radiaux pour les engrenages parallèles, à denture droite ou à chevrons,
- mixtes (radiaux et axiaux) pour les engrenages à denture hélicoïdale, les engrenages coniques et les engrenages à roue et vis sans fin.

Les amplitudes vibratoires générées par l'engrènement d'engrenages à denture hélicoïdale sont généralement plus faibles que celles générées par les autres types de dentures.

I.7.1.a Détérioration d'une dent

Si l'un des deux mobiles présente une dent détériorée, il se produit un choc périodique dont la cadence de répétition correspond à la fréquence de rotation du mobile possédant la denture altérée.

Le spectre correspondant est donc constitué, non seulement des composantes d'engrènement comme précédemment, mais aussi et surtout, d'un peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence de rotation de l'élément altéré figures (I.5), souvent plus facile à mettre en évidence à l'aide d'une analyse cepstrale figures (I.6).

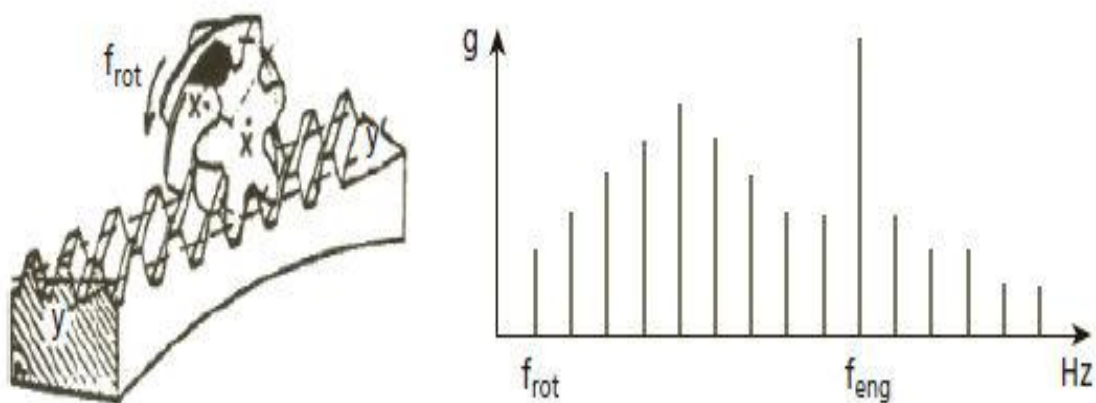


Figure I.5 Typologie vibratoire d'un engrenage présentant une dent détériorée [9].

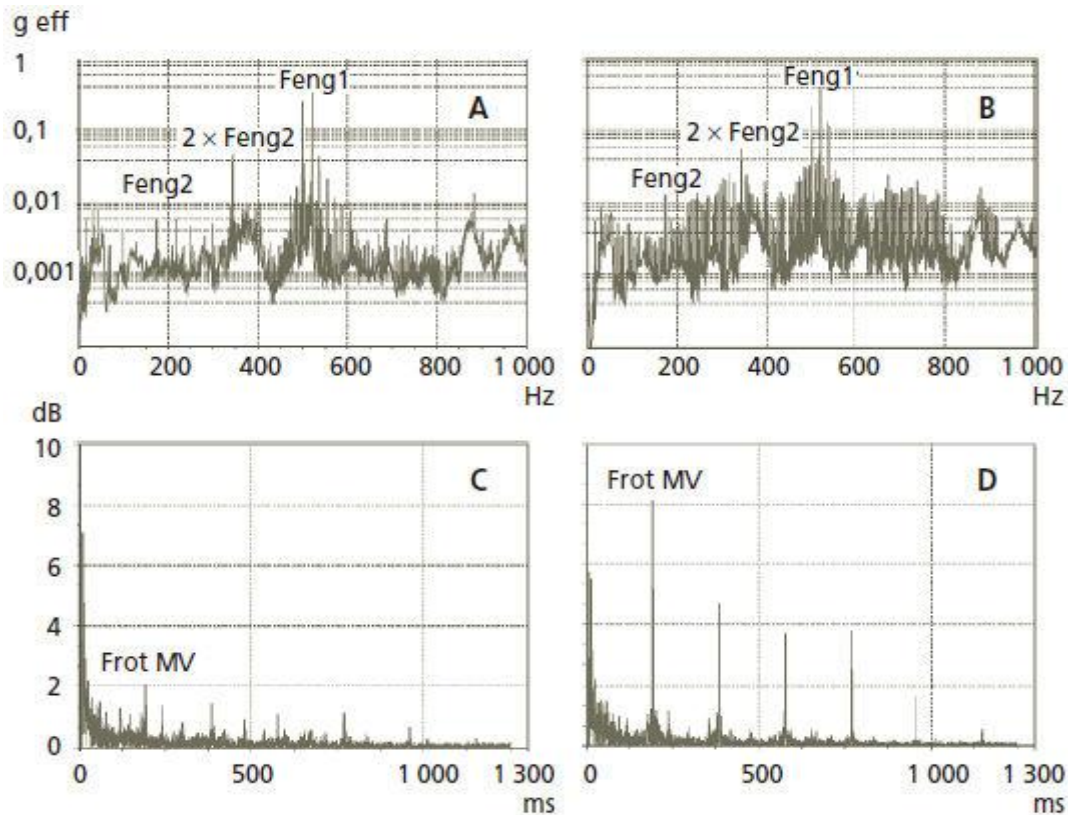


Figure I.6 Altération d'une dent affectant un pignon d'un réducteur de laminoir [9].

Le spectre (figure A), représente la signature vibratoire d'un des deux paliers MV du réducteur avant l'apparition du défaut et la (figure C) le cepstre correspondant. L'écaillage d'une dent du pignon MV se traduit par l'apparition d'un grand nombre de raies dont l'espacement 5,21 Hz correspond à la fréquence de rotation de ce dernier. L'apparition de toutes ces raies, si elle modifie fortement la signature vibratoire de ce palier (figure B), n'affecte que très peu l'amplitude efficace qui passe de 1,91 g à 2,1 g. Par contre, l'amplitude de la composante cepstrale correspondante (figure D) est beaucoup plus représentative de la dégradation puisqu'elle passe de 2,1 dB à 8,1 dB [9].

I.7.1.b Fréquence de coïncidence

Si les nombres de dents z_1 et z_2 sont premiers entre eux [$\text{PGCD}(z_1 ; z_2) = 1$], chaque dent du pignon E1 engrène avec chaque dent de la roue E2 et se retrouve à la même position au bout d'un certain temps T_c appelé « période de coïncidence ». Toutes les rencontres se sont produites dès que le pignon E1 a fait un nombre de tours égal au nombre de dents z_2 de la roue E2, soit au bout de $z_1 z_2$ engrenements. La période et la fréquence de coïncidence sont alors égales à [9] :

$$T_{\text{coïncidence}} = \frac{Z1.Z2}{F_{\text{eng}}}; F_{\text{coïncidence}} = \frac{1}{T_{\text{coïncidence}}} = \frac{F_{\text{eng}}}{Z1.Z2} \quad (\text{I.2})$$

Avec

F_{eng} : Fréquence d'engrènement,

$F_{\text{coïncidence}}$: Fréquence de coïncidence,

$T_{\text{coïncidence}}$: Période de coïncidence.

Si les nombres de dents $z1$ et $z2$ ne sont pas premiers entre eux, chaque dent du pignon n'engrène plus avec chaque dent de la roue. Les dents engrènent entre elles par familles et le nombre de familles de dents engrenant toujours ensemble est égal au plus grand dénominateur commun (PGCD) entre le nombre de dents du pignon et celui de la roue [9].

Considérons un engrenage constitué d'une roue de 25 dents et d'un pignon de 15 dents. Le PGCD est égal à 5. Il existe donc cinq familles de dents qui engrènent toujours ensemble [9].

- **Famille 1** : Les dents n° 1, 6 et 11 du pignon engrèneront toujours avec les dents n° 1, 6, 11, 16 et 21 de la roue.
- **Famille 2** : Les dents 2, 7 et 12 du pignon engrèneront toujours avec les dents n° 2, 7, 12, 17 et 22 de la roue.

Remarque

La valeur de la fréquence de coïncidence est le plus souvent faible devant les fréquences de rotation du pignon et de la roue et souvent très inférieure à 1 Hz. Dans le domaine spectral, l'identification d'un peigne de raies associées à cette fréquence exige une résolution d'analyse Δf très faible et des temps d'acquisition très élevés. De ce fait, le poids énergétique de ce peigne n'est généralement pas pris en compte dans la mesure des indicateurs temporels globaux [9].

I.7.1.c Ensemble de la denture détériorée

Lorsque l'ensemble de la denture est usé ou détérioré, les chocs se produisent à l'engrènement de chaque dent. Le spectre est constitué d'un peigne de raies de faible étendue spectrale (choc « mou ») dont le pas correspond à la fréquence d'engrènement, mais cette fois avec une amplitude beaucoup plus élevée figure (I.7). L'évolution de l'amplitude correspondant à cette fréquence est beaucoup plus significative de la dégradation que la seule présence (normale) de cette fréquence dans le spectre. Le défaut sera beaucoup plus facile à identifier dans le cadre d'une surveillance que dans le cadre d'un diagnostic isolé. Le suivi pondéral des particules métalliques contenues dans le lubrifiant permettra souvent de confirmer le diagnostic.

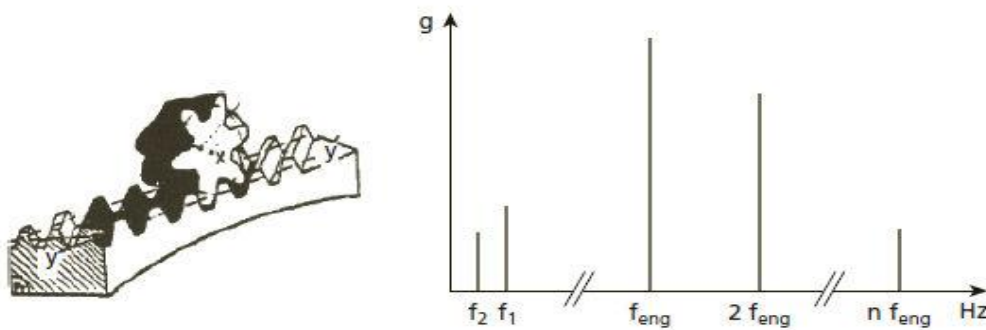


Figure I.7 Spectre typologie d'un défaut d'engrènement dû à l'ensemble de denture détériorée [9].

Remarque

Si les nombres de dents du pignon et de son conjugué ne sont pas premiers entre eux, le nombre de familles de dents engrenant toujours entre elle correspond à la valeur du PGCD de ces deux nombres. En présence d'altération ou d'usure, chaque famille de dents engrenant ensemble présente des formes d'usure différentes les unes des autres. Le pas du peigne de raies F_d figure (I.8) ne correspond plus à la fréquence d'engrènement mais à un sous-harmonique de cette dernière et est donné par la relation [9] :

$$F_d = \frac{F_{eng}}{\text{PGCD}(Z1, Z2)} \quad (\text{I. 3})$$

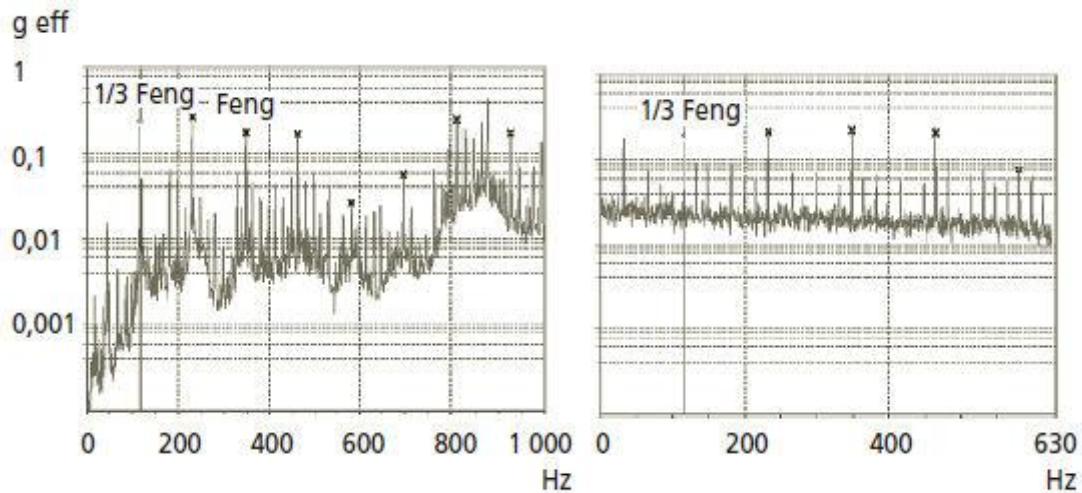


Figure I.8 Spectre vibratoire d'un palier d'un réducteur [9].

La figure (I.8) montre le spectre d'un train GV/MV, il est constitué d'un pignon de 21 dents et d'une roue de 114 dents. Le PGCD des nombres de dents est égal à 3 et la fréquence d'engrènement de ce train est de 348,3 Hz. Le spectre A révèle la présence d'un peigne de raies dont le pas 116,1 Hz correspond à l'ordre 1/3 de la fréquence d'engrènement.

L'amplitude efficace de ce peigne est de 619 mg (4,25 mm/s). La figure 5.40 b, qui représente le spectre du signal démodulé en amplitude dans une zone de concentration d'énergie située autour de 5 000 Hz, montre que les modes dont les fréquences se situent dans cette bande fréquentielle sont également excités par des chocs dont la fréquence de répétition correspond à l'ordre 1/3 de la fréquence d'engrènement [9].

I.8 Conclusion

La maintenance industrielle demeure une discipline très importante dans les installations industrielles en tout genre, elles se subdivisent en plusieurs branches parelles qui tendent vers un objectif commun qui est de maintenir un bien ou une machine dans une dynamique de travail continu sans interruption. Ce chapitre est consacré dans un premier temps à la surveillance vibratoire ainsi que pour expliquer les différentes étapes suivis pour diagnostiquer un défaut. Et pour introduire le défaut d'engrenage d'une manière générale qui demeure l'objectif principal de ce travail

II.1 Introduction

Le traitement du signal est la discipline technique qui, s'appuyant sur les ressources de l'électronique, de l'informatique et de la physique appliquée, a pour objet l'élaboration ou l'interprétation des signaux.

Son champ d'application se situe donc dans tous les domaines concernés par la perception, la transmission ou l'exploitation des informations véhiculées par ces signaux.

II.2 Définitions

II.2.1 Signal

Un signal est la représentation physique de l'information qu'il transporte de sa source à son destinataire. Il sert de vecteur à une information. Il constitue la manifestation physique d'une grandeur mesurable (courant, tension, force, température, pression, etc.).

Les signaux sont des grandeurs électriques variant en fonction du temps $x(t)$ obtenues à l'aide de capteurs.

Mais le traitement du signal s'applique à tous les signaux physiques (onde acoustique, signal optique, signal magnétique, signal radioélectrique, etc.). Le traitement d'images peut être considéré comme une extension du traitement du signal aux signaux bidimensionnels (images).

II.2.2 Caractère déterministe et aléatoire d'un signal

On dit qu'un signal est, de façon simplifié, une fonction du temps correspondant à une grandeur physique mesurable. Il convient de préciser la nature de cette fonction, car la grandeur physique mesurée peut être décrite par des lois qui sont plus ou moins maîtrisables ; dans ce cas particulièrement le signal est qualifié de déterministe.

Dans le cas contraire, la grandeur physique mesurée ne peut plus être décrite par des lois simples. Cela peut provenir de raisons diverses : le phénomène physique observé est décrit par un trop grand nombre d'équations, ou bien les équations à résoudre nécessitent la connaissance d'un grand nombre de données, ou encore les lois qui régissent le phénomène

observé sont mal connue, donc elle a un caractère aléatoire (imprévisible) ; autrement dit, elle ne peut être connue que de façon statistique.

II.2.3 Caractère utile et perturbateur d'un signal

Il ya un exemple dans qui revient à chaque fois dans les anales, et qui illustre parfaitement cette particularité et qui n'est autre que les télécommunications, ce dernier a mis en évidence l'existence de signaux utiles, ou de signaux désirés (ceux qui apportent une information, intensionnelle ou non, mais utile à un destinataire) et de signaux perturbateurs (non désirés) qui dégradent l'information utile (ces signaux perturbateurs sont désignés sous l'appellation de bruit).

Le terme de bruit recouvre en réalité deux notion ; Lorsqu'il désigne un signal ne porte pas d'informations intentionnelles, il est aléatoire par nature (bruit thermique, bruit blanc, ...).

Lorsqu'il désigne un signal perturbateur d'un signal désiré, il peut être de nature quelconque, aléatoire ou non et c'est cette deuxième notion qui en toute rigueur correspond au signal non désire. Un bruit peut aussi désigner ces deux notions à la fois. La notion du signal utile et de bruit sont d'ailleurs relative, puisque elle dépend de l'application visée et plus précisément de ce qui représente un intérêt pour l'utilisateur du signal, ainsi, un signal électromagnétique d'origine galactique constitue un bruit en télécommunications d'une part, et d'autre part il constitue un signal utile pour la radioastronomie.

Ainsi un signal utile pourra être déterministe ou aléatoire et un bruit serra généralement aléatoire, bien que ce ne soit pas toujours le cas, d'après la définition donnée plus haut.

II.2.4 Représentation temporelle et fréquentielle d'un signal

Deux points de vue sont adoptés en théorie du signal :

- Le point de vue temporel qui vient naturellement à l'esprit ;
- Le point de vue fréquentiel, ou spectral, qui consiste à caractériser le signal par les fréquences qu'il contient.

La notion de fréquence à un sens physique (nombre de vibrations par unité de temps dans un phénomène périodique), et est familière (exemple : bande audible de 0 à 20 KHz, on

parle du spectre visible en optique, etc...). Etudier un signal dans le domaine des fréquences, c'est étudier les périodicités qu'il contient. Une sinusoïde de période T_0 et d'amplitude a est entièrement définie par une composante fréquentielle (on dira une raie spectrale) d'amplitude a et de fréquence $f_0 = \frac{1}{T_0}$.

Etudier un signal dans le domaine des fréquences revient à le projeter sur une base de fonction sinusoïdales, il s'agit de deux représentations équivalentes d'un même mathématique d'étude ; la représentation fréquentielle d'un signal est la série de Fourier pour les signaux périodiques, qui se généralise à la transformée de Fourier pour les signaux non-périodiques.

Compte tenu de ces deux points de vue, on peut attribuer à un signal :

- Une durée T (les signaux représentés dans la réalité physique sont tous de durée finie, les signaux de durée infinie sont une abstraction mathématique) ;
- Une largeur de bande (ou de spectre) B (domaine des fréquences compte tenu dans le signal).

II.2.5 Objectif du traitement du signal

Le traitement du signal a deux objectifs principaux :

- La manipulation des signaux, c'est-à-dire l'étude de leurs transformations et des moyennes qui permettent de les transformer ;
- La séparation des signaux utiles et des bruits, qui comprend les techniques de détection, d'estimation, de classification.

II.3 Classification des signaux

Vu la diversité des signaux, il est judicieux de regrouper ceux qui ont les mêmes caractéristiques dans la même classe, les signaux sont alors classés selon :

- La représentation temporelle ;
- La représentation spectrale ;
- Energie et puissance ;
- Caractéristique morphologique.

II.3.1 Classification temporelle (phénoménologique)

On considère la nature de l'évolution du signal en fonction du temps. Il apparaît deux types de signaux : aléatoires ou déterministes.

II.3.1.1 Les signaux déterministes

Ou signaux certains, leur évolution en fonction du temps peut être parfaitement modélisé par une fonction mathématique. Pour ce type de signaux, on connaît les conditions initiales et les lois physiques correspondantes.

Et on peut distinguer dans cette catégorie :

II.3.1.1.a Signaux périodique harmonique

Ils sont sous la forme :

Avec

A : Amplitude maximale du signal.

ω : pulsation.

t : temps.

ϕ : Déphasage par rapport à l'origine du temps.

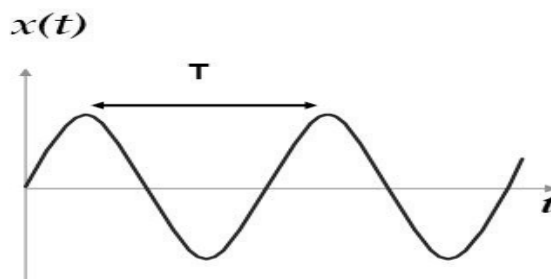


Figure II.1 Signal périodique harmonique

II.3.1.1.b Signaux périodique non harmonique

Un signal connu à l' instant t et qui se retrouve rigoureusement identique à l'instant $t \pm nT$; (n étant un nombre entier) est tel que :

$$x(t) = x(t \pm nT) \quad (\text{II. 3})$$

Si ce signal est une somme de signaux harmoniques de différentes amplitudes maximales (constantes), mais dont les pulsations sont multiples d'une pulsation dite fondamentale, le signal est, par définition, périodique non harmonique figure (II.2).

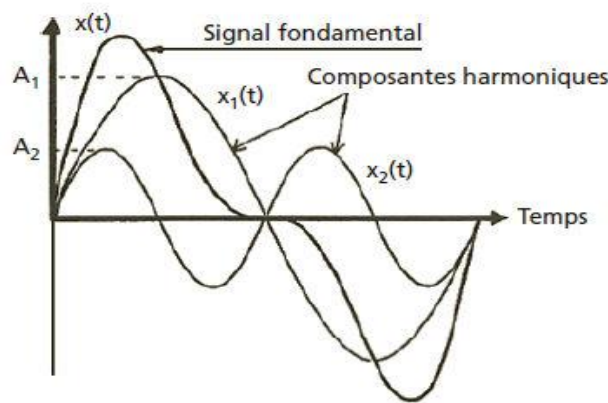


Figure II.2 Signaux périodiques non harmonique.

II.3.1.2 Signaux non périodique

Ce sont les signaux qui vérifient l'équation :

$$x(t) \neq x(t \pm nT) \quad (\text{II. 4})$$

II.3.1.2.a Signaux quasi périodiques

C'est le cas de signaux non périodiques, mais qui peuvent être considéré comme la somme de signaux harmoniques dont les fréquences ne sont pas multiples d'une fréquence fondamentale.

$$x(t) = A_1 \sin\left(\frac{2\pi}{T_1}t\right) + A_2 \sin\left(\frac{2\pi}{T_2}t\right) + A_3 \sin\left(\frac{2\pi}{T_3}t\right) + \quad (\text{II. 5})$$

II.3.1.2.b Signaux transitoires

Ce sont des signaux dont l'existence est limitée dans le temps. Ils sont produits pendant un intervalle de temps limité figure (II.3) :

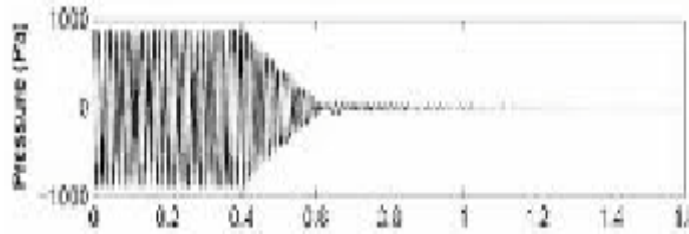


Figure II.3 Signal transitoire

II.3.1.3 Signaux aléatoires

Les signaux dont l'évolution temporelle est imprévisible et dont on ne peut pas prédire la valeur à un temps donné t , figure (II.4) :

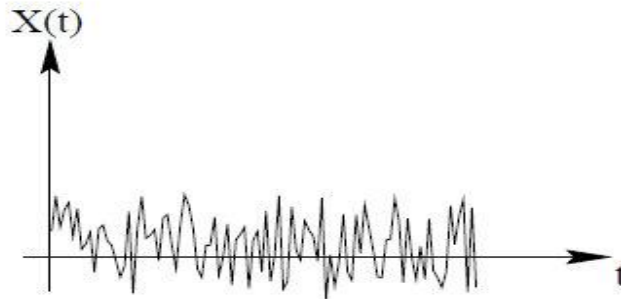


Figure II.4 Signal aléatoire.

Un signal aléatoire est qualifié de stationnaire si ses caractéristiques statistiques ne varient pas au cours du temps figure (II.5.a), il est dit non-stationnaire dans le cas contraire figure (II.5.b) :

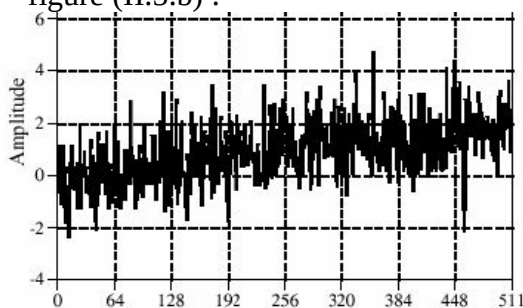


Figure II.5.a Signal stationnaire

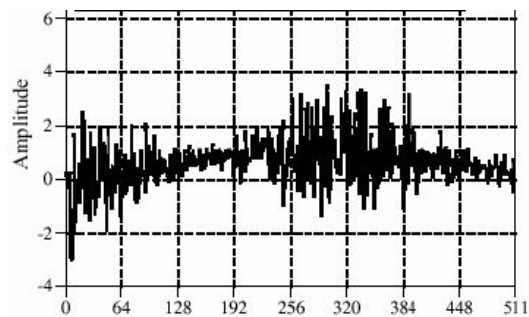


Figure II.5.b Signal non stationnaire

II.3.2 Représentation spectrale

Un signal peut être classé suivant la distribution de son énergie ou de sa puissance en fonction de la fréquence (spectre du signal) ; autrement dit, selon la bande de fréquence qu'il occupe figure (II.6).

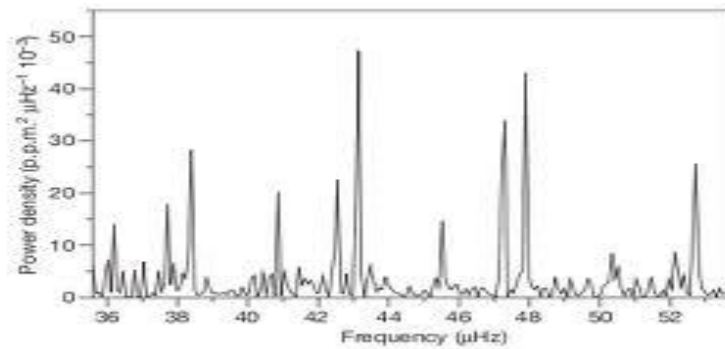


Figure II.6 Représentation fréquentielle du signal

II.3.3 Classification énergétique

On considère l'énergie des signaux. On distingue :

II.3.3.1 Signaux à énergie finie :

Ce sont ceux qui possèdent une puissance moyenne nulle et une énergie finie.

II.3.3.2 Signaux à puissance moyenne finie

Ce sont ceux qui possèdent une énergie infinie et sont donc physiquement irréalisable.

Rappels :

Energie d'un signal :
$$W_s = \int_{-\infty}^{\infty} |s(t)|^2 dt \quad (II.6)$$

Puissance d'un signal :
$$P_X = \lim_{T \rightarrow +\infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} |s(t)|^2 dt \quad (II.7)$$

II.3.4 Classification morphologique

On distingue les signaux à variable continue des signaux à variable discrète ainsi que ceux dont l'amplitude est discrète ou continue.

Une première classification de ces signaux repose sur les représentations du temps et de l'amplitude ; temps et amplitude peuvent varier de manière continue ou décrire des ensembles dénombrables de points. Nous pouvons ainsi distinguer 4 types de signaux Figure (II.7) :

1. **Signaux analogiques** : temps et amplitude continus.
2. **Signaux quantifiés** : temps continu et amplitude discret.
3. **Signaux échantillonnés** : temps discret et amplitude continue.
4. **Signaux numériques** : temps discret et amplitude discret.

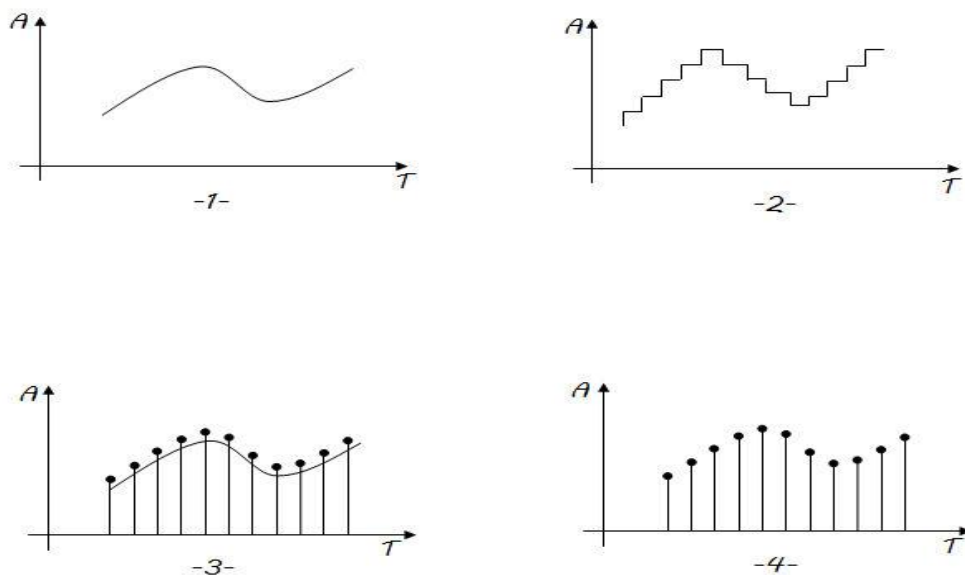


Figure II.7 Classification morphologique

II.4 Impulsion de DIRAC

L'impulsion de DIRAC figure (II.13) noté $\delta(t)$, n'est pas une fonction mais plutôt une distribution ; elle est définie par :

$$\delta(t) = 0 \quad \forall t \neq 0 \quad (\text{II. 8})$$

Et

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t) \, dt = 1 \quad (\text{II. 9})$$

Remarque

- L'impulsion de DIRAC peut être modélisée comme la limite d'une impulsion dont la largeur tendant vers 0 et d'aire égale à 1.
- On peut dire aussi que L'impulsion de DIRAC correspond à une fonction porte dont la largeur T tendrait vers 0 et dont l'aire est égale à 1.
- On peut encore considérer $\delta(t)$ comme la dérivée de la fonction échelon tel que :

$$\delta(t) = \frac{d}{dt} [u(t)] \quad (\text{II. 10})$$

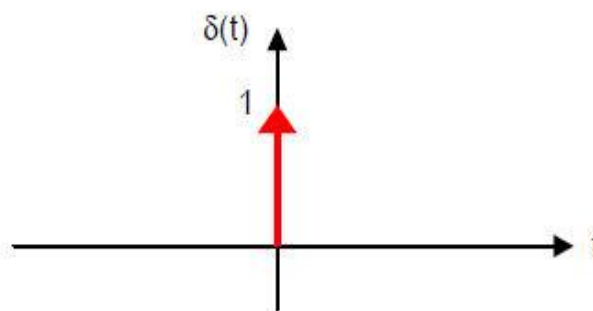


Figure II.8 Impulsion de Dirac

II.4.1 Quelques propriétés de l'impulsion de DIRAC**II.4.1.a Intégrale**

$$\bullet \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t) dt = 1 \quad (\text{II. 11})$$

$$\bullet \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \cdot \delta(t) dt = s(0) \quad (\text{II. 12})$$

$$\bullet \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \cdot \delta(t - t_0) dt = s(t_0) \quad (\text{II. 13})$$

II.4.1.b Produit

$$\bullet s(t) \cdot \delta(t) = s(0) \cdot \delta(t) = s(0) \quad (\text{II. 14})$$

$$\bullet s(t) \cdot \delta(t - t_0) = s(t_0) \cdot \delta(t - t_0) = s(t_0) \quad (\text{II. 15})$$

II.4.1.c Produit de convolution et identité

$$\bullet s(t) * \delta(t) = s(t) \quad (\text{II. 16})$$

II.4.1.d Translation

- $s(t) * \delta(t - t_0) = s(t - t_0)$ (II. 17)

- $s(t - t_1) * \delta(t - t_0) = s(t - t_1 - t_0)$ (II. 18)

II.4.2 Peigne de DIRAC

On appelle peigne de Dirac figure (II.9) une succession périodique d'impulsions de Dirac.

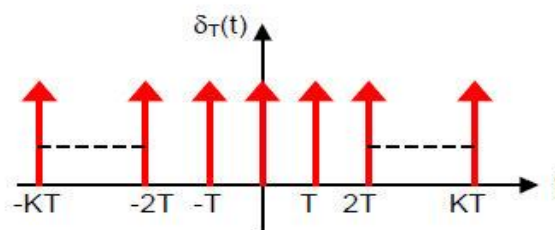


Figure II.9 Peigne de Dirac

Avec

$$\delta_T(t) = \sum_{K=-\infty}^{+\infty} \delta(t - KT) \quad (\text{II. 19})$$

T : période du peigne.

Remarque

Ce type de signal est principalement utilisé en échantillonnage ; et c'est pour ça qu'on a tendance à lui attribuer l'appellation de fonction d'échantillonnage.

II.4.3 Fonction sinus cardinal

On appelle sinus cardinal figure (II.10) la fonction définie par :

$$\text{sinc}(t) = \frac{\sin \pi t}{\pi t} \quad (\text{II. 20})$$

Ou de manière générale :

$$\text{sinc}(x) = \frac{\sin x}{x} \quad (\text{II.21})$$

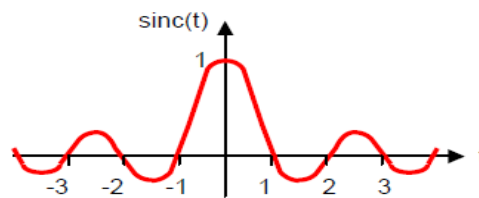


Figure II.10 Fonction sinus cardinal

Propriété

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \text{sinc}(t) dt = 1 \quad (\text{II.22})$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \text{sinc}^2(t) dt = 1 \quad (\text{II.23})$$

II.5 Analyse en série de fourrier des signaux périodiques

II.5.1 Définition d'une série

En mathématiques, la série constitue une généralisation de la notion de somme, pour une succession infinie de termes. L'étude des séries consiste à effectuer la somme d'un nombre fini n de termes successifs, puis à observer le comportement lorsque n devient indéfiniment grand, par un calcul de limite. Un certain nombre de méthodes permettent de déterminer la nature (convergence ou non) des séries sans réaliser explicitement ces deux calculs.

II.5.2 Définition de la décomposition en série de Fourier

Nous allons montrer que sous certaines conditions, on peut considérer ces signaux comme la superposition de fonctions périodiques simples que sont les fonctions sinus et cosinus.

Le signal apparaît alors comme la somme d'une série trigonométrique appelée série de Fourier.

II.5.3 Rappel des conditions de DIRICHLET

Pour être développable en série de Fourier, une fonction $f(t)$ doit être :

- Périodique, de période T de pulsation $\omega = \frac{2\pi}{T}$, telle que $f(t + T) = f(t)$ pour tout t ;
- Être définie dans un intervalle $\left] -\frac{T}{2}, \frac{T}{2} \right[$.

Vérifier les conditions dites de Dirichlet qui sont les suivantes :

II.5.4 Théorème de Fourier

Toute fonction (signal) réel, périodique de période $T = \frac{2\pi}{\omega}$, monotone est bornée sur le segment $[0, T]$ est développable sous la forme d'une série de fonctions sinusoïdales (séries trigonométrique) qui sont définies comme suit :

$$s(t) = a_0 + \sum [a_n \cos n\omega t + b_n \sin n\omega t] \quad (II.24)$$

$$\text{Avec : } \omega = \frac{2\pi}{T} = 2\pi f \quad (II.25)$$

$$a_0 = \frac{1}{T} \int_0^T s(t) dt \quad (II.26)$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_0^T s(t) \cos(n\omega t) dt \quad (II.27)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_0^T s(t) \sin(n\omega t) dt \quad (II.28)$$

Remarque

Une fonction périodique de fréquence f , est la somme d'un terme constant et d'une fonctions sinusoïdales dont les fréquences sont des multiple entiers de f . Le terme constant est la valeur moyenne de la fonction.

L'harmonique de rang 1, dont la fréquence est toujours celle de la fonction dont on recherche le spectre, est appelée fondamental de la fonction, et les sinusoïdes de fréquence nf , sont appelées harmoniques de rang n .

II.6 Transformée de Fourier

C'est une généralisation de la décomposition de série de Fourier à tous les signaux déterministes. Elle permet d'obtenir une représentation en fréquence (représentation spectrale)

de ces signaux. Elle exprime la répartition fréquentielle de l'amplitude, de la phase et de l'énergie (ou puissance) des signaux considérés.

II.6.1 Définition

Soit $s(t)$ un signal déterministe. Sa transformée de Fourier est une fonction, généralement complexe, de la variable f est définie par :

$$S(F) = TF[S(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (II.29)$$

Si cette dernière existe alors la transforme inverse est donné par :

$$S(F) = TF^{-1}[S(f)] = \int_{-\infty}^{+\infty} S(f) \cdot e^{j2\pi ft} dt \quad (II.30)$$

II.6.2 Propriété

	S(t)	S(f)
Linéarité	$\alpha \cdot s(t) + \beta \cdot r(t)$	$\alpha \cdot S(f) + \beta \cdot R(f)$
Translation	$s(t - t_0)$	$e^{-j2\pi f t_0} \cdot S(f)$
	$e^{j2\pi f_0 t} \cdot s(t)$	$S(f - f_0)$
Conjugaison	$s^*(t)$	$S^*(-f)$
Dérivation	$\frac{d^n s(t)}{dt^n}$	$(j2\pi f)^n \cdot S(f)$
Dilatation	$s(\alpha t)$ avec : $\alpha \neq 0$	$\frac{1}{ \alpha } S\left(\frac{f}{\alpha}\right)$

Convolution	$s(t) * r(t)$	$S(f).R(f)$
	$s(t) . r(t)$	$S(f) * R(f)$
Dualité	$s(t)$	$S(-f)$

Tableau II.1 Propriétés de la transformé de Fourier

II.6.3 Transformée de Fourier de DIRAC

Fonction	Transformée de Fourier (TF)
$s(t)$	$S(f)$
$\delta(t)$	1
$\delta(t - \tau)$	$e^{-2j\pi f\tau}$
$e^{-2j\pi f_0 t}$	$\delta(f + f_0)$

Tableau II.2 Propriétés de la transformé de Fourier de DIRAC

II.6.4 Egalité de PERSEVAL

Pour un signal d'énergie finie, l'énergie du signal est identique dans les domaines temporel et fréquentiel tel que :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |S(f)|^2 df \quad (II.31)$$

II.7 Convolution

II.7.1 Introduction

L'opération la plus importante en traitement du signal est le produit de CONVOLUTION, c'est grâce à cette opération que l'on détermine la réponse d'un système linéaire et une excitation donnée.

Si cette excitation (signal d'entrée) est une impulsion de DIRAC par exemple, alors le signal que nous allons avoir à la sortie ne sera jamais un signal de durée non nul. C'est la réponse impulsionnelle du système noté $h(t)$. Figure (II.11)

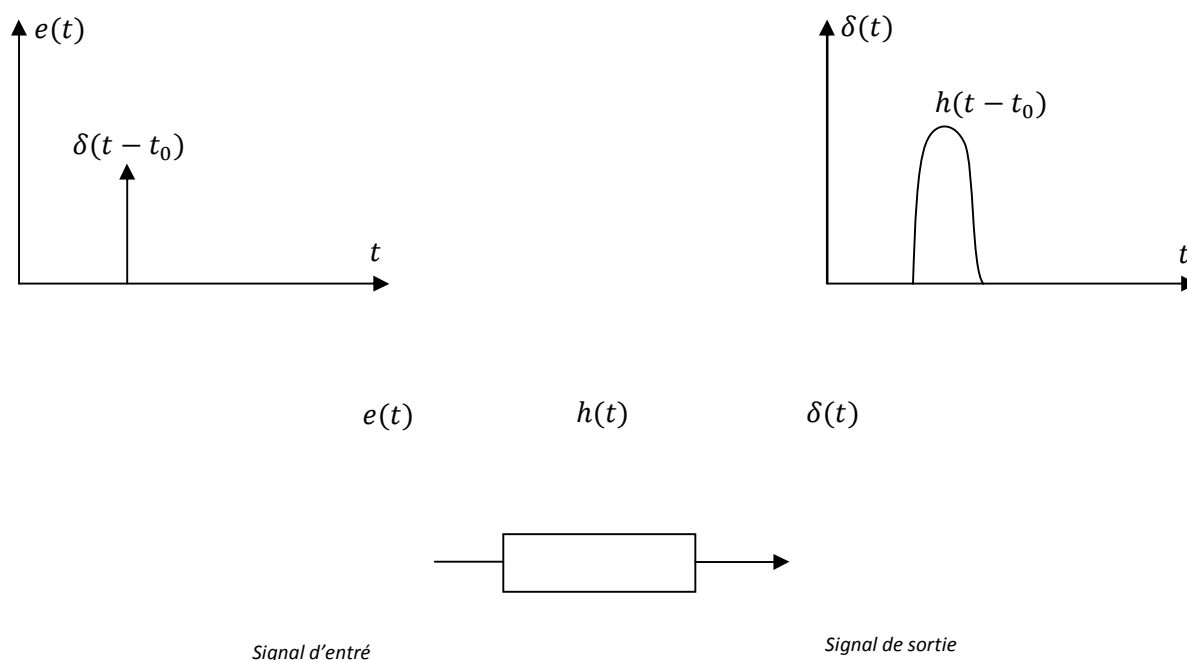


Figure II.11 Exemple de schématisation d'un produit de convolution

Le fait que le système traduit un signal infiniment bref par un signal de durée non nulle va évidemment déformer un signal quelconque qui est injecté à son entrée.

Donc, connaissant la réponse impulsionnelle $h(t)$, d'un système linéaire et un signal d'entrée $e(t)$; le signal de sortie est donnée par :

$$s(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e(\tau) \cdot h(t - \tau) d\tau = e(t) * h(t) \quad (II.32)$$

Qu'on appelle équation de la convolution.

II.7.2 Propriétés

Commutativité	$x * y = y * x$
Associativité	$x * (y * z) = (x * y) * z$
Distribution	$[\alpha x(t) + \beta y(t)] * z(t) = \alpha[x(t) * z(t)] + \beta[y(t) * z(t)]$
Invariance au décalage	$x(t - t_0) * y(t) = x(t) * y(t - t_0)$
Identité	$x(t) * \delta(t) = x(t)$
Dérivé	$(x * \delta)' = x * \delta' = x' * \delta = x'$
Transforme de Fourier	$TF[a(t) * b(t)] = A(f).B(f)$

Tableau II.3 Propriétés de la convolution

II.8 Signaux et système discret

II.8.1 Transformée de Fourier discrète

Un signal analogique non défini par une fonction mathématique simple, doit être échantillonné en des points discrets pour être traité.

Et son spectre peut être calculé, non par l'intégrale de Fourier mais par la transformée de Fourier discrète (**TFD**), qui est calculée à partir d'un nombre d'échantillons finis. Et afin de la définir correctement, commençons d'abord par voir la manière dont elle découle réellement, et pour cela nous allons développer l'expression de la transformée de Fourier (sens analogique) d'un signal à temps discret (**TFTD**) car cette dernière se déduit de la transformée de Fourier à temps continu et par la suite voir l'étendue des choses :

II.8.2 Etablissement de l'expression de la TFD

Soit un signal à temps continu $s(t)$ tel que :

$$s(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-2\pi jft} dt \quad (II.33)$$

On remplace dans (II.33) t par nT_e avec (nT_e période d'échantillonnage), ainsi que l'intégrale par une sommation, alors l'expression devient :

$$s(f) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} s(nT_e) e^{-2\pi jfnT_e} \quad (II.34)$$

Dans le cas d'un système physique, l'acquisition et le calcul ne peuvent se faire avec un nombre infini d'échantillon. D'autre part, pour le calculateur, la variable f devient également une variable discrète kF_0 , et dans ce cas le calcul ne peut donner qu'un nombre finis de valeurs d'où :

$$s(kF_0) = \sum_{n=0}^{N-1} s(nT_e) e^{-2\pi jkF_0nT_e} \quad (II.35)$$

Aussi, pour des raisons pratique le nombre d'échantillons temporels N , et le nombre d'échantillons calculés sur la transformée de Fourier sont identique (N et k varie de 0 à $N - 1$).

D'autre part, si l'échantillonnage de $s(t)$ se fait avec une période de T_e , l'échantillonnage (dû au pas de calcul) de $s(f)$ se fait avec une période $\frac{f_e}{N}$ d'où :

$$Nf_0 = f_e = \frac{1}{T_e} \quad (II.36)$$

Et enfin, on arrive à la notion de la transformée de Fourier discrète (TFD) définie par :

$$S(K) = \sum_{n=0}^{N-1} s(nT_e) e^{-2\pi jn\frac{K}{N}} \quad (II.37)$$

La transformée inverse s'écrit :

$$s(n) = \frac{1}{N} \sum_{K=0}^{N-1} S(K) e^{+2\pi j n \frac{K}{N}} \quad (II.38)$$

Avec

T_e : Pas d'échantillonnage du signal temporel.

n : Numéro de l'échantillon.

K : Numéro de la ligne spectrale.

N : Nombre d'échantillons.

L'expression (II.39), correspond au spectre du signal $s(t)$ échantillonné, soit $s(nT_e)$. Si c'est réellement le signal $s(t)$ qui nous intéresse et non $s(nT_e)$, il est alors préférable d'utiliser l'expression suivante :

$$S(K) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} s(nT_e) e^{-2\pi j n \frac{K}{N}} \quad (II.39)$$

Remarque

Le spectre $X(k)$ est symétrique par rapport à $\frac{N}{2}$, Il suffit donc de calculer uniquement les valeurs des composantes aux fréquences positives pour k variant de 0 à $\frac{N}{2}$.

- Si le signal échantillonné est représenté par N échantillons, son spectre utile est représenté seulement par $\frac{N}{2}$ lignes spectrales ;
- Si N est une puissance de 2, l'algorithme FFT (Fast Fourier transform), réduit considérablement le temps de calcul.

II.8.3 Processus de calcul de la TFD

Le calcul de la TFD, nécessite d'effectuer sur le signal à analyser les opérations suivantes :

II.8.3.a Échantillonnage du signal

Autrement dit, nous observerons le signal temporel uniquement à des instants définis (nT_e).

II.8.3.b Limitation temporel

Multiplication du signal par une fonction fenêtre de largeur Δt , pour calculer le spectre sur un nombre fini d'échantillons N .

II.9 Périodisation du signal

Périodiser le signal temporel en le convoluant par un peigne de DIRAC. Pour un échantillonnage idéal de son spectre figure (II.12). Ces trois opérations (échantillonnage, Limitation temporelle et périodisation) vont modifier le spectre du signal réel. Il est donc important de connaître les conséquences ainsi que les techniques utilisées pour limiter leurs effets.

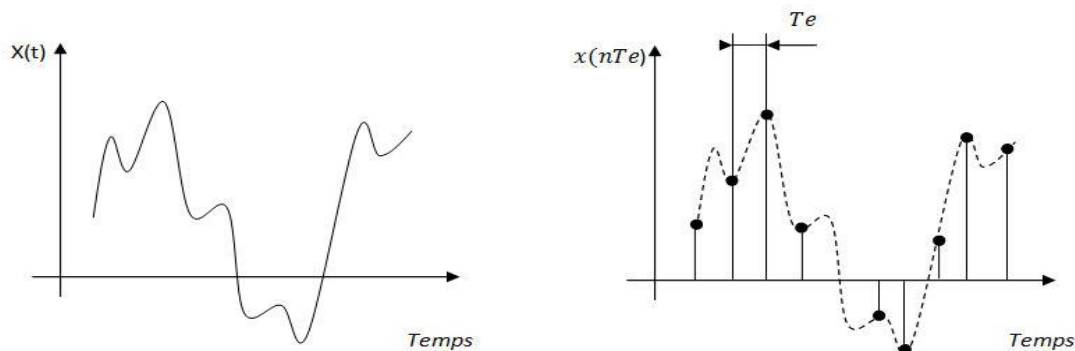


Figure II.12 Périodisation du signal

II.9.1 Définition de l'échantillonnage

Le traitement numérique de l'information apporte de nombreux avantages techniques ainsi qu'une flexibilité accrue dans beaucoup de domaines. Le traitement du signal par transformée de Fourier pose cependant un certain nombre de problèmes. En effet, un ordinateur ne peut traiter que des signaux numériques, ceux-ci sont obtenus après un échantillonnage et une quantification.

L'échantillonnage consiste à prélever à des instants précis, le plus souvent équidistants, les valeurs instantanées d'un signal. Le signal analogique $s(t)$, continu dans le temps, est alors représenté par un ensemble de valeurs discrètes (Figure II.13) :

Avec

N : entier

T_e : Période d'échantillonnage.

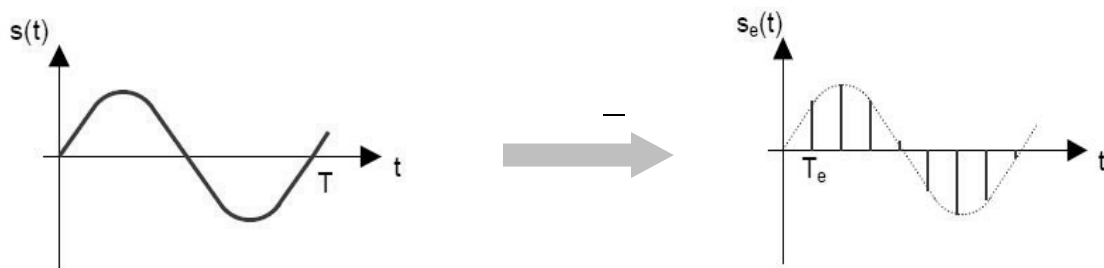


Figure II.13 signal échantillonné.

II.9.2 Échantillonnage idéal

L'échantillonnage idéal est modélisé par la multiplication du signal continu $s(t)$ et d'un peigne de Dirac de période T_e , tel que :

Le spectre du signal échantillonné est donc le suivant :

—

Ou bien :

—

On obtient donc un spectre infini qui provient de la périodisation du spectre du signal d'origine autour des multiples de la fréquence d'échantillonnage figure (II.14).

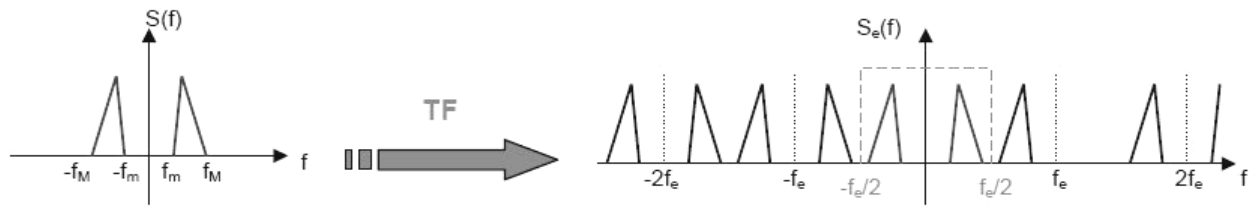


Figure II.14 Spectre échantillonné.

Remarque

- On voit sur le spectre du signal échantillonné qu'il est possible de restituer le signal original par un simple filtrage passe-bas.
- Si $f_M > f_e/2$, la fréquence maximale du spectre du signal à échantillonner, est supérieure à $f_e/2$, la restitution du signal original sera impossible car il va apparaître un recouvrement spectrale lors de l'échantillonnage. On dit qu'on est en sous-échantillonnage figure (II.15).

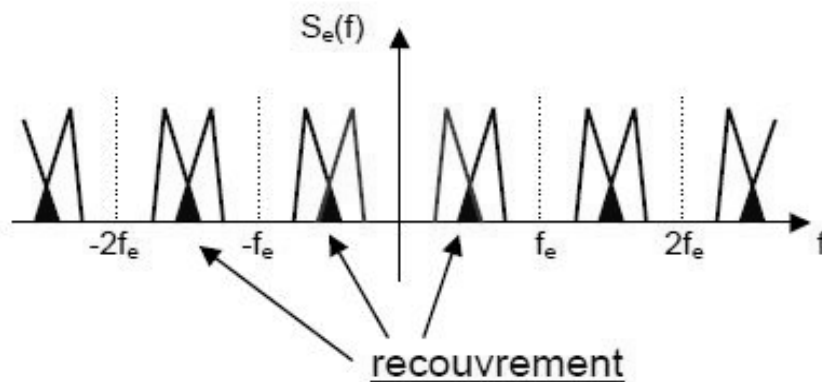


Figure II.15 Recouvrement spectrale

Le théorème de **SHANNON** montre que la reconstitution correcte d'un signal nécessite que la fréquence d'échantillonnage soit au moins deux fois plus grande que la plus grande des fréquences du spectre du signal, tel que :

f_e : Fréquence d'échantillonnage.

f_M : fréquence maximale contenu dans le signal.

Et comme l'étendue spectrale du signal f_M est souvent inconnue, le signal est généralement filtré avec un filtre anti repliement, de fréquence de coupure inférieure à $\frac{f_e}{2}$.

Pour le choix de la fréquence maximale d'analyse f_M , l'utilisateur doit être guidé par les fréquences cinématique de la machine à diagnostiquer et les images vibratoires des principaux défauts susceptible de l'affecter, en d'autre terme l'analyse du spectre impose la fréquence d'échantillonnage en conséquence ; cette dernière est souvent égale à :

$$f_e = 2.56 f_M \quad (II.45)$$

Remarque

Lorsqu'il y a recouvrement spectrale, nous avons vu qu'il était impossible de reconstruire correctement le signal. Pourtant dans la plupart des situations, le spectre du signal à échantillonner s'étale sur tout le domaine des fréquences (tout en diminuant du côté des hautes fréquences), mais il n'existe pas une fréquence (f_M) au-delà de laquelle l'énergie est nulle.

Il y a donc un problème pour choisir la fréquence d'échantillonnage. On se fixe donc en pratique une (f_M) à partir de laquelle on estime la représentation de notre signal satisfaisante pour les applications que l'on veut en faire. Puis on effectue un filtrage passe-bas à (f_M) avant l'échantillonnage afin de remédier aux repliements de spectre. On appelle ce filtre un filtre anti-repliement.

II.10 Effet de fenêtre (pondération)

Avec un ordinateur, il est impossible de calculer la transformée de Fourier d'un signal discret, et pour cause l'étendue et la richesse de ces informations. En effet il faudrait un temps et une mémoire infinie. Pour ces raisons, on est toujours amené à travailler avec un nombre fini de points N , donc Cela revient à dire que les signaux exploités numériquement sont toujours une troncation de signaux réels.

Pour définir un signal d'une durée finie $\Delta T = \frac{N}{f_e}$, à partir de N échantillons consécutifs, revient à multiplier le signal échantillonné par une fonction fenêtre $y(t)$ (fenêtre rectangle ; de HANNING) dont la valeur est nulle en dehors de l'intervalle de largeur ΔT .

Le nombre d'échantillons est toujours une puissance de 2, et pour ce ; on prend 1024 échantillons ou par fois 2048 .

La multiplication de la fenêtre temporelle de largeur se traduit par une convolution de la transformé de Fourier de ce dernier par la transformée de Fourier de la fenêtre, donc cela entraîne une modification du signal de base, la figure suivante figure (II.16) nous donne un petit aperçu :

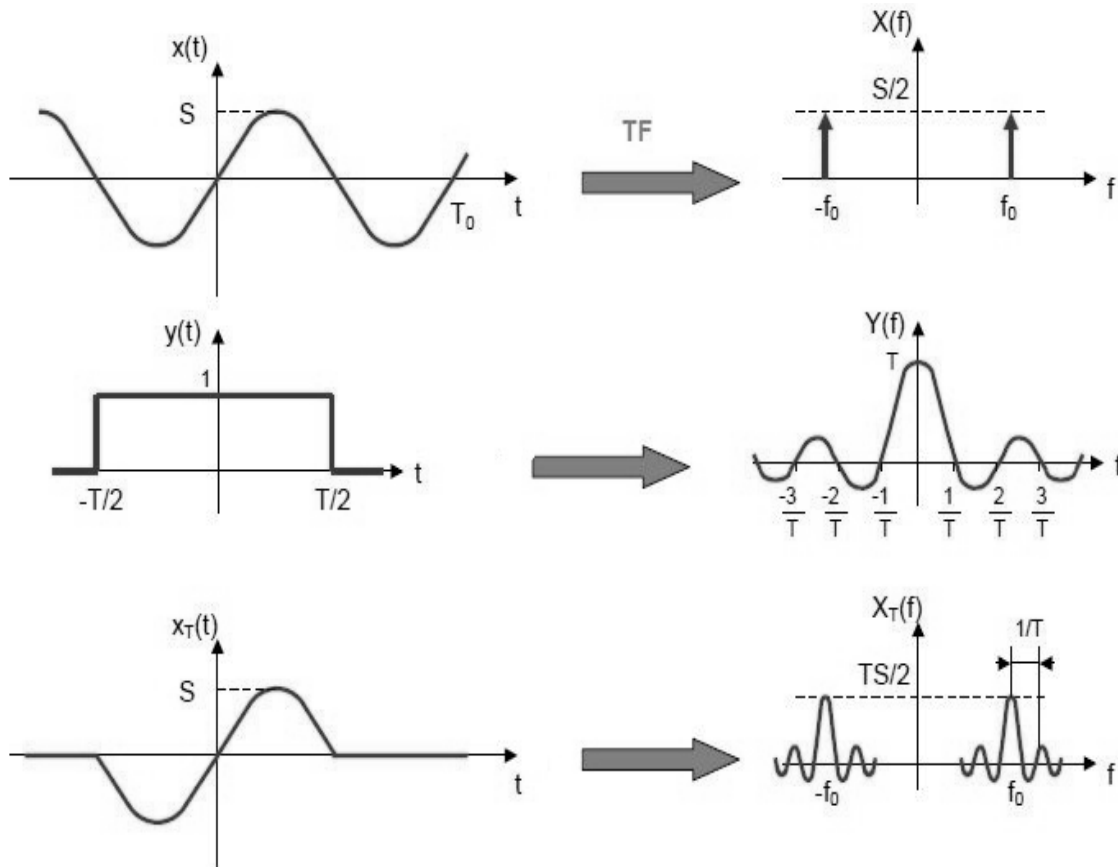


Figure II.16 Limitation temporelle d'un signal à l'aide d'une fenêtre temporelle .

Notification

- On constate que le fait de tronquer le signal tend à élargir les raies contenues dans le spectre. Plus la fenêtre sera large, plus les raies seront étroites et tendront vers les Dirac originaux. On le conçoit aisément dans le domaine temporel puisque plus la fenêtre est large plus le signal tronqué se rapproche du signal d'origine.
- Si on ne conserve qu'une période (environ) de la sinusoïde, les deux sinus cardinaux se chevaucheront bien avant d'avoir atteint des amplitudes négligeables. Ainsi, plus on

voudra une résolution importante en fréquence plus il faudra conserver un nombre important de périodes temporelles du signal à analyser... La qualité de la représentation spectrale sera d'autant plus grande que la période d'acquisition T sera longue.

- La fenêtre rectangulaire n'est pas forcément la meilleure. Dans le domaine temporel, elle interrompt brusquement le signal à ces extrémités générant artificiellement des hautes fréquences. Dans le domaine fréquentiel, la fonction **sinc** a des lobes non négligeables loin de $f = 0$ qui déforme le spectre.

II.10.1 Critères de choix d'une fenêtre de pondération

Le spectre des fenêtres de pondérations, ont tendance à perturber la représentation fréquentielle ; c'est justement pour ces raisons qu'une question s'impose et vaut la peine d'être posé : Comment choisir la bonne fenêtre et quelle critère prendre en compte afin d'optimiser ce choix ?

Pour simplifier l'interprétation de l'effet d'une fenêtre de pondérations on se ramène à l'analyse spectrale d'une somme de deux sinusoides de fréquence f_1 et f_2 tronqué par une fonction porte.

Alors, on aura le spectre de ce signal constitué de deux raie situe en f_1 et f_2 et qui le produit issu du produit de convolution du spectre du signal et du spectre de la fenêtre de pondération (fonction porte).

Si les sinusoides sont de même amplitude, la difficulté rencontrée pour les distinguer dans la suite sera liée à la largeur du lobe principal du spectre de la fenêtre de pondération.

Dans le cas illustré ci-après figure (II.17), le spectre résultant, en trait continu, permet de retrouver les deux fréquences d'origine.

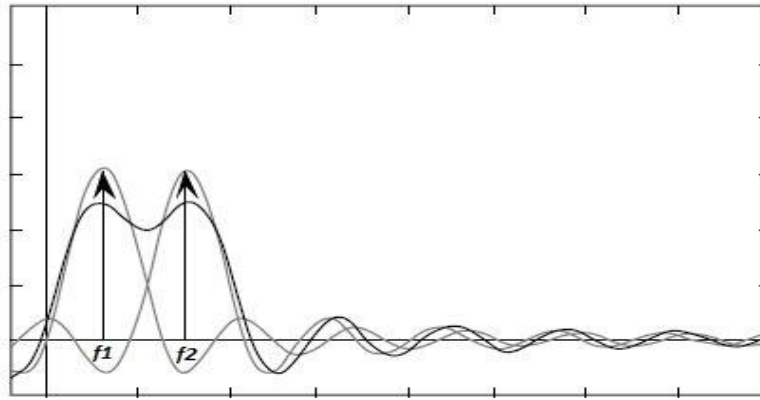


Figure II.17 Séparation des fréquences.

Et inversement, dans la figure qui suit figure (II.18), on remarque que le spectre résultant ne permet de retrouver les deux fréquences d'origine. Et c'est dû particulièrement à un problème de résolution en fréquence.

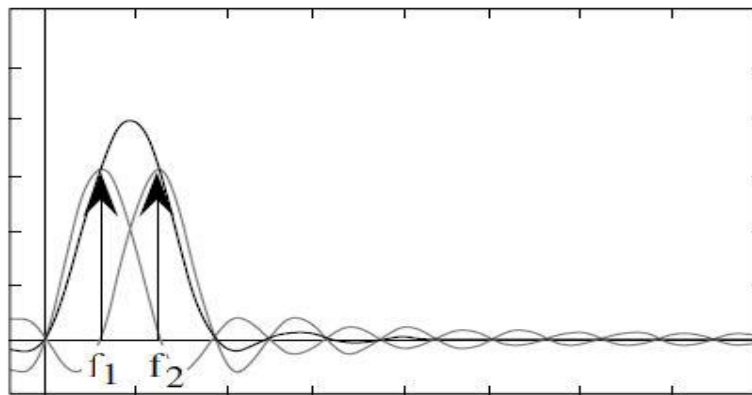


Figure II.18 Problème de résolution en fréquence.

Si les deux sinusoïdes sont d'amplitude très différentes, les ondulations (ou lobes secondaires) du spectre de la fenêtre associée à la sinusoïde de plus grande amplitude peuvent masquer la présence de la sinusoïde de faible amplitude figure (II.19).

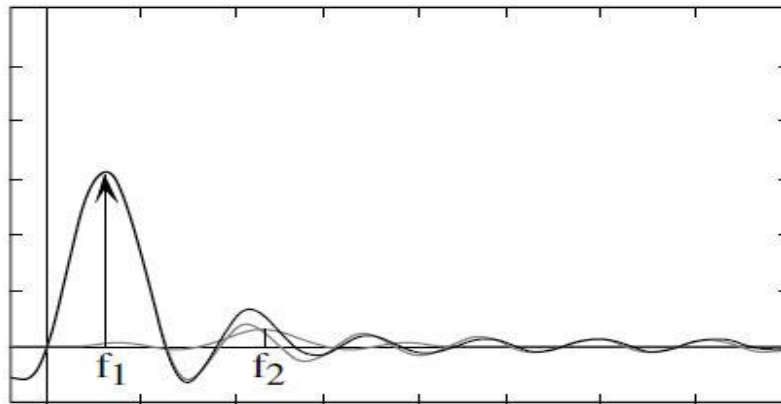


Figure II.19 Illustration du problème du choix de la fenêtre

Donc

Les exemples précédent on démontré que le choix de la fenêtre de pondération peut altérer certains paramètre de reconstruction, et donc peut mettre en péril la crédibilité du spectre à analyser, et pour ceux nous retiendrons les critères suivants :

- La largeur du lobe principal qui caractérise la résolution en fréquence.
- L'amplitude maximale des oscillations des lobes secondaires qui caractérise la dynamique du spectre utile.
- La décroissance des lobes secondaires en **Décibels/Octave** qui donne une idée de l'erreur en amplitude et en position que l'on commet sur l'analyse d'une sinusoïde.

II.11 Effet de périodisation

II.11.1 Aspect pratique de la périodisation

D'après ce qu'on a vu précédemment on retiendra que Périodiser un signal temporel revient à convoluer ce dernier par un peigne de Dirac de pas Δt . Cette opération a pour effet d'échantillonner le spectre de ce signal à une fréquence Δf , appelée résolution ou finesse d'analyse, et telle que :

$$\Delta f = \frac{1}{\Delta T} = \frac{f_e}{N} = \frac{2.56 \cdot f_{Max}}{N} = \frac{f_{Max}}{N_f} \quad (II.46)$$

$N_f = \frac{N}{2.56}$: représente le nombre de ligne spectrale de l'analyseur.

La résolution d'analyse Δf et la durée du signal Δt sont liées par la relation $\Delta f \cdot \Delta t = 1$

Les figures ci-dessous Figure (II.20) et (II.21) illustrent les divers étapes du processus de périodisation d'un spectre issu d'un signal temporel, et à l'issue de ce développement (TFD), le spectre du signal n'est alors connu de manière parfaite que par une suite de points espacés de Δf :

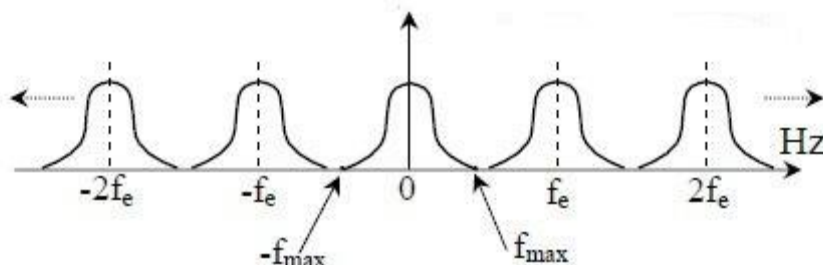


Figure II.20 Fonction continue d'un signal

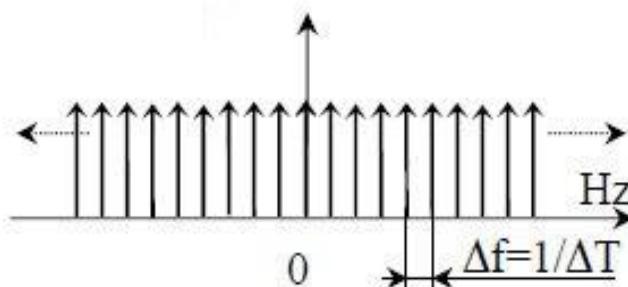


Figure II.21 Peigne de DIRAC avec une résolution $\Delta f = \frac{1}{\Delta t}$

La convolution du spectre par le peigne de DIRAC nous donne la spectre échantillonné Figure (II.22), tel que :

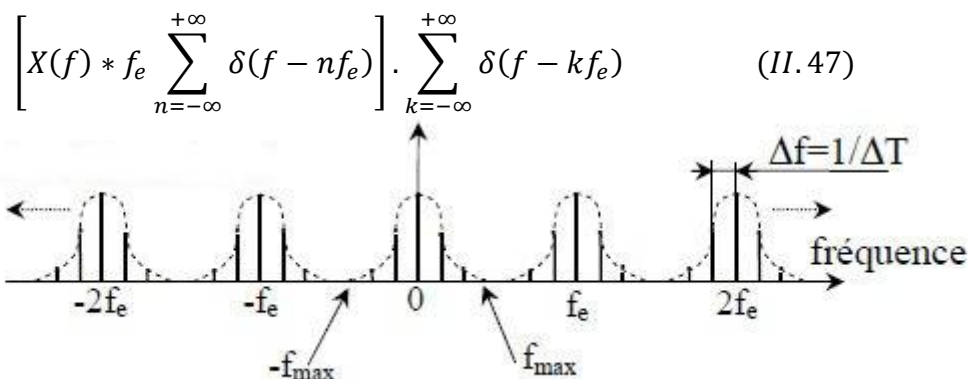


Figure II.22 Spectre échantillonné

On aura donc un spectre échantillonné et périodisé Figure (II.23):

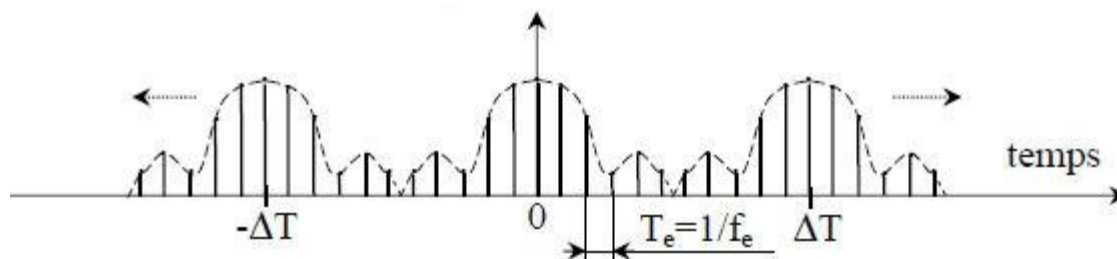


Figure II.23 Spectre échantillonné et périodisé

Remarque

Dans cette opération de périodisation, il en résulte des erreurs parfois importantes sur l'amplitude et la fréquence des composantes élémentaires du signal si la fréquence de ces dernières ne correspond pas à un multiple entier de la résolution Δf . Certains analyseurs de spectres modernes compensent automatiquement ces erreurs en tenant compte de la forme de la fenêtre de pondération utilisée.

Pour un signal périodique, si la largeur de la fenêtre correspond à un nombre entier de périodes, le spectre du signal et sa transformée de Fourier discrète sont identiques ; dans la cas contraire la fonction périodique définie par périodisation du motif de base ou sa dérivée n'est plus une fonction continue. Ces discontinuités génèrent un bruit d'analyse qui peut être préjudiciable à une bonne lisibilité et à une interprétation correcte du spectre

II.11.2 Limitation de l'effet de la fenêtre périodisation

Afin de rendre continues la fonction motif périodisée et ses dérivées, il nous faut utiliser une forme de fenêtre qui annule en ses extrémités de manière continue l'amplitude du signal à analyser. Ceci quelle que soit la largeur de la fenêtre et les fréquences des composantes du signal considéré.

Il existe plusieurs fenêtres dites d'apodisation qui ont cette propriété (Hanning, Kaiser-Bessel,...). Le choix de l'une de ces fenêtres prend en compte plusieurs critères :

- le pouvoir séparateur ;
- la précision de mesures ;
- le bruit d'analyse.

Et dans le cas particulier de l'analyse vibratoire des machines tournantes, la fenêtre de HANNING est la plus utilisée et la mieux adaptée ; la figure suivante Figure (II.24) illustre sa propriété sur le signal :

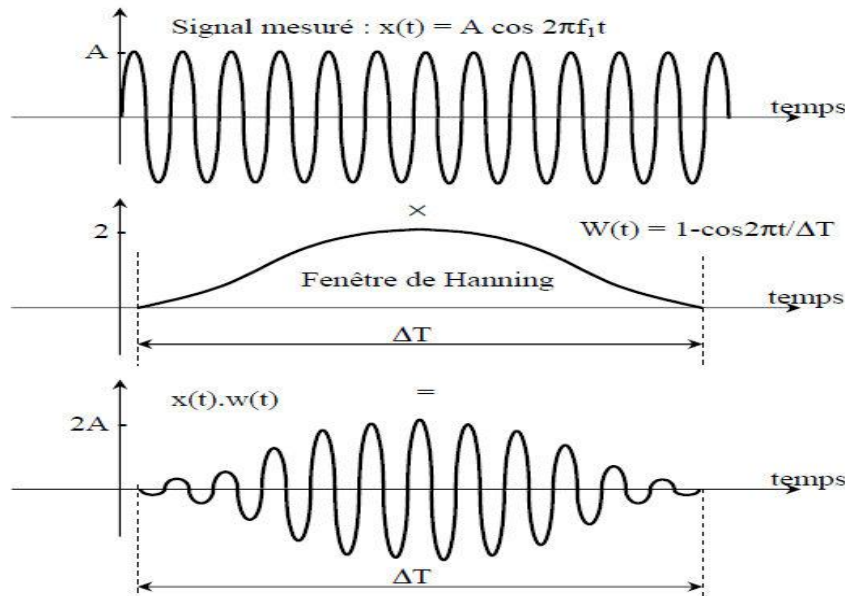


Figure II.24 Modulation par la fenêtre de Hanning

II.12 Acquisition numérique d'un signal

Des signaux temporels tels que des tensions peuvent être acquis par des appareils numériques tels qu'un oscilloscope ou une carte d'acquisition associée à un logiciel informatique pour le traitement des données, dans les deux cas, le signal est d'abord numérisé comme on l'a vu précédemment par l'échantillonnage.

Donc on réalise d'abord un échantillonnage du signal $s(t)$, en prélevant ses valeurs à la fréquence $f_e = \frac{1}{T_e}$ dite fréquence d'échantillonnage, on fait ainsi correspondre au signal $s(t)$ une suite de valeurs $\{s(0), s(T_e), \dots, s(nT_e)\}$, ce sont ces valeurs qui seront traitées numériquement.

T_e : Période d'échantillonnage.

$f_e = \frac{1}{T_e}$: La fréquence d'échantillonnage associée.

Un autre paramètre important de l'acquisition est la durée totale d'acquisition T_a qui va fixer la grandeur de la fenêtre temporelle dans laquelle le signal va être représenté.

Dans cette fenêtre vont s'afficher les points de mesure (séparés ou éventuellement reliés entre eux par des segments) dont le nombre N est un troisième paramètre d'acquisition évidemment relié aux précédents par :

$$T_a = NT_e \text{ et aussi } f_e = Nf_a \quad (II.48)$$

II.12.1 Influence du temps d'acquisition

Le spectre de Fourier d'un signal « réel » $s(t)$ est également différent du spectre d'une fenêtre temporelle de ce signal.

Ainsi, le temps d'acquisition influe sur le spectre du signal acquis, on a vu par exemple qu'un signal sinusoïdal de fréquence f_0 , mais de durée limitée τ , voit son spectre théoriquement composé de la seule fréquence f_0 , élargi autour de cette fréquence avec un intervalle Δf inversement proportionnel à τ .

Ainsi un signal de fréquence 1kHz, acquis sur 3 périodes doit voir son spectre élargi de 300 Hz environ ; et c'est pour ça qu'il faut donc choisir un temps d'acquisition le plus long possible pour mieux affiner le spectre.

Cependant, pour y remédier à cet inconvénient, les logiciels du traitement rendent artificiellement le signal infini dans le temps en le périodisant, c'est-à-dire en dupliquant régulièrement dans le temps la fenêtre d'acquisition pour le calcul du spectre de Fourier Figure (II.25) :

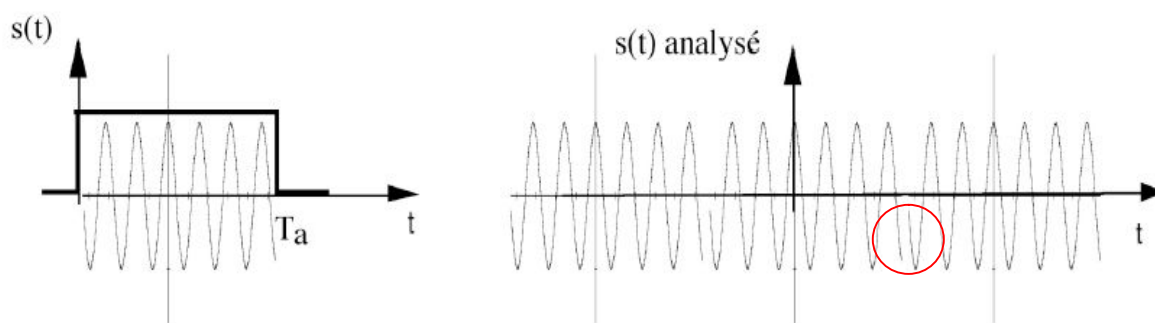


Figure II.25 duplication du signal.

Le signal sinusoïdal représenté ci-dessus et acquis pendant la durée T_a est donc « reconstitué » dans sa globalité par ce procédé. Mais celui-ci peut faire apparaître, comme le montre la figure, des discontinuités associées au raccordement des fenêtres.

Ces discontinuités, de période T_a , réintroduisent donc de façon parasite la fréquence f_a qui intervient à nouveau dans le spectre. On peut à nouveau s'en débarrasser en demandant au logiciel de dupliquer non pas la fenêtre dans son intégralité, mais un nombre entier de périodes du signal figure (II.26).

Ce procédé ne peut en revanche être mis à profit dans le cas d'un signal où n'apparaît aucune périodicité évidente :

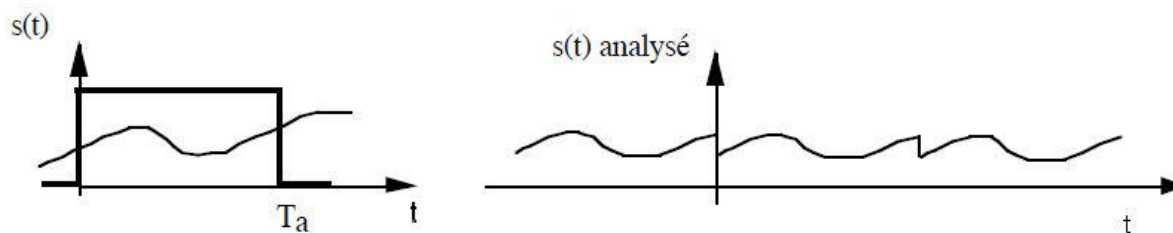


Figure II.26 Duplication du signal par un nombre entier de période

Donc

Le temps d'acquisition intervient enfin de façon très importante dans l'affichage du spectre de Fourier lui-même. Celui-ci, tout comme le signal est échantillonné. La fréquence d'échantillonnage, qui apparaît alors comme la résolution du spectre n'est autre que la fréquence f_a associée à la durée d'acquisition. Cet argument renforce l'idée d'un choix le plus grand possible de cette durée d'acquisition.

Pour la simple représentation temporelle d'un signal $s(t)$, la durée d'acquisition peut être choisie comme la durée du signal qu'on désire observer.

Compte tenu du nombre de points disponibles, on prendra la fréquence d'échantillonnage la plus élevée possible, pour mieux représenter le signal et respecter le critère de Shannon.

II.13 Filtrage

Le filtrage de fréquences est encore appelé filtrage linéaire parce qu'il consiste, dans le cas du filtrage analogique (encore appelé à temps continu), en une combinaison linéaire des signaux et de leurs dérivées (ou de leurs intégrales). Dans le cas du filtrage numérique, il consiste en une combinaison linéaire des échantillons des signaux.

Ce filtrage est un outil à la fois très simple et très puissant pour le traitement du signal, mais c'est aussi, hélas, un outil mal connu et mal utilisé.

Cette puissance et cette simplicité de mise en œuvre concernent aussi bien le filtrage analogique que le filtrage numérique. Disons, à titre d'exemple, qu'un simple filtre analogique correctement calculé et réalisé peut augmenter d'un facteur 10 le rapport signal sur bruit en sortie d'un amplificateur de mesure. De même, un filtrage de fréquences est indispensable lorsque l'on se propose de numériser un signal analogique (signal à temps continu) ; en effet, cette numérisation implique un échantillonnage préalable du signal, et pour que le phénomène de repliement de spectre ne détériore pas le signal, il est indispensable de limiter l'étendue spectrale de celui-ci à la demi-fréquence d'échantillonnage. C'est là le rôle du filtre anti-repliement.

Le filtrage de fréquences sert également, sous certaines conditions, à séparer deux signaux [40].

II.13.1 Filtrage temporel

Dans le domaine temporel, nous parlerons plus de fenêtrage, que de filtrage, temporel qui peut être défini comme l'opération consistant à prélever, interrompre ou seulement atténuer un signal. Ainsi, le signal de sortie $s(t)$ est le produit du signal d'entrée $e(t)$ et de la fonction temporelle du filtre ou de la fenêtre $g(t)$ [39]:

L'enregistrement par un appareil ou le traitement par ordinateur d'un signal impose un temps fini au signal qu'il soit analogique ou échantillonné. Ce problème de la durée finie d'un signal est celui de la mesure [39].

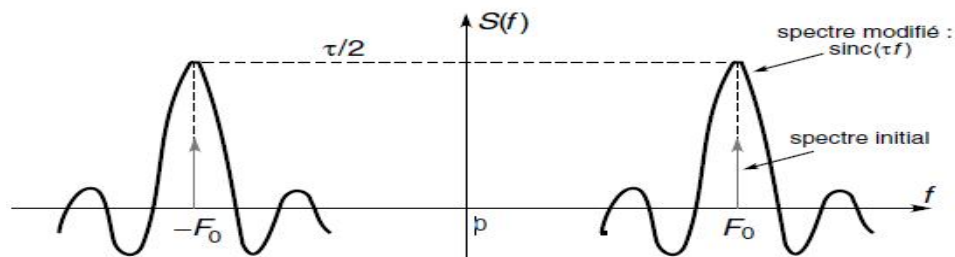


Figure (II.27) Modification du spectre en fréquence d'un signal sinusoïdal par une troncature temporelle ou mesure [39].

II.13.2 Filtrage fréquentiel

Les termes de filtre ou de filtrage s'appliquent en général plus à des systèmes définis par un produit dans l'espace des fréquences. De la même manière que dans le domaine temporel, nous parlerons de filtrage fréquentiel comme l'opération consistant à prélever, interrompre ou seulement atténuer tout ou partie des composantes fréquentielles d'un signal. Ainsi, le spectre $S(f)$ du signal de sortie $s(t)$ est le produit du spectre $E(f)$ signal d'entrée $e(t)$ et de la fonction fréquentielle du filtre $H(f)$ [39] :

$$S(F) = E(f).H(f) \quad (\text{II. 49})$$

Le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel pour le signal d'entrée se fait par transformée de Fourier ou de Laplace, de même le retour dans le domaine temporel pour le signal de sortie se fait par les transformations inverses (le calcul de ces transformées se faisant à partir des tables des fonctions usuelles, des propriétés et des règles opératoires de base). Soit le chemin de calcul suivant :

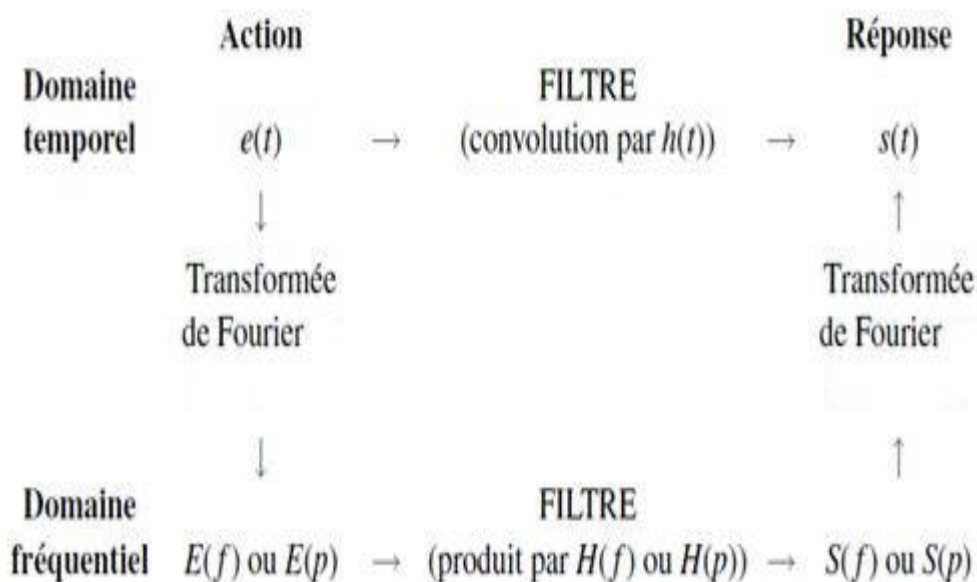


Figure II.28 Etapes de passage du domaine temporel au domaine fréquentielle

II.13.3 Exemples de filtres

Suivant le type de réponse que l'on désire obtenir, on est amené à définir 4 familles de filtres [3] :

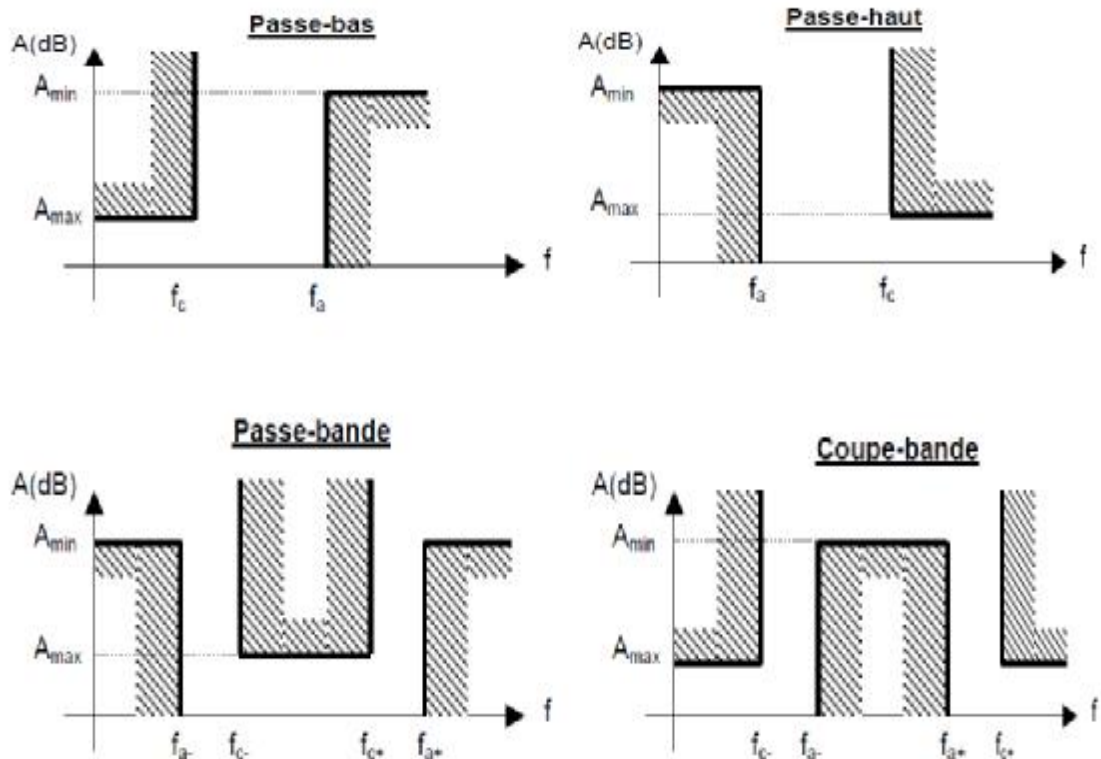


Figure II.29 Exemple de filtre

II.13.4 Filtre passe-bas du premier ordre

La réponse du filtre passe-bas du premier ordre se calcule à partir de l'équation différentielle suivante :

Avec

$\tau = RC$ la constante de temps du filtre

La fonction de transfert $H(f)$ ou $H(p)$ est le rapport des tensions de sortie et d'entrée à vide (sortie ouverte) en régime harmonique établi :

$$H(f) = \frac{S(f)}{E(f)} = \frac{1}{1 + j2\pi\tau f} \quad \text{ou} \quad H(p) = \frac{1}{1 + \tau p} \quad \text{avec le pole } p = \frac{1}{\tau} \quad (\text{II.51})$$

L'étude d'un filtre se fait généralement en décrivant l'évolution du module et de la phase de la fonction de transfert en fonction de la fréquence. Représentant le rapport du signal de sortie $s(t)$ au signal d'entrée $e(t)$, le module de la fonction de transfert, appelé gain du filtre G_{db} , est donné en dB par :

$$G_{db} = -10 \log_{10db}(1 + (2\pi\tau f)^2) \text{ et } \varphi = -\text{Arctg}(2\pi\tau f) \quad (\text{II.52})$$

La réponse du filtre passe-haut du premier ordre se calcule à partir de l'équation différentielle suivante :

$$R.C. \frac{de(t)}{dt} = R.C. \frac{ds(t)}{dt} + s(t) \quad (\text{II.53})$$

La fonction de transfert $H(f)$ ou $H(p)$ est le rapport des tensions de sortie et d'entrée à vide (sortie ouverte) en régime harmonique établi :

$$H(f) = \frac{S(f)}{E(f)} = \frac{1}{1 + j2\pi\tau f} \quad \text{ou} \quad H(p) = \frac{1}{1 + \tau p} \quad \text{avec le pole } p = \frac{1}{\tau} \quad (\text{II.54})$$

II.14 Conclusion

L'analyse vibratoire des machines tournantes et la détection des défauts engendrés sont principalement basées sur le Traitement du signal. Ce chapitre, est dédié pour s'initier à la pratique de la numérisation du signal, mais aussi pour la compréhension des fonctions les plus fondamentales qui régissent cette discipline afin de comprendre l'utilité véhiculée par cette discipline.

III.1 Introduction

L'analyse vibratoire, vu son efficacité, prend actuellement une place très importante dans le cadre de la mise en place d'une maintenance conditionnelle. Elle permet entre autre de suivre l'état de la machine tournante en fonctionnement afin d'éviter les arrêts indésirables et surtout imprévisibles, car ce type d'arrêt coûte très chers à l'entreprise et peut la mettre en difficulté.

L'utilisation des signaux acoustiques et vibratoires s'avère pertinente car on peut appréhender les phénomènes dynamiques que l'on rencontre dans les systèmes en fonctionnement (machines tournantes, structures,...). Il est ainsi possible de caractériser la plupart des défauts et mauvais fonctionnements à partir de la connaissance ou de la modélisation physique de ces phénomènes.

Cette étape permet de dégager des « symptômes » sur les signaux, symptômes qu'il s'agit de mettre en évidence grâce à des méthodes de traitement des signaux. Ainsi, des méthodes d'analyse de plus en plus « fines » ont été proposées et dont les applications sont rendues possible avec le développement des analyseurs de signaux ou des logiciels sur PC.

Nous proposons dans ce chapitre un certain nombre de méthodes d'analyse du signal que nous avons classées en méthodes classiques (paramètres statistiques, analyse de Fourier, analyse d'enveloppe, cepstre,) et méthodes avancées où l'on retrouve des méthodes telles que l'analyse basé sur l'analyse temps-fréquence (TFCT) ainsi que celles qui se bases sur les statistiques d'ordre supérieur (Kurtosis spectral et Kurtogramme). Ces méthodes sont illustrées dans le texte avec des exemples d'application puis seront simulé dans le chapitre qui suit.

III.2 Les méthodes classiques

Nous utilisons le vocable « méthodes classiques » pour désigner les méthodes communément utilisées depuis plusieurs décennies dans la maintenance industrielle et que l'on retrouve généralement adaptée dans les analyseurs conçus pour cette discipline. Ces méthodes ont également la particularité d'être simple à réaliser et ne demandent pas beaucoup de qualification du personnels.

III.2.1 Indicateurs statistiques

Ces méthodes, historiquement les plus anciennes, consistent en une analyse des caractéristiques temporelles du signal enregistré. On y retrouve classiquement la valeur RMS (Root Mean square) qui mesure l'énergie moyenne du signal, la valeur crête à crête qui mesure le maximum d'amplitude entre les valeurs extrêmes du signal, le Kurtosis qui mesure le caractère impulsif du signal, etc. L'idée implicite, lorsque ces indicateurs sont utilisés pour le contrôle et le diagnostic, est que toute apparition d'un défaut entraîne une modification conséquente des caractéristiques statistiques du signal. Par exemple, la valeur crête à crête et le Kurtosis sont utilisés pour détecter des défauts de type choc (contrôle par émission acoustique, par analyse vibratoire et acoustique) et la valeur RMS pour détecter des dissipations d'énergie anormalement élevées (surveillance acoustique). Les avantages des indicateurs statistiques temporels sont leur simplicité, leur facilité d'interprétation et la possibilité de les agrémenter de seuils dont le dépassement déclenche une alarme en situation anormale.

Ils sont donc particulièrement bien adaptés pour la surveillance et le contrôle en ligne, voire en temps réel. Néanmoins, ces indicateurs génèrent souvent des « fausses alarmes » lorsqu'il s'agit de signaux à vocation instationnaire. Pour comprendre et décortiquer toutes ces notions nous allons d'abord faire un rappel sur les valeurs basic d'ont-ils découle notamment les amplitudes.

III.2.1.1 Définition d'une amplitude [7, 9]

On appelle amplitude d'une onde vibratoire la valeur de ces écarts par rapport au point d'équilibre, d'une autre manière, c'est cette énergie qu'on ressent quand on pose la main sur un mécanisme vibrant.

De cette définition générale, la complexité d'un signal vibratoire réel conduit à définir plusieurs grandeurs Figure (III.1) pour caractériser son amplitude :

- **L'amplitude crête (A_c)** : Elle représente l'amplitude maximale du signal par rapport à sa valeur d'équilibre.
- **L'amplitude crête à crête (A_{c-c})** : appelée communément *peak to peak* en anglais. Elle représente l'écart entre les amplitudes extrêmes du signal pour un temps d'observation donné.

- **L'amplitude efficace (A_{eff})** : ou RMS en anglais (ROOT MEAN Square).
 - Comme en électricité, elle représente l'amplitude corrigée « statique » du signal redressé, indiquant ainsi l'énergie donnée par le mouvement vibratoire.

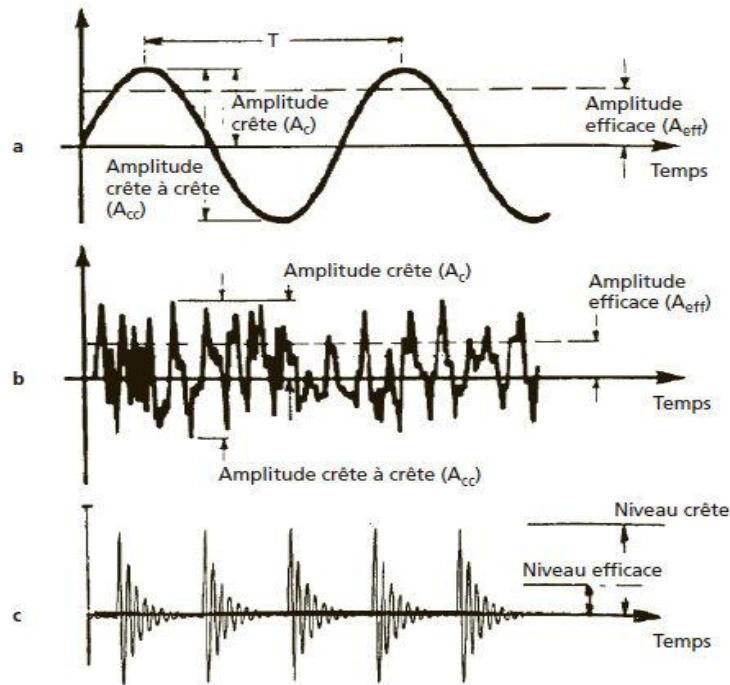


Figure III.1 Représentation des différentes amplitudes caractéristiques dans le cas d'un signal sinusoïdal (a), complexe (b), impulsionnel périodique (c) [7].

Dans le cas d'une vibration sinusoïdale (induite par exemple par un balourd), les amplitudes crête, crête à crête et efficace sont liées par les relations suivantes :

$$A_{\text{eff}} = \frac{\sqrt{2}}{2} A_c = 0.707 A_c \quad (\text{III. 1})$$

$$A_{c-c} = 2\sqrt{2} A_{\text{eff}} = 2.828 A_{\text{eff}} \quad (\text{III. 2})$$

Dans le cas d'un signal vibratoire complexe, il n'existe pas de relations mathématiques liant les valeurs crête et efficace. Ces trois grandeurs, dont deux ne peuvent donc se déduire l'une de l'autre, devront donc être mesurées ou calculées simultanément par l'appareil de mesure suivant les formules :

$$A_{\text{eff}} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T s^2(t) dt} \quad (\text{III. 3})$$

$$A_c = \sqrt{\text{MAX}[s^2(t)]} \quad (\text{III. 4})$$

$$A_{c-c} = \text{MAX}[s(t)] - \text{MIN}[s(t)] \quad (\text{III. 5})$$

Avec

Max [s(t)] : amplitude instantanée la plus élevée atteinte par le signal pour la période d'observation T.

Min [s(t)] : amplitude instantanée la plus faible atteinte par le signal pour la période d'observation T.

S(t) : fonction représentative du signal.

III.2.1.2 Indicateur issu de la valeur efficace [14]

La valeur efficace dans un signal échantillonné est donnée par :

$$V_{\text{efficace}} = V_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2} \quad (\text{III. 6})$$

Avec

X(n) : signal temporel ;

N_e : nombres d'échantillons prélevés dans le signal.

III.2.1.2.a Surveillance au niveau global [7]

On définit le niveau global par :

$$NG = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + \dots} \quad (\text{III. 7})$$

Avec

a, b, c : amplitude efficaces.

Le mouvement vibratoire global induit par le fonctionnement normal ou anormal de la machine est caractérisé ici par un ou plusieurs indicateurs dont l'évolution sera suivie de manière périodique ou continue figure (III.2). Ce type de suivi permet ainsi de connaître l'état vibratoire de la machine et d'en surveiller l'évolution, sans pouvoir bien souvent déterminer avec précision la cause de la vibration.

Ces indicateurs représentent le plus souvent l'amplitude efficace (et parfois l'amplitude crête) du signal vibratoire (accélération, vitesse ou déplacement), mesurée toutes fréquences confondues, dans une plage très étendue, souvent dans la bande passante de l'appareil de mesure.

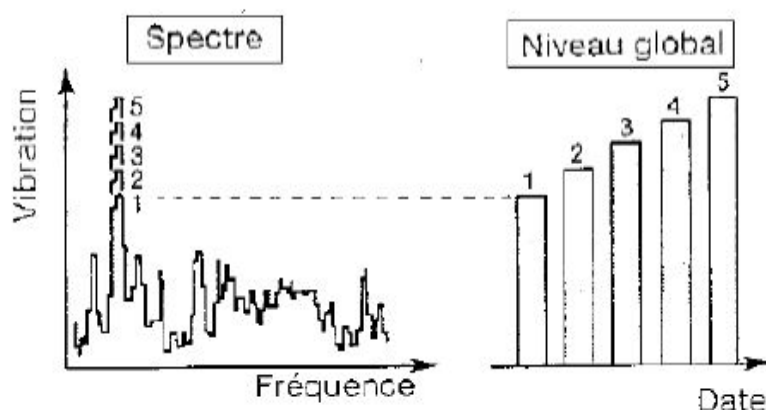


Figure III.2 schématisation du niveau vibratoire associé à chaque niveau global. [7,9]

En surveillance périodique systématique, ce suivi parfois sommaire et destiné au dépistage des défauts les plus évidents ne nécessite généralement qu'un appareillage simple et bon marché. Il est utilisé principalement pour identifier les machines d'un parc qu'il va falloir surveiller plus étroitement par des mesures rapprochées ou pour lesquelles un diagnostic plus précis s'avérera nécessaire.

Ce suivi est également souvent utilisé en surveillance continue des machines tournant très rapidement afin de les stopper avant avarie grave ou accident. On utilise alors généralement des appareils simples installés à poste fixe à proximité de chaque machine.

III.2.1.2.b Exemple d'application [7]

La valeur de l'indicateur du niveau global en mode vitesse NGV d'un des paliers d'une moto-soufflante figure (III.3) est de 3,24 mm/s. Ce niveau global est en réalité composé de la façon suivante :

- (3,0 mm/s) représentant un déséquilibre
- (0,5 mm/s) représentant un désalignement
- (1,0 mm/s) représentant un effort d'engrènement
- (0,5 mm/s) représentant un écaillage affectant la bague interne du roulement du palier turbine

$$NG = \sqrt{3.0^2 + 0.5^2 + 1.0^2 + 0.5^2} = 3.24 \text{ mm/s}$$

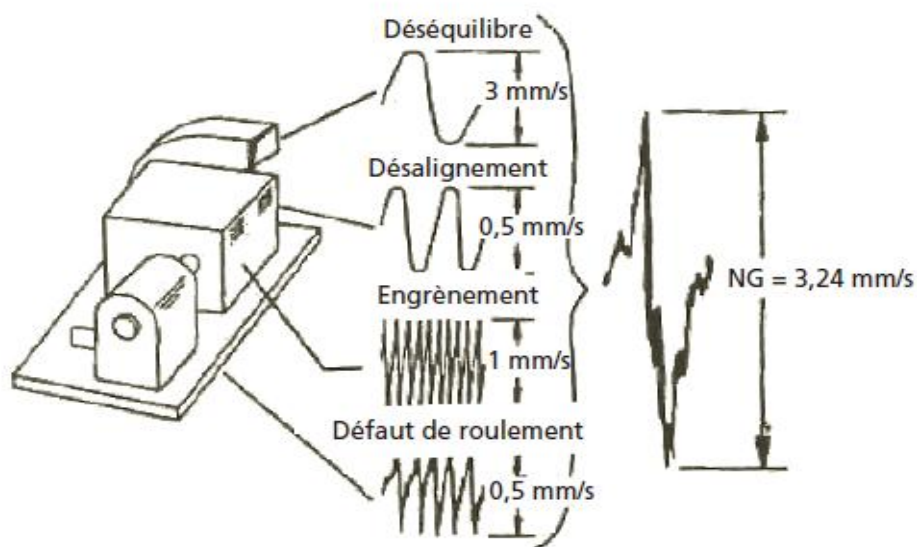


Figure III.3 Effet de masque lié à la mesure d'un indicateur scalaire large bande [7,9].

III.2.1.2.c Inconvénient du suivi global (effet de masque) [9]

L'effet de masque est l'écueil le plus sérieux de ce mode de surveillance, écueil qui en limite considérablement le domaine d'utilisation et la fiabilité. En effet, la mesure étant « globale », l'énergie vibratoire mesurée est la somme de toutes les énergies vibratoires induites par les forces dynamiques « normales » et « anormales » dont la machine est le siège. Si **NGN** représente l'amplitude efficace de la contribution vibratoire des forces dynamiques induites par le fonctionnement normal de la machine et **NGD** celle induite par l'ensemble des défauts ou dysfonctionnements, l'amplitude efficace NG mesurée sera égale à :

$$NG = \sqrt{NGN^2 + NGD^2} = \sqrt{NGN^2 \left[1 - \frac{NGD^2}{NGN^2}\right]} = NGN \sqrt{1 - \left[\frac{NGD}{NGN}\right]^2} \quad (\text{III.8})$$

Cette relation montre que pour qu'un indicateur large bande soit sensible à l'apparition d'un défaut, il faut que l'énergie vibratoire induite par ce dernier soit significative devant celle induite par le fonctionnement normal de la machine, ce qui n'est hélas pas toujours le cas.

III.2.1.3 Indicateurs issu de la valeur crête

Dans la surveillance des machines tournantes on accord un intérêt particulier aux défauts qui induisent des vibrations de type impulsionnelles, car ce genre d'anomalie reflète la gravité et l'état critique de l'organe en question. Et souvent, les éléments auxquels en fait référence dans ce type de défauts sont les roulements (écaillage, manque de graisse, déversement de bague...) et les engrenages (fissuration d'une denture,).

Et à fin de déterminer l'origine de ces anomalies, la reconnaissance de la nature des vibrations est un élément précieux qui ne peut être donné par les valeurs des grandeurs physiques étudiées, cependant il est intéressant de rechercher de nouvelles grandeurs physiques ou des indicateurs adaptés à cette reconnaissance, notamment pour savoir s'il s'agit ou non des vibrations de type impulsionnel et si ces dernières présentent ou non un caractère de gravité.

Les vibrations de type impulsionnel sont généralement engendrées par des chocs qui induisent des vibrations dit ondes de chocs, qui sont de très courte durée et d'amplitude crête importante et se manifeste généralement jusqu'en haute fréquence.

Les indicateurs qui utilise ces propriété sont principalement le facteur de crête et le KURTOSIS, capable de nous fournir des indication sur l'ensemble de vibration de type impulsionnel, et les mesure effectuées dans la plage de résonance plus spécialement destinées à la surveillance des chocs de très courte durée .

III.2.1.3.a Facteur de crêtes [4, 7, 9, 14 et 41]

Le facteur de crête est l'indicateur le plus simple : c'est le rapport de la valeur crête sur la valeur efficace de l'amplitude :

$$\text{Facteur de crête} = \frac{\text{valeur crête de l'amplitude}}{\text{valeur efficace de l'amplitude}} = \frac{A_c}{A_{\text{eff}}} \quad (\text{III. 9})$$

Et pour les signaux échantillonnés (numériques) [14]:

$$\text{Facteur de crête} = \frac{\sup |x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2}} \quad (\text{III. 10})$$

Avec

$X(n)$: signal temporel ;

N_e : nombres d'échantillons prélevés dans le signal.

Une vibration de type sinusoïdale aura un facteur de crête voisin de $\sqrt{2}$, alors qu'une vibration de type impulsionnel aura un facteur de crête beaucoup plus important, la figure (III.4) illustre ce contenu :

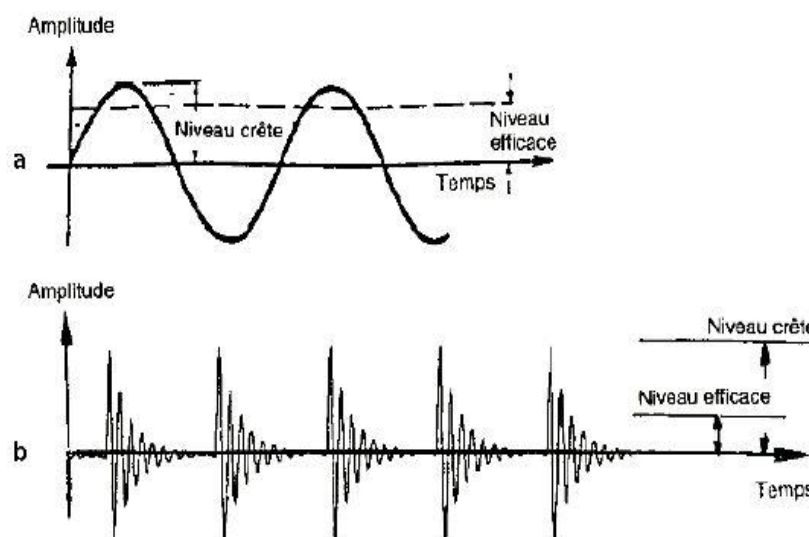


Figure III.4 Comparaison du facteur de crête selon la nature des vibrations [7]

A retenir

Le facteur de crête est donc un indicateur dédié à la détection précoce de défaut de roulement ou de denture. En revanche, lorsque sa valeur est faible, c'est la valeur de l'amplitude efficace qui permet de statuer si le roulement est en bon état (valeur efficace faible) ou en phase terminale de dégradation (valeur efficace très élevée).

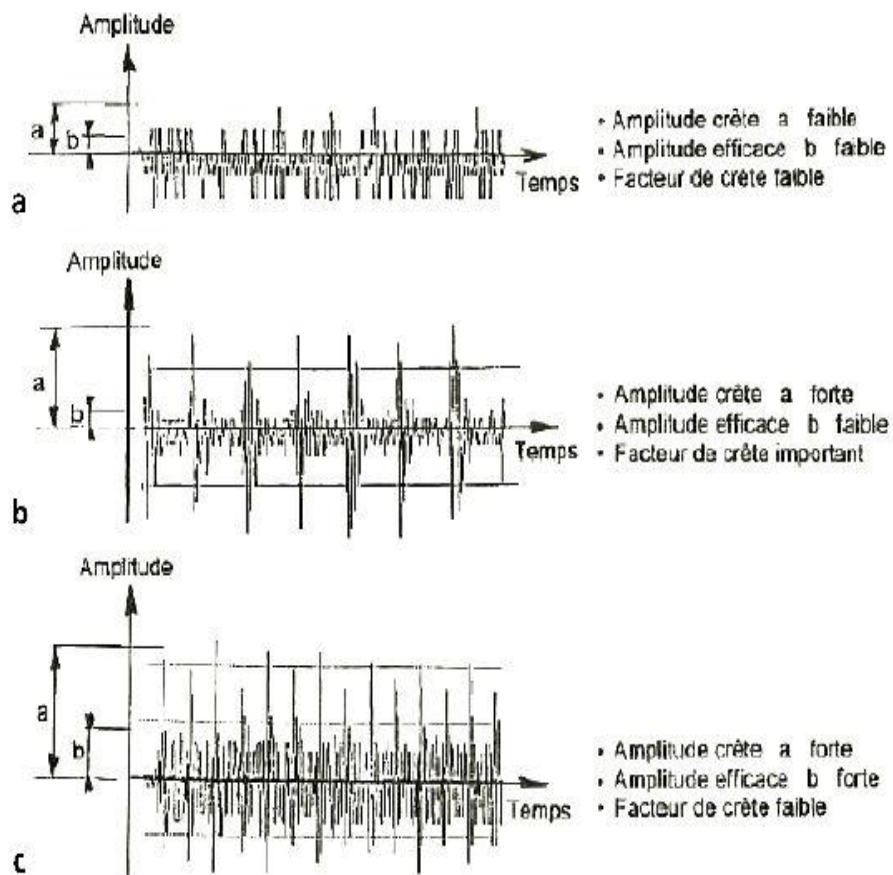


Figure III.5 Évolution du facteur de crête en fonction de la dégradation a : pour un roulement en bon état ; b : pour un roulement faiblement dégradé ; c : pour un roulement fortement dégradé [9]

Le tableau suivant donne un petit aperçu sur l'étendu pratique du facteur de crête dans la surveillance des machines tournantes :

Nature des vibrations	Facteur de crête	Cause possible
Périodique de type sinusoïdal complexe De type bruit fond	1.5 à 2.5	Balourd ou désalignement.
Aléatoire de type impulsionnel	3 à 4	Roulement en bon état.
Périodique de type impulsionnel	□ 4	Roulements écaillé

Tableau III.1 Etendu pratique du facteur de crête [7]

III.2.1.3.b Facteur d'aplatissement ou Kurtosis [7, 9, 14, 37 et 41]

L'analyse statistique du signal est un autre indicateur intéressant, on sait que les vibrations de type sinusoïdal ou impulsionnel génèrent non seulement des différences importantes de rapport (amplitude crête/amplitude efficace) comme nous l'avons déjà vu avec le facteur de crête, mais aussi des allures de courbes de densité différentes.

Le Kurtosis qui représente le rapport entre le moment statistique d'ordre quatre et le moment statistique d'ordre deux au carré :

$$\text{Kurtosis} = \frac{M_4}{[M_2]^2} = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n) - \bar{x}]^4}{\left(\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n) - \bar{x}]^2\right)^2} \quad (\text{III. 11})$$

Avec

M_4 et M_2 : respectivement moment statique d'ordre 4 et d'ordre 2;

$X(n)$: signal temporel ;

$\bar{x}$: valeurs moyennes des amplitudes ;

N_e : nombres d'échantillons prélevés dans le signal.

La figure qui suit illustre le comportement du Kurtosis et son influence sur la courbe de densité de probabilité :

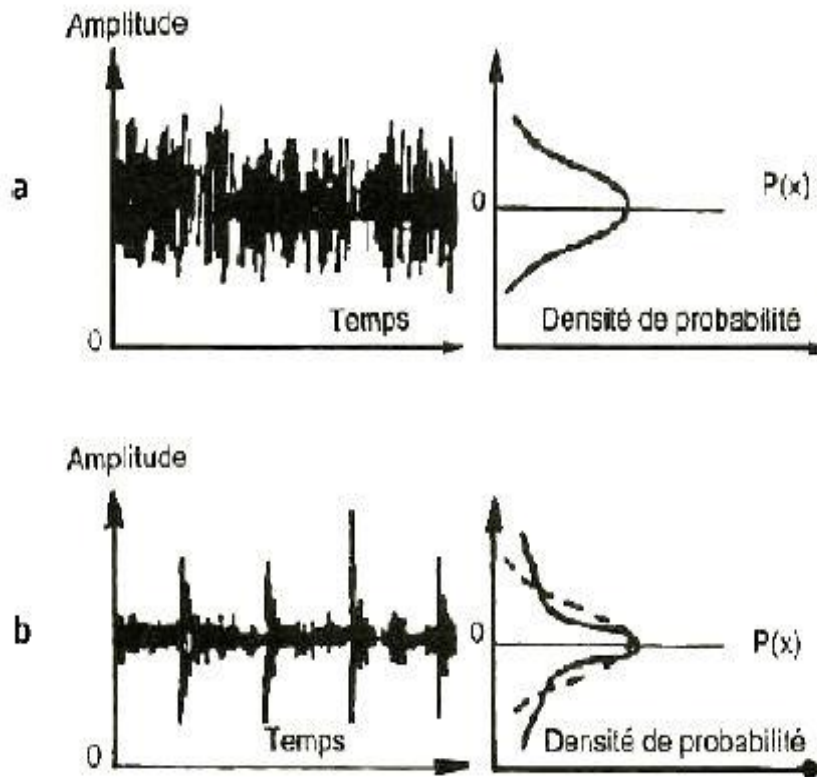


Figure III.6 Signal temporel et distribution de l'amplitude, (a) pour un roulement en bon état;

(b) pour un roulement dégradé [9]

Remarque

Dans le cas d'un signal impulsionnel aléatoire (distribution gaussienne des amplitudes), le Kurtosis est égale à 3 et l'amplitude crête du signal est statistiquement égale à 3 fois son amplitude efficace [7], et en retiendra :

- K voisin de 1.5 pour une vibration de type sinusoïdal ;
- K voisin de 3 pour une vibration de type impulsionnel aléatoire ;
- $K \gg 3$ pour une vibration de type impulsionnel périodique.

III.2.1.3.c Exemple d'application [37]

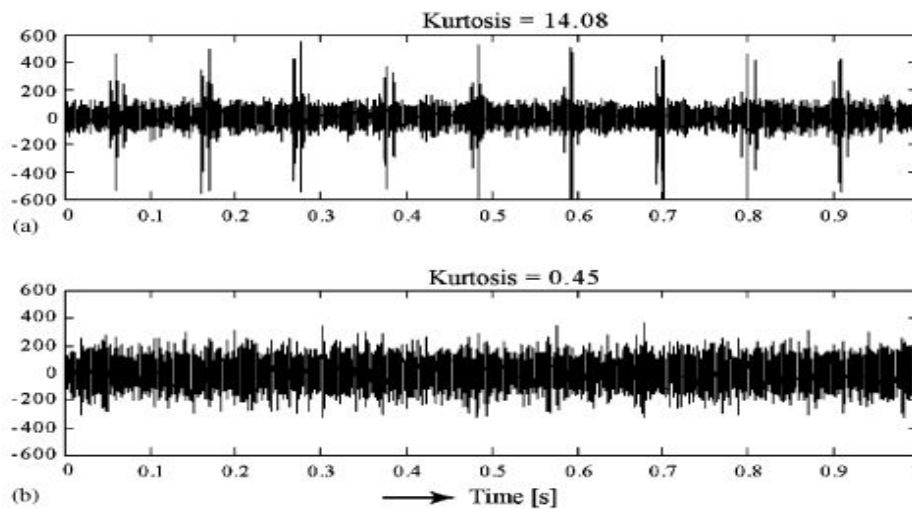


Figure III.7 signal temporel, pour un roulement dégradé (a), pour un roulement sain (b), [37]

Sur la figure (III.7), présente deux signaux recueillis sur un roulement qui présente un défaut de bague ce qui induit une élévation majeure du facteur Kurtosis (14.08), contrairement à celui recueillis sur le roulement sain, où on s'aperçoit que le Kurtosis est quasi nul (0.45). Cet exemple donc confirme parfaitement la sensibilité du Kurtosis à la forme du signal, ainsi que sa parfaite adaptation à la détection des défauts qui génère des signaux à vocation impulsionnel.

III.2.2 Dépistage par les indicateurs Fréquentiel (spectral) [9]

Les indicateurs spectraux sont des grandeurs issues de la fonction du signal, après l'application de l'algorithme de Fourier (FFT) on substitue au diagramme (amplitude/temps) le diagramme (amplitude /fréquence) qu'on appelle spectre. Cette indicateur peut être décomposé en plusieurs applications si nécessaire (zoom, cepstre ; modulation..), et ces derniers véhiculent une densité d'informations très large. Ces indicateurs offrent donc des perspectives extrêmement intéressantes dans le cadre de la surveillance des machines.

III.2.2.1 Analyse de Fourier [4, 7, 8, 9 et 13]

L'analyse de Fourier consiste à décomposer l'énergie du signal analysé par bandes de fréquence. Il en résulte une analyse plus fine que l'analyse par valeur RMS, avec la possibilité de dissocier dans le domaine fréquentiel des phénomènes indépendants caractérisés par des

épanouissements fréquentiels différents. L'analyse dans le domaine fréquentiel est la contrepartie indispensable de l'analyse dans le domaine temporel du signal ; il n'est en effet pas rare que des phénomènes difficilement discernables dans l'un des domaines apparaissent clairement dans l'autre. Enfin, l'analyse de Fourier jouit de propriétés remarquables qui en font un outil indispensable pour réaliser de nombreux traitements : filtrage, débruitage, démodulation, etc. Son utilisation est aujourd'hui devenue un standard dans l'industrie, grâce à l'algorithme de la transformation de Fourier rapide développé par Cooley et Tukey en 1965. Outre son importance dans la compréhension des phénomènes physiques en acoustique et vibrations (modes de résonances, fréquences caractéristiques,...), l'analyse de Fourier permet la surveillance et le diagnostic par le suivi des changements du spectre fréquentiel. Il est classique de fixer un gabarit fréquentiel, caractéristique d'un état sain, et d'y confronter les mesures courantes.

L'analyse de Fourier est particulièrement bien adaptée à la surveillance et au diagnostic des machines tournantes dont les signaux répartissent leur énergie sur des harmoniques bien localisés en fréquence. L'amplitude et la position de ces harmoniques constituent une véritable « signature mécanique » de l'état de la machine.

Toute déviation anormale indique l'apparition d'un défaut, également susceptible d'être identifié par reconnaissance de sa signature fréquentielle.

L'analyse spectrale découle de l'application de l'algorithme de Fourier, on décompose le signal temporel en des composantes sinusoïdal élémentaires facilement exploitable et de ce fait, on substitue au diagramme (amplitude/temps) le diagramme (amplitude /fréquence) qu'on appelle spectre figure (III.8).

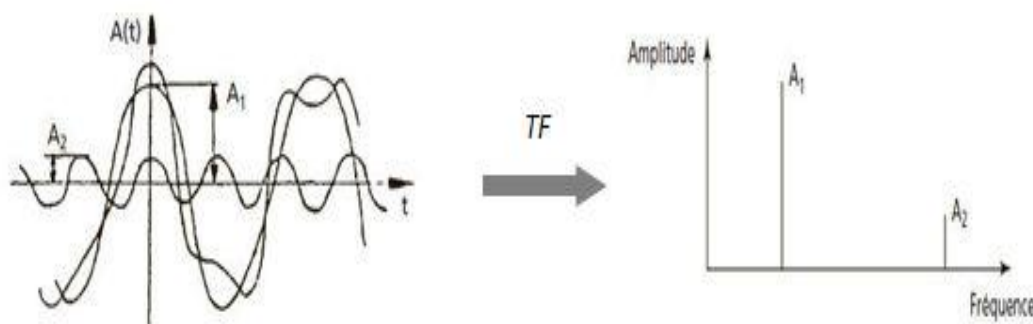


Figure III.8 décomposition d'un signal temporel en composante fréquentielle [7].

L'analyse spectrale permet d'associer à chaque fréquence de rotation à son amplitude grâce à sa faculté de décomposer un signal complexe en composantes sinusoïdales correspondantes à ces derniers. La figure (III.9), schématise ce principe :

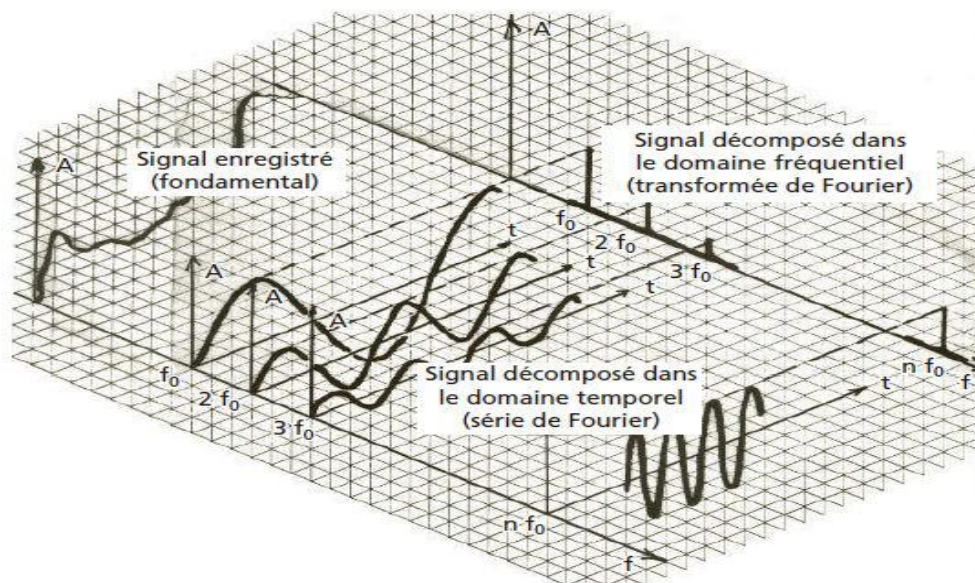


Figure III.9 Différentes représentations d'un signal brut par décomposition dans les domaines temporel et fréquentiel [7]

III.2.2.1.a Adaptation du spectre à la surveillance des machines tournantes [8]

L'analyse spectrale, même si elle peut être utilisée en simple surveillance périodique sous une forme plus ou moins simplifiée, est avant tout la base de tout diagnostic. Elle permet d'identifier avec précision les fréquences des composantes discrètes constituant le signal ainsi que d'en quantifier les amplitudes. La problématique qui se pose dans le spectre est comment révéler toutes les fréquences des composantes constituant le signal tout en distinguant les composantes fréquentielles très voisines et qui possède des amplitudes différentes.

Avec

$$B = \Delta f \cdot N \quad (\text{III. 12})$$

B : largeur de bande d'analyse ;

N : nombre de lignes spectrales ;

Δf : Résolution fréquentielle.

Pour trouver cette résolution Δf nécessaire à cette problématique le choix devrait être égale à au moins $\Delta/10$, Δ étant l'écart fréquentielle entre deux composantes.

Quoi qu'il en soit, les résolutions d'analyse Δf retenues doivent permettre non seulement de séparer toutes les composantes d'une même famille (peignes de raies ou de bandes latérales de modulation) mais aussi toute autre composante appartenant à des familles différentes.

III.2.2.1.b Exemple d'application [7]

Le spectre 400 lignes [0-10 000 Hz], figure(III.10) présente une résolution de 25 Hz suffisante pour identifier, sur un ventilateur tournant à 750 tr/min (12,5 Hz), la fréquence de passage de ses 18 pales et de ses harmoniques (456 et 912 Hz), mais bien insuffisante aux basses fréquences pour dissocier les premières fréquences harmoniques de la fréquence de rotation. Pour pallier cet inconvénient, il est recommandé de découper la plage de fréquences en bandes de fréquences pour obtenir des spectres d'étendue et de résolution différentes. Ainsi, les trois spectres 400 lignes, calculés respectivement dans les bandes [0- 10 000 Hz], [0-1 000 Hz] et [0-100 Hz] et représentés sur les figures a, b et c, donnent des résolutions différentes mieux adaptées, à savoir 25 Hz, 2,5 Hz et 0,25 Hz.

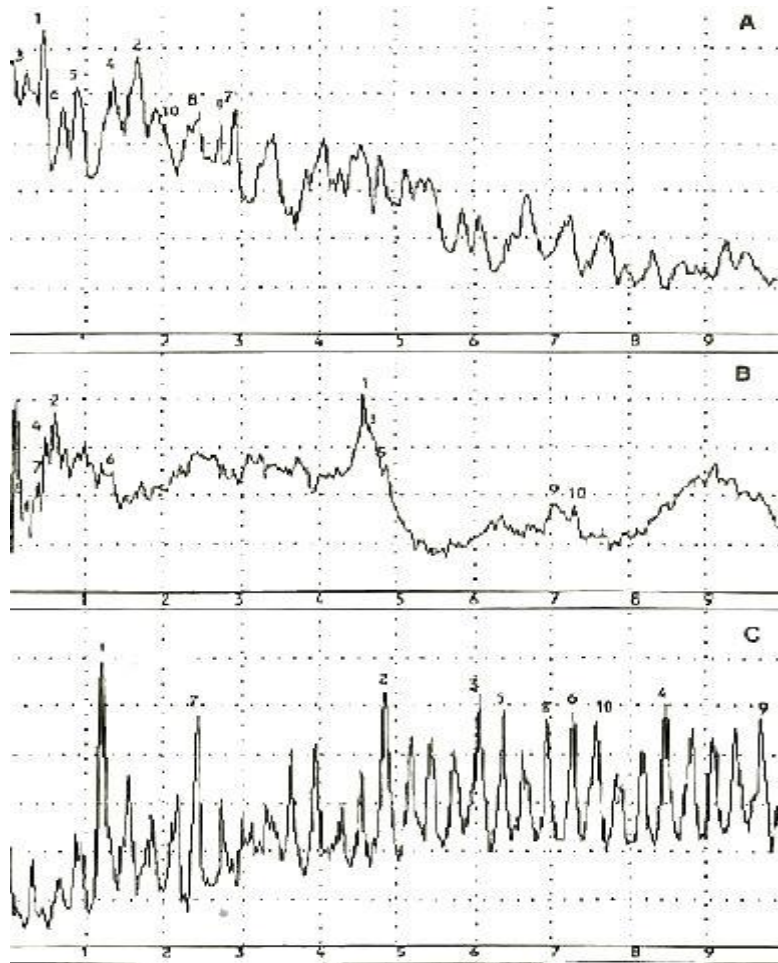


Figure III.10 calcul d'un spectre sur trois plages fréquentielles [7].

Par conséquent, Un spectre haute fréquence (HF) sera un outil de surveillance sur lequel on pourra suivre l'évolution du niveau vibratoire de la machine. Si un phénomène anormal apparaît, on peut distinguer s'il s'agit d'un problème de roulement (hautes fréquences), d'engrènement (fréquences caractéristiques prédéfinies

III.2.2.2 Le zoom [4]

Le spectre est un outil très pertinent dans l'analyse vibratoire des signaux engendrés par les défauts, cependant, un grand nombre de d'anomalie mécanique ou électromagnétique se manifeste avec un apport d'énergie très faible se qui les rend leur visibilité dans le spectre final très limité est sont souvent noyer dans le bruit ; par conséquent, ces insuffisances peuvent nettement fausser notre perception des choses. De ce fait, l'identification exige souvent un nombre de lignes spectrales nettement supérieur à celui proposé par l'analyseur.

Dans de telles situations, nous avons recours à la fonction zoom qui permet d'améliorer la résolution de base car elle ajuste la plage d'analyse et la centre autour de n'importe quelle fréquence f_0 en translatant le spectre de telle sorte que cette dernière devienne la fréquence zéro. Ainsi, elle permet d'obtenir la résolution Δf souhaitée pour un nombre de lignes spectrales beaucoup plus faible. Le zoom est calculé de deux méthodes :

- Soit en augmentant le nombre de points nécessaires au calcul du spectre, ce dernier est alors calculé avec pN points donc avec une finesse d'analyse meilleure.
- Soit en calculant le spectre avec le même nombre de points mais en réduisant la plage des fréquences d'un facteur p (facteur de zoom) et en la centrant autour de la composante à la fréquence dont on veut analyser d'une manière plus détaillée.

Les figures (III.11), représentent un zoom, effectué autour de la fréquence 372.5Hz, qui fait apparaître deux raies de modulation, espacées de 16.53Hz (modulation d'amplitude de deux fois la fréquence de rotation de l'arbre) à partir de la fréquence centrale. [4]

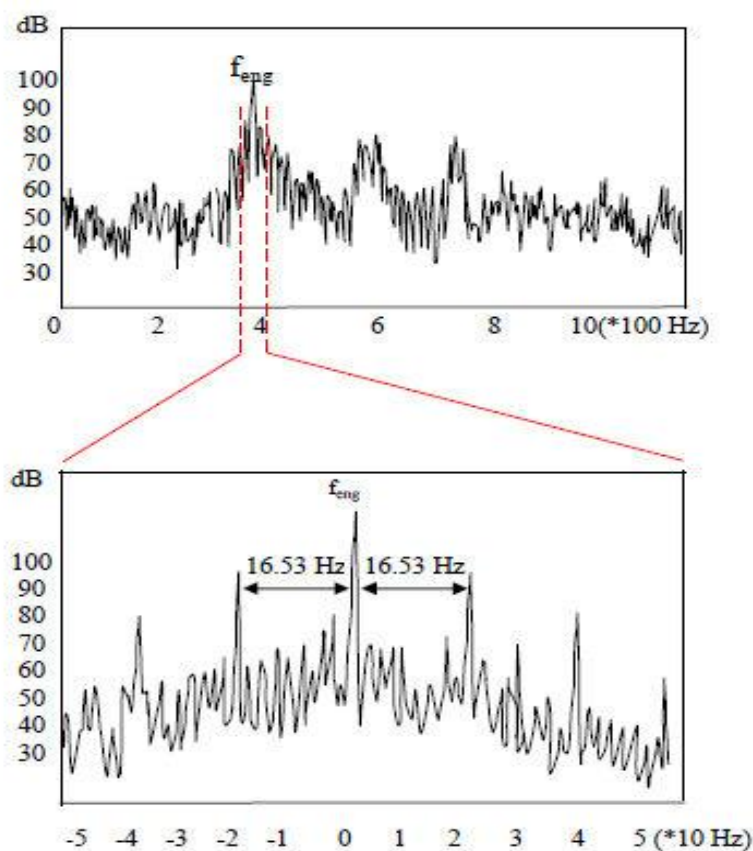


Figure III.11 Spectre dans la plage [0 – 1000] avec zoom à 372.5Hz [4]

L'analyse en mode zoom a permis de détecter un défaut d'alignement d'un arbre supportant un engrenage de fréquence d'engrènement $f_{eng} = 372.5$ Hz.

III.2.2.3 Le cepstre [4, 8, 15, 17 et 19]

Le cepstre est un opérateur mathématique qui découle de la fonction spectral, Cette fonction permet, dans un spectre, de rechercher, d'identifier et de quantifier rapidement toute famille de composantes périodiques. Ces familles de composantes peuvent se présenter sous forme de peignes de raies ou sous forme de bandes latérales de modulation autour d'une fréquence cinématique caractéristique.

III.2.2.3.a Définition

Le cepstre d'un signal $s(t)$ est la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de sa transformée de Fourier directe :

$$C(t) = TF^{-1}\{\log(|X(f)|^2)\} \quad (III. 13)$$

Avec

$$X(f) = TF[x(t)] ;$$

Le cepstre est au spectre ce que le spectre est à la représentation temporelle du signal. Un phénomène périodique dans le temps n'est représenté que par un seul pic sur un spectre (figure 10-a). De la même façon, un phénomène représenté par un spectre périodique (modulation) ne donne qu'un seul pic sur un cepstre figure (III.12).

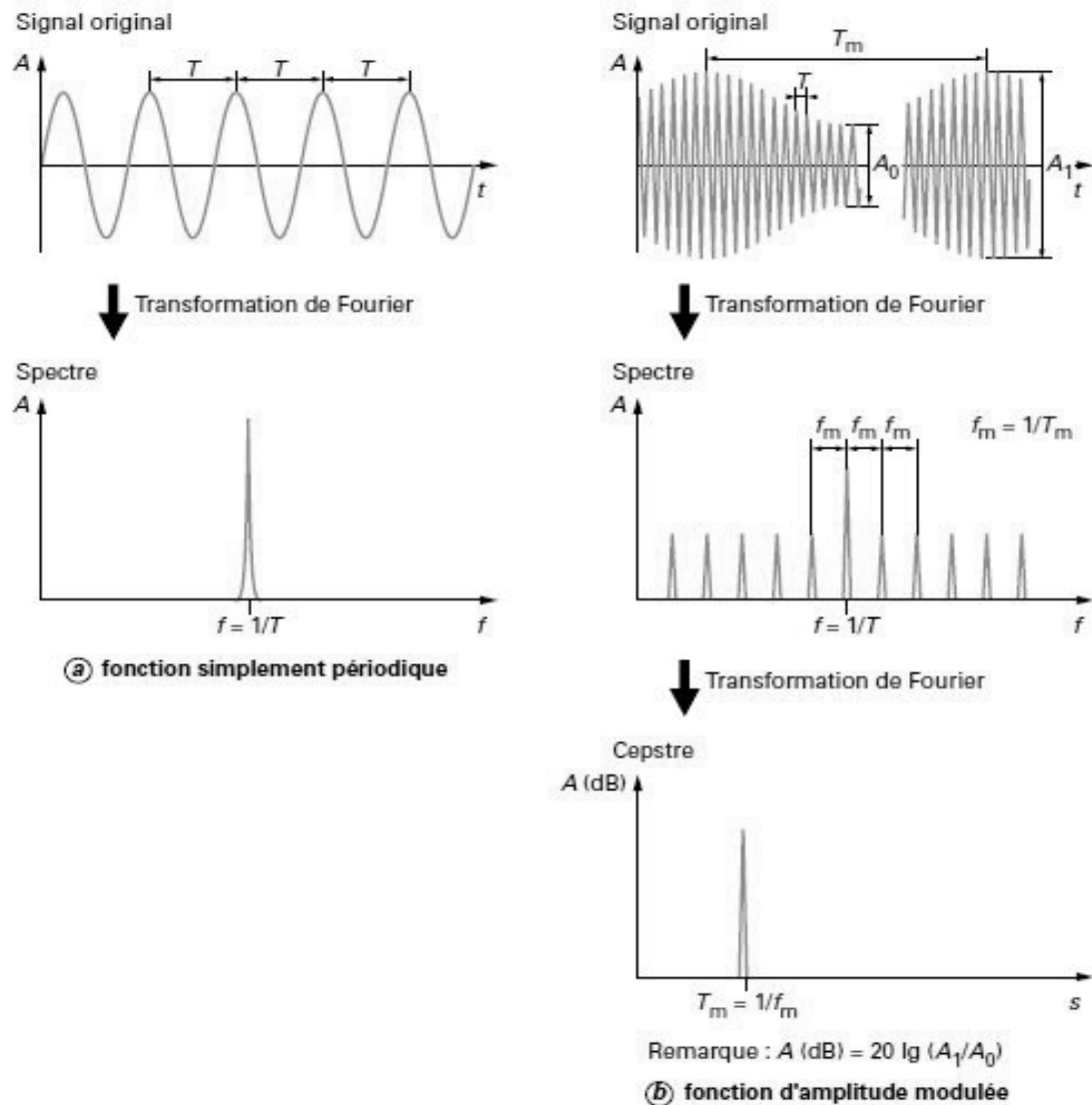


Figure III.12 : analyse cepstrale [8].

C'est un outil de diagnostic utilisé pour distinguer des défauts qui donnent des images spectrales complexes dues à plusieurs modulations d'amplitude coïncidentes dans un même spectre. Les engrenages peuvent nécessiter ce type d'analyse. En effet, la fréquence d'engrènement est souvent modulée par les fréquences de rotation des roues menantes et menée.

III.2.2.3.b Exemple d'application [17]

L'exemple illustre une application de l'analyse cepstrale à la détection des défauts d'écaillage sur les engrenages :

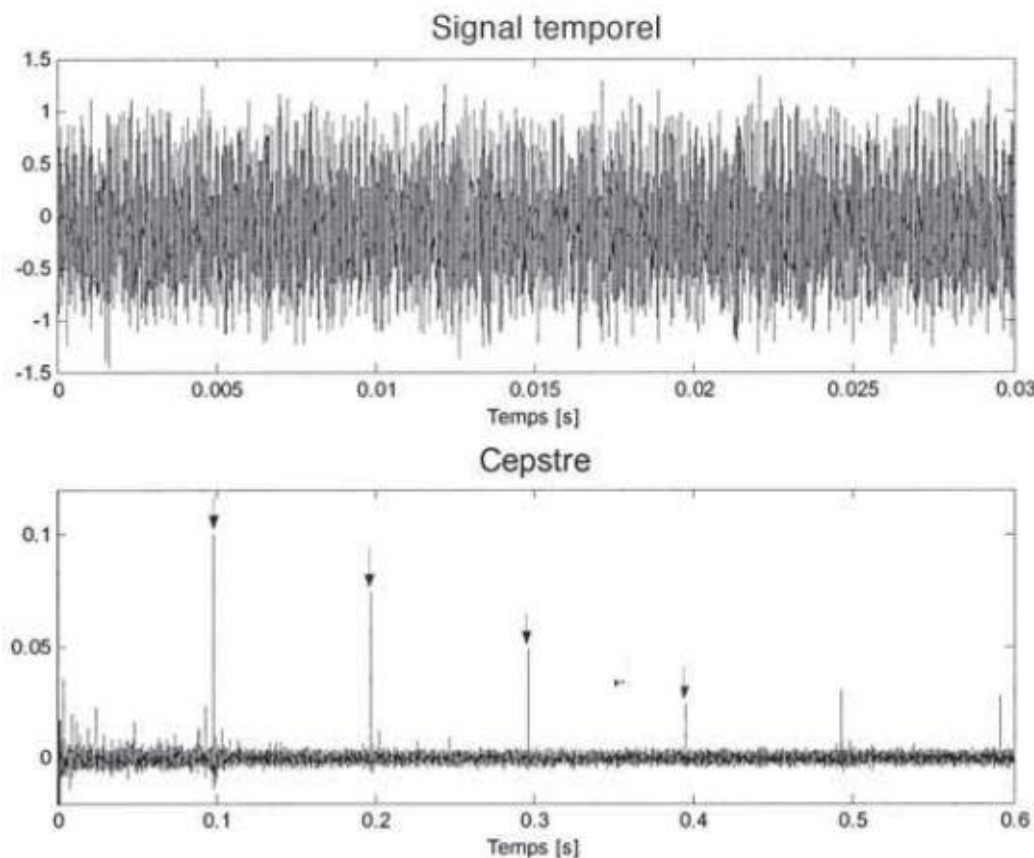


Figure III.13 signal temporel en (a), et cepstre correspondant en (b) [17].

Dans la figure (III.13.a), on remarque qu'aucune signature temporelle du défaut en question n'est pas visible, contrairement à la figure (III.13.b) qui schématise la représentation cepstrale du même signal, on constate la récurrence du défaut à 10 Hz qui est nettement traduite par un peigne de Dirac chaque 100 ms.

Les pics ainsi obtenus s'appellent les « rhomoniques » et leurs positions sur l'axe des « quéfrences » indiquent les périodes fondamentales contenues dans le signal. L'analyse cepstrale est très utilisée pour la surveillance des engrenages qui exhibe un spectre très riche en harmoniques figure (III.13).

Remarque

Le cepstre donc, de part ces fonction qui consiste à séparer la réponse impulsionnelle de la structure des forces d'excitation, peut s'avérer d'une grande efficacité car il peut carrément nettoyer le spectre de ces élément excitateurs pour ne garder que la réponse de la structure et observer ainsi les variations des raideurs de celle-ci.

III.2.2.4 Analyse d'enveloppe (HFRT) [4]

Le principal intérêt du spectre du signal enveloppe au regard du spectre du signal de base réside dans le fait que la fréquence de la composante fondamentale du spectre du signal enveloppe correspond à l'ordre 1 de la fréquence de répétition des chocs.

En pratique, la technique d'analyse des réponses impulsionnelles de résonances couramment appelée HFRT (High Frequency Résonance Technique) dans la littérature technique, consiste à démoduler en amplitude le signal temporel après filtrage passe bande de ce dernier autour d'une fréquence de résonance afin d'obtenir le spectre du signal enveloppe.

L'obtention de ce dernier se décompose en plusieurs étapes importantes :

- Identification et choix des pulsations de résonances ; la démodulation de plusieurs résonances est souvent nécessaire pour identifier toutes les fréquences des forces d'excitation.
- Filtrage passe bande du spectre autour de la fréquence de résonance avec un filtre très sélectif. La largeur de bande de filtrage doit correspondre au minimum à 4 fois la fréquence du défaut.

La fonction du signal enveloppé s'écrit :

$$\text{env}(t) = \sqrt{[s(t)]^2 + (H[s(t)])^2} \quad (\text{III. 14})$$

Avec

$H[s(t)]$: Transformée de Hilbert.

- Le calcul du spectre du signal enveloppe ; la bande fréquentielle d'analyse du spectre enveloppe doit contenir au moins l'ordre deux de la fréquence de défaut et doit être au plus égale à la moitié de la largeur de bande de filtrage de la réponse des résonances considérées.
- La détermination des fréquences de modulation et donc des taux de répétition des chocs, associé à la connaissance de la cinématique de l'installation, permet de localiser, voir détecter l'origine du défaut et cela de façon précoce et rapide. On peut dire aussi que Cette technique très complémentaire à celle du cepstre qui est pénalisé

par sa grande sensibilité au bruit et aux fluctuations aléatoires de vitesse. La figure (III.14) schématise les différentes étapes de la démodulation [37] :

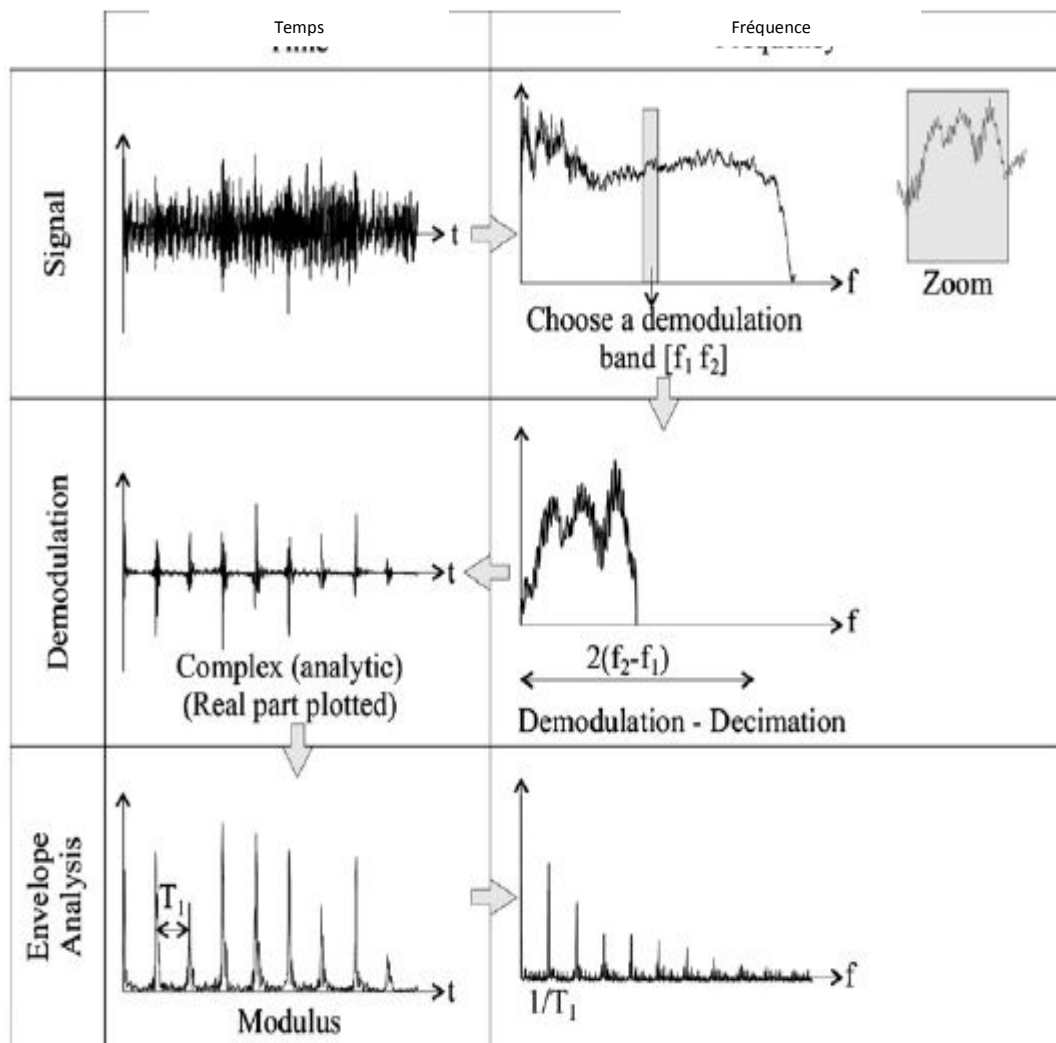


Figure III.14 étapes élémentaires de l'analyse d'enveloppe [37].

III.2.2.4.a Exemple d'application (cas concret d'un jeu de palier)

L'arbre d'un alternateur entraîné par une turbine hydraulique, tourne à une vitesse de rotation de 185.7 tr/min (3.125 Hz). La figure (III.15.a) représente le signal temporel délivré par un accéléromètre fixé sur un palier de l'alternateur. Ce signal présente un caractère impulsionnel très marqué.

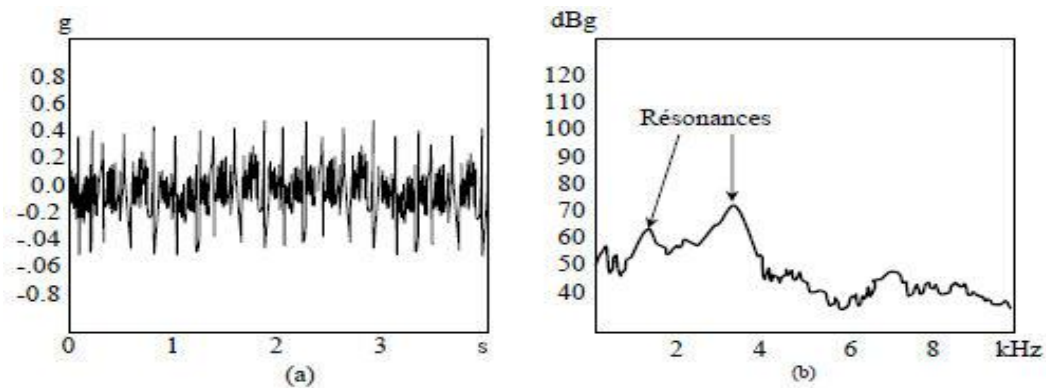


Figure III.15 (a) Signal temporel délivré par l'accéléromètre; (b) le spectre correspondant [4].

Le spectre [0 - 10 kHz] (figure III.15.b) montre l'existence d'une résonance prépondérante dont la fréquence est voisine de 3275 Hz autour de laquelle est concentrée une part importante de l'énergie du signal.

L'analyse en mode zoom autour de cette résonance figure (III.16.a) nous donne un spectre de bruit en parfaite contradiction avec la nature du signal temporel. Par contre, le spectre de l'enveloppe de la réponse impulsionnelle de cette résonance figure (III.16.b) est constituée d'un peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence de rotation de l'alternateur. Ceci révèle l'existence d'un jeu important entre le coussinet de ce palier et son logement.

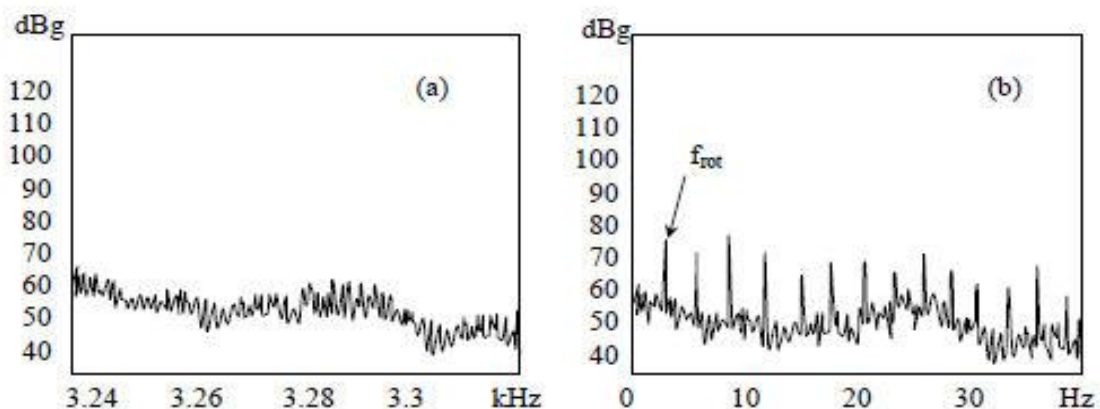


Figure III.16 (a) Zoom centré sur 3275 Hz ; (b) spectre d'enveloppe [4].

Il est important de souligner que la fréquence de la résonance prépondérante excitée se situe autour de 1046 de la fréquence de rotation. Toute fluctuation, aussi petite qu'elle soit, de la fréquence instantanée de rotation est suffisante pour rendre illisibles les spectres obtenus par analyse en mode zoom en hautes fréquences.

Si la fréquence de résonance se situe autour d'un ordre beaucoup plus faible de la fréquence de rotation, le spectre calculé en mode zoom centré sur une résonance de fréquence 1425 Hz (ordre 456 de la fréquence de rotation) permet d'identifier la présence d'un peigne de raies qui émerge de 5 dB environ du bruit de fond et dont les composantes sont espacées de la fréquence de rotation figure (III.17-a). Par contre, ce peigne de raies dans le spectre de l'enveloppe de la réponse impulsionnelle de cette même résonance figure (III.17-b) émerge de près de 20 dB du bruit de fond et présente donc une bien meilleure lisibilité.

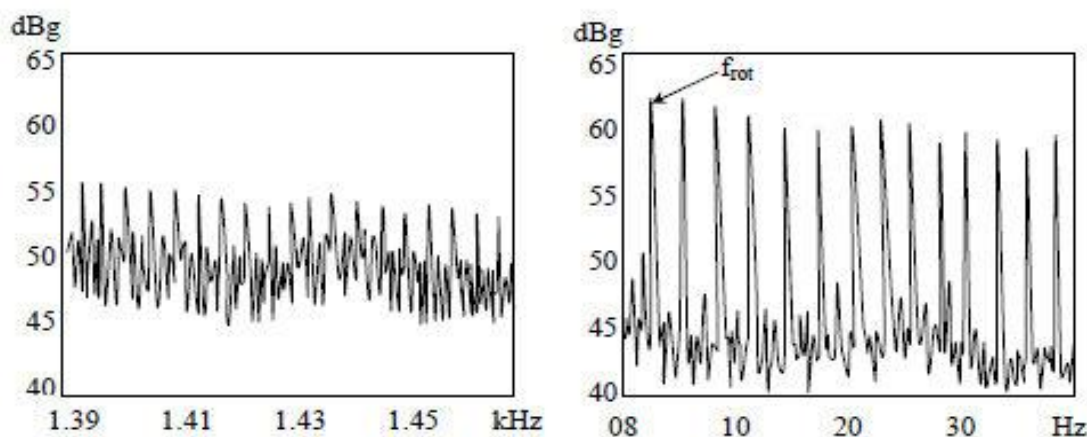


Figure III.17 (a) Zoom centré sur 1425 Hz ; (b) spectre d'enveloppe [4].

III.3 Analyse temps-fréquence [12]

Quelque soit l'étendue Pratique de la Transformée de Fourier ; quelque soit sa parfait aptitude du point de vue mathématique, elle conduit bien souvent à des difficultés physiques. Ainsi, si l'on se refait à la définition usuelle, il est clair que le calcul d'une valeur fréquentielle $X(f)$ nécessite la connaissance de toute l'histoire temporelle du signal, éventuellement de $-\infty$ à $+\infty$.

D'une façon générale, la représentation de Fourier décompose un signal d'énergie finie en une combinaison linéaire d'éléments constitutifs dont aucun n'est d'énergie finie. Ce type de problème suggère, dans les situations évolutives pour lesquelles la transformation de Fourier perd de sa pertinence physique, de lui chercher un substitut qui, à titre d'exemple, puisse concilier description fréquentielle et localisation temporelle. Et la Transformée de Fourier à court terme semble répondre à ce critère dans la mesure où elle combine un certain nombre de paramètres pour mieux relier l'espace temps à l'espace fréquentiel.

III.3.1 Transformé de Fourier à court terme

L'analyse temps-fréquence est dédiée à l'étude des signaux non-stationnaires. Elle permet de décrire l'évolution temporelle du contenu spectral d'un signal. Nous aborderons dans ce paragraphe l'essentiel de cette analyse et ces différents paramètres, ces avantages ainsi que ces inconvénients.

III.3.1.1 Notion de fenêtrage [43]

L'idée consiste à tronquer le signal en ne le considérant que sur un intervalle fini $[-\tau, \tau]$.

Ceci revient à multiplier le signal $s(t)$ par une fonction de fenêtrage $\phi(t)$ qui est égale à zéro en dehors de l'intervalle d'étude.

$$s(t)\phi(t - b) = S_{bt}(t) \quad (\text{III. 15})$$

Le produit contient alors les informations de $s(t)$ autour de $t = b$. En particulier si $\phi(t) = X_{[-\tau, \tau]}(t)$ voir la figure (III.18) :

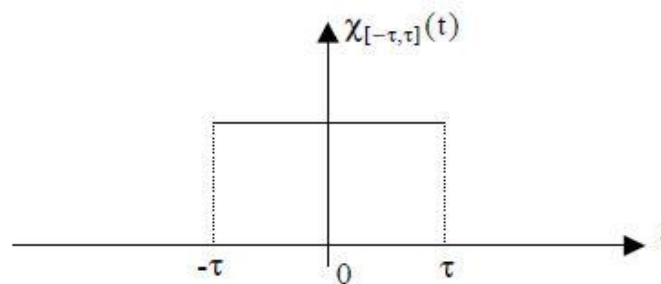


Figure III.18 fonction $\phi(t) = X_{[-\tau, \tau]}(t)$

Alors

$$S_b(t) = \begin{cases} s(t) & t \in [b - \tau, b + \tau] \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{III. 16})$$

En changeant le paramètre b , la fenêtre se déplace le long de l'axe des temps.

III.3.1.2 Principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor [20, 30, 36]

Le principe d'incertitude permet de lier la durée d'un signal à sa largeur de bande. Il tire son nom de la mécanique quantique, où il exprime l'impossibilité de connaître avec précision la position et le moment cinétique d'une particule en mouvement. Son introduction en théorie du signal, due à Gabor, traduit l'impossibilité d'avoir un signal dont les supports temporels et fréquentiels sont arbitrairement petits. Le principe d'incertitude fournit alors une borne inférieure sur l'encombrement TF d'un signal.

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (\text{III. 17})$$

Avec

$$\begin{cases} \Delta t^2 = \frac{\int t^2 |x(t)|^2 dt}{\int |x(t)|^2 dt} \\ \Delta f^2 = \frac{\int f^2 |X(f)|^2 df}{\int |X(f)|^2 df} \end{cases} \quad (\text{III. 18})$$

$x(t)$: signal en fonction du temps ;

$X(f)$: signal en fonction de la fréquence ;

Δt et Δf : Respectivement résolution temporel et fréquentiel.

Remarque

L'inégalité de Heisenberg-Gabor peut donc être vue comme une limitation mathématique qui interdit une localisation arbitrairement petite dans les domaines temporel et fréquentiel.

III.3.1.3 La transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT) [10, 11, 20, 21, 22, 27, 35 et 43]

La transformée de Fourier à court terme (ou à fenêtre glissante) est une extension de la transformée de Fourier, elle traduit un fenêtrage de l'axe temporel à l'aide d'une fonction

fenêtre possédant de bonnes propriétés de localisation tout en limitant le domaine de localisation temporel.

La transformée de Fourier à fenêtre glissante d'une fonction h est la transformée de Fourier de la fonction multipliée par une fenêtre w dont le centre glisse le long de l'axe des abscisses (temps ou espace). Les signaux obtenus sont alors décomposés en une somme d'atomes temps fréquence. Elle se définit mathématiquement par l'expression suivante [10] [11] :

$$F_w(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau) \cdot W(t - \tau) \cdot e^{-2\pi j f(t - \tau)} d\tau \quad (\text{III. 19})$$

Avec

$f(\tau)$: Signal à traiter.

$W(t - \tau)$: Fonction introduisant la notion de fenêtre.

Quand on analyse un signal, il est important de connaître les localisations en temps et en fréquence des fonctions sur lesquelles on le décompose. Dans le cas présent, ces fonctions appartiennent à la famille (dite de Weyl-Heisenberg) ; La fonction $W(t)$ peut être caractérisée par deux intervalles [22] :

$$\left[\frac{-\Delta t}{2}, \frac{\Delta t}{2} \right] \text{ et } \left[\frac{-\Delta f}{2}, \frac{\Delta f}{2} \right]$$

qui contiennent 90 % de l'énergie de cette fonction dans le domaine temporel et, respectivement, fréquentiel.

Ces intervalles définissent un pavé du plan temps-fréquence. En translatant $W(t)$ de b en temps, on induit simplement un déplacement de b de ce pavé suivant l'axe temporel, alors que la modulation par $e^{j2\pi f t}$ correspond à un déplacement de f de ce pavé suivant l'axe fréquentiel (*Figure III.19*).

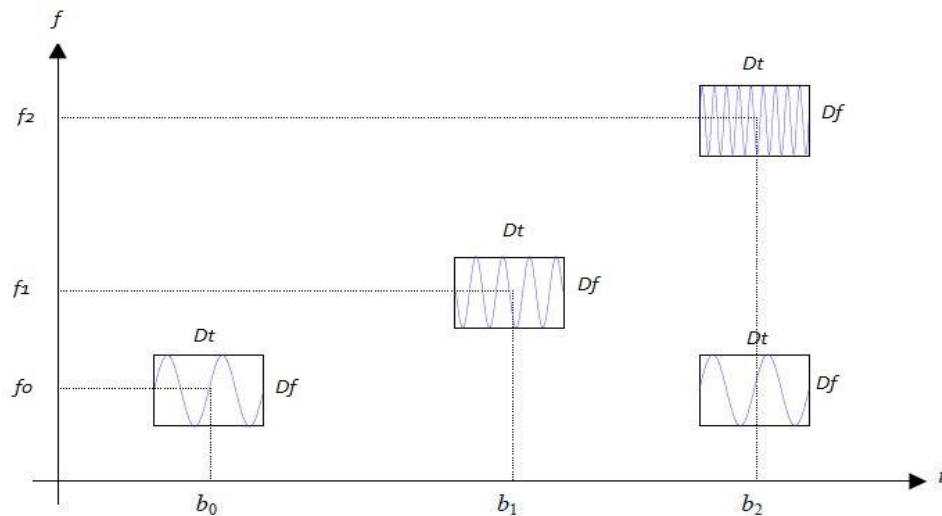


Figure III.19 pavage temps -fréquence de la TFCT [22].

Compte tenu du principe d'incertitude de (Gabor-Heisenberg vue précédemment), il est impossible d'avoir à la fois une localisation parfaite en temps et en fréquence c'est-à-dire un pavé réduit à un point.

III.3.1.4 Avantage et inconvénient de la TFCT

- Très proche de l'analyse de Fourier traditionnelle, la T.FCT occupe, en dépit de ses limites, un rôle clef au sein des représentations temps-fréquence. Elle possède de **nombreuses propriétés** : en particulier, elle préserve les translations temporelles (à une modulation près) ainsi que les translations fréquentielles. Sa simplicité d'interprétation, sa facilité d'implantation et son faible coût en temps de calcul constituent des **avantages** importants.
- Les **inconvénients** majeurs de la T.FCT tiennent à l'hypothèse de stationnarité locale sous-jacente et au compromis implicite dans le choix de la fenêtre d'analyse. Le principe d'incertitude d'Heisenberg suggère que l'accroissement de la durée de la fenêtre doit permettre une amélioration de la résolution fréquentielle au détriment de la résolution temporelle, et inversement. En particulier, la TFCT ne discernera deux sinusoïdes que différant en fréquence de plus de σ_f et distants en temps d'au moins σ_t [22].

III.3.2 Méthode basées sur les statistiques d'ordre supérieur

III.3.2.1 Le Kurtosis spectral [2, 23, 24, 29 et 37]

Le Kurtosis spectral (KS) est un descripteur fréquentiel initialement introduit par Dwyer pour pallier l'incapacité de certaines méthodes d'analyse à détecter et à caractériser des non-stationnarités dans un signal. L'idée consiste à calculer le Kurtosis du signal analysé à "chaque fréquence" afin de discerner les structures non-stationnaires et d'indiquer dans quelles bandes de fréquences celles-ci se réalisent. Cette manière de faire s'avère relativement robuste par rapport au bruit additif stationnaire, contrairement au Kurtosis global. Le Kurtosis spectral donne la distribution des composantes transitoires dans le domaine fréquentiel. Son principe consiste à agir sur la matrices des coefficients qui découle du module au carré de la TFCT (spectrogramme), en calculons le Kurtosis pour chaque fréquence localisé avec sa valeur supérieur dans la matrice (S) tel que :

$$K(f) = \frac{\langle |X(t, f)|^4 \rangle}{\langle |X(t, f)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (\text{III. 20})$$

$$X_w(t, f) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n)W(n - t)e^{-2j\pi n f} \quad (\text{III. 21})$$

Avec : $X(n)$ la version discrète du signal $x(t)$ et $W(n - t)$ la fenêtre analysante.

III.3.2.1.a Propriétés du Kurtosis spectral

Le Kurtosis spectral jouit de nombreuses propriétés, nous rappelons brièvement les plus importantes :

- le KS des processus stationnaires réguliers est une fonction constante de la fréquence ;
- le KS des processus stationnaires gaussiens est une fonction identiquement nulle ;
- en présence de bruit stationnaire additif $N(n)$, le KS d'un processus non-stationnaire $X(n)$ s'exprime :

$$K_{(X+N)}(f) = \frac{K_X(f)}{[1 + \rho(f)]} \quad (\text{III. 22})$$

Avec $\rho(f)$ est le rapport bruit-à-signal en fonction de la fréquence.

Ces propriétés suffisent largement à comprendre la capacité du KS à détecter, caractériser et localiser en fréquence des non-stationnarités présentes dans un signal. La figure (III.20) montre les étapes de cette décomposition.

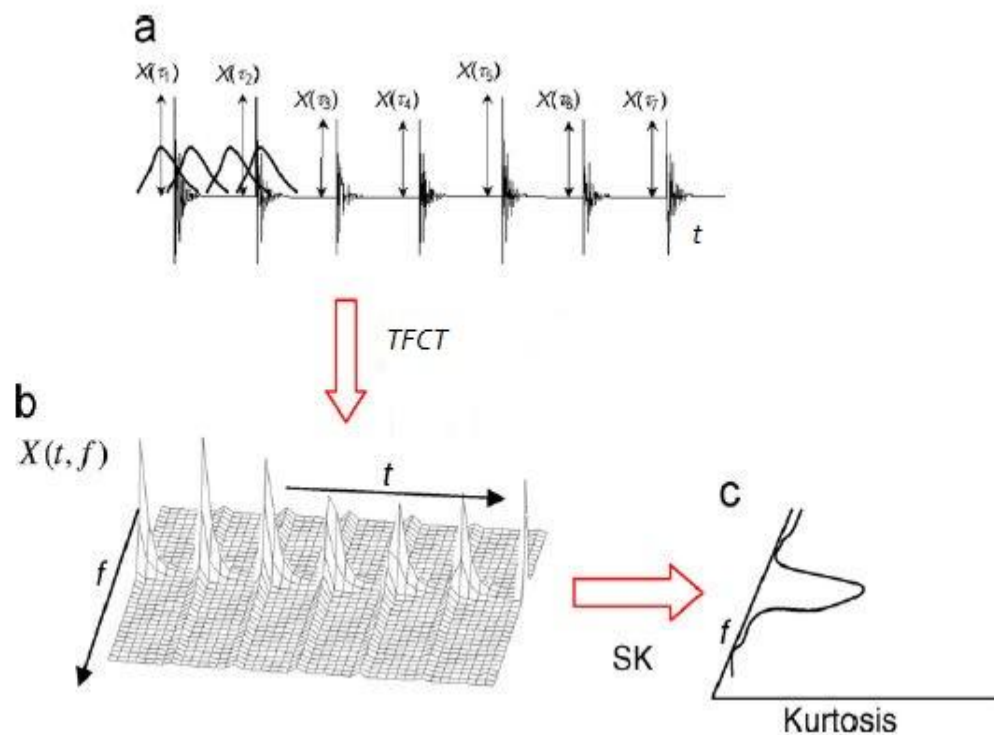


Figure III.20 Décomposition avec le Kurtosis spectral [37].

III.3.3 Le Kurtogramme [2, 23, 24, 25, 29 et 37]

III.3.3.1 Introduction

Le Kurtosis spectral qu'on a défini précédemment par de l'équation (III.20), est un estimateur qui se résume à calculé le Kurtosis correspondant à chaque fréquence présente dans le spectre analysé, cependant, On a vu que dans le cas de processus fortement non-stationnaire (typiquement des impulsions), l'estimateur affiche des valeurs qui dépendent sensiblement de la fréquence et du choix de la résolution fréquentielle. En bref à travers le (KS), on peut remarquer qu'à chaque type de non-stationnarité correspond une dyade c'est-à-dire : {fréquence f /résolution fréquentielle Δf } qui maximise son Kurtosis et donc sa détection. La notion du Kurtogramme donc, est tout simplement la représentation du (Ks) dans le plan $(f, \Delta f)$.

III.3.3.2 Aspect théorique

III.3.3.2.a Principe de l'algorithme

La solution adaptée dans le Kurtogramme, est de subdiviser les bandes fréquentielles par un nombre entier en commençant par une fenêtre qui contiendra toute la longueur du signal à analyser. Nous décrivons d'abord l'algorithme dans le cas d'un découpage en puissances de 2 de l'axe fréquentiel, avant d'en donner une généralisation en tiers de puissance de 2.

III.3.3.2.b Découpage en puissance de 2

La solution préconisée ici, est de subdiviser les bandes fréquentielles par un nombre entier en commençant par une fenêtre qui couvrira toute la longueur du signal à analyser. Cette décomposition consiste à diviser dans chaque niveau n , la plage fréquentielle du signal considéré par 2^n ce qui donne, pour chaque bande C_n^k quelconque naissance à deux nouvelles bandes C_{n+1}^{2k} et C_{n+1}^{2k+1} de longueur deux fois plus courtes. La largeur des bandes fréquentielles ainsi obtenu est donnée par l'équation (III.23) :

$$\Delta f = F_e \left[\frac{1}{2^{n+1}} \right] \quad (\text{III. 23})$$

Et cette même bande est positionnée sur une fréquence centrale équivalente à (III.24) :

$$f_k = F_e \left[(k + 2^{-1}) 2^{-(n+1)} \right] \quad (\text{III. 24})$$

Avec

F_e : Fréquence d'échantillonnage

k : Le numéro de la bande pour un niveau de décomposition n donnée.

Ainsi, le page obtenu par cette décomposition en puissance de 2 est illustré sur la figure suivante :

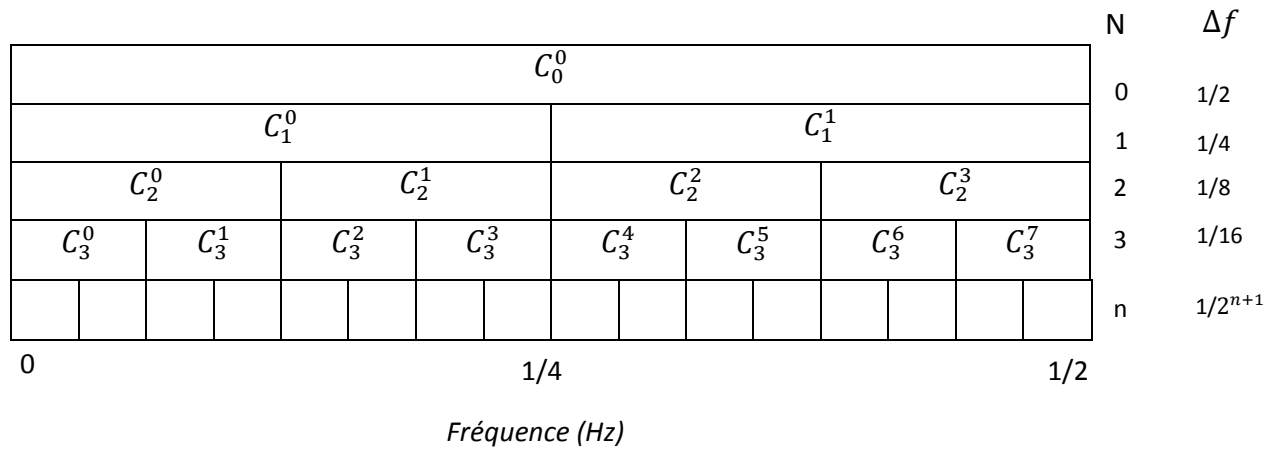


Figure III.21 Découpage des bandes fréquentielle en puissance de 2

III.3.3.2.c Découpage en tiers de la puissance de 2

Les restrictions imposé afin d'avoir la coïncidence de la fréquence centrale obtenu par la division de chaque dyade sur la fréquence de résonance qu'on cherche à cerner nous impose de préconisé une décomposition plus fine, le découpage en tiers de puissance de 2 consiste à introduire d'autres sous-bandes entres les niveaux de la décomposition dyadique, au final, chaque niveau est décomposé par: 2^n avec $n = 0 - 1 - 1.6 - 2 - 2.6 - 3 - 3.6 - 4..ect$ et la figure suivante illustre cette exemple :

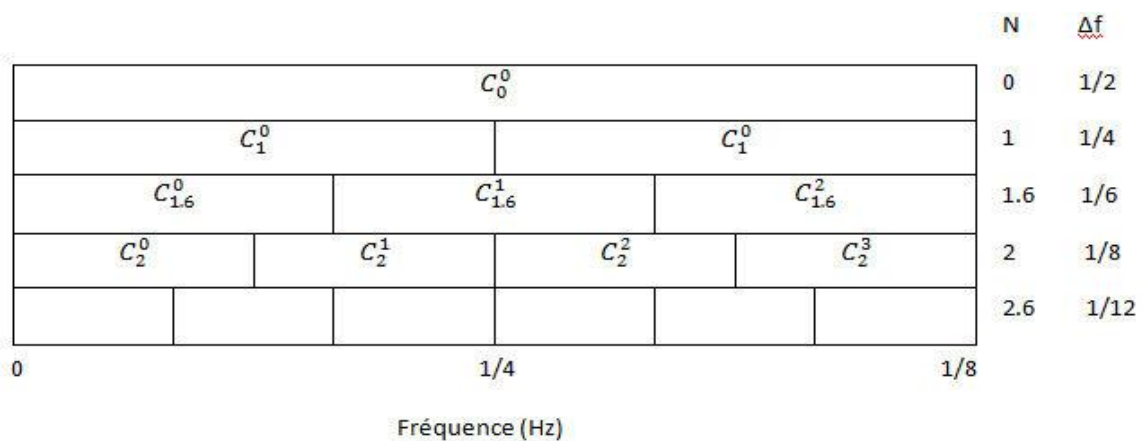


Figure III.22 Découpage des bandes fréquentielle entiers de la puissance de 2

Le Kurtogramme est une représentation 2D, les abscisses représentent les fréquences et les ordonnés donnent le nombre d'intervalles sur les lequel la bande fréquentielle est

divisée, quand à la l'autre dimension, elle représente la valeur du Kurtosis de chaque bande fréquentielle, et ainsi, on se focalisera juste sur celle qui contient la plus grande valeur.

III.3.3.2.d Exemple d'application

Cet exemple illustre l'utilisation du Kurtogramme pour le diagnostic des paliers à roulements dans les systèmes mécaniques. Un défaut de roulement se manifeste sur les mesures vibratoires par une série d'impulsions généralement de faibles amplitudes par rapport au bruit de fond environnement figure (III.23).

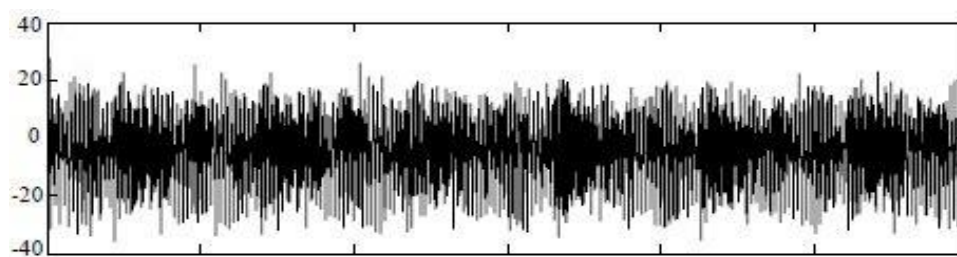


Figure III.23 signal vibratoire recueillis sur le palier à roulements.

Afin de les détecter, il est d'usage de démoduler le signal dans différentes bandes de fréquences jusqu'à trouver celle qui maximise le rapport signal-à-bruit. Le Kurtogramme permet de substituer à cette procédure empirique une méthodologie rigoureuse pour rapidement trouver la bande de démodulation optimale. Ceci est illustré sur la figure (III.24) qui correspond au Kurtogramme du signal recueillis.

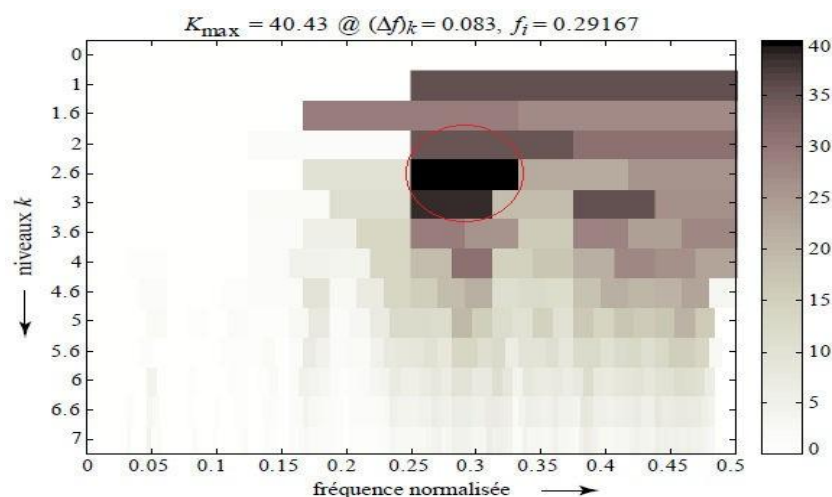


Figure III.24 Kurtogramme du signal de la (Figure III.23), avec une décomposition de niveaux en tiers de puissance de 2.

Ce dernier indique un Kurtosis spectral maximum sur la dyade $\{f_3(\Delta f)_{2.6}\} = \{0.292 ; 0.083\}$ la partie réelle de l'enveloppe $C_{2.6}^3(n)$ dans la bande de fréquence correspondante est représenté à la figure (III.26). Il faut apprécier le fait que le signal de défaut dont le rapport signal-à-bruit initial qui était seulement de -30dB a été parfaitement détecté et extrait du bruit de fond.

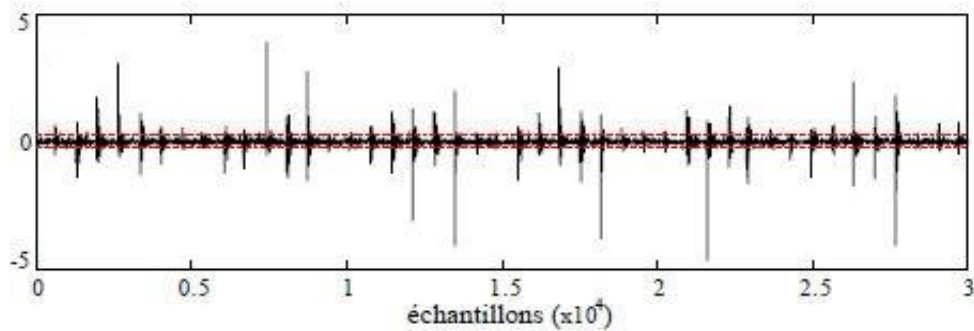


Figure III.26 enveloppe correspondant à la dyade $C_{2.6}^3(n)$, extraite via le Kurtogramme, avec le seuil de significativité à 0,1%.

III.4 Conclusion

La détection de transitoire dans un signal, reste une tâche très délicate vue la complexité des approches mathématiques nécessaires pour le faire. On constate à travers ce chapitre, que les méthodes supposées classiques (Kurtosis, analyse de Fourier,..) reste très restreintes dans leurs approches de la résonance notamment pour les structures du signal qui présentes des passages instationnaires ; contrairement aux technique d'analyse avancées qui s'adapte mieux à cet entrave. Néanmoins, ces applications (Ks et Kurtogramme) reste très complémentaires l'une à l'autre, car, comme on à pu voir dans ce dernière exemple, grâce à la plage fréquentielle repérer par le Kurtogramme qui correspond entre temps à une valeur élevé du Kurtosis spectral, l'analyse d'enveloppe appliqué à cette plage affiche des résultats pertinent même en présence d'un bruit de fond.

IV.1 Introduction

Les engrenages sont des organes utilisés à grande échelle dans la transmission du mouvement. Néanmoins, ces organes restent très sensibles à l'usure vu travail tout le temps en contact et sont souvent l'objet de nombreuses anomalies, ces dernières se manifestent par des vibrations induisant un signal instationnaire.

Les signaux induits seront inévitablement affectés par le bruit généré par d'autres organes en mouvement. Ainsi, les forces impulsionnelles induites peuvent exciter à leur tour des résonances de la structure sur laquelle est fixé le capteur.

Cependant, la quête de ces résonances comme en vient de le voir dans le chapitre précédent, reste une tâche compliquée et qui nécessite beaucoup de rigueur dans le diagnostic à mener, pour ça, nous allons à travers ce chapitre décortiquer les méthodes vues précédemment qu'on appliquera sur des signaux instationnaires simulés sous environnement MATLAB et voir leurs aptitudes localiser les résonances notamment avec la présence du bruit stationnaire.

IV.1 Méthodes d'analyse classiques

IV.1.1 Analyse spectral

IV.1.1.1 Signal stationnaire sans bruit aditif

Pour ce cas, nous avons simulé un signal stationnaire de 80 Hz ce qui équivaut à une vitesse de rotation de 4800 tr/min, avec une fréquence d'échantillonnage de 1024 Hz pour respecter au mieux la condition de CHANNON avec un temps d'acquisition de 0.9999 s ; ce qui conviendra pour un nombre de points $N=1024$ points. Le signal correspondant est donné dans la figure (IV.1) :

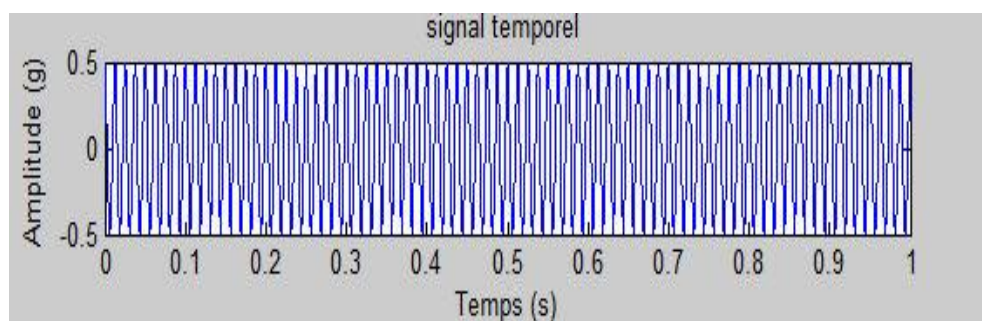


Figure IV.1 Signal temporel de 80 Hz simulé sans bruit

La décomposition de Fourier issu de l'application de l'algorithme (FFT) est donnée par figure (IV.2), la fréquence incrémentée dans ce signal (80Hz) est prédominante dans le spectre vu que c'est la fréquence fondamentale du signal.

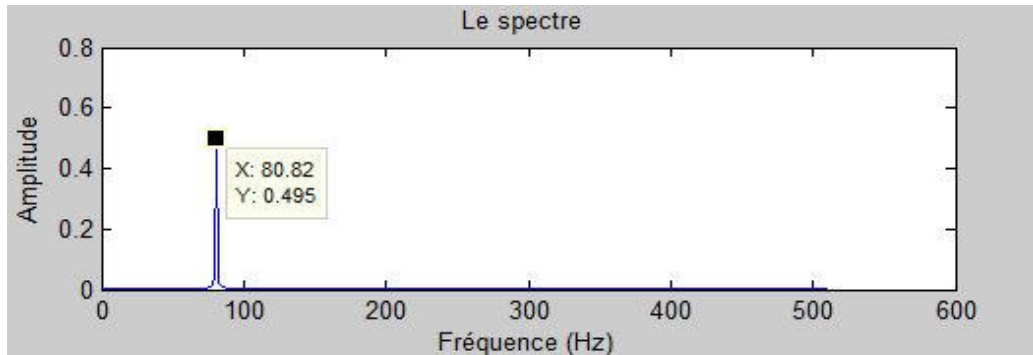


Figure IV.2 Analyse spectrale pour le signal précédent

IV.1.1.2 Signal stationnaire Avec bruit aditif

Pour cet exemple nous avons pris le même signal introduit précédemment (Fréquence fondamentale=80Hz, fréquence d'échantillonnage=1024 Hz, temps d'acquisition=1s) avec un bruit aditif stationnaire avec un rapport [SNR=0.0016], la figure (IV.3.a) donne la représentation temporel d'un tel signal, et la figure (IV.3.b) le spectre correspondant :

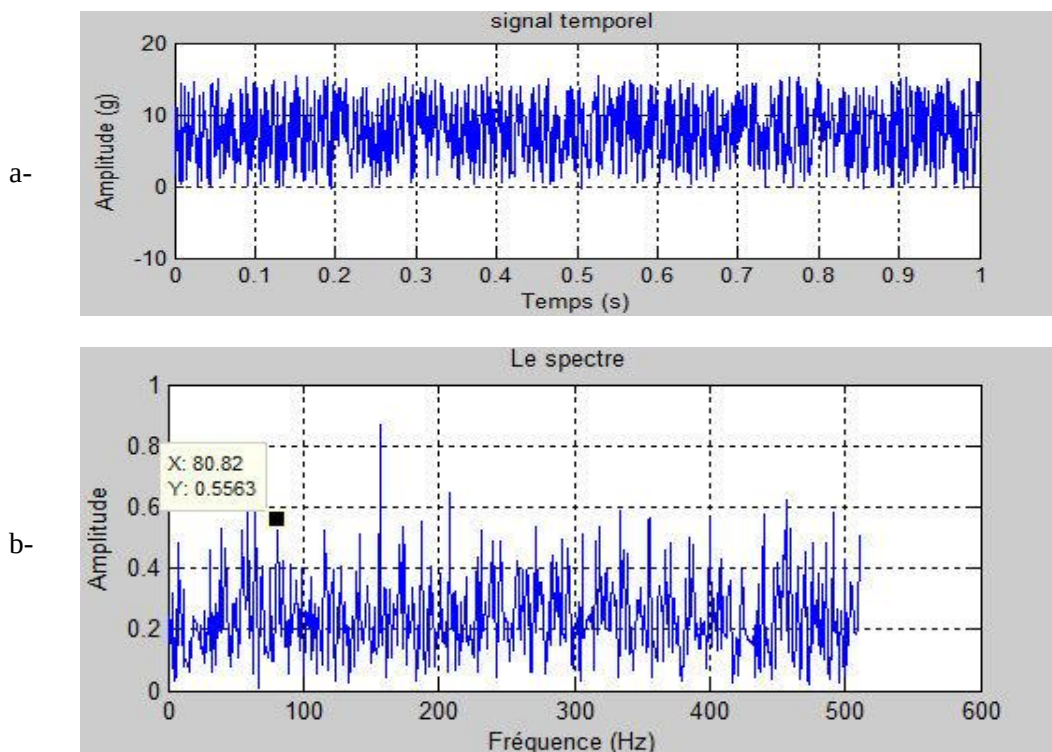


Figure IV.3 Signal stationnaire de 80 Hz bruité avec SNR=0.0016, et spectre correspondant.

La fréquence fondamentale incrémenté (80 Hz) est complètement noyé, on ne peut la distinguer à cause des raies engendré par le bruit. Cet exemple donc, confirme l'inaptitude du spectre à la localisation des transitoires en présence du bruit Aditif.

IV.1.1.4 signal instationnaire

Nous avons vu précédemment, qu'un défaut induisant des forces impulsionnelles peut exciter des résonances de structure, les fréquences de résonances excitées peuvent s'étendre de quelques Hertz à plusieurs dizaines voir à quelques centaines de kilohertz selon la vitesse de rotation mais aussi de la nature du défaut. Pour voir le comportement et l'aptitude du spectre à localisé ces transitoires, on simule un signal instationnaire avec le paramétrage suivant :

- Fréquence de résonance (f_r) : 2500 Hz ;
- Fréquence du défaut (f_d) : 20 Hz ;
- Fréquence d'échantillonnage (f_e) : 8 192 Hz ;
- Temps d'acquisition T : 2 s ;

Un tel signal est donné par la figure (IV.4) :

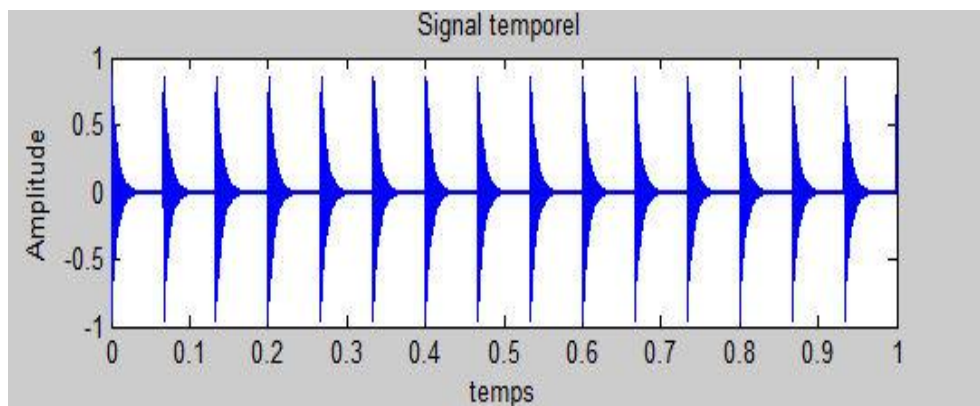


Figure IV.4 Signal instationnaire simulé.

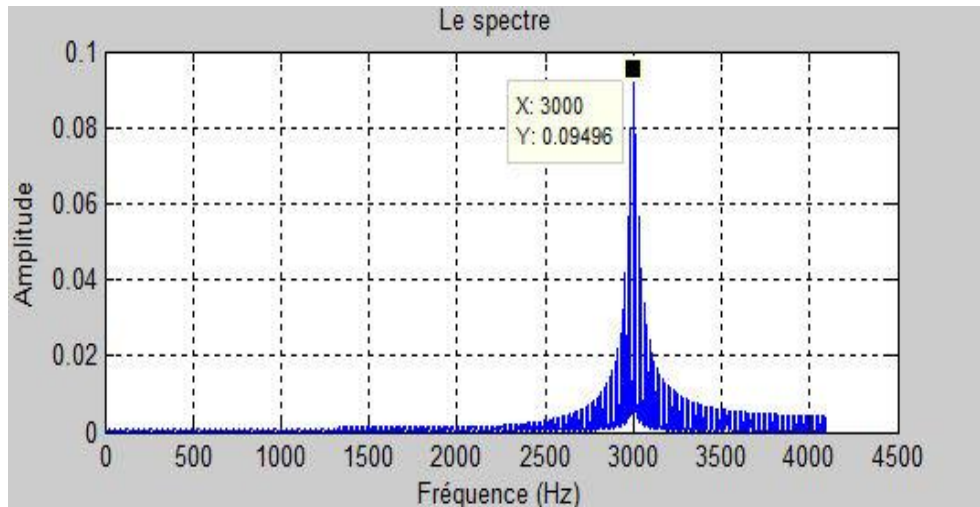


Figure IV.5 Spectre correspondant au signal simulé.

Le spectre du signal nous renseigne seulement sur la fréquence de résonance mais pas sur la fréquence du défaut, car on remarque clairement que cette dernière est modulée en amplitude autour de la résonance (3000 Hz).

En dira donc que l'analyse de Fourier n'est pas l'outil adapté à l'étude de signaux non-stationnaires dont les fréquences varient dans le temps. Il serait donc approprié de mettre en place d'autres stratégies d'analyse qui conviennent pour les signaux instationnaires afin de couvrir les carences enregistrées par le spectre.

IV.1.2 Analyse cepstrale

L'analyse cepstrale est couramment utilisée pour la détection de défauts d'engrenages grâce notamment à son aptitude pour la séparation des forces d'excitation de la réponse impulsionnelle de la structure. Cette dernière peut être présentée comme une alternative à l'analyse de Fourier, et à travers ce paragraphe, Nous allons étudier son comportement et voir sa capacité d'adaptation par rapport aux signaux instationnaires type chocs qui modélisent au mieux un défaut d'engrenage, notamment en présence du bruit aditif.

IV.1.2.1 Signal instationnaire sans bruit aditif

Pour mieux refléter et comprendre l'aptitude du spectre à détecter les modulations d'amplitude qui pose un sérieux problème au spectre, nous avons simulé un signal instationnaire type chocs avec le paramétrage qui suit :

- Temps de mesure : 2 seconde ;
- Fréquence du défaut : 10 Hz ;
- Fréquence de résonance : 512 Hz ;
- Fréquence d'échantillonnage : 2048 Hz.

Le signal qui correspond à ce paramétrage est donné par la figure (IV.6.a), l'analyse spectrale est donnée par la figure (IV.6.b) :

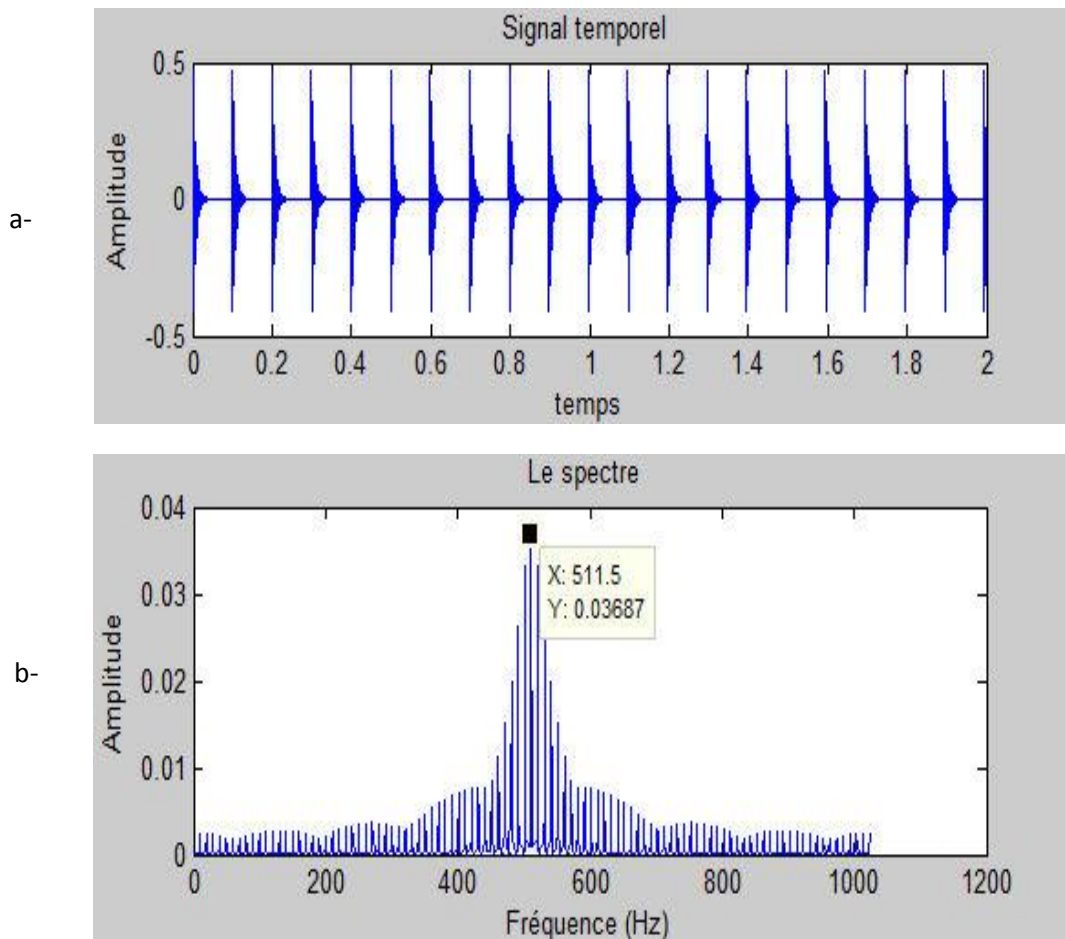


Figure IV.6 Signal instationnaire type chocs

Le spectre montre des composantes modulé en amplitude, cette modulation dans la pratique, est engendré par les efforts combinés des divers organes qui agissent sur le mécanisme. La figure (IV.7) montre l'analyse cepstrale correspondant au même signal :

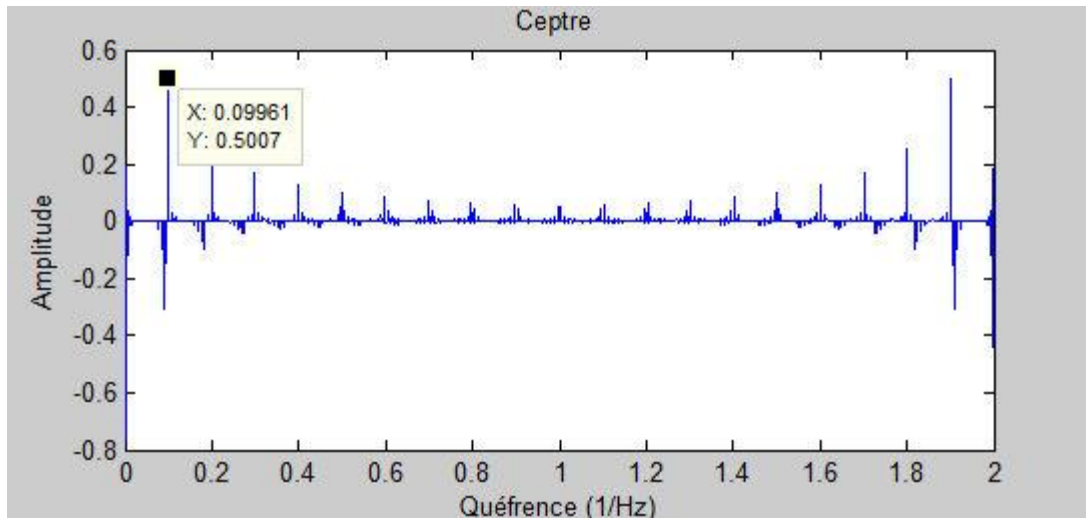


Figure IV.7 Cepstre du signal instationnaire

Le cepstre (figure IV.7), montre parfaitement la fréquence de répétition des chocs (fréquence du défaut) qui vaut 10 Hz (0.166 s), contrairement au spectre où cette fréquence est modulée autour de la résonance (porteuse).

IV.1.2.2 Signal instationnaire avec bruit aditif

Sur cet exemple, on simule un signal instationnaire type chocs similaire au précédent en introduisant juste un bruit aditif avec un $\text{SNR}=0.2244$, un tel signal est donné par la figure (IV.8) :

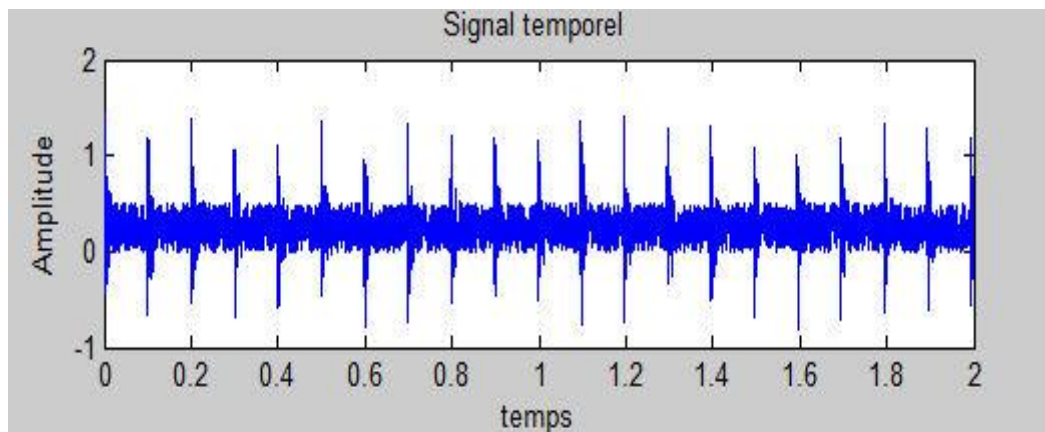


Figure IV.8 Signal temporel pour un signal type chocs avec $\text{SNR}=0.2244$

Le cepstre qui correspond à ce signal est donné par la Figure (IV.9) :

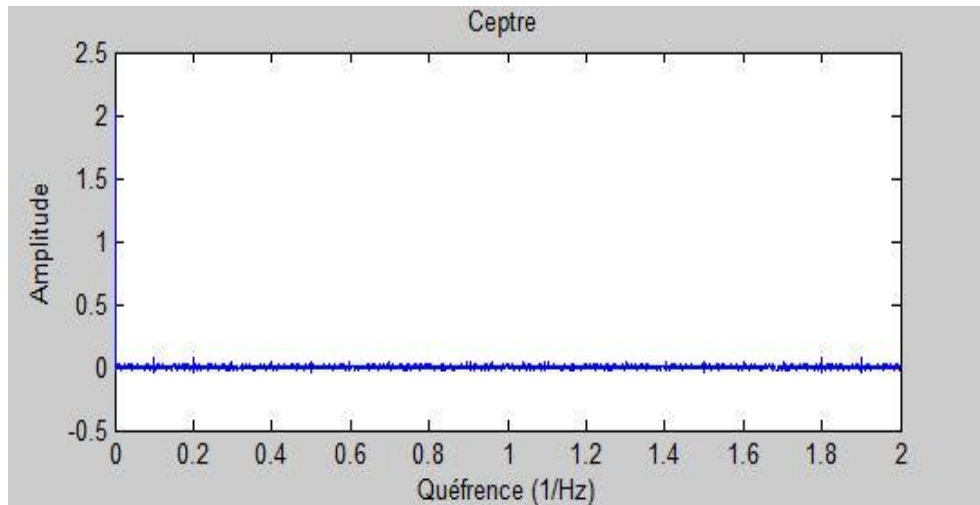


Figure IV.9 cepstre du signal instationnaire avec $SNR=0.2244$

L'introduction du bruit même avec une proportion réduite a brouillé complètement la visibilité du cepstre.

A travers cet exemple, on peut dire que le cepstre est une méthode pertinente pour l'extraction des fréquences du défaut dans les fréquences porteuses induite par les défauts basse fréquence (démodulation) qui domine souvent dans le signal, cependant, il reste très limité quand en est en présence du bruit aditif stationnaire.

IV.1.3 Analyse par Kurtosis Global du signal

Les vibrations de type sinusoïdales ou impulsionnelles génèrent des allures de courbes de densité différentes, l'analyse statistique du signal permet de dégager des indicateurs qui peuvent quantifier cette différence, parmi ces dernier en site l'analyse avec Kurtosis global du signal, pour cela nous allons simuler deux signaux (stationnaire et instationnaire) et appliquer cette méthode afin de voir son comportement :

IV.1.3. signal instationnaire

Pour voir l'aptitude de cette méthode part rapport aux signaux instationnaires, on simule un signal type chocs avec les caractéristiques suivantes :

- Fréquence de résonance : 512 Hz ;
- Fréquence d'échantillonnage : 2048 Hz ;
- Fréquence du défaut : 20 Hz ;
- Temps d'acquisition : 1 seconde.

Un tel signal est donné par la Figure (IV.10) :

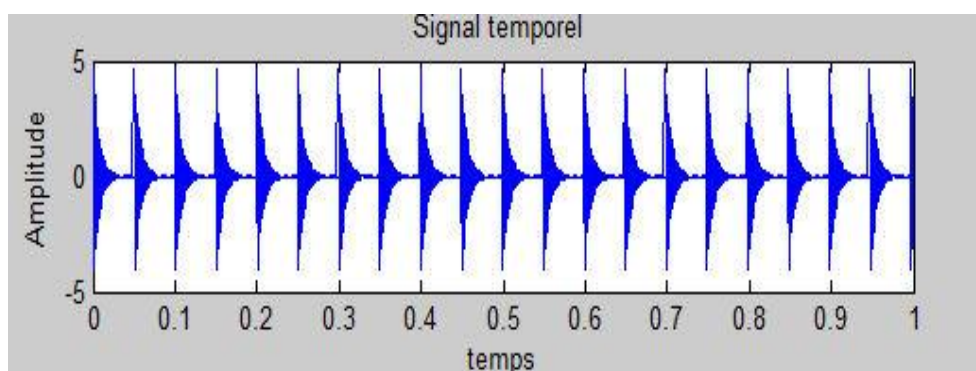


Figure IV.10 signal stationnaire simulé

La figure (IV.11), résume l'application (calcul) du Kurtosis global pour le signal simulé en faisant varié le taux du bruit aditif stationnaire de (-15 à 5 dB) :

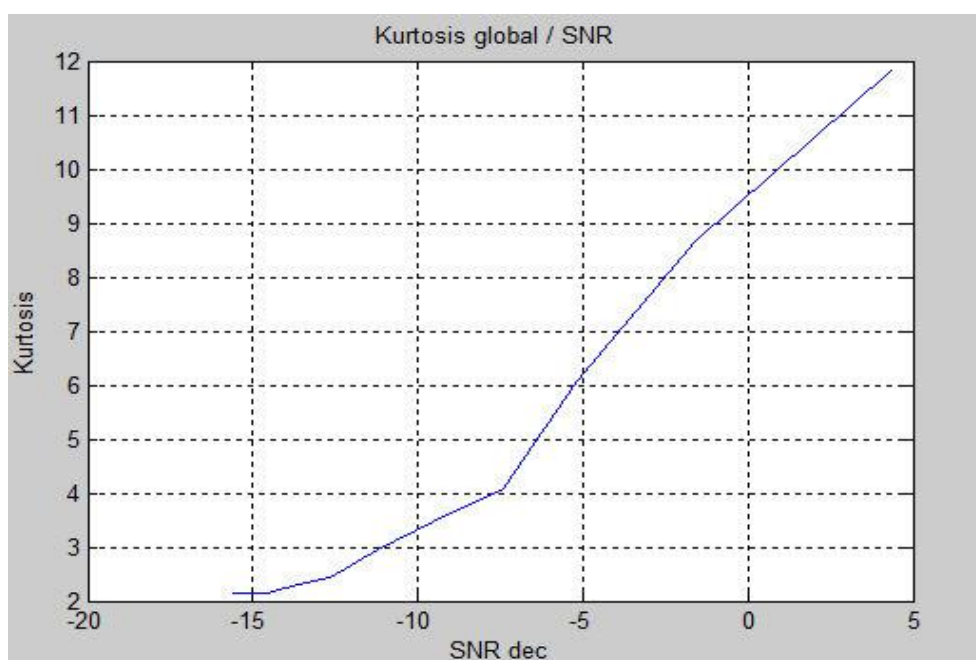


Figure IV.11 Kurtosis en fonction du SNR (décibel) pour un signal instationnaire

L'évolution du Kurtosis dans le signal instationnaire qu'on a simulé est disproportionnelle aux taux de bruit présent dans le signal. Concrètement, cela signifie que le Kurtosis est beaucoup plus sensible aux impulsions plutôt qu'au bruit aditif stationnaire.

IV.2.1 Analyse temps-fréquence

IV.2.1.1 La Transformée de Fourier à court terme

La TFCT est une analyse locale du signal, son algorithme est basé sur une fenêtre analysante qui translate le signal sur toute sa longueur et associe à chaque bloc temporel une transformée de Fourier classique, le signal est ainsi représenté sur un pavage temps-fréquence.

IV.2.1.1.a Signal stationnaire

Pour un peut introduire la TFCT, on commence cette simulation par un signal introduit par deux sinusoïdes, d'amplitude différente et de fréquence $f_1=50$ Hz , $f_2=150$ Hz, avec un temps d'acquisition d'une seconde (1 s) et une fréquence d'échantillonnage $f_e=2048$ Hz, un tel signal est donné par la figure (IV.12) .

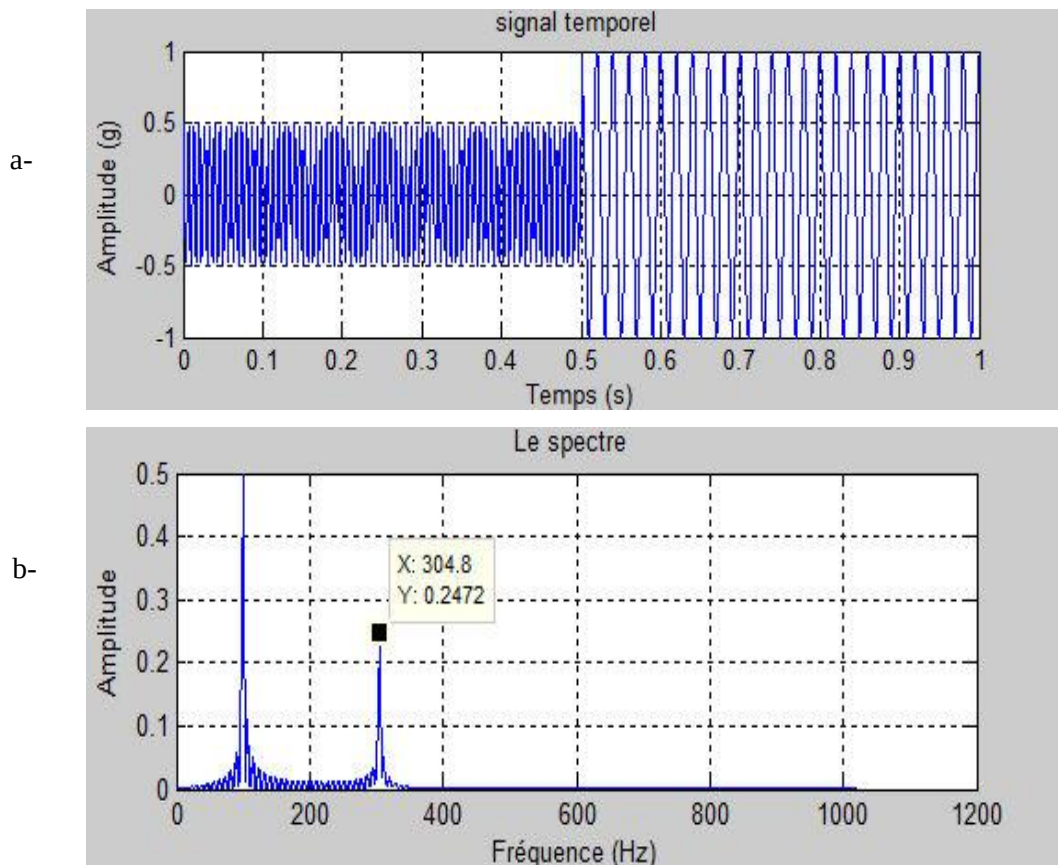


Figure IV.12 Signal stationnaire représentation temporelle (a), spectre associé (b)

On procède à la perturbation de ce signal aux instants [0.1, 0.2, 0.3, 0.4 s], un tel signal est donné par la figure (IV.13) :

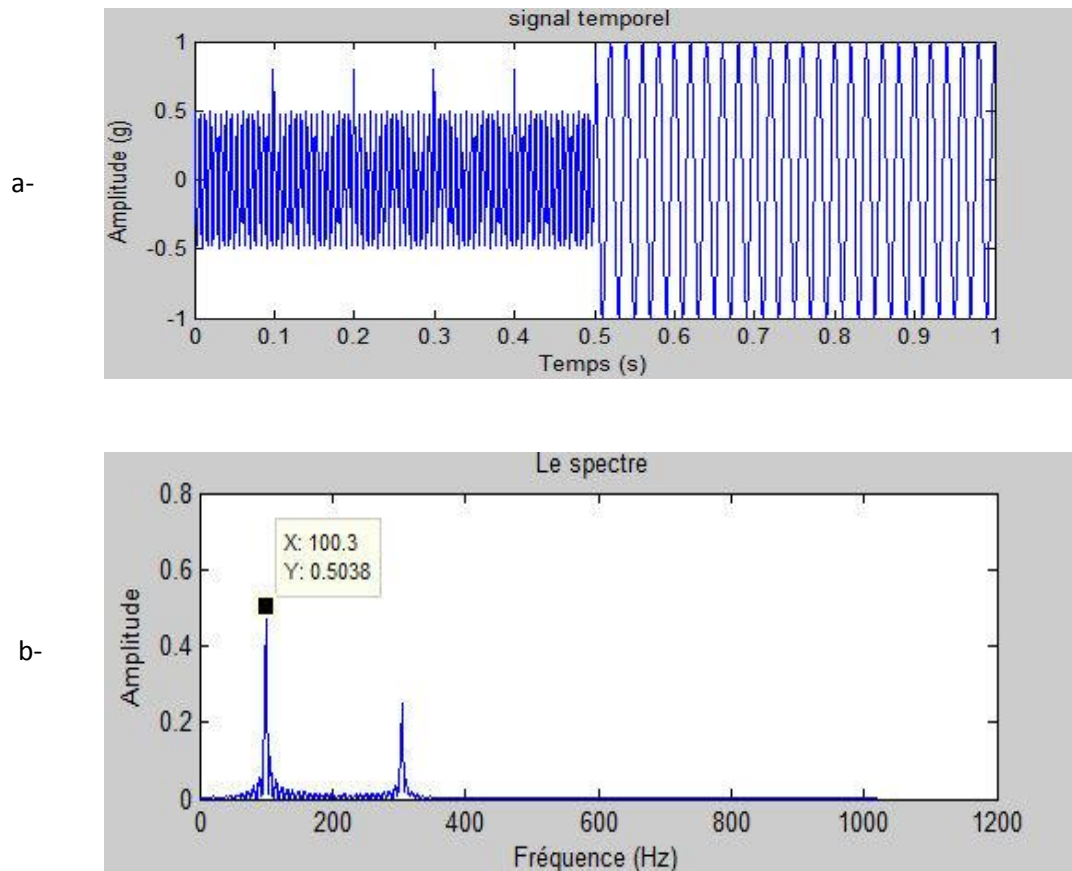
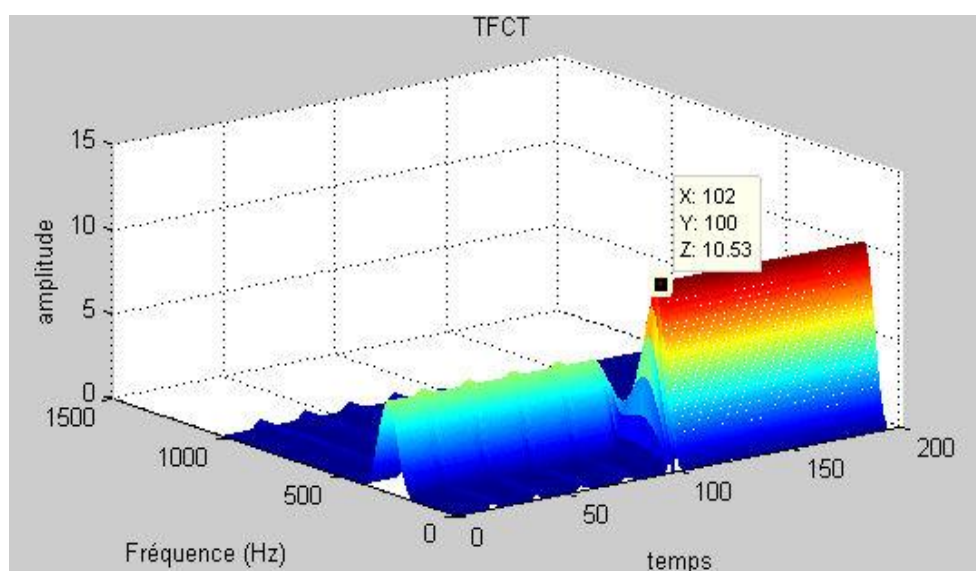


Figure IV.13 Signal stationnaire perturbé à [0.1, 0.2, 0.3, 0.4 s] (a), spectre correspondant (b).

La figure (IV.14), schématise la Transformée de Fourier à court terme (TFCT) du signal perturbé avec une fenêtre analysante d'une longueur de 40 point et un taux de recouvrement de 90 % :



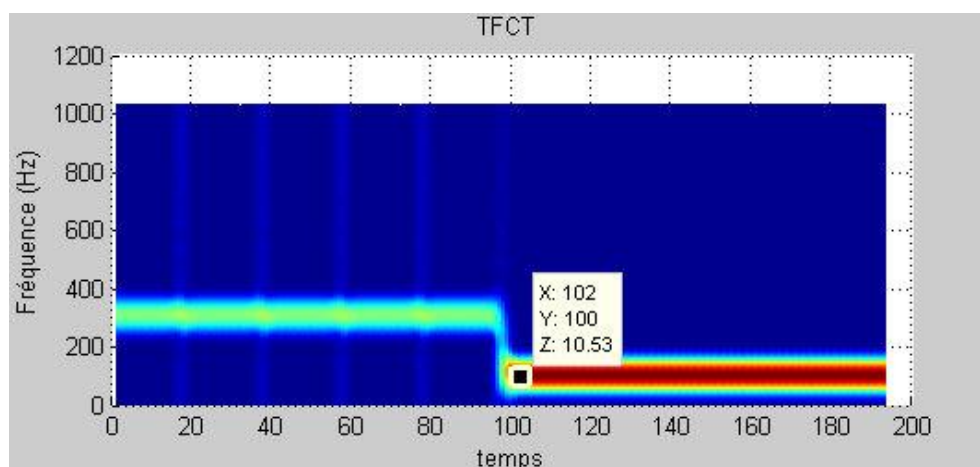


Figure IV.14 Spectrogramme (TFCT) pour le signal stationnaire perturbé.

La TFCT nous ouvre une dimension supplémentaire par rapport à l'analyse spectral, ce qui permet de localiser temporellement les perturbations incrémentées précédemment dans le signal temporel.

IV.2.1.1.b signal stationnaire avec bruit aditif localisé

Pour illustrer le comportement de la fonction spectrogramme (TFCT), nous allons modéliser deux signaux avec une configuration du bruit aditif différente, sur tout le long du signal dans figure (IV.15.a), et sur une demi-longueur figure (IV.15.b) :

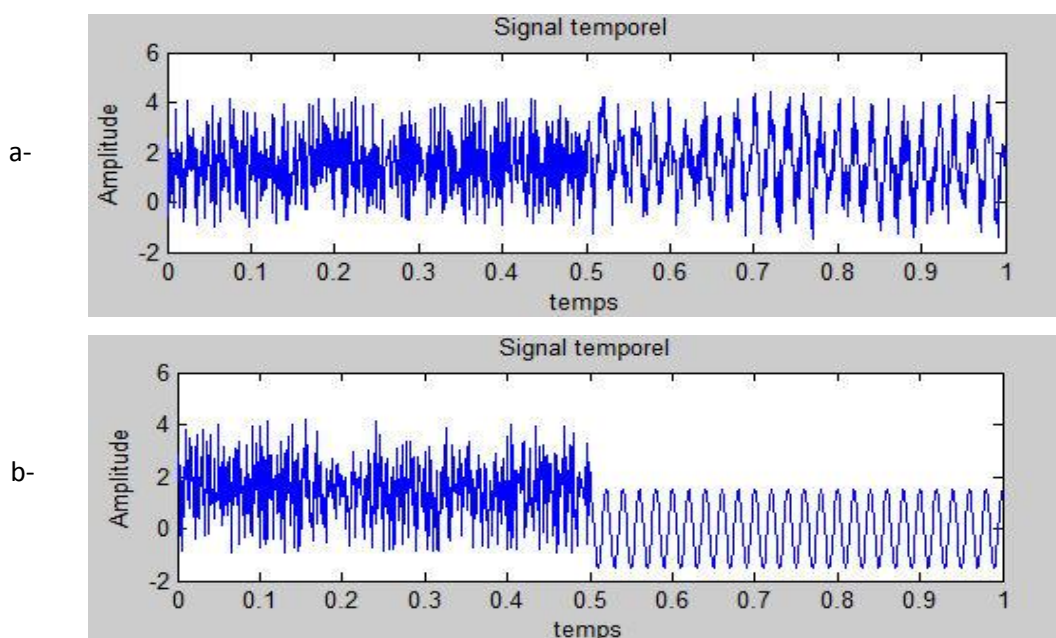


Figure IV.15 Signal temporel avec deux configurations du bruit

La configuration qui suit figure (IV.16), correspond à l'analyse spectrale des signaux précédents :

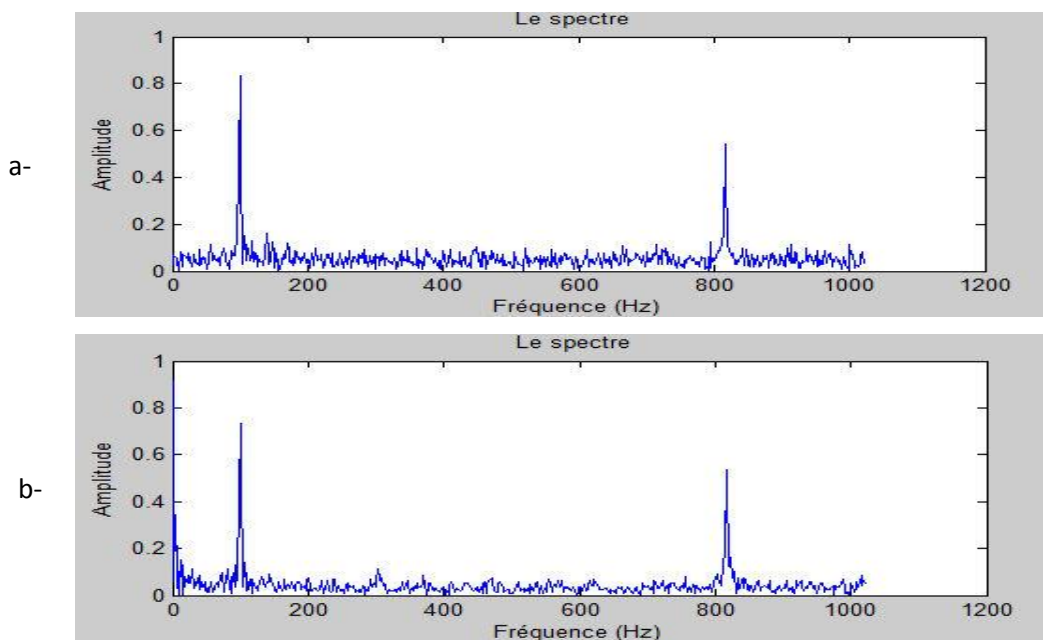
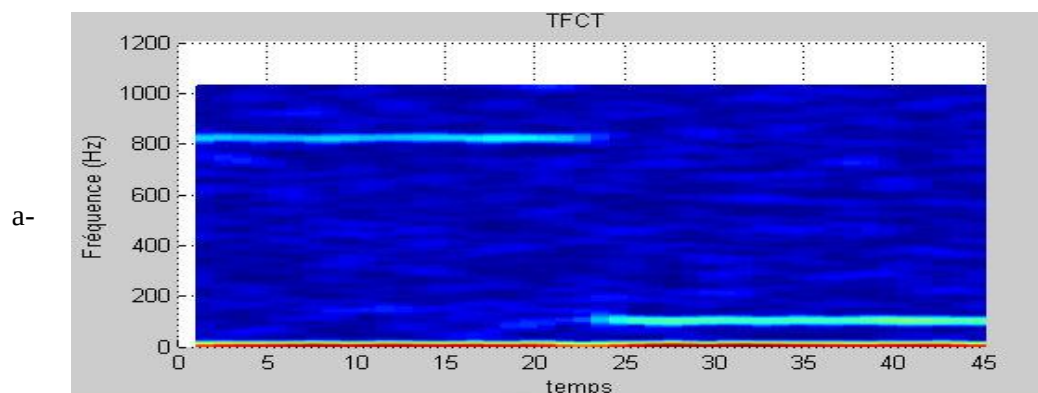


Figure IV.16 Analyse spectrale correspondante aux signaux simulés

Ce qu'on remarque concrètement à travers cet exemple, les spectres affichés sur les deux figures IV.16 (a) et (b), sont presque identiques et le paramètre du bruit aditif présent sur toute la période du signal (IV.16 .a), et sur une demi-période (IV.16.b) n'est pas visible sur le spectre.

L'application de la fonction spectrogramme (TFCT) pour les deux signaux précédent est donnée par la figure (IV.17) avec les paramètres suivant :

- Longueur de la fenêtre = 120 points ;
- Taux de recouvrement = 85 % ;
- Fréquence d'échantillonnage = 2048 Hz.



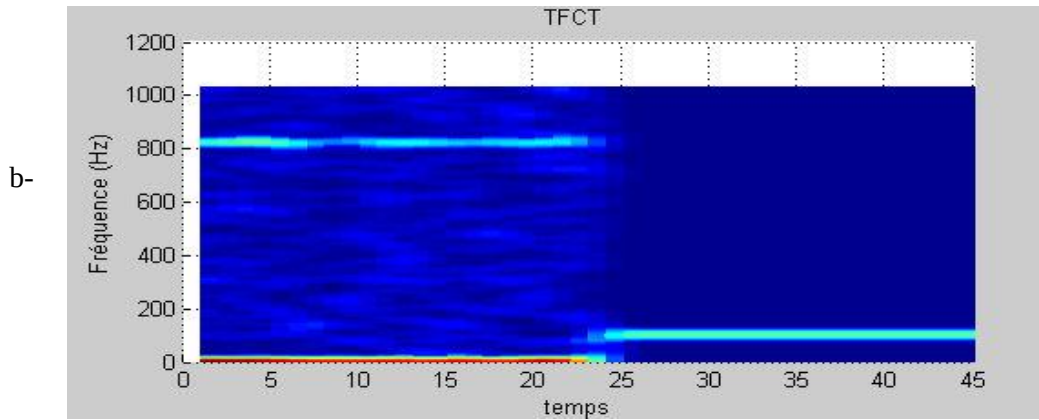


Figure IV.17 Calcul de la transformé de Fourier à court terme pour signaux précédents

La fonction spectrogramme a largement mis en valeur la présence du bruit aditif stationnaire, sur toute la longueur du signal Figure (IV.17.a), et sur une demi-longueur Figure (IV.17.b)

On retiendra également, la visibilité des deux fréquences (100 et 800 Hz) incrémentées précédemment ainsi que leur évolution tout au long de l'axe temporel.

IV.2.1.1.c Signaux instationnaire

Dans le but de confirmer l'aptitude de la TFCT à détecter les transitoires dans un signal, on simule un signal instationnaire avec une fréquence de résonance $f_r=1024$ Hz, une fréquence d'échantillonnage $f_e=4096$ Hz, une fréquence du défaut $f_d=20$ Hz. Un tel signal est donné par la figure (IV.18) :

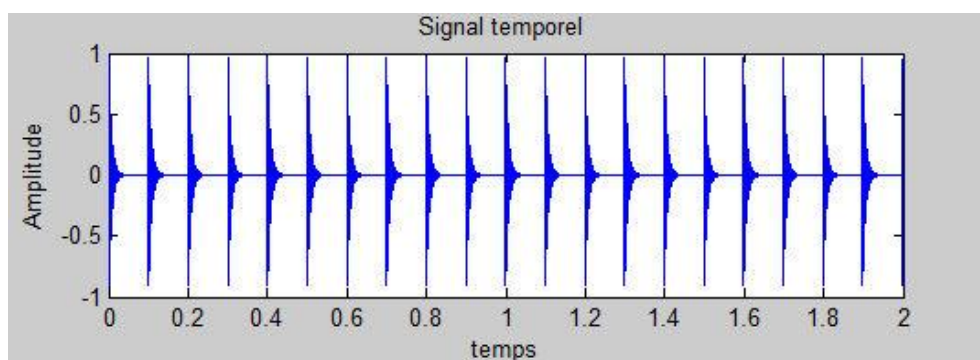


Figure IV.18 Signal instationnaire simulé

L'application de la transformé de Fourier à court terme (spectrogramme) pour le signal simulé est donné par la figure (IV.19) :

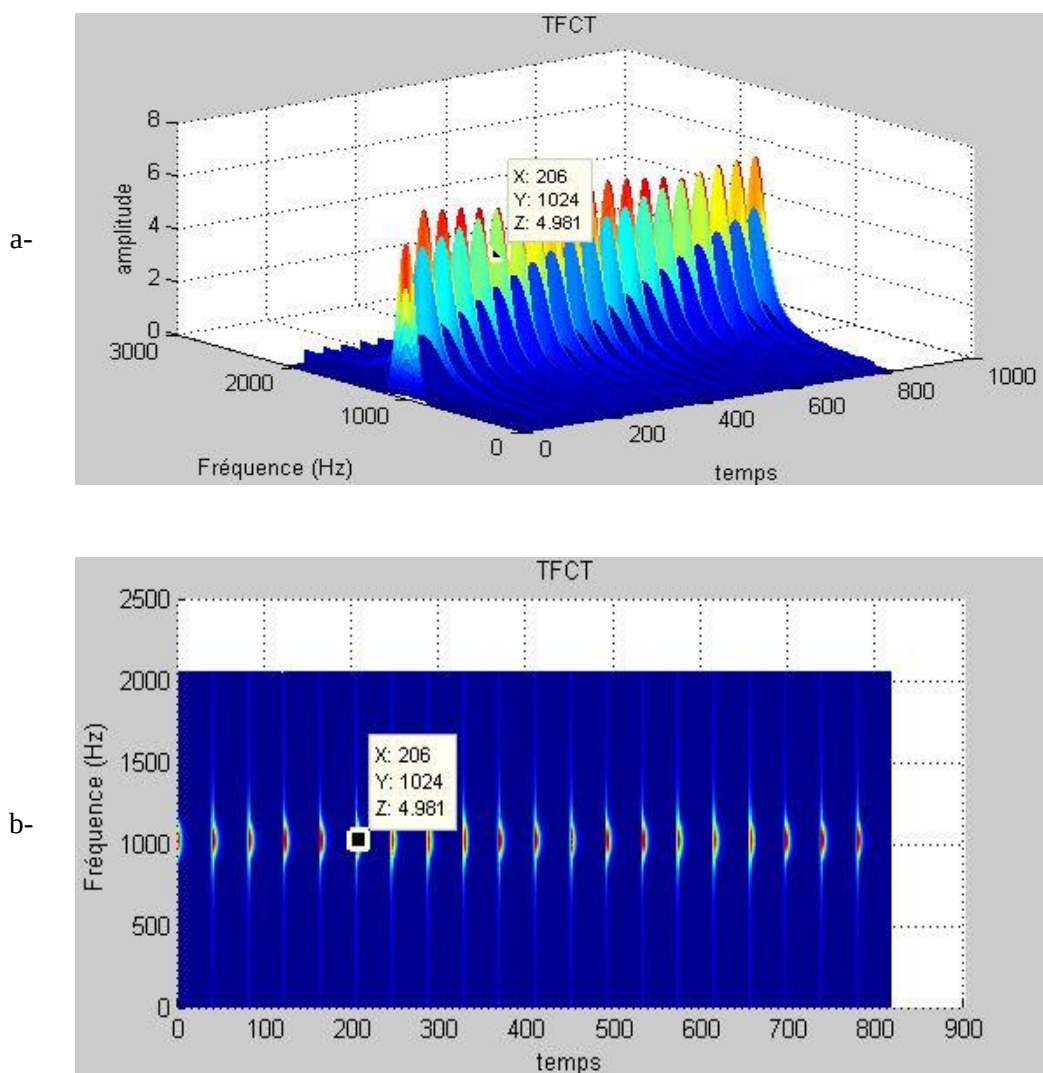


Figure IV.19 Application de la fonction spectrogramme (TFCT) pur le signal simulé

La transformé de Fourier à court terme qui est donné en 3D figure (IV.19.a), et en 2D (IV.19.b), confirme la résonance véhiculé par le signal simulé (1024 Hz), mais aussi, la cadence de répétition des chocs (défauts) correspondent à des DIRAC qu'on aperçoit sur l'axe temporel. Cela, confirme largement son aptitude à localisé les transitoires dans les signaux instationnaires à la fois sur l'axe temporel et fréquentiel.

IV.2.1.2 Limite de la transformée de Fourier à court terme

Comme toute méthode d'analyse, la TFCT présente des insuffisances. En effet, elle reste tributaire de la longueur de sa fenêtre analysante vu que cette dernière obéit au principe d'incertitude d'Heisenberg qui pose le compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle.

L'exemple qui suit va nous permettre de décortiquer ce compromis, pour cela, nous avons simulé un signal type chocs avec les caractéristiques suivant :

- Fréquence d'échantillonnage : 2048 Hz ;
- Temps d'acquisition : 1 s ;
- Fréquence du défaut : 10 Hz ;
- Fréquence de résonance : 512 Hz.

La figure (IV.20) donne un aperçu global du signal simulé (a), et de son spectre (b):

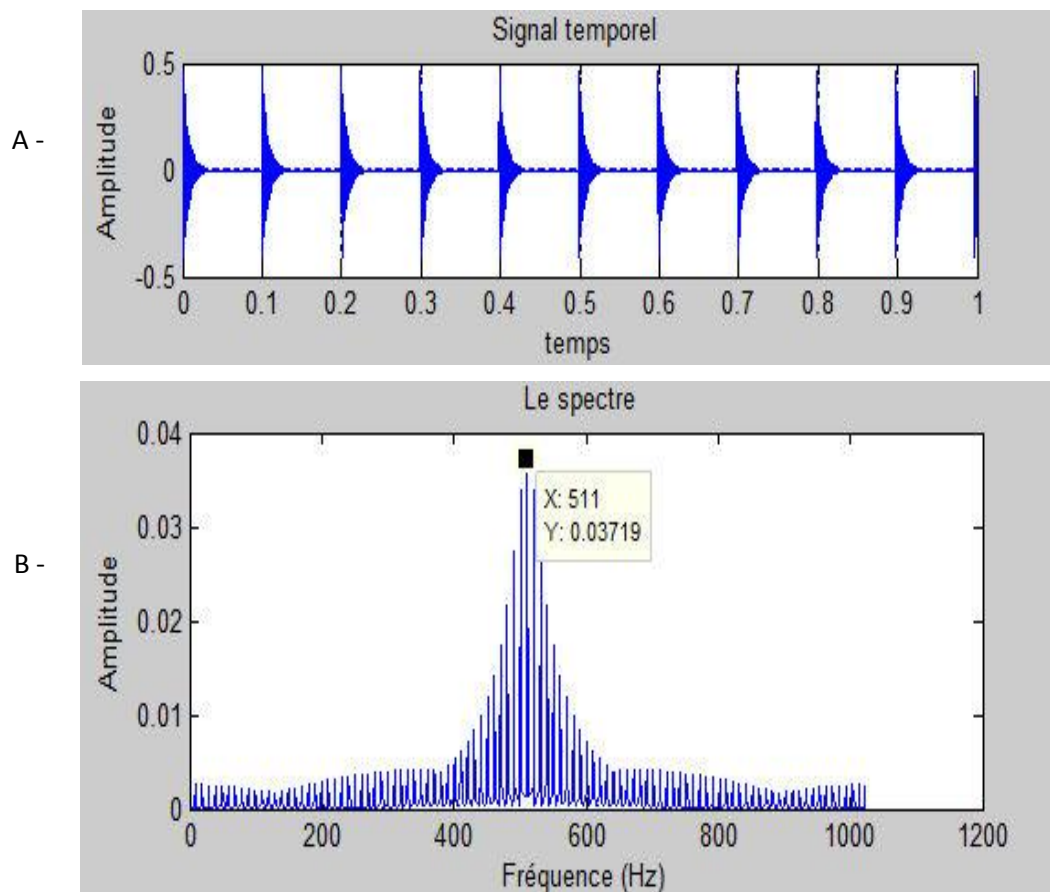


Figure IV.20 signal instationnaire simulé

Les figures suivante correspondent à l'application de la transformé de Fourier à court terme (spectrogramme), pour le signal instationnaire générer en haut, avec deux configurations sur la longueur de la fenêtre analysante respectivement 400 et 10 points, sur les figures (IV.21.a) et (IV.21.b) :

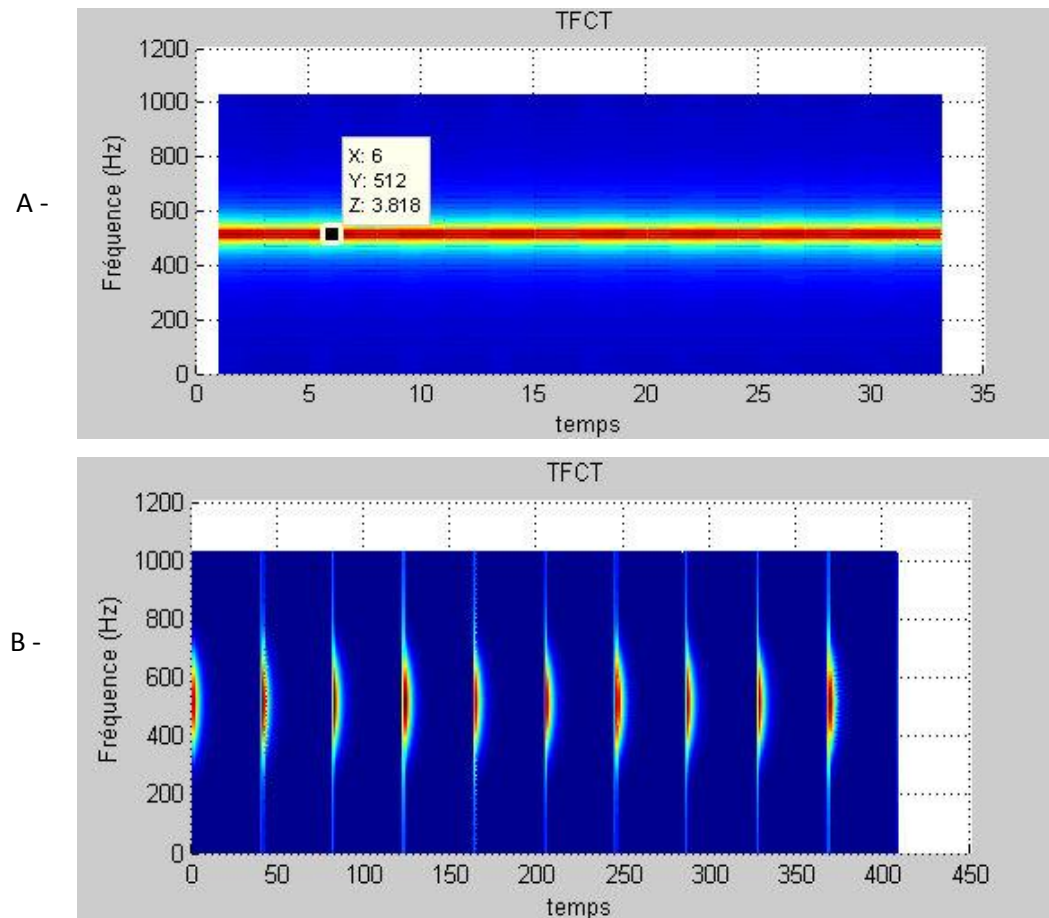


Figure IV.21 Application de la Fonction spectrogramme (TFCT) pour le signal instationnaire.

A travers cet exemple, on constate que la détection de la résonance avec la TFCT peut parfois s'avérer compliqué. Le compromis entre résolution temporel et fréquentiel initié par le principe d'incertitude d'Heisenberg complique davantage la tâche. En effet, on peut clairement localiser la résonance incrémenté (512 Hz) avec la fenêtre de 10 points ainsi que la fréquence du défaut figure (IV.21.b), qu'avec celle de 400 point figure (IV.21.a), ou celle-ci correspond à une plage fréquentielle restreinte (centré sur la résonance) certes, mais modifie complètement la forme du signal.

IV.2.2 Kurtosis spectral

La quête de la résonance dans les signaux instationnaire ainsi que la plage optimale nécessaire à leur démodulation reste relativement difficile. Comme on vient de le voir dans le chapitre précédent (CH.III), le Kurtosis peut s'avérer dans des cas pareil, d'une grande efficacité notamment pour l'appréhension des variations correspondantes à la forme du signal. Cette méthode est une adaptation basé sur un algorithme qui apprivoise cette propriété, qui

consiste à appliquer le Kurtosis à la matrice des coefficients obtenu par la transformé de Fourier à court terme, ce qui s'avère très utile à la localisation de la bande fréquentielle qui contient la meilleur information sur les composantes transitoires.

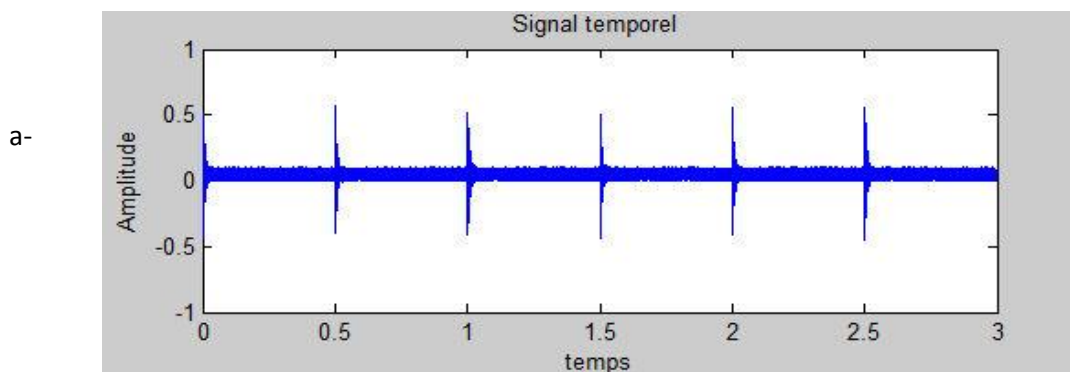
Le Kurtosis est un paramètre sensible à la variation de la forme du signal, de ce fait, la fréquence du défaut ainsi que l'amplitude du bruit aditif stationnaire peuvent l'influencer considérablement. Pour bien décortiquer cette méthode donc, on focalise notre simulation sur ces deux paramètres.

IV.2.2.1 Kurtosis spectral avec fréquence du défaut fixe et amplitude du bruit variable

Pour cette première simulation on fixe la fréquence du défaut à $f_d=10$ Hz et on varie l'amplitude du bruit stationnaire avec une correspondance au rapport signal/ bruit (SNR), le signal instationnaire est paramétré comme suite :

- Fréquence de Résonance : 2048 Hz ;
- Fréquence d'échantillonnage : 8192 Hz ;
- Temps d'acquisition : 3s ;
- Longueur de la fenêtre analysante : 30 point.

Les signaux issues de ce paramétrage sont donnés par la figure (IV.21), avec la valeur du SNR = [-5,-12,-22 dB] correspondent respectivement aux figures [IV.21. (a), (b), (c)].



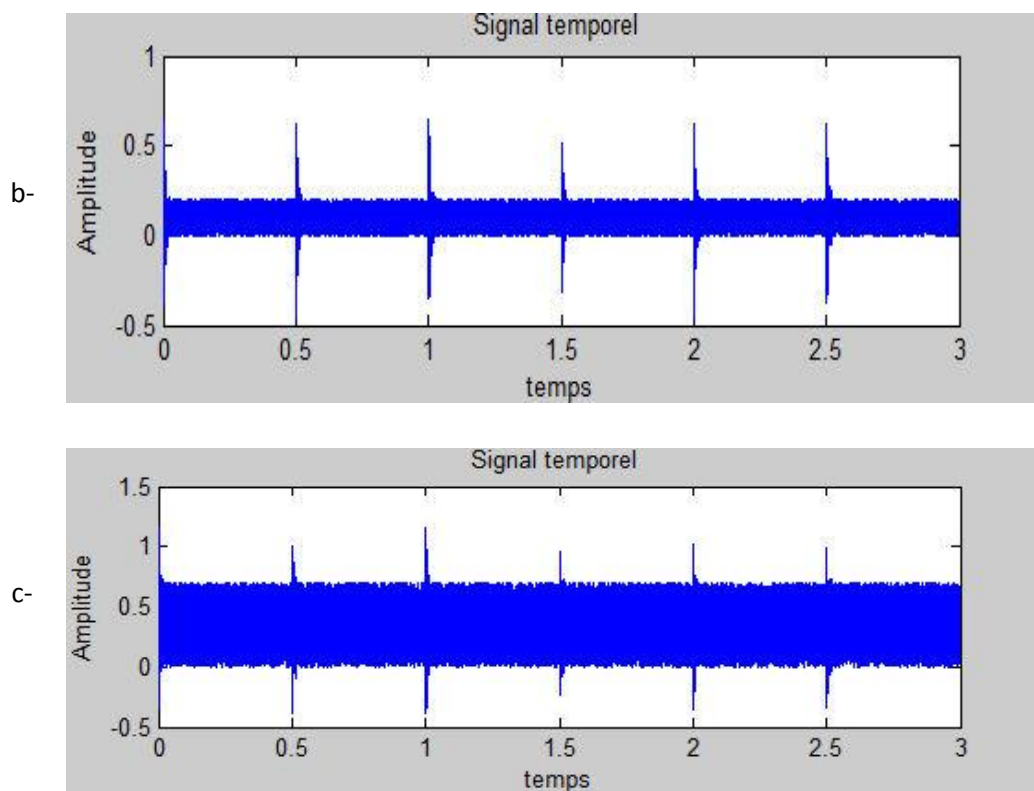
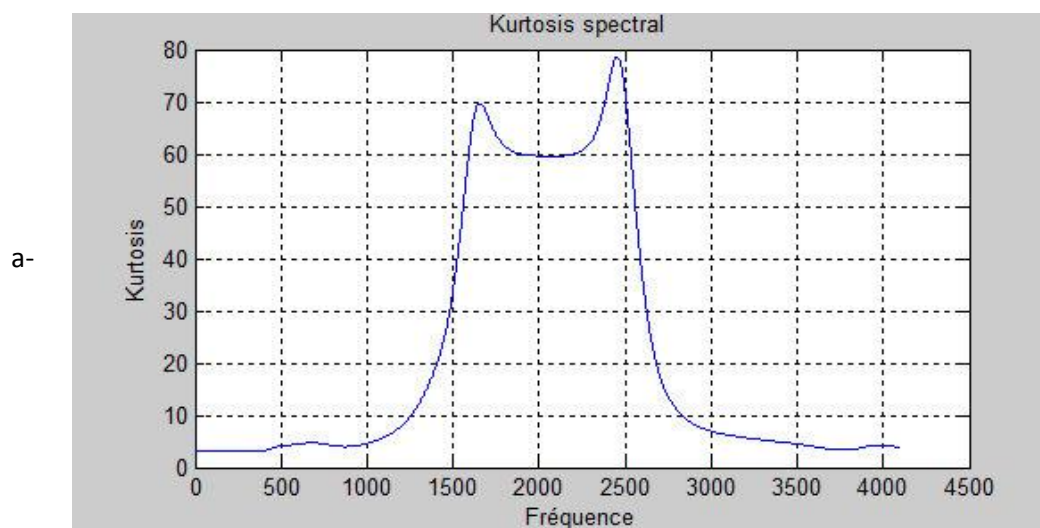


Figure IV.21 Signal instationnaire simulé avec SNR variable.

La figure (IV.22) schématise l'application du Kurtosis spectral pour les trois signaux simulés respectivement :



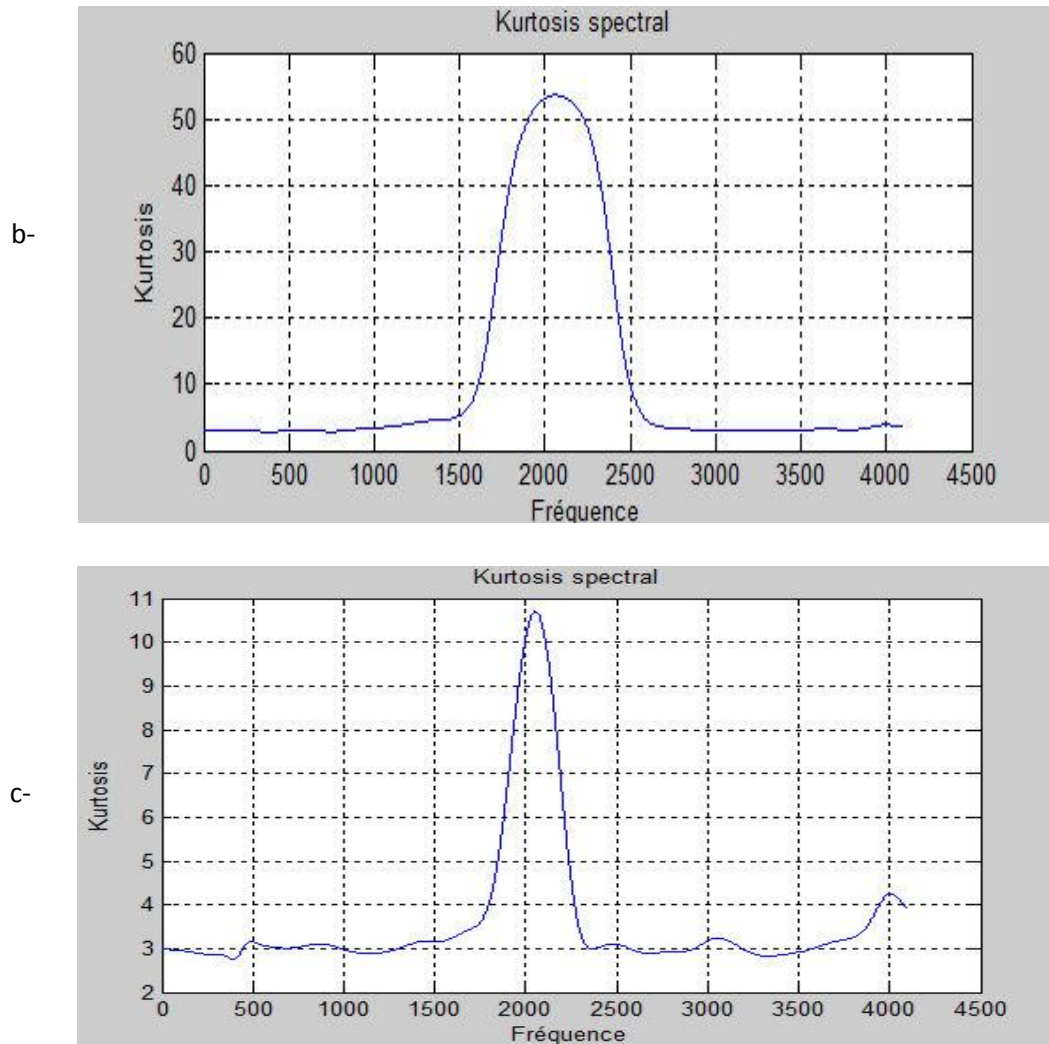


Figure IV.22 Application du Kurtosis spectral

La plage fréquentielle qui contient la résonance (2048 Hz), a été largement approché par le Kurtosis spectral, toute fois, on souligne que la courbure s'affine au alentour de cette même résonance à chaque augmentation de l'amplitude du bruit ce qui nous laisse pensé d'après cette première simulation que le KS détecte mieux sur les signaux bruités.

IV.2.2.2 Kurtosis spectral avec fréquence du défaut variable et Amplitude du bruit fixe

Pour cette deuxième simulation, on varie la fréquence du défaut de $f_d = 6-18-30$ Hz, et on fixe l'amplitude du bruit aditif stationnaire. Le signal instationnaire est paramétré comme suite :

- Fréquence de Résonance : 2048 Hz ;
- Fréquence d'échantillonnage : 8192 Hz ;
- Temps d'acquisition : 3s ;

- Longueur de la fenêtre analysante : 30 point.

Les signaux simulés sont donnés par la figure (IV.23). (a), (b) et (c) correspondent respectivement à 4, 10 et 20 impacts, tel que :

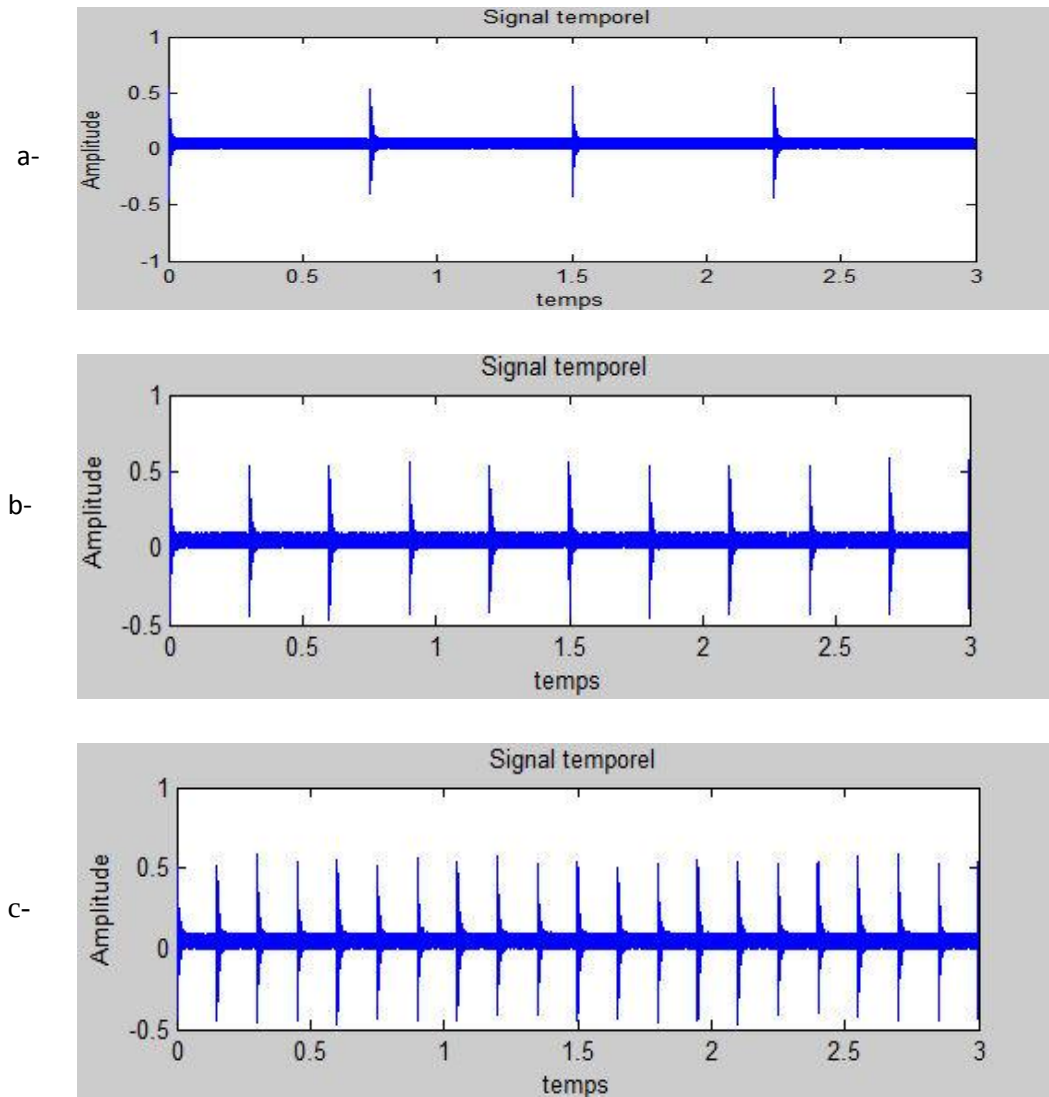


Figure IV.23 Signal instationnaire simulé avec fréquence du défaut variable

La figure (IV.24), correspond à l'application du (KS) pour les signaux simulés précédemment :

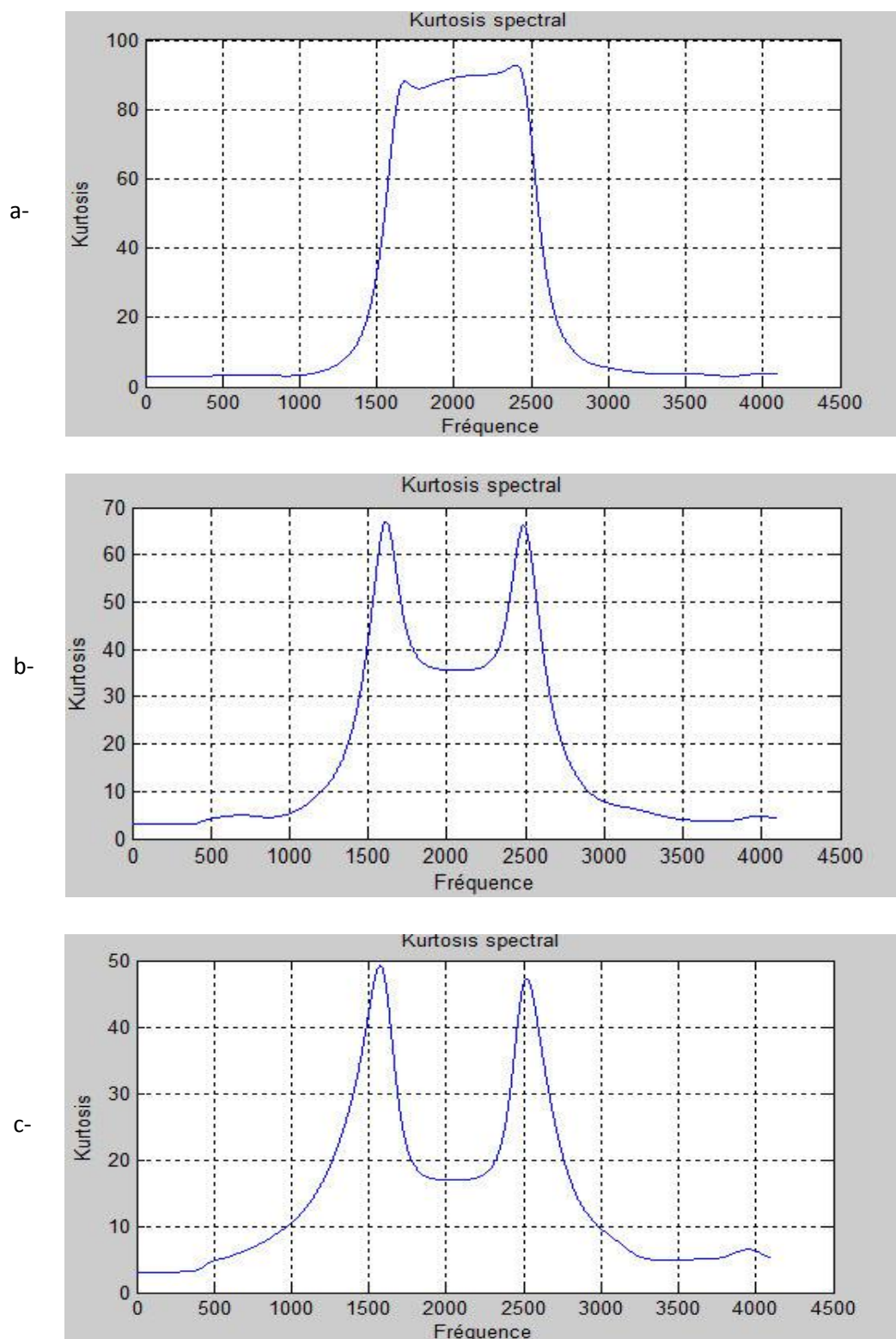


Figure IV.24 Application du (KS) pour les signaux instationnaires simulés

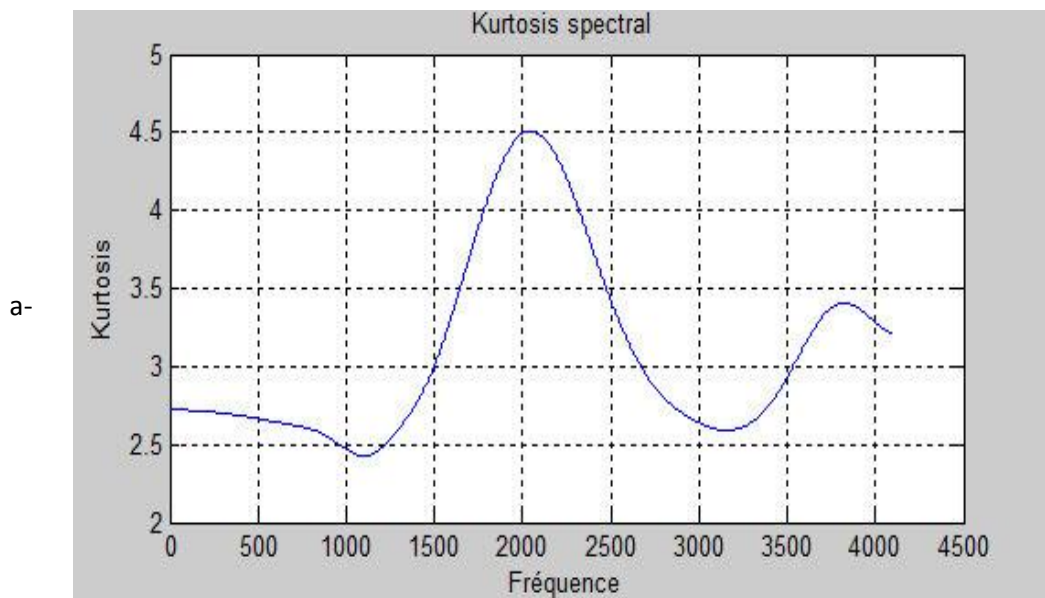
La fréquence de défaut perturbe la méthode du Kurtosis spectral. En effet, on a constaté que la concavité autour de la résonance croît proportionnellement à cette fréquence (Nombre d'impact), ce qui peut facilement nous induire en erreur dans notre diagnostic car,

en perçoit des pique du facteur Kurtosis sur les fréquences (1600 et 2500 Hz) qui n'ont rien à voir avec à résonance incrémenté (2048 Hz). Et malgré ce léger inconvénient la plage fréquentielle qui contient la résonance (1500 à 2500 Hz), est tout de même cerné notamment sur la figure (IV.24.a).

IV.2.2.3 Limite du Kurtosis spectral

Le Kurtosis spectral est une application qui dérive de la (TFCT). En effet, Cette méthode intervient dans la matrice des coefficients issus de l'application de la (TFCT) au signal. Donc, inévitablement la longueur de la fenêtre reste fixe pendant l'analyse ce qui peut porter préjudice au repérage des transitoires ainsi qu'à la plage qui les contient dans le spectre. La simulation qui suit nous donnera une petite idée de cet aspect.

Pour cette simulation, nous allons juste reprendre un des signaux pris précédemment ($F_r=2048$ Hz, $F_e=8192$, $T_a=3$ s) et faire l'analyse avec deux longueurs de fenêtre (10 et 300 point), avec un taux de recouvrement de 85%. La figure (IV.25.a) montre l'analyse avec la fenêtre de 10 points, la figure (IV.25.b), montre l'analyse avec la fenêtre de 300 points :



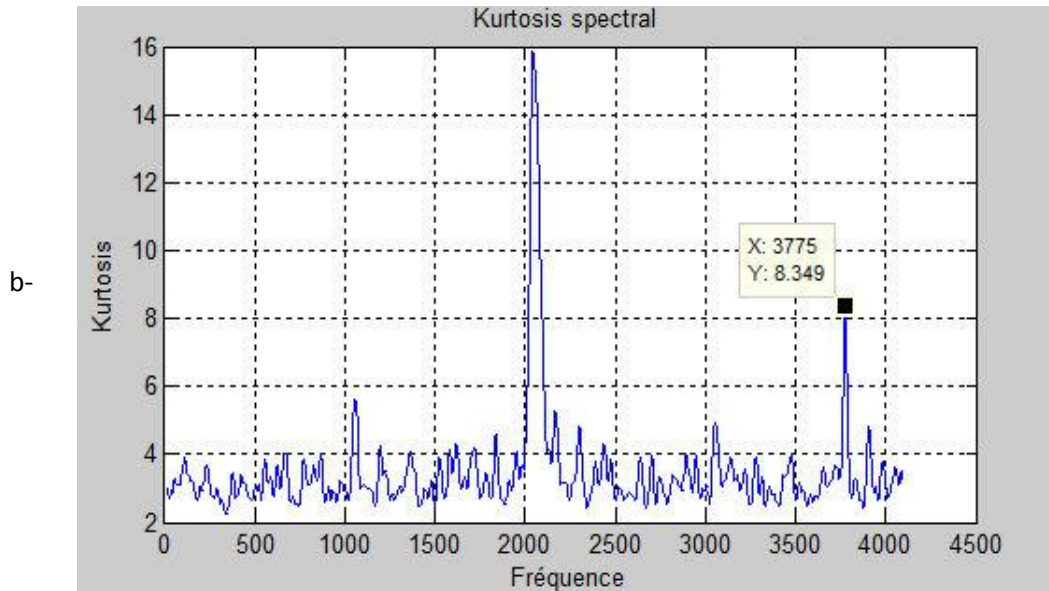


Figure IV.25 Analyse du (KS) avec deux longueurs de fenêtre différentes (10 et 300 points)

Sur cette simulation, on constate que la longueur de la fenêtre analysante de la TFCT peut avoir un impact considérable sur la visibilité de la plage fréquentiel qui contient les transitoires (résonances). En effet, sur la Figure (IV.25.a), qui correspond à la fenêtre de 10 points ; la plage fréquentielle qui maximise le Kurtosis est comprise entre [1500 et 2500 Hz], avec une fenêtre de 300 points, la même plage se trouve comprise entre [2000 et 2100 Hz] ce qui optimise d'avantage cette localisation.

Le Kurtosis spectral (KS), qu'on vient de voir, peut remédier à la problématique de localisation des plages fréquentielles optimales pour la démodulation de l'enveloppe, même si entre temps il présente quelques inconvénients, notamment ceux liés à la constance de la fenêtre analysante, car ce détail peut sérieusement compromettre la crédibilité des résultats dans certains cas vu que le choix de la longueur de la fenêtre n'est pas toujours évident vu qu'il est souvent tributaire du phénomène qu'on veut analyser.

IV.2.3 Impact du choix de la fenêtre sur le comportement du facteur Kurtosis :

IV.2.3.1 Introduction

Les applications développées à partir de la TFCT sont nombreuses comme celle que nous venons de voir précédemment, toute fois, leur pouvoir de prédictions demeure très restreint et limité à cause justement de la stationnarité de la fenêtre analysante.

Dans ce paragraphe, nous allons appliquer une méthode qui utilise le facteur Kurtosis pour voir l'impact du choix de la longueur associée à la fenêtre analysante, ainsi nous allons déterminer les plages les plus sensibles à la détection des transitoires présents dans un signal.

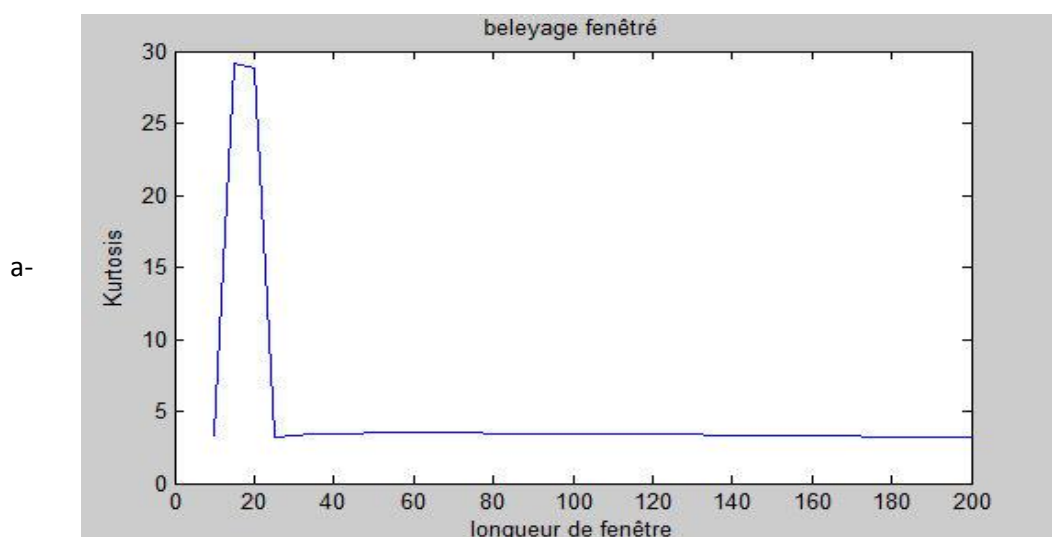
IV.2.3.2 Description de la méthode

La méthode du balayage fenêtré, est basée sur un algorithme qui calcule la transformée de Fourier à court terme (TFCT) pour plusieurs longueurs de fenêtre, par la suite, il extrait la valeur la plus élevée de la matrice des coefficients (S) issue de la TFCT et il lui associe une valeur du Kurtosis. Par la suite, il représente graphiquement la valeur du Kurtosis associée à chacune de ces longueurs.

Nous allons procéder à l'application de cette méthode, pour cela et pour ne pas trop s'éloigner de l'objectif qui est de localiser au mieux les transitoires qui comportent la résonance en utilisant le signal chocs modélisé précédemment avec un temps d'acquisition de 3s et une fréquence du défaut de 4 Hz.

IV.2.3.3 Application du balayage fenêtré avec fréquence de résonance variable

Pour ce premier test nous allons calculer le signal instationnaire (chocs), pour 3 configurations de la fréquence de résonance respectivement : 700, 1200 et 1800 Hz et un SNR fixé à -10 dB. Ensuite, nous calculons par la suite le balayage pour ces trois configurations. Les diagrammes résultants sont donnés par la figure (IV.26 a, b et c) :



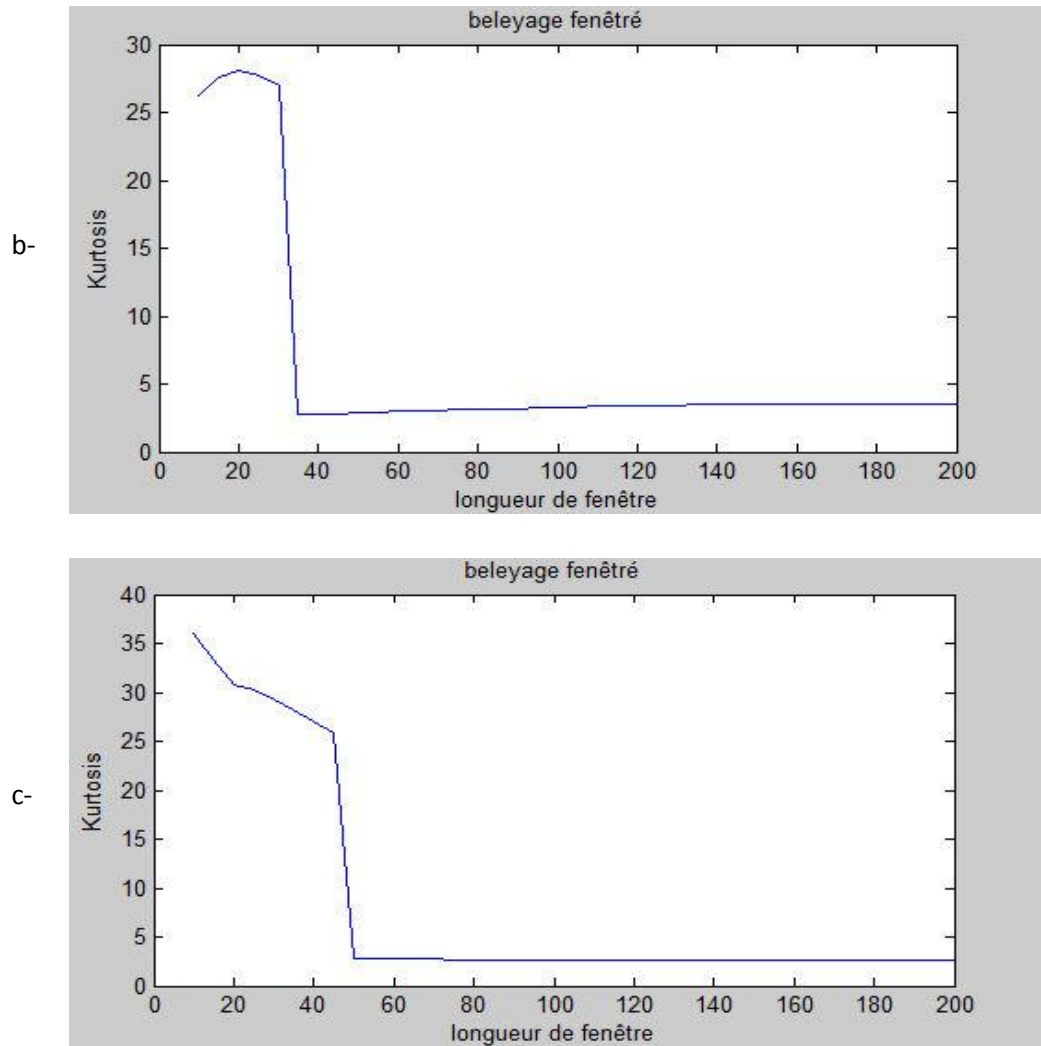


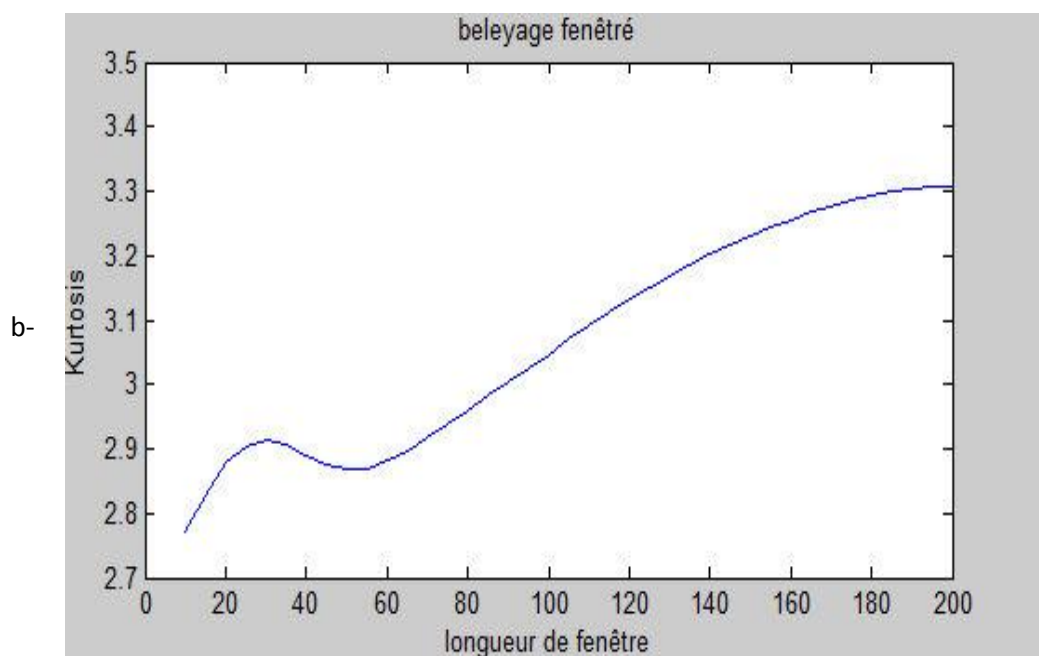
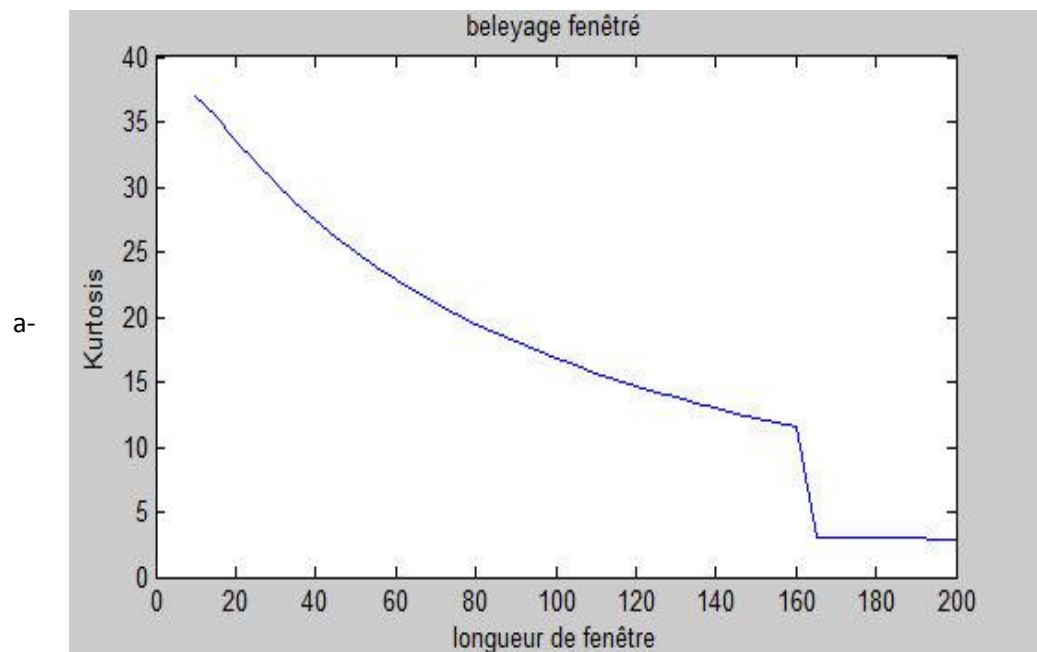
Figure IV.26 Balayage fenêtré avec configuration fréquentielle de 700, 1200 et 1800 Hz en (a), (b), et (c) respectivement

A l'issue de ce premier essai, on constate clairement que les petites fenêtres (de 10 à 60 points), sont les plus sensibles et maximisent mieux le facteur Kurtosis, en d'autres termes la détection. Les fréquences de résonances n'ont pas eu une influence significative sur l'aptitude de la longueur utilisée vu qu'on a balayé une plage de résonance très considérable (de 700 à 1800 Hz) sans que l'allure de la courbe change.

IV.2.3.4 Application du balayage fenêtré avec SNR variable

Dans ce deuxième essai, nous allons voir le comportement de l'application en présence du bruit additif stationnaire et statuer si ce dernier peut influencer sur le choix d'une longueur de fenêtre ou pas. Pour cela, nous fixons une fréquence de résonance (1200 Hz) et en fera

varier le rapport signa-bruit (SNR) de [-5, -15 et -25 dB] respectivement sur la figure (IV.27 a, b et c) :



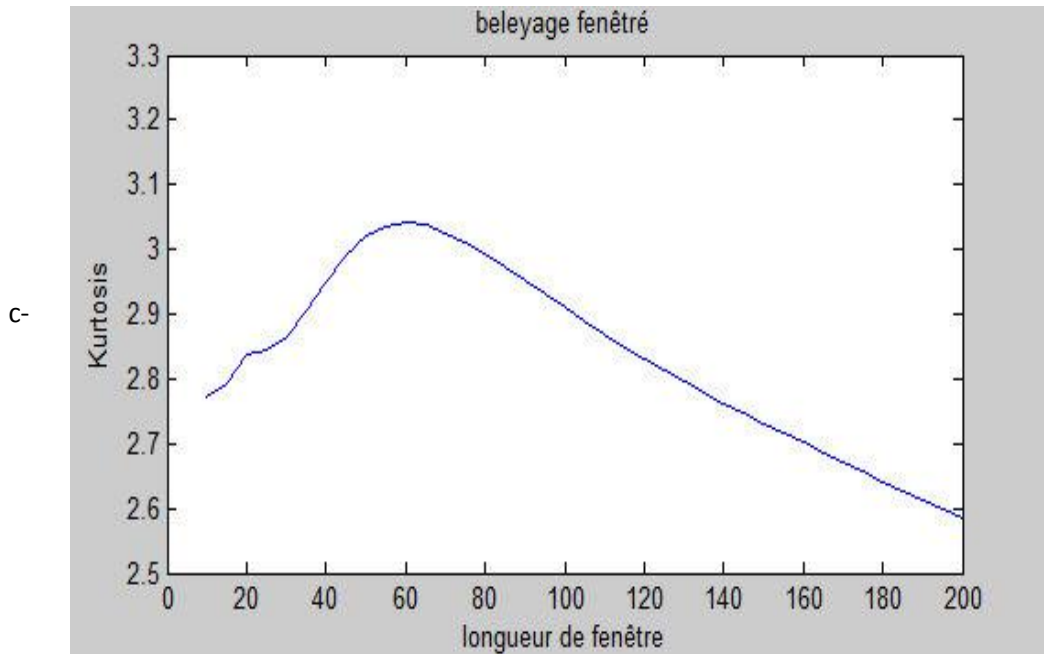


Figure IV.27 Application du balayage fenêtré avec variation du SNR de $[(-9) (-15) \text{ et } (-25) \text{ dB}]$ sur les figure (a), (b) et (c) respectivement.

Au terme de cet essai, on constate globalement que le comportement de la méthode mais aussi l'allure des courbes changent. En effet, après introduction de bruit avec une faible proportion (-5 dB) Figure (IV.27 a), on constate un léger élargissement de la plage des longueurs des fenêtres analysante (jusqu'à 160 points) qui sont plutôt sensible au facteur Kurtosis vu qu'il le maximise, mais la courbe reste restreinte au-delà de 160 points. Avec l'introduction du bruit à des proportions considérable SNR (-15 et -25 dB) sur les figures (IV.28 b et c) respectivement ; On remarque que l'allure global de la courbe est plutôt stationnaire à partir de la fenêtre 30 et jusqu'à 200 point figure (IV.27 c), et comporte une évolution linéaire avec une tendance amplifier même après la fenêtre de largeur 200 points figure (IV.27 b)

IV.2.4 Le Kurtogramme

En pratique, on sait que le choix de la fenêtre au préalable est très délicate, à cet effet, il serra intéressant de faire l'analyse avec plusieurs fenêtre, c'est justement le principe préconisé par le Kurtogramme, qui peut être interpréter comme une alternative au Kurtosis spectral. En effet, il permet de déterminer la bande fréquentielle (Δf) associé à une fréquence centrale nécessaire à une démodulation optimal.

Pour confirmer l'aptitude du Kurtogramme, On simule un signal instationnaire type chocs avec les paramètres suivants :

- Fréquence de résonance : 2048 Hz ;
- Fréquence du défaut : 20 Hz ;
- Fréquence d'échantillonnage : 8192 Hz ;
- Temps d'acquisition : 3s ;
- SNR : -5 dB.

Un tel signal est donné par la Figure (IV.28) :

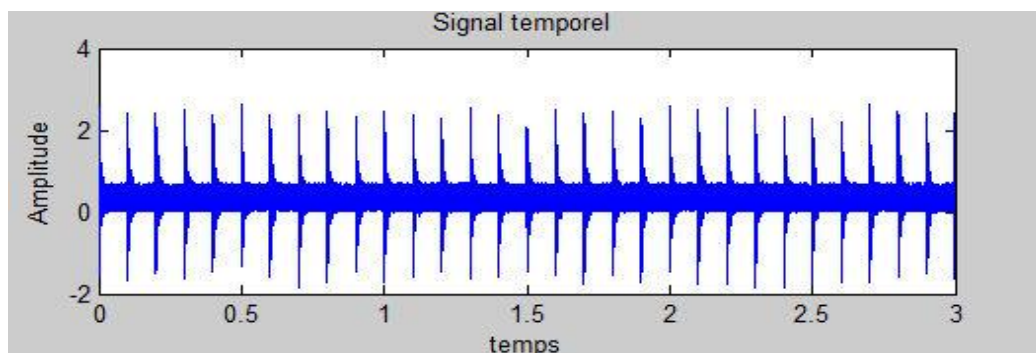


Figure IV.28 Signal instationnaire simulé avec SNR de 5 dB.

L'application du Kurtogramme est donnée par la Figure (IV.29) :

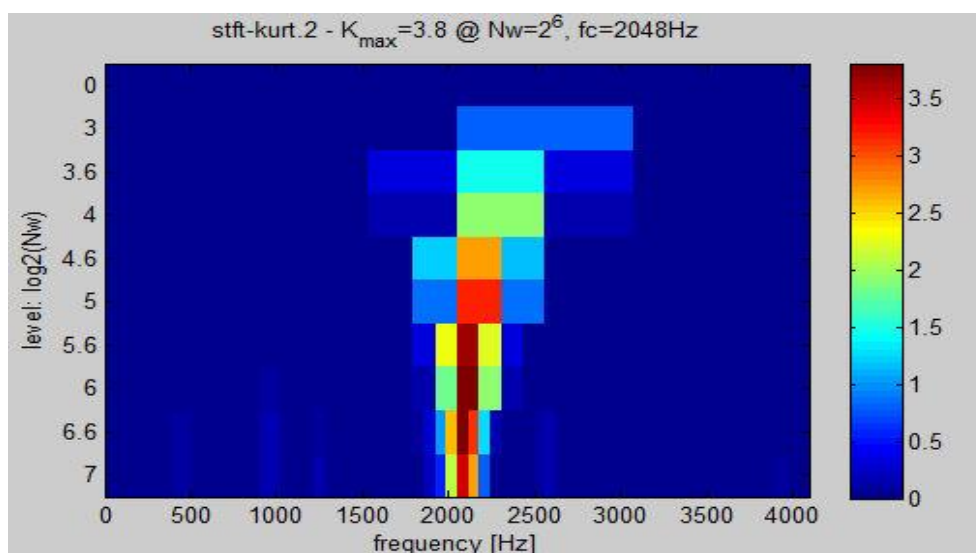


Figure IV.29 Application du Kurtogramme sur le signal simulé

En effet, l'application du Kurtogramme avec un découpage en tiers de 2 (voir chapitre III), a décelé une plage fréquentielle qui maximise la valeur du Kurtosis et qui correspond

niveau 6 autrement dit, $(2048/2^6)$ qui équivaut à une largeur de bande fréquence de 32 Hz avec une fréquence centrale de 2048 Hz.

La démodulation en amplitude avec cette plage est donnée par la figure (IV.30) :

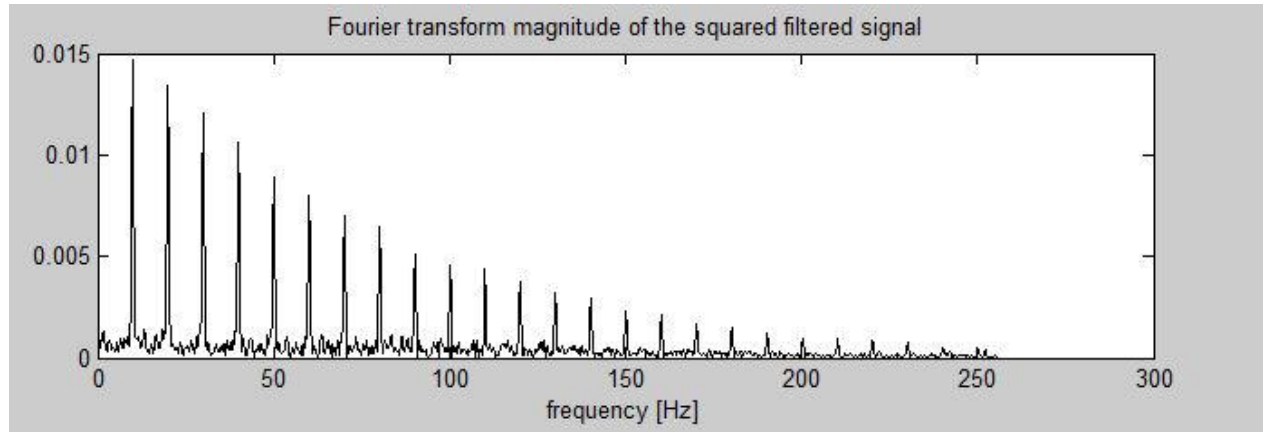


Figure IV.30 Spectre d'enveloppe correspondant à l'échelle 6, préconisé par le Kurtogramme.

Le spectre d'enveloppe des coefficients à l'échelle (6) donné par la figure (IV.30), contient un peigne de raie à la fréquence de 10 Hz, cette dernière correspond à la fréquence du défaut incrémenté dans le signal simulé.

IV.3 Conclusion

La surveillance des défauts par des méthodes vibratoires reste une discipline très délicate, dans le sens où un défaut peut en cacher un autre, ou modulé par un autre en terme plus exacte, si celui-ci à une plus grande énergie.

Les méthodes conçues pour cette branche de la maintenance sont tributaires de la signature fréquentielle du phénomène qu'on veut détecter (défaut de balourd, défaut d'engrenage, ...).

A travers ce chapitre, nous avons mis l'accent sur cette problématique, et nous avons vu que chaque méthode présente des insuffisances qui peuvent être comblé en faisant des combinaisons entre plusieurs méthodes.

V.1 Introduction

La simulation numérique est basée sur une approche mathématique des phénomènes physique qu'on veut comprendre, mais cela reste dans certaines situations insuffisantes car, quelle que soit son adaptation ou sa précision, elle ne peut remplacer à aucun moment la réalité des choses. C'est pour cela que nous avons jugé indispensable de recourir à l'expérimentation ou nous allons simuler des défauts sur des bancs d'essais dans le but de voir l'aptitude des méthodes vu dans le chapitre précédent à détecter des défauts simulés.

V.2 Description du matériel

V.2.1 Le banc d'essai

Ce banc d'essai est donné dans la (Fig. V.1), il est réalisé dans le Centre de Soudage et Contrôle de CHERAGA sur Alger. Ses caractéristiques sont données dans la (Fig. V.2) et les tableaux (V.1) et (V.2).



Figure V.1 photo du banc d'essai considéré

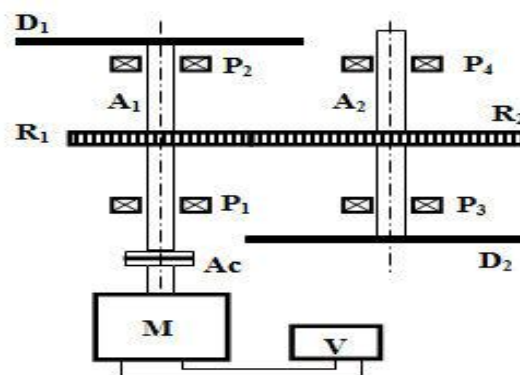


Figure V.2 caractéristique du banc d'essai

N°	Désignation	Dimensions	Caractéristiques techniques
1	Moteur électrique		
2	Variateur de fréquence		$0 < f < 50 \text{ Hz}$
3	Arbre moteur A_1		
4	Arbre récepteur A_2		
5	Disques d'inertie (02) identiques D_i		
6	Roue dentée R_1	80 dents	
7	Roue dentée R_2	100 dents	
8	Paliers (04) identiques P_i		
9	Accouplement Ac		

Tableau V.1 caractéristiques techniques du banc d'essai N° 2

Ω_M (tr/min)	f_M (Hz)	f_R (Hz)	f_{eng} (Hz)	f_c (Hz)
300	5	4	400	1
600	10	8	800	2
900	15	12	1200	3
1200	20	16	1600	4
1500	25	20	2000	5
1800	30	24	2400	6
2100	35	28	2800	7
2400	40	32	3200	8
2700	45	36	3600	9
3000	50	40	4000	10

 Ω_M : vitesse de rotation de moteur f_M : fréquence de moteur (A_1) f_R : fréquence de récepteur (A_2) f_{eng} : fréquence d'engrènement f_c : fréquence de coïncidence

(PPCM (100 ; 80) = 400)

Tableau V.3 Les différentes fréquences caractéristiques de banc d'essai N° 2

V.2.1.a Caractéristique du signal

- Fréquence d'échantillonnage : 5120 Hz ;
- Temps d'acquisition : 0.8 seconde.

V.2.2 Le matériel de prise de mesure

Les capteurs sont des accéléromètres de type piézoélectrique, avec une sensibilité de 9.82 mV/g et une réponse fréquentielle de 1 Hz à 4 kHz. Ces capteurs seront reliés au boîtier

donné dans la figure V.3 de modèle 4-2 voies, ce dernier est relié à l'analyseur de signal, donné dans la photo V.4 qui est directement connecté à un ordinateur où est installé un logiciel de traitement de type **OROS 25**.



Figure V.3 Le boîtier d'acquisition



Figure V.4 Analyseur du signal

V.3 Le défaut d'engrenage (Signaux instationnaires)

Les défauts simulés sur les dents sont en forme d'une rayure tout au long de leur flanc, au niveau du diamètre primitif comme illustré sur la (Fig. V.5).

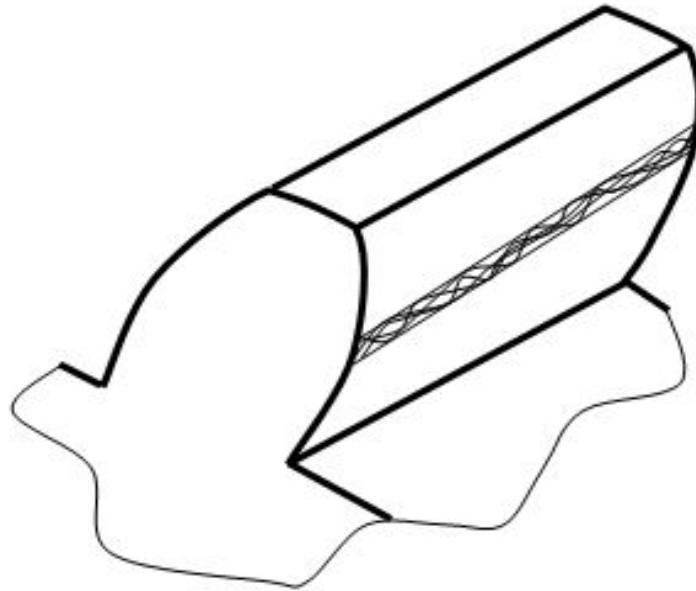


Figure V.5 défaut d'engrenage simulé sur la denture de la roue R1

Le défaut est réalisé sur le flanc de l'une des dents de chacune des roues R_1 et R_2 , le capteur est placé sur le palier P1. Dans ce type de situation, nous aurons 3 chocs dus au contact de ces derniers, les deux premiers concernent la participation au contact de chaque défaut (f_1 et f_2) et le troisième se fait lorsque les défauts se rencontrent ce qu'on appelle communément fréquence de coïncidence f_c , donnée par l'équation (V.1) :

$$f_c = \frac{f_e}{N_c} \quad (V.1)$$

Avec

N_c : est le plus petit commun multiple des deux nombres de dents des roues menantes et menées Z1 et Z2.

V.3.1 Essai 1

Ce premier test correspond au signal recueilli par l'accéléromètre placé sur le premier palier P1 dans la direction radiale, qui correspond à une vitesse de rotation de 2400 tr/min de la roue dentée R_1 . Les fréquences de chocs sont $f_1 = 40 \text{ Hz}$ et $f_2 = 32 \text{ Hz}$, la fréquence de coïncidence $f_c = 8 \text{ Hz}$, dont le Kurtosis global de ce signal donne une valeur de (8.5) ce qui peut correspondre à des défauts de type impulsionnelles.

La surveillance par mesure du Kurtosis globale est une analyse préliminaire et ne peut statuer sur l'origine du défaut excitateur. Ce type de surveillance, se confirme uniquement s'il ya une continuité dans la mesure alors que dans cette expérimentation, on se focalisera que sur les résultats d'une seule mesure.

La représentation temporelle (Fig. V.6) ne permet pas vraiment de décerner les différentes composantes du signal.

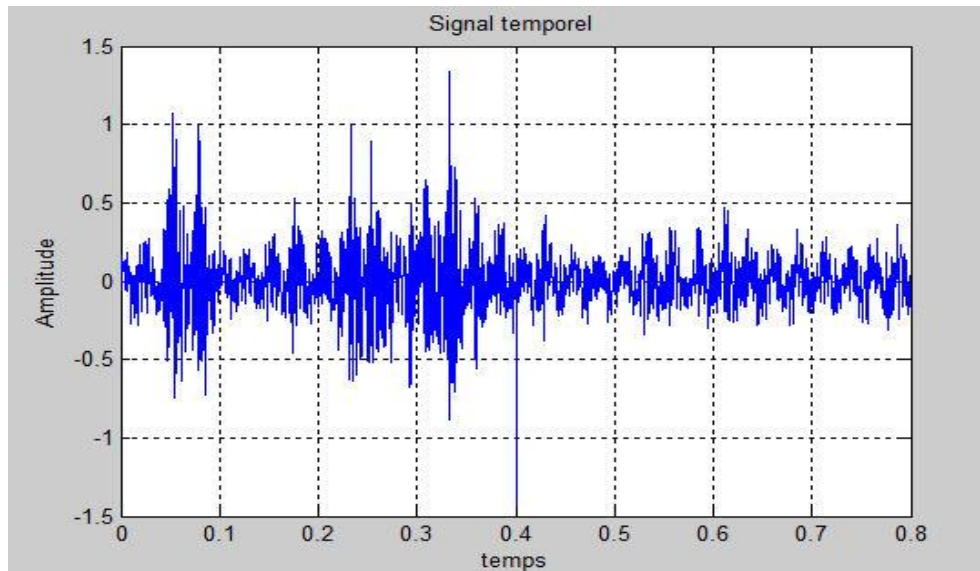


Figure V.6 signal temporel EB_2400_P1.

V.3.1.1 Analyse spectrale

La représentation spectrale du signal est donnée sur la (Fig. V.7) :

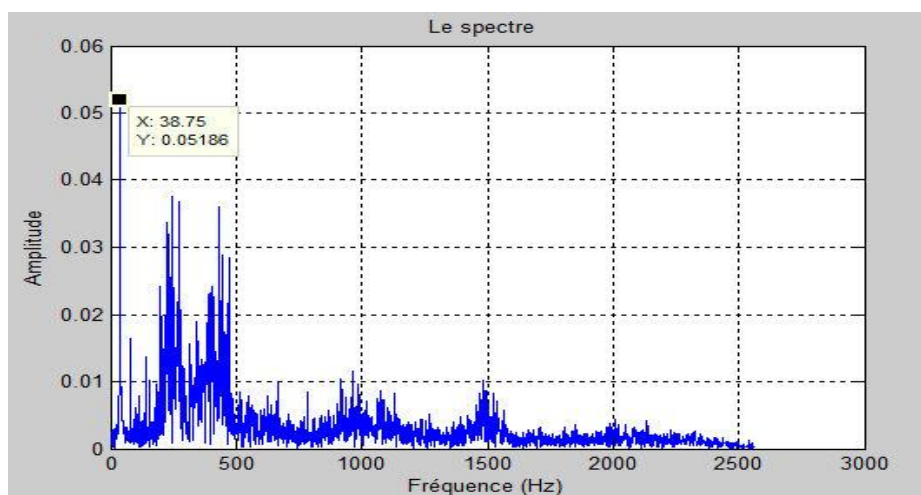


Figure V.7 Analyse spectrale du signal temporel EB_2400_P1.

L'analyse spectrale est une analyse globale du signal, elle permet d'observer l'amplitude de chaque fréquence des organes constituant la machine à surveiller. Cette dernière révèle la présence d'un peignes de raies à la fréquence f_1 (40 Hz) qui peut correspondre à un balourd sur l'arbre de rotation (1) sur lequel est monté le pignon d'entrée. Aussi, on remarque la présence de composantes qui contiennent une grande énergie autour des fréquences 242 et 432 Hz, probablement des fréquences de résonance. L'analyse spectrale donc, véhicule une panoplie d'information sur l'état de la machine mais ne peut être pertinente quant à la discision finale à prendre. Pour cela, nous devons effectuer d'autre test pour cerner le défaut.

V.3.1.2 Analyse cepstrale

L'analyse cepstrale pour ce signal est donnée par la (Fig. V.8) :

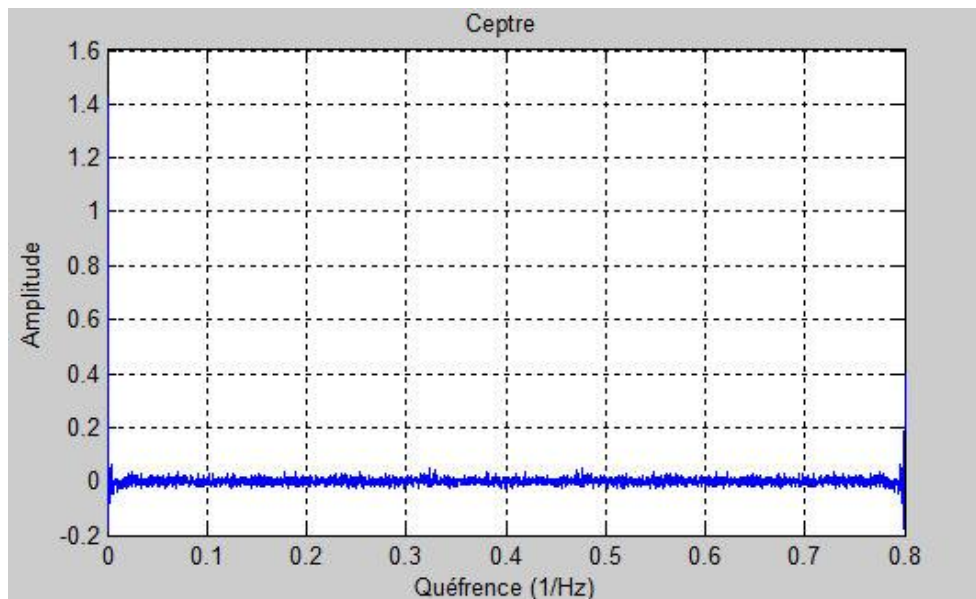


Figure V.8 Analyse cepstrale du signal temporel EB_2400_P1.

L'analyse cepstrale est très efficace pour les cas des signaux instationnaires, elle peut révéler au même temps des instabilités qui sont véhiculées par des fréquences très proches avec des amplitudes différentes. Pour ce signal, son cepstre ne donne aucune information, cela est dû probablement à l'importance du bruit. Ces méthodes n'ont pas révélé grand-chose, par conséquent on doit continuer le diagnostic par d'autres méthodes plus adéquates pour ces situations.

V.3.1.3 Analyse d'enveloppe (HFRT)

L'analyse spectrale révèle plusieurs zones dont l'énergie est plus au moins significative et qui peuvent véhiculer d'importantes informations (Fig. V.9).

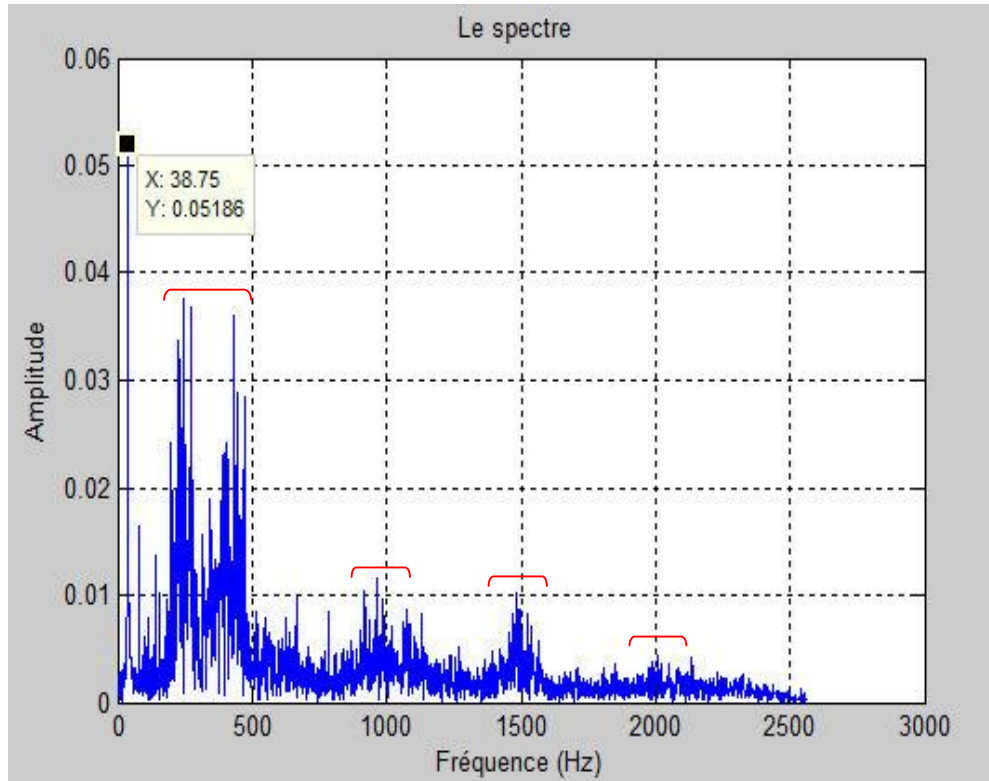


Figure V.9 zones susceptibles aux résonances dans le spectre.

L'analyse d'enveloppe du spectre filtré peut cependant remédier aux manques de visibilité constatés dans les méthodes vues précédemment. Le filtrage est réalisé par un filtre passe bande. Qu'on centre sur des fréquence visible sur le spectre qui sont susceptibles de contenir des informations, à ce propos on retiendra trois zones 2000 ; 1000 et 250 Hz qu'on filtre avec une résolution de 100 Hz pour chaque exemple, elles sont représentées respectivement sur les (Fig.V.10 a,b,c) :

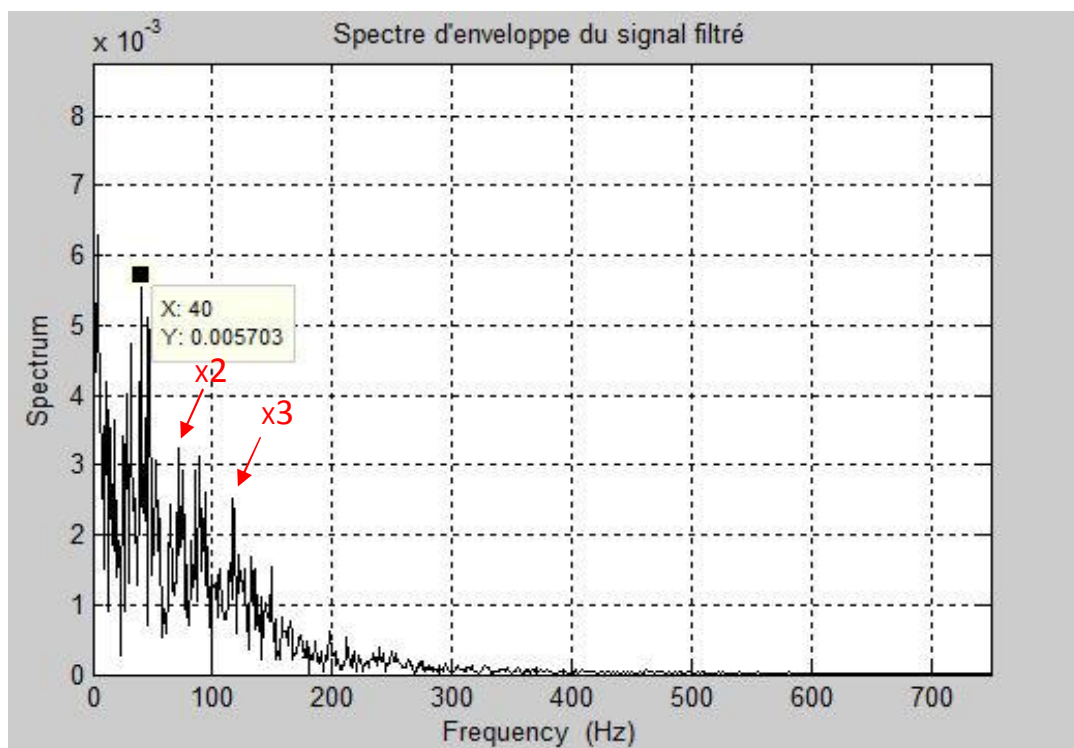


Figure V.10.a Spectre d'enveloppe du signal filtré à 2000 Hz

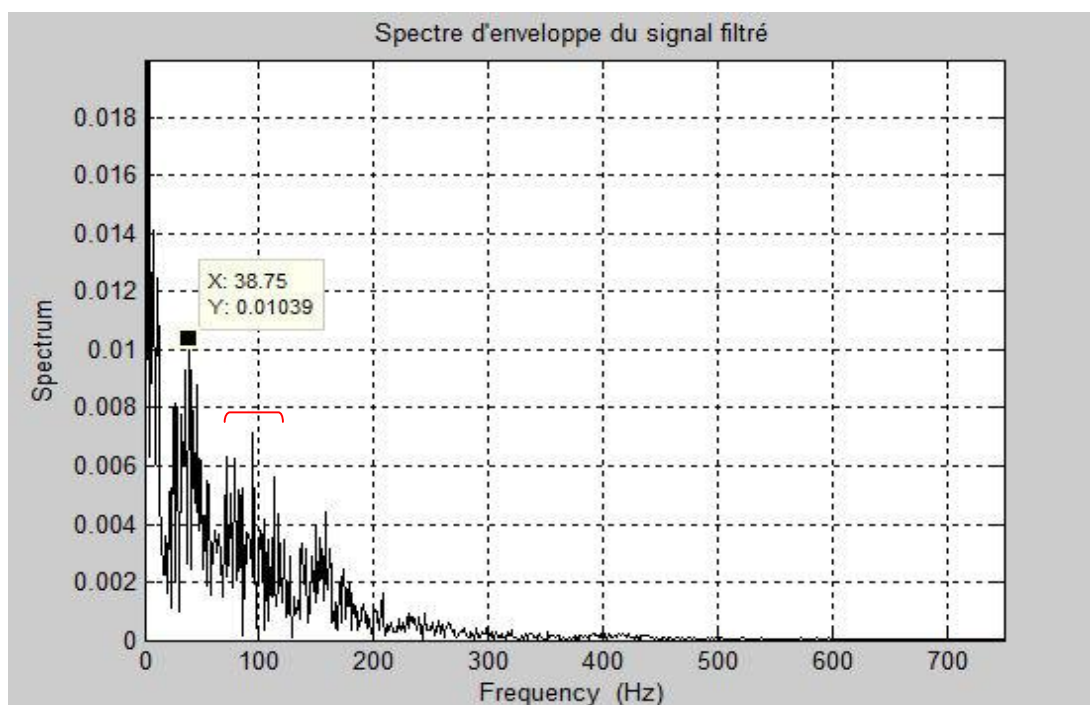


Figure V.10.b Spectre d'enveloppe du signal filtré à 1000 Hz

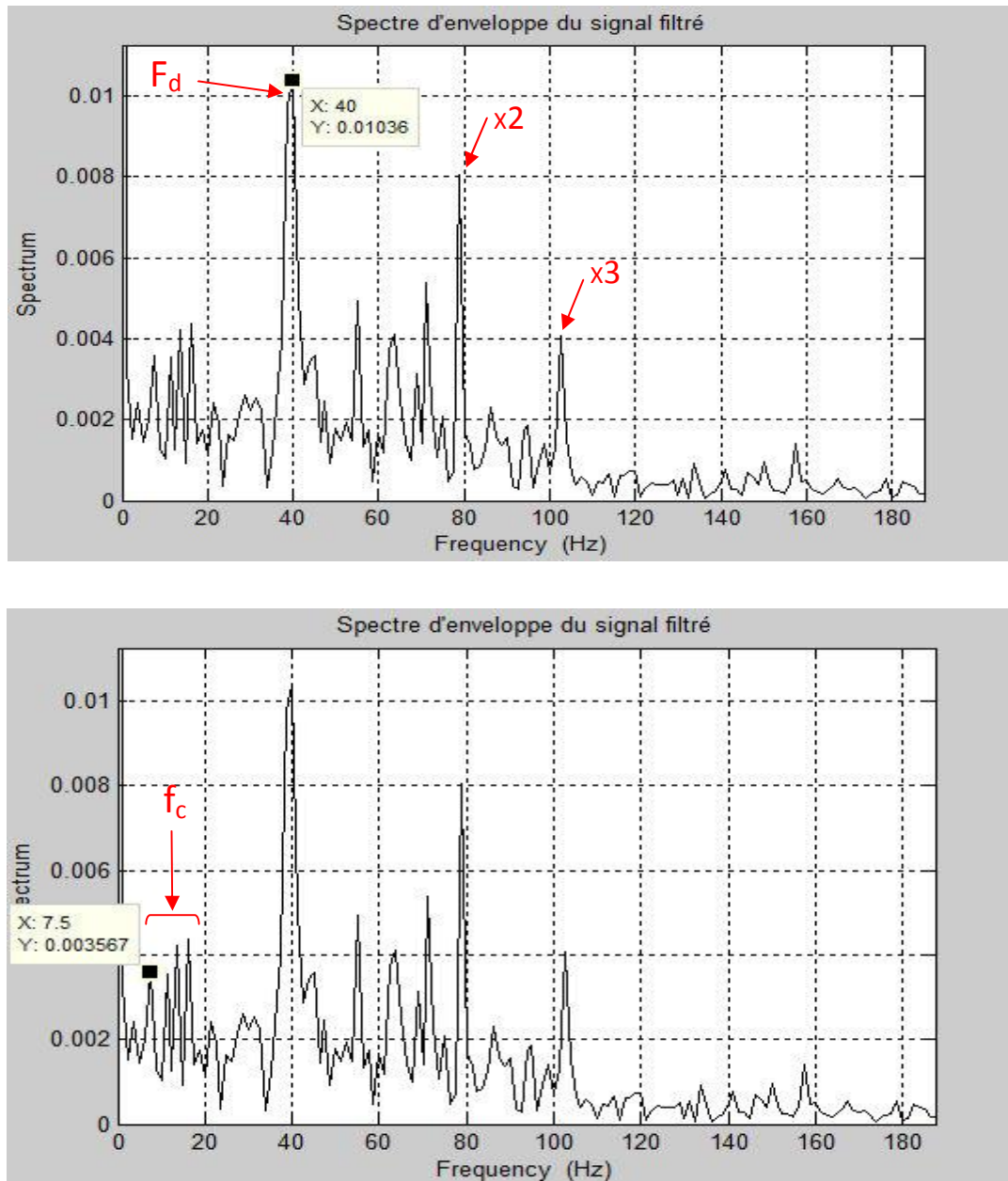


Figure V.10.c spectre d'enveloppe du signal filtré 250 Hz

L'analyse du spectre d'enveloppe au niveau de la résonance 250 Hz, a révélé la présence d'un peigne de raies à la fréquence de rotation de l'arbre d'entrée ($f_r=40$ Hz), cette image vibratoire peut correspondre à plusieurs défauts tels qu'un déséquilibre massique, un délignage ou l'écaillage d'une denture d'engrenage. On remarque aussi la présence d'un peigne de raies à ≈ 8 Hz qui correspond à la fréquence f_c engendré par la coïncidence des dents détériorées sur le pignon d'entrée et la roue de sortie (Fig. V.10.c).

Cette méthode peut se révéler d'une grande efficacité, en filtrant le spectre sur une plage fréquentielle choisie, ce qui élimine toutes les autres composantes parasites. Mais son

inconvenient réside dans la difficulté du choix de la largeur optimale de cette bande de filtrage ainsi que la difficulté du repérage des résonances susceptibles d'avoir l'information recherchée.

V.3.1.4 Analyse par la transformée de Fourier à court terme (TFCT)

L'analyse classique du signal qui inclut l'analyse spectrale mais aussi les méthodes qui en découlent (HFRT, cepstre,...), peut être considérée comme préliminaire dans toute procédure de diagnostic. Néanmoins, elles demeurent insuffisantes dans le cas des fluctuations présentes dans les signaux notamment à vocation instationnaires, ce qui exige d'explorer d'autres méthodes qui utilisent plus de paramètres. On cite l'analyse temps-fréquence qui peut ouvrir un autre angle de vision dans le spectre et permettre de déceler les défauts dans des situations critiques. Concernant le paramétrage de cette dernière, les petites fenêtres (*Chapitre VI*) appréhendent mieux les défauts de types chocs, par conséquent on utilisera une fenêtre de 30 points (Fig. V.11.a et b) avec un taux de recouvrement de 90 %.

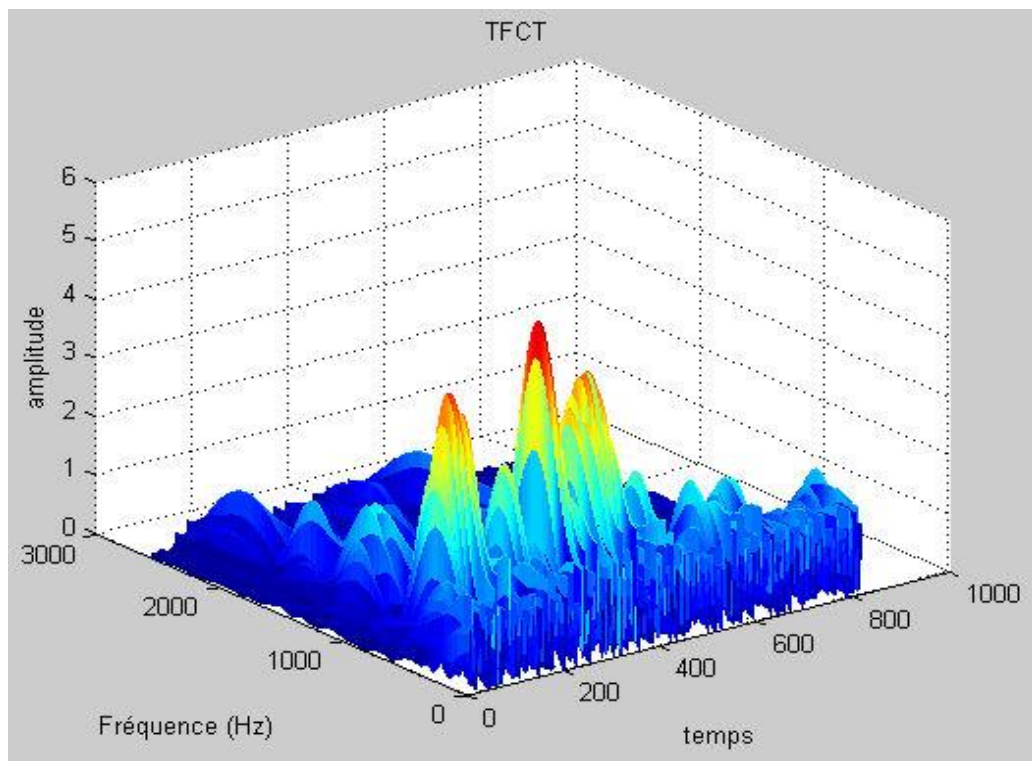


Figure V.11.a Application de la TFCT en 3D avec une fenêtre analysante de 30 points.

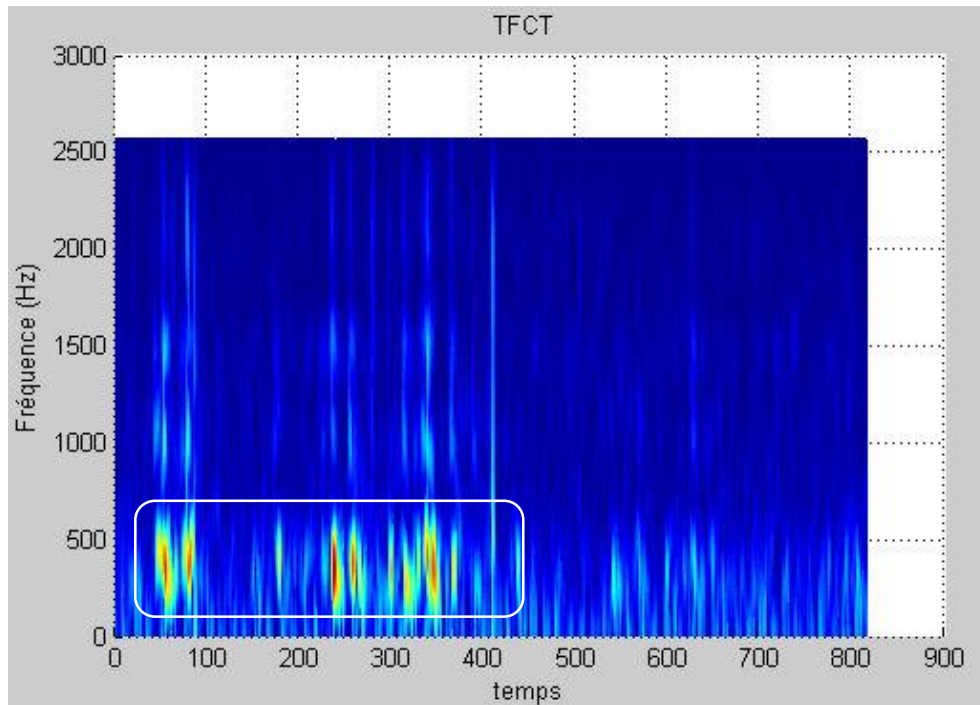


Figure V.11.b Application de la TFCT en 2D avec une fenêtre analysante de 30 points.

La TFCT, donnée dans la figure V.11.b, ne permet pas à elle seule en pratique, de discerner le caractère instationnaire des défauts de type chocs à cause de la présence du bruit ainsi que d'autres composantes relatives aux autres organes en mouvement. Pour localiser l'information relative aux chocs, on fait encore une fois appel au Kurtosis. C'est le principe du Kurtosis spectral.

V.3.1.5 Analyse avec le Kurtosis spectral

L'application du Kurtosis spectral avec une fenêtre correspondante à la TFCT de 15 points est donnée par la (Fig. V.12), le choix de la fenêtre de 15 points est justifié dans la partie simulation (*Chapitre IV*), dans lequel on a démontré l'aptitude des petites fenêtres à analyser les signaux instationnaires.

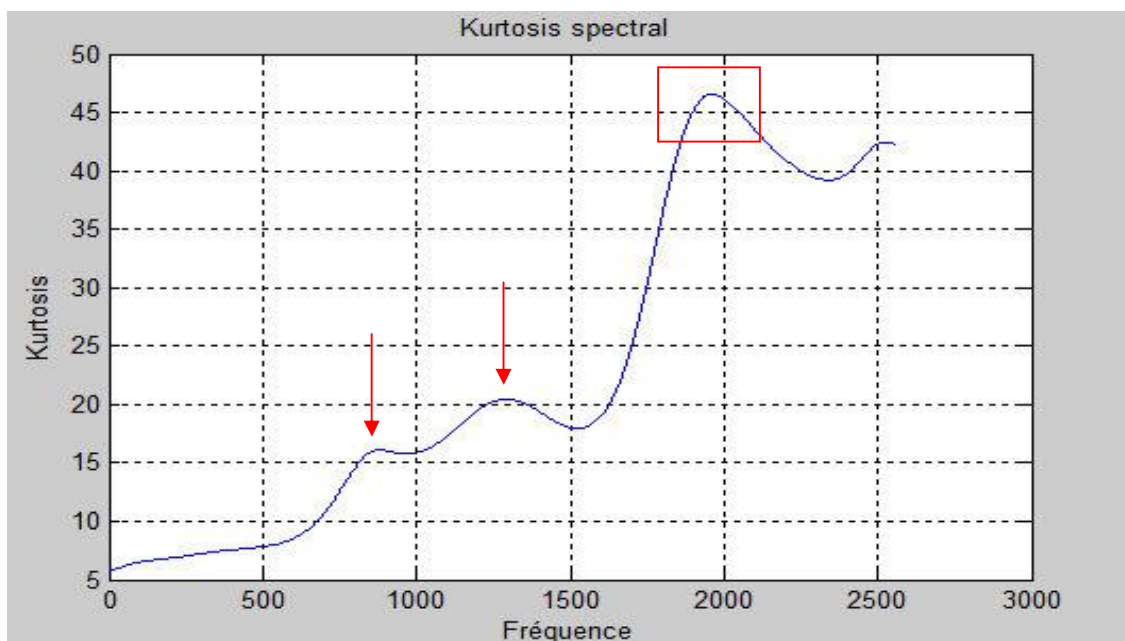


Figure V.12 Application du Kurtosis spectral correspondant à La TFCT avec une fenêtre de 15 points.

L'application du Kurtosis spectral pour ce signal, à révéler une zone particulièrement critique entre (1700 et 2300 Hz). Cette dernière, contient sans doute des transitoires à caractère impulsionnel qui donnent des valeurs significative du Kurtosis aux alentours de la résonance. Pour un meilleur éclairage, on procède à un filtrage au alentour de cette zone afin de voir la crédibilité des résultats donnés par le Ks (Fig. V.13) :

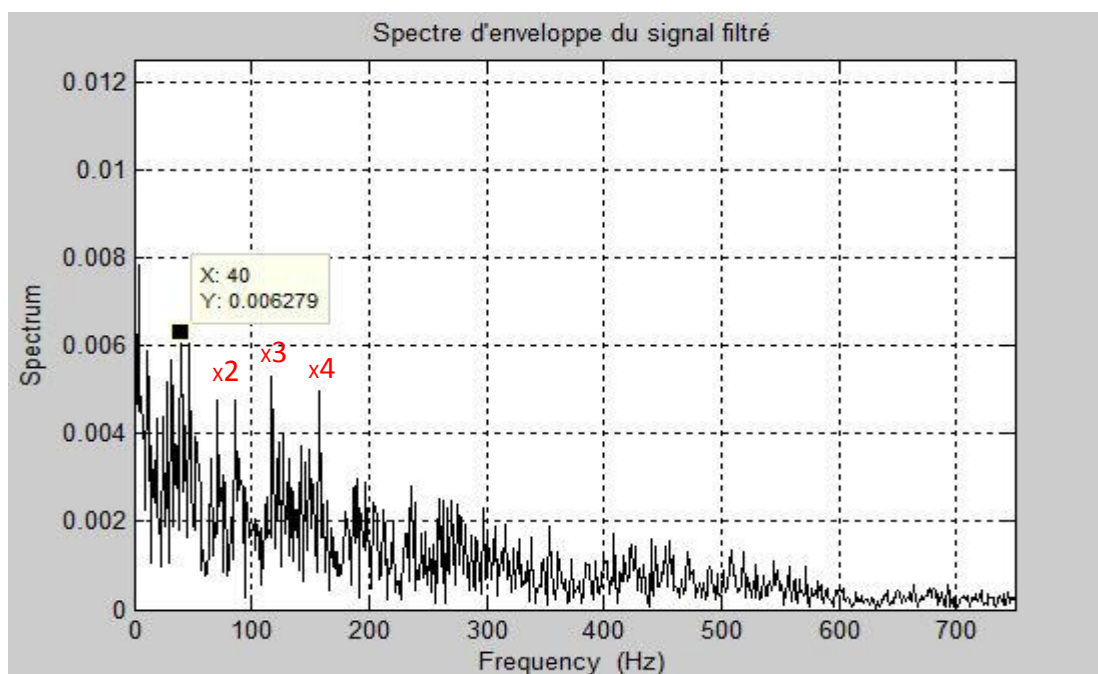


Figure V.13 Spectre d'enveloppe de la zone 1700-2300 Hz

Le spectre d'enveloppe affiche des résultats approchés qui manque de visibilité, c'est dû notamment au choix de la plage fréquentielle adopté pour ce filtrage (1700-2300 Hz).

On peut aussi localiser d'autres crêtes avec des Kurtosis moins conséquent certes mais qui dépasse de loin la normalité (K entre 15 et 20 respectivement 800 et 1300 Hz) qu'on considère moins influente que la première. La difficulté recensé avec cette méthode et qu'on ne peut analyser toutes les zones signalé par le (KS) car même les composantes à faible Kurtosis peuvent contenir des informations utiles au diagnostic. Le Kurtogramme qui combine essentiellement le facteur Kurtosis et l'analyse d'enveloppe, peut remédier à cet inconvénient.

V.3.1.6 Le Kurtogramme

Le Kurtogramme consiste donc à filtrer le signal en plusieurs sous-bandes et de calculer par la suite leurs Kurtosis afin de localiser la bande optimale. Le Kurtogramme du signal temporel calculé jusqu'au niveau 7 est représenté dans la (Fig. V.14) :

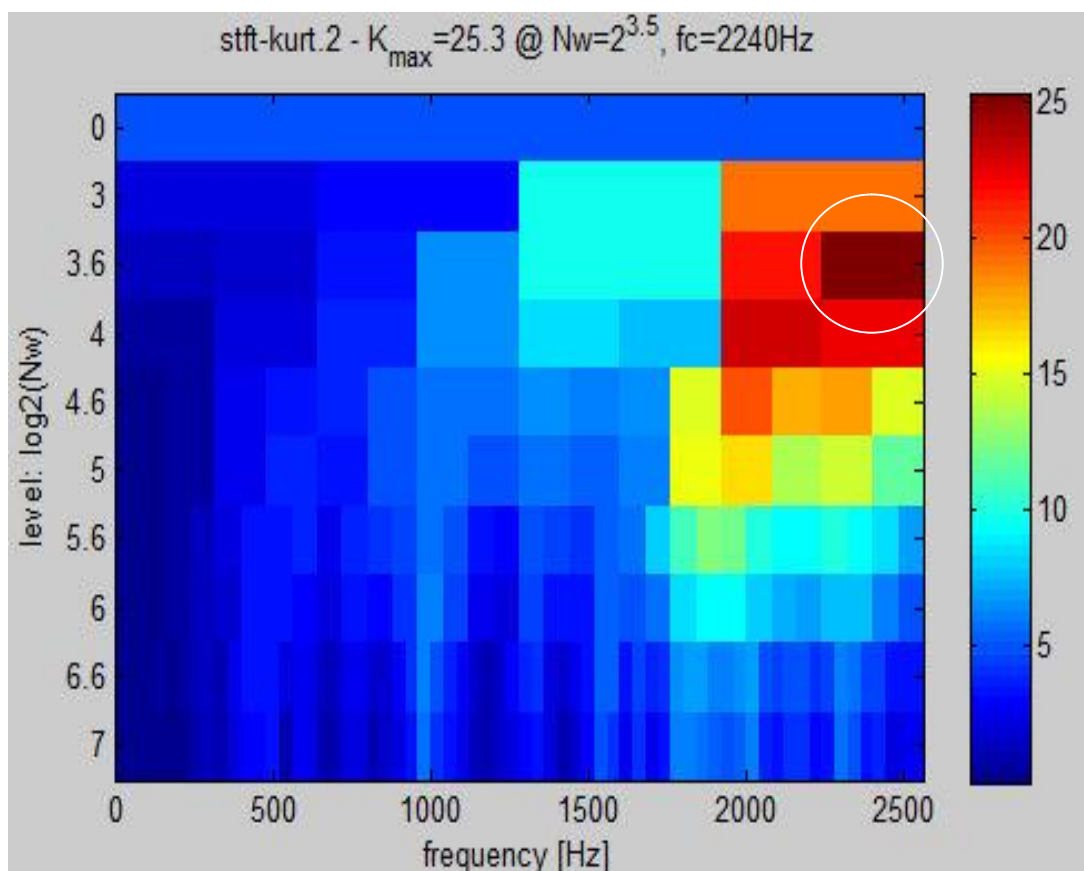


Figure V.14 Application du Kurtogramme au signal EB_2400_p1

La bande fréquentielle qui maximise le Kurtosis (25.3), trouvé après un découpage en tiers de (2), correspond au niveau de décomposition $n=3.6$, autrement dit : $5120/2^{3.6}$ qui

est égale à une plage fréquentiel de (423 Hz). La fréquence central (2240 Hz), est contenu dans la bande de la dyade $C_7^{3.6}$ ($\Delta f = f_e \left(\frac{1}{2}\right) = \frac{5120}{2} = 2560$). On aura une fréquence central espacé de (2560-2240=320 Hz). Donc, dans la plus part des cas on aura uniquement des valeurs approché de la fréquence de résonance.

La (Fig. V.15), correspond au spectre d'enveloppe de la bande $C_7^{3.6}$:

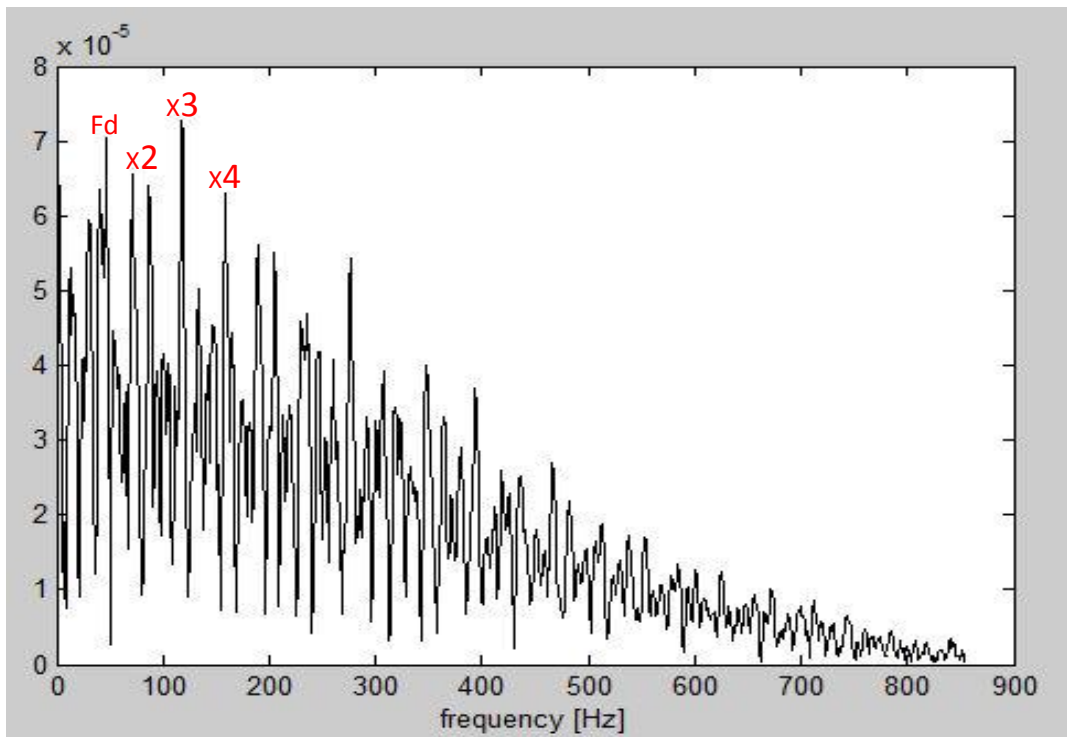


Figure (V.15) Spectre d'enveloppe de la bande $C_7^{3.6}$

Le spectre d'enveloppe de la bande $C_7^{3.6}$ (Fig. V.15), montre un peigne de raies à la fréquence de 40 Hz, cela correspond à la fréquence de rotation de l'arbre d'entrée qui porte le pignon contenant la dent défectueuse.

La méthodologie suivie tout au long de ce test nous a permis dans un premier lieu de détecter les défauts simulés, le Kurtogramme associé à l'analyse d'enveloppe comme on vient de le voir est de loin la meilleure méthode pour surveiller ce genre de défauts (défauts d'engrenages localisés).

V.3.2 Essai 2

Ce deuxième test correspond au signal recueilli par l'accéléromètre placé sur le premier palier P1 dans la direction radiale, qui correspond à une vitesse de rotation de 3000

tr/min de la roue dentée R_1 . Les fréquences de chocs sont $f_1 = 50 \text{ Hz}$, $f_2 = 40 \text{ Hz}$ et la fréquence de coïncidence $f_c = 10 \text{ Hz}$. Le Kurtosis de ce signal donne une valeur de 3,1. La représentation temporelle est donnée par la (Fig. V.16). Dans ce cas, le défaut de balourd est important par rapport au premier cas.

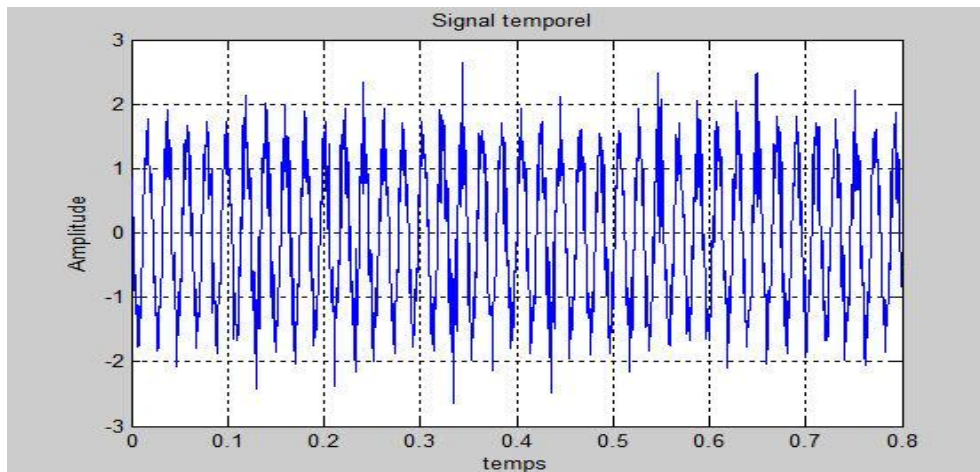


Figure V.16 signal temporel EB_3000_p1.

V.3.2.1 Analyse spectrale du signal

Le spectre de ce signal est montré sur la (Fig. V.17) :

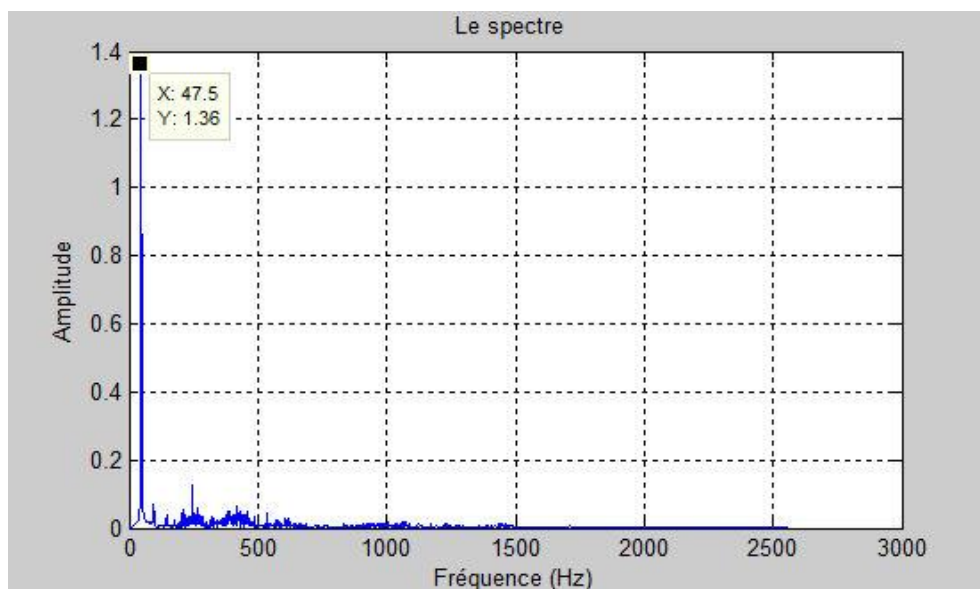


Figure V.17 Spectre du signal EB_3000_p1.

Le spectre montre une raie correspondant à la fréquence ($f_1=50 \text{ Hz}$) de l'arbre sur lequel en a monté le pignon d'entrée. En remarque aussi la présence de raies à faible amplitude

dans la plage (entre 200 et 300 Hz) mais sans plus de précision. Un zoom peut remédier à ce manque de visibilité (Fig. V.18) :

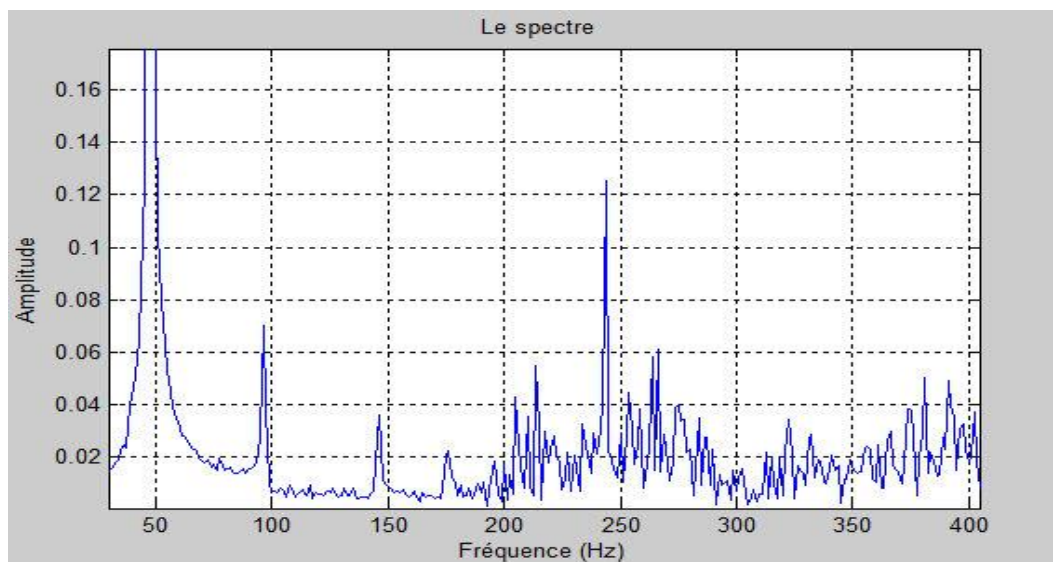


Figure V.18 signal temporel zoomé

V.3.2.2 Analyse d'enveloppe

L'analyse cepstrale n'a pas révélé grand-chose concernant les défauts simulés. On constate cependant, plusieurs zones à faible énergie certes mais qui peuvent contenir des informations pertinentes. L'analyse d'enveloppe va donc concerner plusieurs zones du spectre de base, ces dernières sont mentionnées sur la (Fig. V.19) :

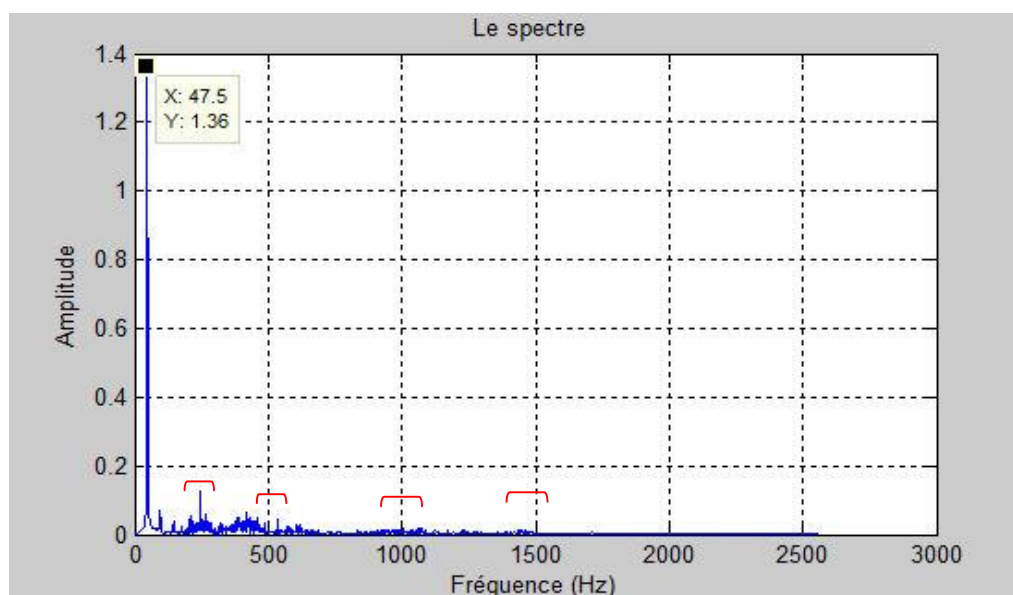


Figure V.19 spectre du signal filtré.

L'analyse d'enveloppe comprend un filtrage réalisé à l'aide d'un filtre passe bande centré sur des fréquences dites de résonances susceptibles de contenir l'information recherchée. A ce propos en retiendra trois fréquences 420 ; 550 et 1000 Hz pour l'étude ; le résultat est donné respectivement sur les (Fig.V.20 a,b,c) :

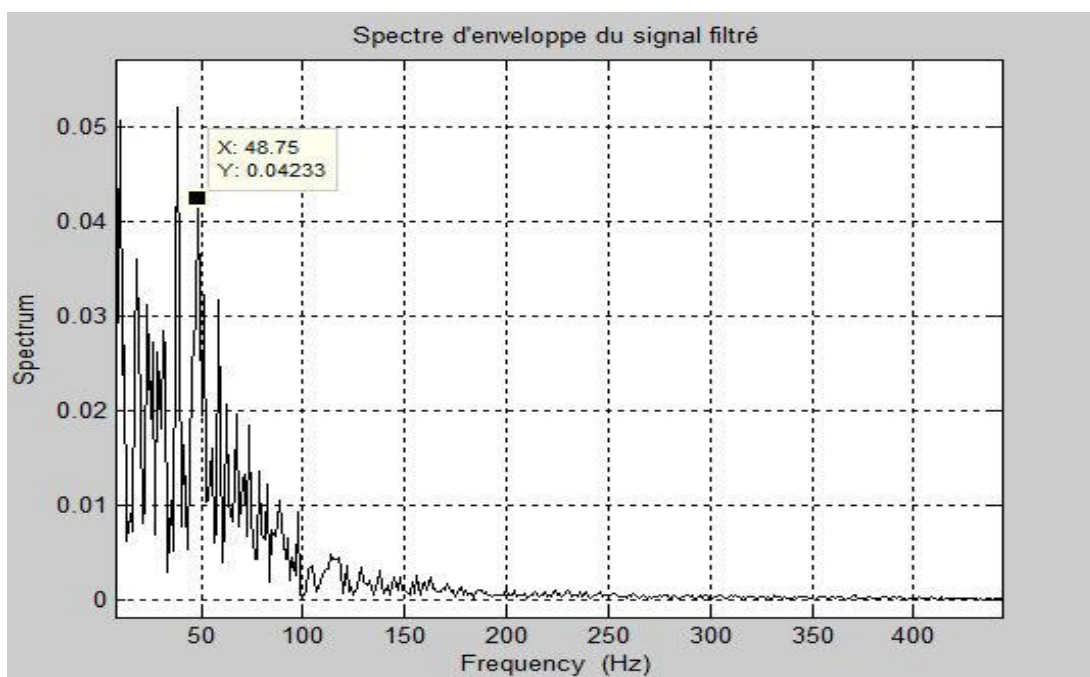


Figure V.20.a spectre d'enveloppe du signal filtré à 420 Hz

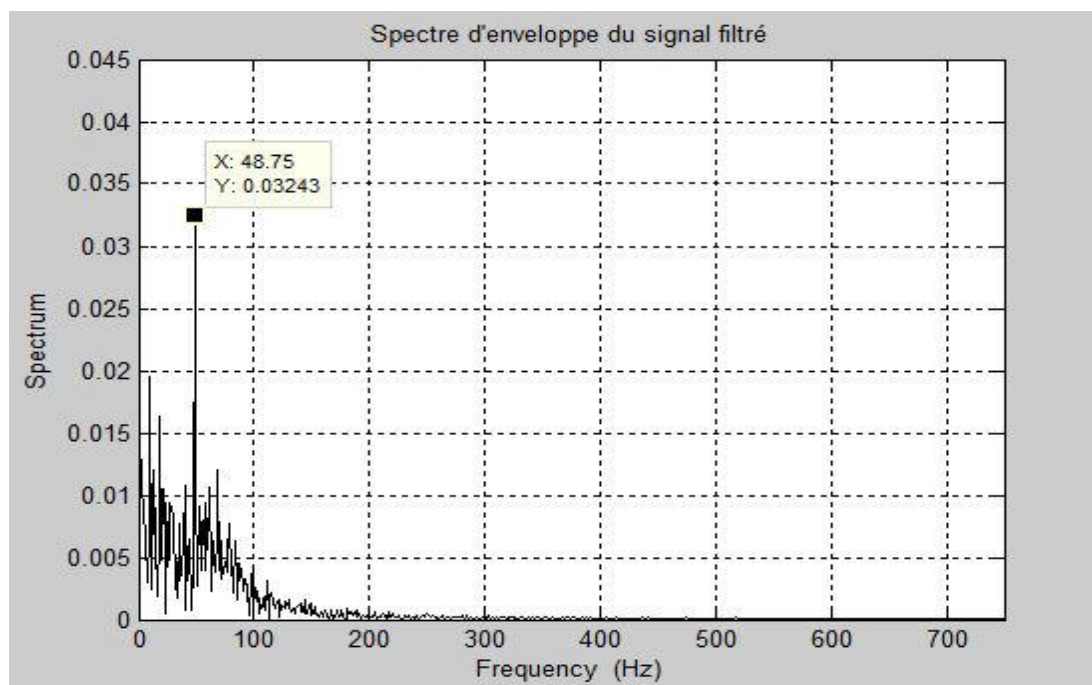


Figure V.20.b spectre d'enveloppe du signal filtré à 550 Hz

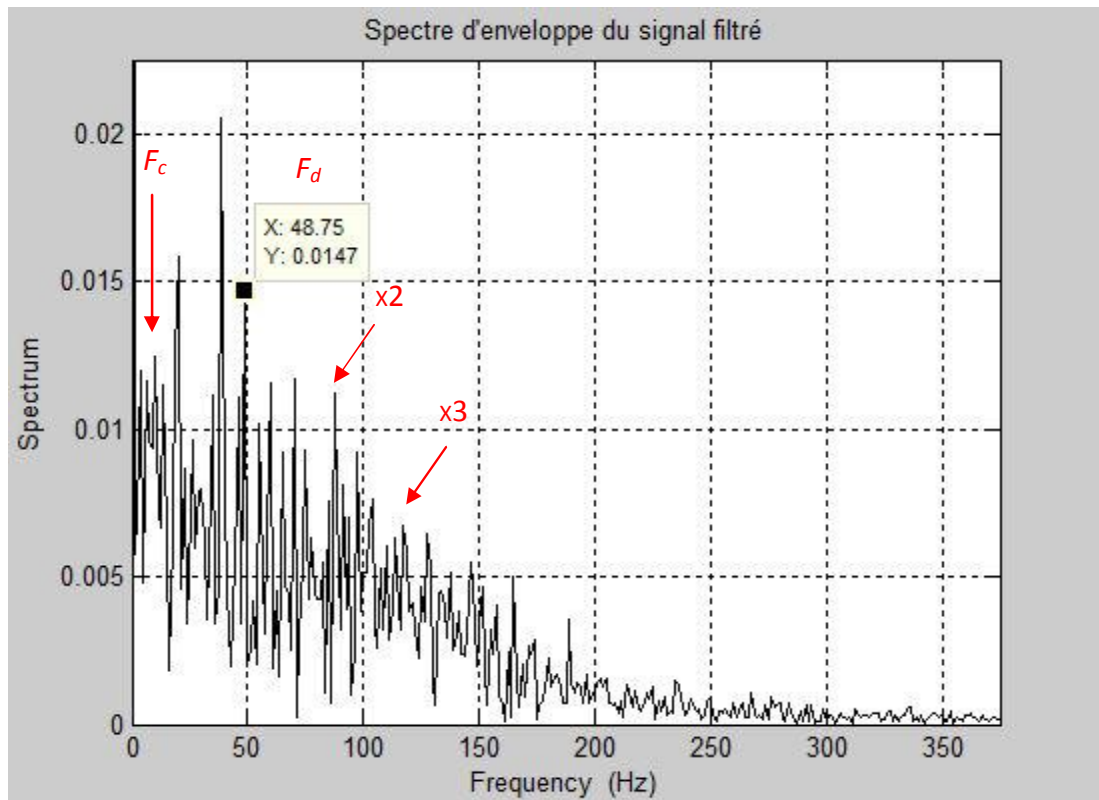


Figure V.20.c spectre d'enveloppe du signal filtré à 1000 Hz

Ces spectres nous renseignent d'une manière grossière sur la présence des défauts simulés. Le spectre autour de 550 Hz donne une raie à 50 Hz. Celui autour de 1000 Hz donne deux peignes de raies, le premier à 10 Hz et le deuxième à 50 Hz, mais difficilement repérables à cause de la présence d'autres composantes parasites dû probablement à la plage du filtrage qui n'est pas vraiment adéquate.

V.3.2.3 Analyse par la transformée de Fourier à court terme (TFCT)

L'application de la fonction spectrogramme (TFCT) pour le signal temporel recueilli en utilisant une fenêtre de 30 points (Fig. V.21 et 22), avec un taux de recouvrement de 90 % :

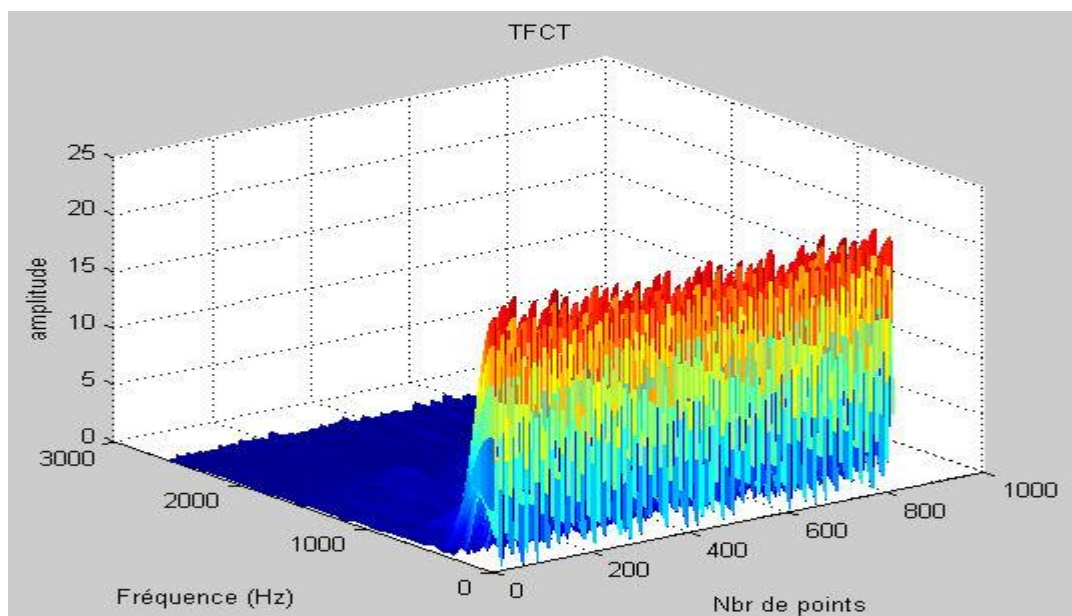


Figure V.21 Analyse avec TFCT de 30 points 3D.

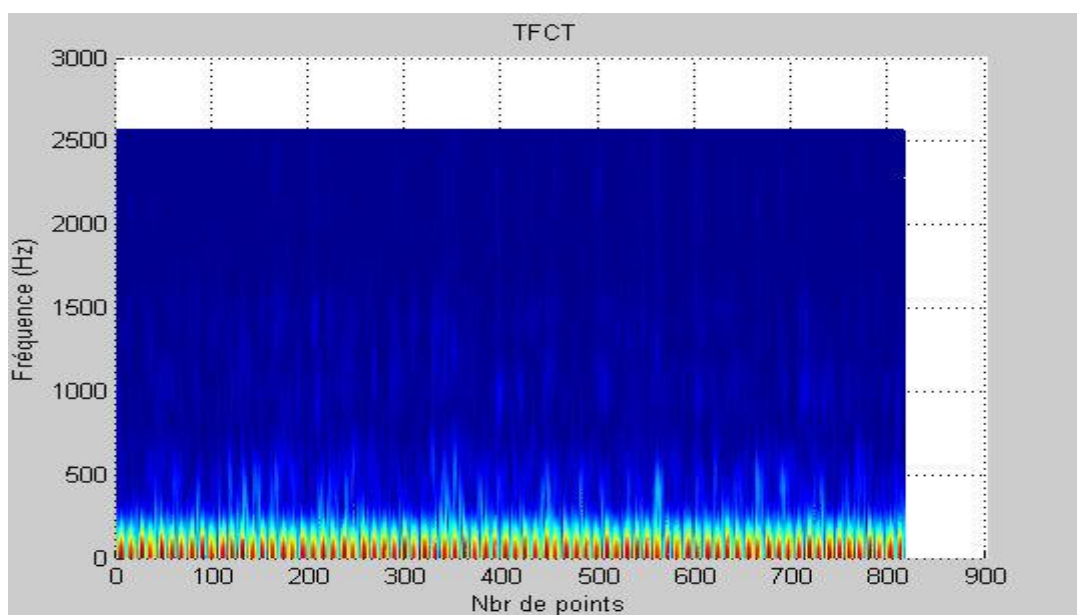


Figure V.22 Analyse avec TFCT de 30 points 2D.

Contrairement au premier essai (2400 tr/min), cet essai ne révèle aucune information sur les défauts d'engrenages, par contre le défaut de balourd (50 Hz) apparié au niveau des basses fréquences puisque son amplitude est importante.

V.3.2.4 Analyse avec le Kurtosis spectral

L'application du Kurtosis spectral avec une fenêtre correspondante à la TFCT de 15 points est donnée par la (Fig. V.23) :

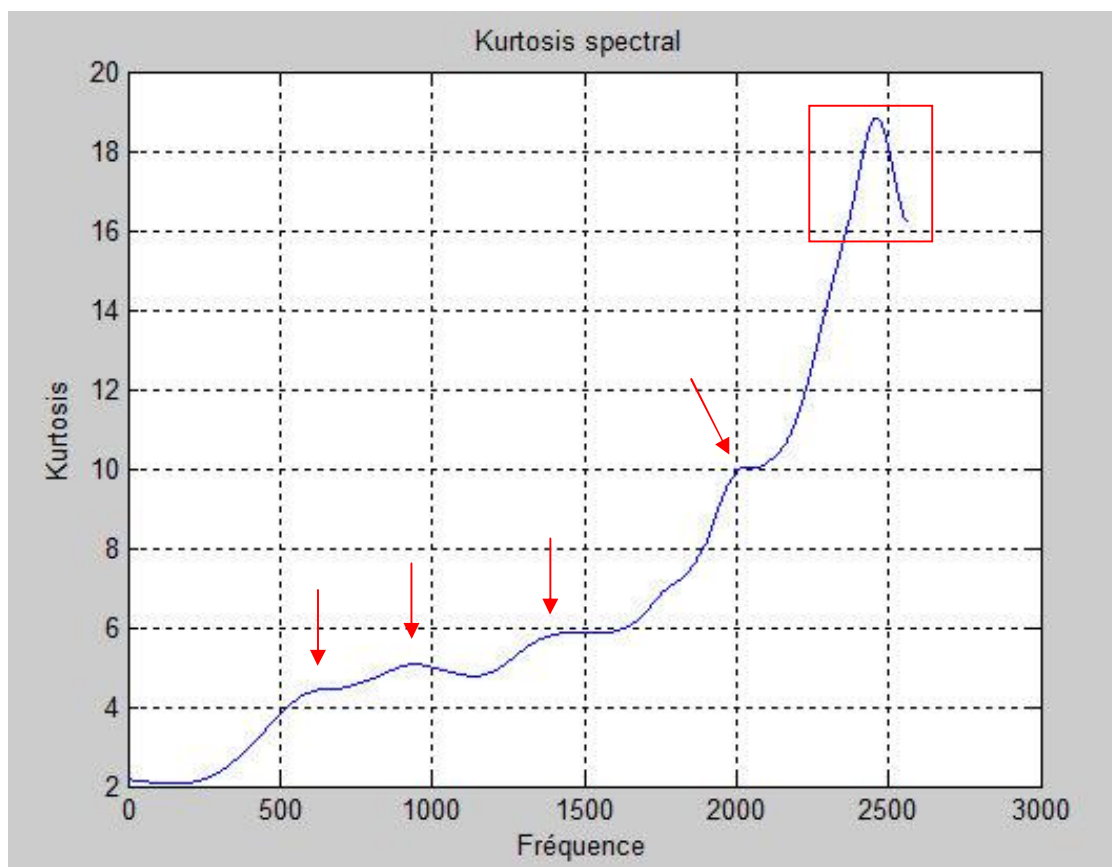


Figure V.23 Application de Kurtosis spectral

L'application du Kurtosis spectral montre plusieurs zones qui correspondent à un Kurtosis élevé 800,1400 et 2000 Hz avec un K entre 6 et 10. Mais la plus prédominante et en effet celle à 2400 Hz qui donne une valeur de 19, cette dernière véhicule sans doute des transitoires de type impulsionnel (chocs).

V.3.2.5 Analyse par Kurtogramme

Le Kurtogramme de signal calculé jusqu'au niveau 7 avec un découpage en tiers de 2, est représenté sur la (Fig. V.24) :

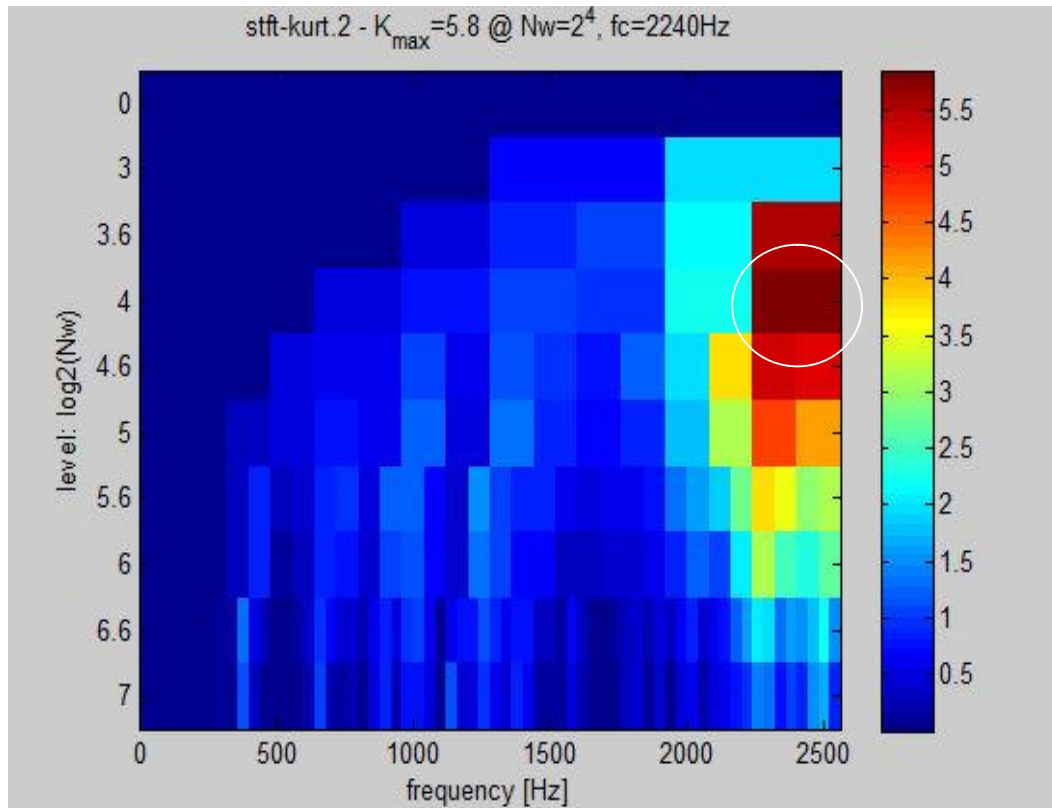


Figure (V.24) Application du Kurtogramme au signal EB_3000_p1

La bande fréquentielle qui maximise le Kurtosis (5.8), trouvé après un découpage en tiers de (2), correspond au niveau de décomposition $n=4$, autrement dit : $5120/2^4$ qui est égale à une plage fréquentiel de (320 Hz). La fréquence central (2240 Hz), est contenu dans la bande de la dyade C_1^1 ($\Delta f = f_e \left(\frac{1}{2}\right) = \frac{5120}{2} = 2560$).

Pour la vitrification du résultat, on filtre sur la bande C_7^4 (Fig. V.25) :

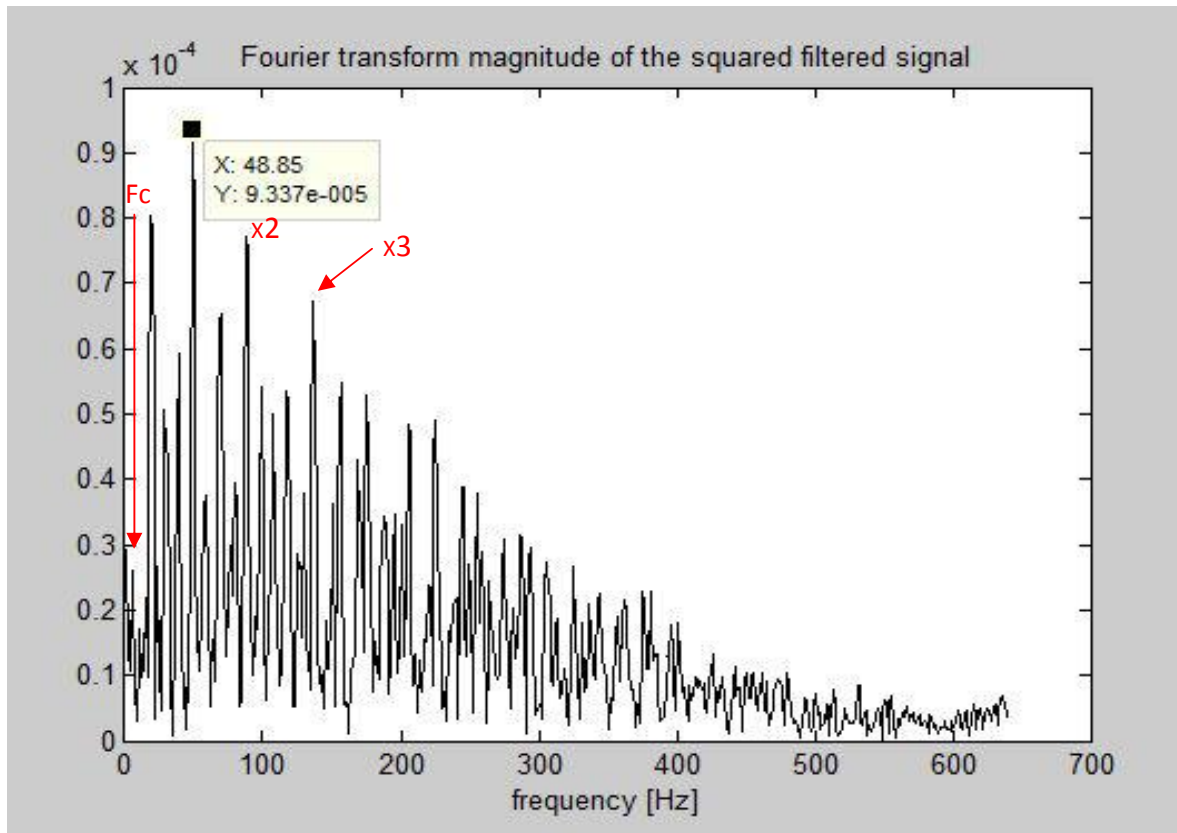


Figure V.25 filtrage fréquentielle accentue sur la plage 320 Hz.

Le spectre d'enveloppe représenté sur la (Fig. V.25), montre un peigne de raies riche en harmoniques à la fréquence de ≈ 50 Hz qui correspond au défaut de denture sur le pignon d'entrée. Ce qui permet de dire que le Kurtogramme est très efficace pour l'analyse des signaux instationnaires, associé notamment au spectre d'enveloppe ainsi qu'au Kurtosis spectral elle peut se révéler d'une grande efficacité. Cette expérimentation confirme son aptitude à déceler les instabilités véhiculées par ces signaux.

V.4 Conclusion

Ce travail expérimental que nous avons réalisé tout au long de ce chapitre nous a permis, dans un premier lieu d'approprier les méthodes proposées dans la simulation, et de voir au même titre leur aptitude avec des signaux réels. L'essai1, correspondant à une vitesse de rotation de 2400 tr/min a détecté la présence d'un défaut excitateur à la fréquence de rotation de l'arbre qui porte le pignon d'entré (40 Hz), ainsi qu'à la fréquence de coïncidence correspondant aux dentures détériorées sur chaque roue (8 Hz). On a vu aussi que ces mêmes résultats étaient confirmés dans l'essai 2 effectué sur un signal à 3000 tr/min (50 Hz).

Le but principale de cette expérimentation n'est pas uniquement la détection du défaut, mais plutôt voir l'aptitude et le comportement des méthodes proposé en simulation sur des signaux réels. On constate ainsi, que les méthodes basées sur l'analyse temps fréquence notamment le Kurtogramme associé au spectre complexe d'enveloppe peuvent être très pertinentes dans la détection des défauts d'engrenages, ce qui peut nous faire gagner davantage de temps.

Le diagnostic des défauts en utilisant l'analyse vibratoire demeure une discipline très compliquée, il dépend de plusieurs critères notamment une connaissance très pointue en traitement du signal. L'analyse de Fourier, de part sa simplicité de réalisation ainsi que le flux d'information qu'elle véhicule, demeure d'une importance capitale dans la réussite de tout diagnostic. Néanmoins, la difficulté rencontrée par cette méthode nous pousse d'avantage à exploiter d'autres pistes pour mener à bien notre diagnostic.

L'objectif principal de ce travail, est de comparer les méthodes dites classiques qui sont pour la plupart issues de l'analyse de Fourier (spectre, cepstre, enveloppe,...), avec les méthodes d'analyse avancées basées sur la décomposition temps-fréquence (TFCT), ou encore celle qui en découle de statistiques d'ordre supérieur (Kurtosis spectrale et Kurtogramme) sur les signaux stationnaires et instationnaires, et de voir leurs aptitudes à déceler les résonances ou à repérer les zones susceptibles de les contenir, notamment avec la présence du bruit stationnaires. Les résultats trouvés sont :

- L'analyse de Fourier demeure une analyse globale du signal, son aptitude à déceler les instabilités dans un signal est seulement réservée au cas stationnaire où elle affiche des résultats satisfaisants à cerner les résonances, mais pour les signaux instationnaires à très forte perturbation (bruités), cette dernière affiche des carences qui faussent complètement sa fonction de détection.
- Concernant la TFCT, on peut dire qu'elle affiche des résultats plutôt satisfaisants notamment pour des signaux instationnaire à très forte perturbation (bruit), elle permet entre autre d'ouvrir un autre angle de vision qui n'est autre que l'aspect temporel que l'analyse de Fourier ne permet pas ; ainsi les instants où intervient les perturbations sont désormais visibles. Néanmoins, la constance de la fenêtre analysante durant toute l'analyse pose un sérieux problème de visibilité, en effet, le compromis entre résolution fréquentielle et temporelle peut être un handicap notamment pour l'analyse des signaux réels (simulés sur banc d'essai), car dans ces cas contrairement aux signaux simulés on dispose que de peu d'informations, ce qui peut altérer notre diagnostic.
- Les méthodes basées sur les statistiques d'ordre supérieur, demeure la meilleure alternative, comme en vient de le voir dans les signaux expérimentaux, le Kurtogramme a approché la bande fréquentielle qui correspondait à la

perturbation qui maximise son Kurtosis, le spectre d'enveloppe pour cette fréquence correspond entre autre aux défauts des fréquences d'engrènement engendrés par les entailles réalisé sur le pignon d'entrée et la roue de sortie.

Et pour conclure on dira qu'un bon diagnostic ne peut reposer sur une méthode, leur utilisation simultanés peut se révéler d'une grande lucidité et peut nous faire gagner pas mal de temps.

Cependant, un travail énorme reste à faire dans cette branche de maintenance car la complexité des installations industrielles pousse la recherche à dépasser la limite du réalisable. Ainsi, comme perspective on peut envisager d'approcher d'autres méthodes ; on citera :

- Appliquer la Transformé en ondelette et la comparer avec d'autres méthodes, afin de trouver des compromis et combler les carences recenser.
- Appliquer la TO pour des défauts combinés qui génèrent le même type de signaux.

X2Z Jean-Pierre VERNIER : 'Fonction maintenance'. Article (A8300), techniques de l'ingénieur.

X3Z K.BELAID et A.MILOUDI : 'Etude expérimental et comparative du Kurtogramme et les ondelettes dans la détection du défaut d'engrenage'.

X4Z Pierre CHAPOUILLE : 'Maintenabilité. Maintenance'. Article (T 4305), techniques de l'ingénieur.

X5Z Kamel BELAID : Mémoire d'ingénieur : 'Diagnostic vibratoire des machine tournantes', UMMTO 2003

X6Z Bernard MECHIN : 'Introduction aux méthodes de maintenance'. Article (MT 9280), techniques de l'ingénieur.

X7Z Gilles DUCHEMAIN : 'Maintenance des machines et des moteurs'. Article (BM 4188), techniques de l'ingénieur.

X8Z Alain BOULENGER : 'Maintenance conditionnelle par analyse des vibrations'. Article (mt 9285), techniques de l'ingénieur.

X9Z David AUGÉIX : 'Analyse vibratoire des machines tournantes'. Article (bm 5145), techniques de l'ingénieur.

X:Z Alain BOULENGER et Christian PACHAUD : 'surveillance des machine par analyse vibratoire', AFNOR 1995.

X2 Z Kamel BELAID Mémoire de magistère : 'méthode de suivi et de diagnostic des défauts des machines tournantes par application de la transformé en Ondelette', UMMTO-2007.

X22Z Mouhand SLIMANI : Mémoire de magistère : 'Utilisation de la transformé en ondelette dans la détection de défauts de machines tournantes', UMMTO-2005.

X23Z André QUINQUIS : 'Le traitement du signal sous Matlab'.

X24Z Alain BOULENGER et Christian PACHAUD : 'aide mémoire surveillance des machines par analyse vibratoire, DUNOD 2007.

X25Z C. BENCHAAABANE, A. DJEBALA, N. OUELAA ET S. GUENFOUD : ' Diagnostic Vibratoire des Défauts d'Engrenages Basé sur les Indicateurs Scalaires'.

X26Z M. EL BADAoui, F. GUILLET, J. DANIÈRE : 'Surveillance des systèmes complexes à engrenages par l'analyse cepstrale synchrone' LASPI, IUT de Roanne, Université Jean Monnet. Traitement du signal 1999. Volume 16 N° 5.

X27Z K. DROUICHE, M. SIDAHMED et Y. GRENIER : 'Détection de défauts d'engrenages par analyse vibratoire' Traitement du Signal volume 8 - n° 5.

X28Z Jérôme Antoni, Menad Sidahmed : 'Contrôle et diagnostic à partir des signaux acoustiques et vibratoires' Spécial congrès Surveillance 5. Acoustique Techniques n° 38.

X29Z Fabien Millioz, Nadine Martin : 'Réallocation du spectrogramme pour la détection de frontières de motifs temps-fréquence' Colloque GRETSI, 11-14 septembre 2007, Troyes.

X2:Z M. El Badaoui, F. Guillet, N. Nejjar, P. Martini et J. Danière : 'Diagnostic d'un train d'engrenages par analyse cepstrale synchrone' SEIZIÈME COLLOQUE GRETSI — 15-19 SEPTEMBRE 1997 — GRENOBLE.

X31Z Harald Oehlmann : 'Analyse temps-fréquence de signaux vibratoires de boîtes de vitesses' Thèse de doctorat. Université Henri Poincaré – Nancy 1 (1996).

X32Z Nadège THIRION-MOREAU et Pierre-Yves ARQUÈS : 'Analyses temps-fréquence linéaires et quadratiques' Article (te5240). Techniques de l'Ingénieur.

X33Z Bechkri Bouchra : 'ANALYSE DES DÉFAUTS DE DENTURE ET LEURS INFLUENCES SUR LES TRANSMISSIONS MÉCANIQUES PAR ENGRENAGES'. Mémoire de magistère. UNIVERSITE MENTOURI- CONSTANTINE (2007).

X34Z Jérôme Antoni : 'Calcul Rapide du Kurtogramme et Applications'.

[35Z] Jérôme Antoni : 'THE SPECTRAL KURTOSIS OF NONSTATIONARY SIGNALS: FORMALISATION, SOME PROPERTIES, AND APPLICATION'.

X36Z J. Urbanek, J. Antoni, T. Barszcz : 'Detection of signal component modulation using intensity distribution'. Mechanical systems and signal processing 28(2012) pp 399-413.

X37Z Michel Terré : 'Traitement Numérique du Signal' Ecole Nationale Supérieure de Techniques Avancées. Version 2011.

X38Z Nassima Hamdad : 'Transformée de Huanh-Hilbert : Application à la détection des défauts' Mémoire de Magistère. UMMTO (2013).

X39Z Sonia Hamnane : 'De l'analyse de Fourier traditionnelle aux ondelettes : une approche par le signal musical' MASTERE DE MATHEMATIQUES - M1. UNIVERSITE PARIS VI - PIERRE ET MARIE CURIE (2005).

X3:Z Len Gelman, Tejas H. Patel. , Gabrijel Persin, and Brian Murray and Allan Thomson: 'Novel Technology Based on the Spectral Kurtosis and Wavelet Transform for Rolling Bearing Diagnosis'. International Journal of Prognostics and Health Management, ISSN 2153-2648, 2013 024.

X4Z François LÉONARD : 'Spectrogramme de phase et spectrogramme de fréquence' Traitement du Signal 2000 – Volume 17 – n°4.

X42Z Matthieu DURNERIN : 'Une stratégie pour l'interprétation en analyse spectrale. Détection et caractérisation des composantes d'un spectre'. Thèse de doctorat. INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE GRENOBLE (1999).

X43Z Cécile CAPDESSUS et Menad SIDAHMED : 'Analyse des vibrations d'un engrenage Cepstre, corrélation, spectre'. Traitement du Signal, volume 8 - n° 5.

X44Z Valeriu D. Vrabie, Pierre Granjon et Christine serviere : ‘Spectral kurtosis : From definition to application’ 6th IEEE International Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP 2003), Grado- Trieste : Italy (2003).

[**45Z** Djamel Chikouche, Ahmed Felkaoui, Noureddine Haloui : ‘DIAGNOSTIC PRECOCE D’UN REDUCTEUR A ENGRENAGE PAR ANALYSE DES SIGNAUX VIBRATOIRES A L’AIDE DU CEPSTRE SYNCHRONE’ International Conference On Industrial Engineering and Manufacturing ICIEM’10, May, 9-10, 2010, Batna, Algeria

[**46Z** Serge EKAMBI-POKOSSI : ‘ Caractérisation et identification multi échelle de la signature peinture’. Thèse de doctorat. Ecole Centrale de Lyon (2005).

X47Z Mounir Naouar, Ridha Ben Salah : ‘Etude comparative : théorique et expérimentale, entre la TFCT et la TPWV dans l’analyse de la variabilité sinusale’. 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 27-31, 2005 – TUNISIA.

X48Z J.Antoni and R.B. Randall: ‘The spectral kurtosis: to the vibratory surveillance and diagnostic of rotating machines’. Mechanical systems and signal processing 20(2006) pp 308-331.

X49Z Baptiste TRAJIN : ‘Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones’ Thèse de doctorat. UNIVERSITÉ DE TOULOUSE (2009).

[**4:Z** Nabih FEKI : ‘MODELISATION ELECTRO-MECANIQUE DE TRANSMISSIONS PAR ENGRENAGES - APPLICATIONS A LA DETECTION ET AU SUIVI DES AVARIES’ Ecole Nationale d’Ingénieurs de Sfax, Tunisie (2012).

X5 Z YOUSSEF BENTALEB : ‘Analyse par ondelettes des signaux sismiques : Applications aux ondes de surface’ UNIVERSITÉ MOHAMMED V – AGDAL (2007).

X52Z Maurice Bellanger : ‘TRAITEMENT NUMÉRIQUE DU SIGNAL’ 8e édition Dunod, Paris, 1998, 2002, 2006 pour la 8e Edition.

X53Z J. Antoni and J. Schoukens: 'A comprehensive study of the bias and variance of frequency-reponse-function measurement: Optimal window selection and overlapping strategies' Automatica 43 (2007) pp 1723-1736. !!