

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEURE ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULOU D MAMMERI TIZI-OUZOU

FACULTE DE GENIE DE LA CONSTRUCTION

DEPARTEMENT GENIE MECANIQUE



Mémoire de Fin d'étude

Réalisé par :

Mr. Azedine TABTI

En vue de l'obtention du diplôme de

Master en **GENIE MECANIQUE**

Option **CONSTRUCTION MECANIQUE**

Sujet

**Dépistage et Diagnostic des Défauts des
Installations Mécaniques par Signature
Vibratoire**

Proposé par :

Mr. K. BELAID

Soutenu le : 12 février 2015

Remerciements

Je tiens à exprimer mes remerciements à monsieur Kamel. Belaid pour m'avoir proposé ce sujet et pour sa disponibilité dans le suivi de ce travail et pour ses précieux conseils et orientations.

Que monsieur le président et les membres du jury trouvent ici l'expression de ma gratitude et de mon respect pour m'avoir fait l'honneur d'examiner ce travail.

Mes remerciements vont également à tous mes enseignants, les responsables et personnel du département de génie mécanique.

Je tiens aussi à remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

Nomenclature

Chapitre I :

$F(t)$	Force	(N)
$X(t)$	Déplacement	(mm)
M	Masse	(Kg)
F	Fréquence	(Hz)
T	Période	(s)
A_c	Amplitude crête	(mm)
A_{c-c}	Amplitude crête à crête	(mm)
A_{eff}	Amplitude efficace	(mm)
$S(t)$	Signal temporel	-
A	Amplitude	(mm)
ω	Pulsation	(rad/s)
$V(t)$	Vitesse	(mm/s)
$\gamma(t)$	Accélération	($1g=9.81m/s^2$)
M_1	La moyenne	-
X	L'amplitude du signal	(mm)
$P(x)$	La valeur moyenne de x	-
$\bar{X}$	La probabilité d'apparition de x	-
σ	L'écart - type	-
M_2	La variance	-
M_3	Le skewness	-
K	Le kurtosis	-
T	Temps	(s)
F	Fréquence de résonance	(Hz)
β	Paramètre de croissance exponentiel	-
$\sin$	Fonction sinusoïdale	-

Chapitre II :

φ	Déphasage	-
$\delta(t)$	Fonction échelon	-
T_e	Pas d'échantillonnage du signal temporel	(s)
n	Numéro d'échantillon	-
f_e	Fréquence d'échantillonnage	(Hz)
Δf	Résolution d'analyse	(Hz)
ΔT	La résolution temporelle	(s)
T_{MAX}	Temps d'acquisition	(s)
$W(t)$	Fenêtre d'analyse	-
k	Numéro de la ligne spectrale	-
N	Nombre d'échantillon	-
a_0, a_n, b_n	Coefficient de la série de Fourier	-

Chapitre III :

F_{cr}	Facteur crête	-
F_d	Fréquence de défaut	(Hz)
T_M	-	-
F_M	-	-
$H(s(t))$	Transformée de Hilbert	-

Chapitre IV :

τ	Coefficient de la translation	-
a	Coefficient d'échelle	-
$\psi(t)$	L'ondelette mère	-
ψ^*	Dénote le complexe conjugué de ψ	-
$CWT_x^\psi(\tau, a)$	Coefficient d'ondelette	-
f_c	Fréquence centrale de l'ondelette	(Hz)
f_a	Pseudo-fréquence	(Hz)

Chapitre V :

f_c	Fréquence de coïncidence	HZ
f_{eng}	Fréquence d'engrènement	Hz
Ω, N	Vitesse de rotation	tr/min

Abréviations

SNR: rapport signal sur bruit
RMS: Root Mean Square
PPCM : Plus petit commun multiple.
CWT : Transformée continue en ondelettes
DWT : Transformée discrète en ondelettes
TF : Transformée de Fourier
TO : Transformée en ondelettes
TFCT : Transformée de Fourier à court terme

Sommaire

Liste des figures

Liste des tableaux

Nomenclature

Introduction générale **1**

Chapitre I : Notions sur les vibrations

I	1- introduction	3
	2- Caractérisation d'une vibration	3
	2.1- La fréquence	4
	2.2- L'amplitude	4
	2.2.a- Choix des valeurs d'amplitude	6
	2.2.b- Grandeurs associées à l'amplitude d'une vibration	6
	2.2.b.1- Relations mathématiques entre déplacement, vitesse et accélération	7
	3- Nature des vibrations	7
	3.1- Les vibrations périodiques de type sinusoïdal	7
	3.2- Les vibrations périodiques de type impulsionnel	7
	3.3- Les vibrations aléatoires de type impulsionnel	8
	4- Caractérisation des vibrations de type impulsionnel	8
	4.1- Facteur de crête	8
	2.2- Distribution de l'amplitude	9
	4.3- Modélisation de la réponse d'une résonance	10
	5- Avantages et inconvénient de l'analyse vibratoire	11

Chapitre II : Traitement numérique du signal

II	1- Introduction	12
	2- Définitions	12
	2.1- Signal	12
	2.2- Bruit	12
	2.3- Rapport signal sur bruit	12
	3- Classification des signaux	12
	3.1- Classification temporelle ou phénoménologique des signaux	12
	3.1.a- Les signaux déterministes	12
	3.1.a.1- Signal périodique	13
	3.1.a.2- Signal non périodique	13
	3.1.b- Les signaux aléatoires	14
	3.1.b.1- Les signaux stationnaires	14
	3.1.b.2- Les signaux non stationnaires	14
	3.2- Classification spectrale	15
	3.3- Classification morphologique	15
	4- Signaux élémentaires – distributions	16
	4.1- Impulsion de Dirac	16
	4.2- Peigne de Dirac	17
	5- Série de Fourier	18
	5.1- Définitions d'une série	18
	5.2- Définition de la décomposition en série de Fourier	18
	5.3- Rappels et conditions de Dirichlet	18

5.4- Expression de la décomposition en série de Fourier	18
5.5- Utilisation de la décomposition en série de Fourier	19
6- Transformée de Fourier	19
6.1- Définition	19
6.2- Egalité de PERSEVAL	20
7- Transformée de Fourier discrète (TFD)	20
7.1- Etablissement de l'expression de la TFD	20
7.2- Processus de calcul de la TFD	22
7.2.a- Echantillonnage	22
7.2.a.1- Echantillonnage idéal	23
7.2.a.2- Théorème de Shannon	24
7.3- Effet de fenêtre (pondération)	25
7.4- Effet de périodisation	26
7.4.a- Limitation de l'effet de fenêtre et de périodisation	28
7.4.b- Acquisition numérique d'un signal	29
7.4.b.1- Influence du temps d'acquisition	29
7.5- Détermination des paramètres de la TFD	31
8- Filtrage	31
8.1- Exemple de filtres idéaux et gabarits	32
9- Les différentes étapes du traitement du signal	33

Chapitre III : Les méthodes de diagnostic classique

III 1- Introduction	34
2- Les indicateurs scalaires	34
2.1- La valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square)	34
2.2- Les indicateurs issus des valeurs crêtes	36
2.2.a- Le facteur de crête	36
2.2.b- Le facteur K	38
2.2.c- Le kurtosis	38
2.3- Surveillance en mode global	41
2.3.a- Principaux avantages	43
2.3.b- Principales limitations	43
3- Les méthodes fréquentielles.	44
3.1- Analyse spectrale (transformée de Fourier)	45
3.2- Le cepstre	48
3.2.a- Exemple d'application	50
3.3- L'analyse d'enveloppe (HFRT)	51
3.3.a- Exemple d'application	52
3.3.a.1- Filtrage autour de la résonance choisie	53
4- Conclusion	55

Chapitre IV : Analyse temps-fréquence

IV 1- Méthodes d'analyse temps-fréquence	56
1.2- Les limites de la transformée de Fourier	56
1.3- La transformée de Fourier a fenêtre glissante	59
1.3.a- Avantage de la STFT	60
1.3.b- Limitation de la STFT	60
2- Méthodes d'analyse temps-échelle	64
2.1- Introduction	64
2.2- Transformée en ondelette continu	64

2.3- Famille d'ondelette	65
2.3.a- L'ondelette de Morlet	66

Chapitre V : Analyse expérimentale

V 1- Introduction	80
2.2- Le matériel de prise de mesures et de traitement de signal	80
3- <i>Cas test 1</i>	80
4- <i>Cas test 2</i>	95
6- conclusion	109
Conclusion générale	110

Liste des figures

<u>Chapitre I</u>	<u>Page</u>
I.1 : Représentation du mouvement masse ressort	3
I.2 : Représentation des différentes amplitudes caractéristiques dans le cas d'un : signal sinusoïdale (a), complexe (b)	5
I.3 : Représentation du mouvement d'un système masse-ressort selon les grandeurs cinématique considérées	6
I.4 : Comparaison du facteur de crête selon le type de la vibration	9
I.5 : établissement d'une courbe de densité de probabilité	9
I.6 : Réponse d'une résonance de structure	11

<u>Chapitre II</u>	
II.1 : Signal périodique	13
II.2 : Signal transitoire	13
II.3 : Signal aléatoire	14
II.4 : Signal stationnaire	14
II.5 : Signal non stationnaire	14
II.6 : Spectre du signal temporel.	15
II.7 : Classification morphologique des signaux	16
II.8 : Impulsion de Dirac	17
II.9 : Peigne de Dirac	17
II.10 : Transformée de Fourier discrète (TFD)	22
II.11 : Signal échantillonné	23
II.12 : Spectre échantillonné	23
II.13 : Spectre de recouvrement	24
II.14 : Limitation temporelle d'un signal $x(t)$ par une fenêtre temporelle $W(t)$	25
II.15 : Fonction continu d'un signal	26
II.16 : Peigne de DIRAC avec une résolution $\Delta f = 1/\Delta T$	27
II.17 : Spectre échantillonné	27
II.18 : Spectre échantillonné et périodisé	27
II.19 : Modulation par la fenêtre de HANNING	28
II.20 : Duplication d'un signal	30
II.21 : Duplication du signal par un nombre entier de période	30
II.22 : Exemple de filtre	32
II.23 : Les différentes étapes de traitement du signal	33

<u>Chapitre III</u>	<u>Page</u>
III.1 : Signal temporel	35
III.2 : Signal temporel (SNR = 1.1207, RMS = 2.8473)	35
III.3 : Signal temporel (SNR = 48.6095, RMS = 14.2556)	36
III.4 : évolution du facteur de crête en fonction de la dégradation : a) roulement en bon état ; b) roulement faiblement dégradé ; c) roulement fortement dégradé	37
III.5 : Signal temporel et distribution de l'amplitude : a) pour un roulement en bon état ; b) pour un roulement dégradé	39
III.6 : Allure temporelle d'un signal instationnaire sans bruit	40
III.7 : Signal temporel avec un SNR = 0.9054	40
III.8 : Signal temporel avec un SNR = 2.0407	40

III.9	: Signal temporel avec un SNR = 9.3175	40
III.10	: Schématisation du niveau vibratoire associé à chaque niveau global	42
III.11	: Effet de masque lié à la mesure d'un indicateur scalaire large bande	43
III.12	: Spectre d'une sinusoïde à 40 Hz	46
III.13	: Spectre du signal simulé sans bruit additif	46
III.14	: Spectre zoomé sur les basses fréquences	47
III.15	: Spectre du défaut avec bruit additif	47
III.16	: Spectre du défaut zoomé sur les basses fréquences	47
III.17	: Analyse cepstrale	49
III.18	: Cepstre du signal sans bruit additif	50
III.19	: Cepstre du signal instationnaire avec un SNR = 1.3012	50
III.20	: Chronologie pour établir un spectre enveloppe	52
III.21	: Allure temporelle du signal de sortie avec un SNR = 2.9338	53
III.22	: Spectre du signal	53
III.23	: Allure temporelle du signal filtré	54
III.24	: Spectre du signal filtré avec une bande d'analyse B = [1100 – 2900]	54
III.25	: Spectre d'enveloppe du signal filtré	54
III.26	: Allure temporelle du signal filtré avec une bande d'analyse B [1800 – 2200]	55
III.27	: Spectre du signal filtré avec une bande d'analyse B = [1800 – 2200]	55
III.28	: Spectre d'enveloppe du signal filtré	55

Chapitre IV

Page

IV.1	: Signal temporel $x_1(t)$	56
IV.2	: Transformée de Fourier de signal $x_1(t)$	57
IV.3	: Signal temporel de deux sinusoïdes séparées	57
IV.4	: Transformée de Fourier de $x_2(t)$	57
IV.5	: Principe de la TFCT	58
IV.6	: Multiplication du signal $x(t)$ par la fenêtre $w(t)$	59
IV.7	: La TFCT d'un signal stationnaire à 60 Hz et 120 Hz	59
IV.8	: La TFCT d'un signal non-stationnaire à 60 et 120 Hz	60
IV.9	: Différents pavages du plan temps et en fréquences	61
IV.10	: La TFCT de deux sinusoïdes avec une fenêtre d'analyse égale à 24 points et un recouvrement de 23 points	62
IV.11	: La TFCT de deux sinusoïdes avec une fenêtre d'analyse égale à 115 points et un recouvrement de 114 points	62
IV.12	: Un signal stationnaire	62
IV.13	: Spectrogramme du signal de la figure IV.12 (fenêtre = 10 points)	62
IV.14	: Spectrogramme du signal de la figure IV.12 (fenêtre = 145 points)	63
IV.15	: Représentation d'un signal stationnaire et instationnaire	63
IV.16	: La TFCT de la figure IV.15 avec une fenêtre d'analyse = 14 points	64
IV.17	: La TFCT de la figure IV.15 avec une fenêtre d'analyse = 140 points	64
IV.18	: Dilatation d'une ondelette	66
IV.19	: L'ondelette de Morlet	66
IV.20	: Pavage du plan temps-fréquence associé à la représentation temps-échelle	67
IV.21	: Signal stationnaire simulé de 40Hz	68
IV.22	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) de la figure IV.25	68
IV.23	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de la figure IV.25	68

IV.24	: Signal stationnaire de 40 Hz avec SNR = 1.1305	69
IV.25	: Les coefficients de la CWT (Morlet) en 2D de signal stationnaire bruité, SNR=1.1305	69
IV.26	: Les coefficients de la CWT (Morlet) en 3D de signal stationnaire bruité, SNR=1.1305.	70
IV.27	: Signal instationnaire.	70
IV.28	: Spectre du signal de la figure IV.27	71
IV.29	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 2D de signal instationnaire	71
IV.30	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de signal instationnaire	71
IV.31	: Signal instationnaire avec bruit, SNR=1.3587	72
IV.32	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 2D de signal instationnaire bruité, SNR = 1.3587	72
IV.33	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de signal instationnaire bruité, SNR=1.3587	73

Chapitre V

Page

V.1	: La chaîne cinématique du banc d'essai	81
V.2	: Le signal temporel de EB_1800_P3	82
V.3	: Le spectre de EB_1800_P3	83
V.4	: spectre élargi au niveau des basses fréquences	83
V.5	: Analyse cepstral du signal temporel EB_1800_P3	83
V.6	: signal filtré	84
V.7	: spectre du signal filtré avec une bande d'analyse $B = [340 - 520]$	84
V.8	: spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 230 Hz	85
V.9	: spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 430 Hz avec une bande d'analyse $B = [340 - 520]$	85
V.10	: spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 2350 Hz avec une bande d'analyse $B = [2260 - 2440]$	86
V.11	: Application de la TFCT avec une fenêtre d'analyse égale à 19 points.	86
V.12	: Le kurtosis des coefficients de la TFCT de EB_1800_P3	87
V.13	: Les coefficients de la TFCT à la fréquence 2545 Hz	87
V.14	: le spectre des coefficients de la TFCT à la fréquence 2545 Hz	87
V.15	: le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 2545 Hz	88
V.16	: le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 2034 Hz	88
V.17	: le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 1291 Hz	89
V.18	: le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 748 Hz	89
V.19	: Les coefficients de la TFCT à la fréquence 30 Hz	90
V.20	: le spectre des coefficients de la TFCT à la fréquence 30 Hz	90
V.21	: le spectre des coefficients de la TFCT élargi au niveau des basses fréquences	90
V.22	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de EB_1800_P3	91
V.23	: Le kurtosis des coefficients de la CWT (Morlet)	91
V.24	: Les coefficients de la CWT (Morlet) de EB_1800_P3 à l'échelle 2	92
V.25	: Le spectre des coefficients de la CWT à l'échelle 2	92
V.26	: Le spectre d'enveloppe des coefficients de la CWT (Morlet) de EB_1800_P3 à l'échelle 2	92
V.27	: Le spectre d'enveloppe des coefficients de la CWT (Morlet) de	93

	EB_1800_P3 à l'échelle 7	
V.28	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de EB_1800_P3	93
V.29	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 2D de EB_1800_P3	94
V.30	: Les coefficients de la CWT (Morlet) de EB_1800_P3 à l'échelle 139	94
V.31	: Le spectre des coefficients à l'échelle 139 élargi au niveau des basses fréquences	94
V.32	: <i>La chaîne cinématique du banc d'essai</i>	95
V.33	: Le signal temporel de EB_2400_P3	96
V.34	: Le spectre de EB_2400_P3	97
V.35	: Spectre élargi au niveau des basses fréquences	97
V.36	: Analyse cepstral du signal temporel EB_2400_P3	97
V.37	: signal filtré	98
V.38	: spectre du signal filtré avec une bande d'analyse B = [1760 - 1940]	98
V.39	: spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 1850 Hz	99
V.40	: spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 810 Hz avec une bande d'analyse B= [730-890]	99
V.41	: Spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 430 Hz avec une bande d'analyse B= [330-530]	100
V.42	: spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 240 Hz avec une bande d'analyse B= [150-330]	100
V.43	: Application de la TFCT avec une fenêtre d'analyse égale à 19 points	101
V.44	: Le kurtosis des coefficients de la TFCT de EB_2400_P3	101
V.45	: Les coefficients de la TFCT à la fréquence 2174 Hz	102
V.46	: le spectre des coefficients de la TFCT à la fréquence 2174 Hz	102
V.47	: le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 2174 Hz	102
V.48	: le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 1343 Hz	103
V.49	: le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 708 Hz	103
V.50	: le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 2561 Hz	104
V.51	: Les coefficients de la TFCT à la fréquence 40 Hz avec une fenêtre de 80 points	104
V.52	: le spectre des coefficients de la TFCT à la fréquence 40 Hz	104
V.53	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de EB_2400_P3	105
V.54	: Le kurtosis des coefficients de la CWT (Morlet)	105
V.55	: Les coefficients de la CWT (Morlet) d' EB_2400_P3 à l'échelle 2	106
V.56	: Le spectre des coefficients de la CWT à l'échelle 2	106
V.57	: Le spectre d'enveloppe des coefficients de la CWT (Morlet) de EB_2400_P3 à l'échelle 2	106
V.58	: Le spectre d'enveloppe des coefficients de la CWT (Morlet) de EB_2400_P3 à l'échelle 9	107
V.59	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de EB_2400_P3	107
V.60	: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 2D de EB_2400_P3	108
V.61	: Les coefficients de la CWT (Morlet) de EB_2400_P3 à l'échelle 104	108
V.62	: Le spectre des coefficients de la CWT à l'échelle 104	108

Liste des tableaux

	<u>Chapitre I</u>	<u>Page</u>
I.1	: Nature de la vibration définie selon les variations de son amplitude en fonction du temps	8

Chapitre II

II.1	: Relation entre les paramètres de la transformée de Fourier discrète (TFD)	32
-------------	---	----

Chapitre III

III.1	: Etendu pratique du facteur de crête	37
--------------	---------------------------------------	----

III.2	: Critère de gravité basé sur le kurtosis	38
--------------	---	----

III.3	: Les valeurs des indicateurs pour les différentes valeurs du SNR.	40
--------------	--	----

III.4	: domaine de surveillance	41
--------------	---------------------------	----

Chapitre V

V.1	: <i>Caractéristiques techniques du banc</i>	81
------------	--	----

V.2	: <i>Les différentes fréquences caractéristiques de banc d'essai</i>	82
------------	--	----

V.3	: <i>caractéristiques techniques du banc d'essai</i>	96
------------	--	----

V.4	: <i>les différentes fréquences caractéristiques de banc d'essai</i>	96
------------	--	----

Introduction générale

L'évolution de la compétitivité industrielle pousse les géants de l'industrie mécanique à concevoir et fabriquer des machines beaucoup plus performantes et complexes, mais leur souci réside dans les moyens de contrôle et de surveillance nécessaires pour apporter des solutions efficaces aux pannes imprévues qui sont très onéreuses.

Toute machine tournante (machines-outils, nucléaire, l'industrie pétrolière, turbines, turbocompresseurs, etc...) comprend des organes en rotation (arbres, roulements, engrenages et courroies notamment) qui sont soumis à des rudes contraintes mécaniques et à des environnements industriels hostiles. Ces machines tournantes vibrent en raison de sources multiples de mouvements ou de défauts tels que : un balourd, un désalignement, un défaut de roulement, un écaillage de dents d'engrenage, etc...

Les vibrations des systèmes mécaniques constituent l'un des plus importants champs d'étude dans toute la physique, elles sont d'une part une nuisance pour les utilisateurs (bruit) et d'autre part une source d'informations sur les comportements, pour cette raison leur étude est nécessaire. Le concepteur doit avant tout déterminer la réponse des machines aux sollicitations de nature dynamique qu'elles vont rencontrer au cours de leurs existences, on l'appelle l'analyse vibratoire, celle-ci permet l'étude du comportement lors de la réalisation ou de la mise en service et ainsi s'assurer d'une sécurité suffisante pour remplir une fonction bien définie et d'intervenir que lorsque les paramètres l'indiquent. .

La surveillance des machines peut se faire donc avec l'analyse de ses vibrations, celle-ci est réalisée à l'aide d'outils et de techniques dont la nature dépend fortement des éléments tournants à surveiller à savoir : les roulements, engrenages, arbres, etc. Ces techniques sont utilisées dans le cadre d'un projet de maintenance conditionnelle.

La méthode la plus utilisée dans le traitement du signal vibratoire d'une machine est l'analyse de Fourier, elle n'est pas vraiment efficace vu que l'information temporelle est complètement perdue. Cette méthode convient pour les signaux stationnaires, mais elle n'est pas bien adaptée à l'analyse des signaux à caractères instationnaires, l'analyse cepstrale et l'analyse d'enveloppe est un bon complément, mais cela demeure insuffisant.

L'analyse dans le domaine temps-fréquence, telle que la transformée de Fourier à courte terme (TFCT) est généralement utilisée pour le traitement de signaux instationnaires. Cependant, elle ne permet pas une analyse à la fois *locale* en temps et *précise* en fréquence. Beaucoup de signaux exigent d'autres techniques où nous pouvons changer la taille de la fenêtre pour analyser des composantes de différentes échelles. La transformée en ondelette qui offre une représentation temps-échelle dont l'échelle est liée à la fréquence est plus indiquée pour résoudre les problèmes liés à la faible résolution conjointe temps/fréquence de la TFCT.

L'objectif principal de ce travail est de soulever et surmonter les problèmes liés à la transformée de Fourier et ses dérivées rencontrés dans la pratique surtout pour les signaux instationnaire en utilisant les méthodes temps-fréquence.

Le premier chapitre présente quelques notions de vibrations, utiles pour la compréhension du comportement vibratoire d'une machine en présence de défauts.

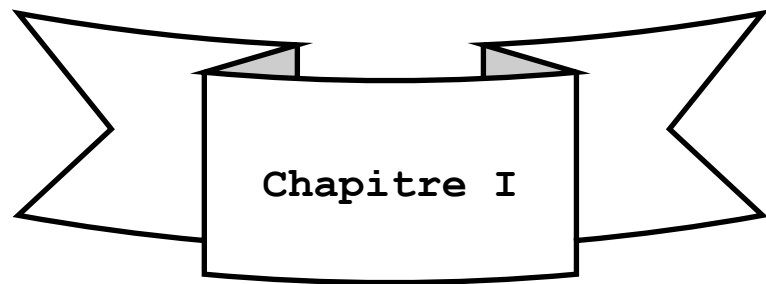
Dans le deuxième chapitre, les techniques de base du traitement de signal sont présentées, afin de passer en revue les démarches nécessaires pour l'obtention d'un signal temporel exploitable ainsi que son spectre.

Le troisième chapitre est consacré aux méthodes classiques de traitement du signal utilisées dans le diagnostic vibratoire. Il s'agit de méthodes temporelles, notamment la surveillance par indicateurs, de méthodes fréquentielles telles que la transformée de Fourier, l'analyse cepstrale et l'analyse d'enveloppe.

Dans le quatrième chapitre, les limites des méthodes classiques, à savoir la transformée de Fourier et ses dérivées, sont données, pour, ensuite présenter les solutions avec les méthodes temps-fréquence, en l'occurrence la TFCT et l'analyse en ondelettes.

Le dernier chapitre de ce mémoire s'intéresse à l'étude de signaux expérimentaux recueillis sur un banc d'essai présentant des défauts simulés de balourds et d'engrenages avec les méthodes présentées dans les chapitres précédents

Une conclusion générale clôture notre étude en mettant en valeur les résultats trouvés et les buts atteints.



Notions sur les vibrations

I.1- Introduction

Les vibrations sont le résultat d'un ensemble d'effort exercé par la machine elle-même ou le résultat de l'interaction avec l'environnement dans lequel la machine est intégrée. On peut distinguer des efforts d'origine mécanique (balourd, désalignement, roulement, engrènement, etc...), d'origine électrique (vibrations du stator, transformateurs, etc...), d'origine hydraulique (cavitation, turbulences, pulsations de pression, etc...).

Le signal vibratoire est l'identité de la machine, il contient la signature cinématique de la machine reliée aux conditions de fonctionnement, un petit changement dans le signal vibratoire donne un autre comportement de l'état de fonctionnement de l'équipement.

L'analyse des vibrations consiste à détecter d'éventuels dysfonctionnements et à suivre leur évolution dans le but de planifier ou reporter une intervention mécanique.

I.2- Caractérisation d'une vibration

Une vibration est une oscillation ou la quantité est un paramètre définissant le mouvement d'un système mécanique [1].

Une oscillation est une vibration dans le temps de la magnitude d'une quantité en regard d'une référence spécifiée, lorsque cette magnitude est alternativement plus grande ou plus petite que la référence [1].

En effet, Un corps est dit en vibration lorsqu'il est animé d'un mouvement oscillatoire autour d'une position d'équilibre ou de référence.

A titre d'exemple, le système masse-ressort (fig.I.1).

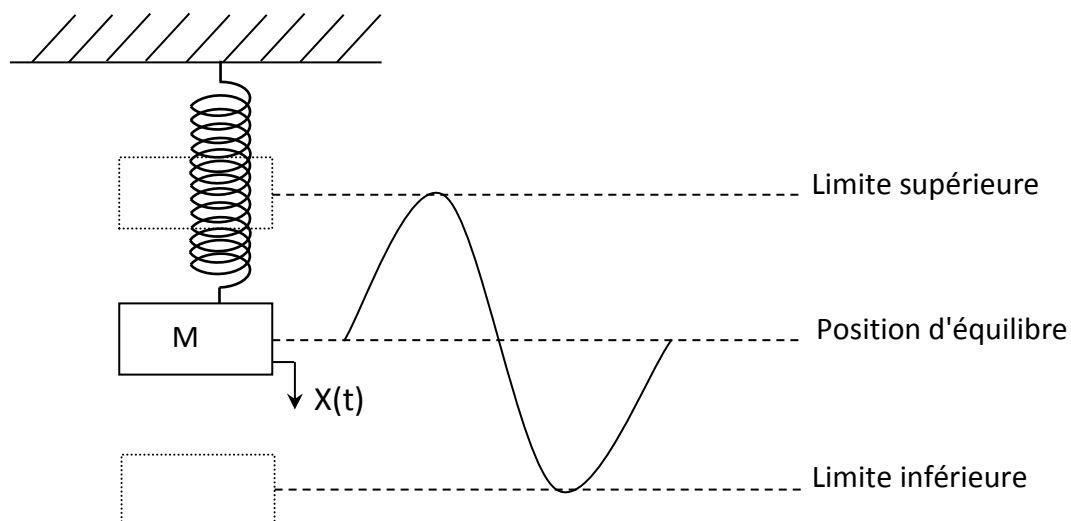


Fig.I.1 : Représentation du mouvement masse ressort.

Cet exemple (fig.I.1) montre que si le mouvement est entretenu par une force gravitationnelle ;

- La masselotte oscille entre les limites supérieures et inférieures, et l'écart entre chacune de ces limites et la position d'équilibre est appelé « amplitude ».
- La masselotte oscille autour de sa position d'équilibre un certain nombre de fois par seconde ou par minute. Ce nombre de cycle répétés à l'identique pendant une unité de temps s'appelle la « fréquence ».

Alors, nous pouvons dire qu'une vibration se caractérise principalement par son amplitude, sa fréquence et la nature des forces qu'ils animent.

I.2.1- La fréquence [1]

La fréquence est le nombre de fois qu'un phénomène se répète en un temps donné. Lorsque l'unité de temps choisie est la seconde, la fréquence s'exprime en Hertz [Hz], (1Hertz=1cycle/seconde).

La fréquence f est l'inverse de la période T : $f = 1/T$.

I.2.2- L'amplitude [4]

On appelle amplitude d'un mouvement vibratoire la valeur de ses écarts par rapport à sa position d'équilibre. Vu la complexité d'un signal vibratoire réel conduit à définir plusieurs grandeurs pour caractériser son amplitude (fig.I.2).

- **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 « peak to peak » (A_{p-p}) en anglais. Elle représente l'écart entre les amplitudes extrêmes du signal pour un temps d'observation donné. Dans le cas d'une vibration sinusoïdale, elle est parfois appelée « amplitude double » ($A_{c-c} = 2A_c$).
- **L'amplitude efficace (A_{eff})** ou RMS en anglais (Root Mean Square). Comme en électricité, elle représente l'amplitude corrigée « statistique » du signal redressé, indiquant ainsi l'énergie donnée par le mouvement vibratoire.

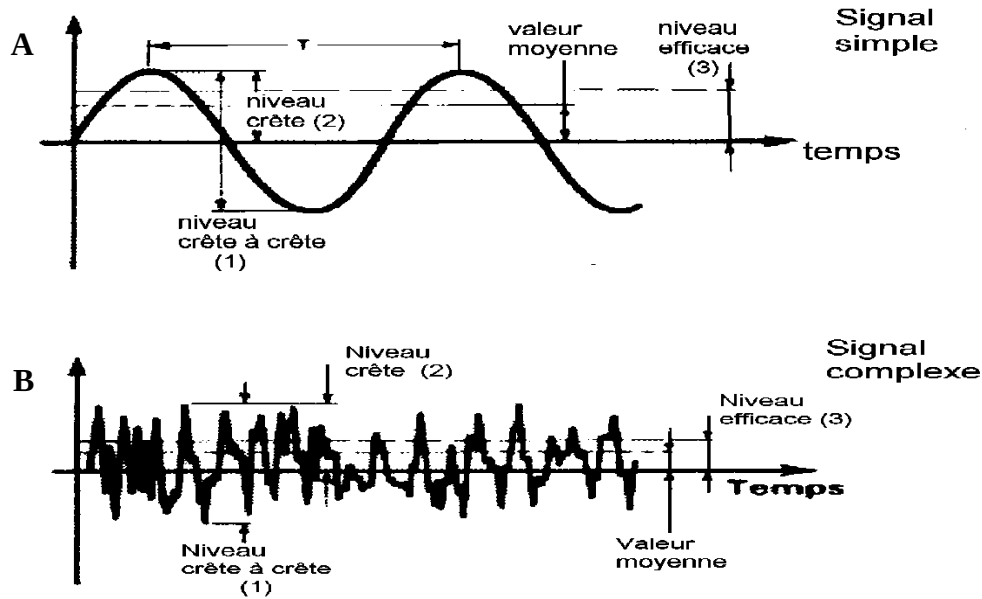


Fig.I.2 : Représentation des différentes amplitudes caractéristiques dans le cas d'un :
signal sinusoïdal (a), complexe (b),

Dans le cas d'une vibration sinusoïdale (induite par exemple par un balourd), les amplitudes crête A_c , crête à crête A_{c-c} et efficace A_{eff} sont liées par les relations suivantes [1]:

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

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

Dans le cas d'un signal vibratoire complexe, il n'existe pas de relations mathématiques liant les valeurs crêtes et efficace. Ces trois grandeurs devront donc être mesurées ou calculées simultanément par l'appareil de mesure suivant les formules [1]:

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

$$A_c = \sqrt{\max[s^2(t)]} \quad (I.4)$$

$$A_{c-c} = \max[s(t)] - \min[s(t)] \quad (I.5)$$

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.
- $s(t)$: Le signal temporel.

I.2.2.a- Choix des valeurs d'amplitude

Parce que les amplitudes crête à crête représentent mieux l'ampleur d'un mouvement ponctuel, elles seront généralement choisies pour détecter un phénomène aléatoire ou peu répétitif. En revanche, l'amplitude efficace, mieux représentative de l'énergie dispensée par le mouvement vibratoire permettra de mieux détecter les phénomènes périodiques et d'effectuer. D'autre part, la connaissance simultanée de l'amplitude crête d'un signal et de son amplitude efficace donne une idée de la forme du signal, donc du type des formes plus ou moins élaborée dans la définition d'un certain nombre d'indicateur comme le facteur de crête et le kurtosis qui permettent souvent de façon simple la détection et la surveillance de phénomènes de type impulsionnel [1].

I.2.2.b- Grandeurs associées à l'amplitude d'une vibration [1]

Si nous reprenons l'exemple du système mécanique précédent (fig.I.3), on constate que le mouvement de la masselotte se traduit par :

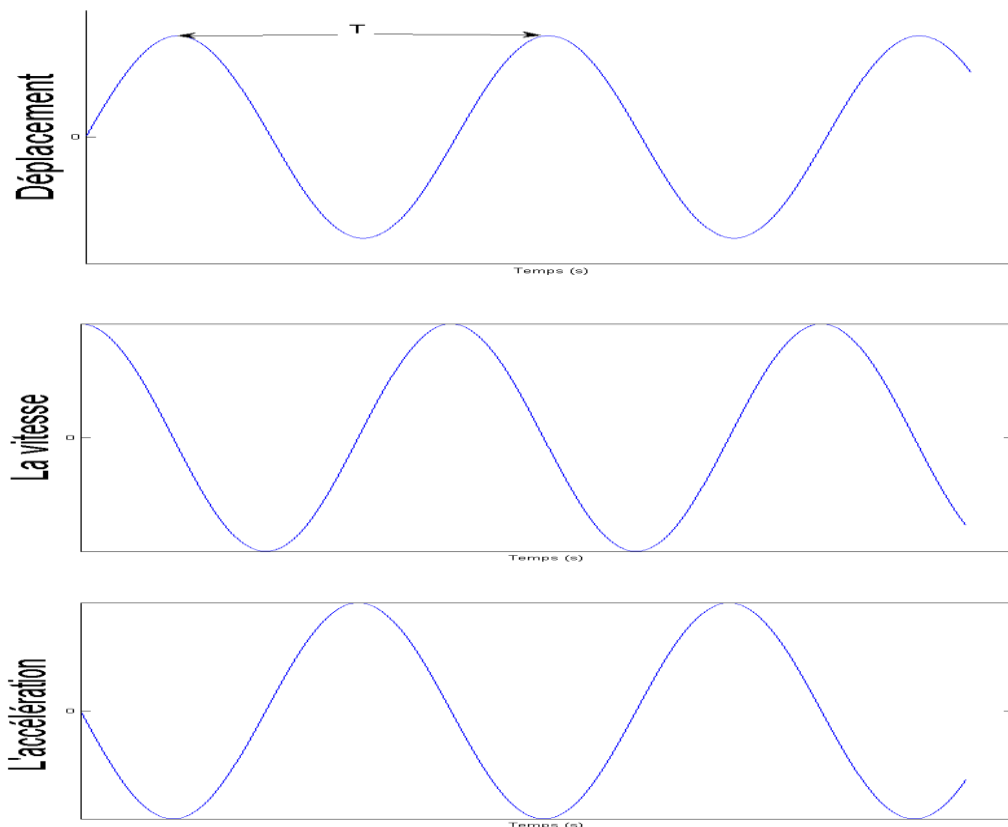


Fig.I.3 : Représentation du mouvement d'un système masse-ressort selon les grandeurs cinématiques considérées

- Un déplacement : la position de la masselotte varie de part et d'autre de la position d'équilibre, allant de la limite supérieure à la limite inférieure du mouvement.
- Une vitesse de déplacement : cette vitesse sera nulle au point haut et au point bas du mouvement de la masselotte et sera maximale autour du point d'équilibre.

- Une accélération : celle-ci permet à la masselotte de passer de sa vitesse minimale en début de course à sa vitesse maximale au point d'équilibre avant de décélérer en fin de course.

-

I.2.2.b.1- Relations mathématiques entre déplacement, vitesse et accélération [1]

La vitesse n'étant que l'expression d'une distance parcourue en un temps donnée et l'accélération n'étant que l'expression d'une variation de vitesse par unité de temps, mathématiquement la vitesse est définie comme étant la dérivée du déplacement et l'accélération comme la dérivée de la vitesse. Donc, si, pour un mouvement tournant, le déplacement x est représenté par :

$$x(t) = A \sin(\omega t + \varphi) \quad (I.6)$$

Avec :

A : l'amplitude appelée parfois le module.

ω : Pulsation (rad/s) = $2\pi f = \frac{2\pi}{T}$.

T : période.

En dérivant l'équation (I.6), on obtient la vitesse v du mouvement vibratoire :

$$v(t) = \frac{dx(t)}{dt} \quad (I.7)$$

Et on dérivant à nouveau l'équation (I.6), on obtient son accélération γ :

$$\gamma(t) = \frac{dv(t)}{dt} = \frac{d^2x}{dt^2} \quad (I.8)$$

Dans l'analyse vibratoire, le déplacement s'exprime en micromètre ($\mu m = 10^{-6}m$), la vitesse en mm/seconde ($10^{-3}m/s$) et l'accélération en g ($1g = 9.81m/s^2$), ou g représente l'accélération normale de la pesanteur [1].

I.3- Nature des vibrations [1]

Une machine tournante en fonctionnement génère des vibrations que l'on peut classer de la façon suivante :

I.3.1- Les vibrations périodiques de type sinusoïdal : elles représentent un fonctionnement normal ou anormal d'un certain nombre d'organes mécaniques (engrènement) ou un certain nombre d'anomalies (déséquilibre, désalignement...). (fig.I.4.a).

I.3.2- Les vibrations périodiques de type impulsif : sont appelées ainsi par référence aux forces qui les génèrent et à leur caractère brutal, bref et périodique. Ces chocs peuvent être produits par des événements normaux (presses automatiques, compresseurs à pistons...) ou par des événements anormaux comme l'écaillage de roulements ou un défaut sur les engrenages, un jeu excessif, ... (fig.I.4.b).

I.3.3- Les vibrations aléatoires de type impulsif : sont caractérisées par un mouvement oscillant aléatoire qui ne se produit pas identiquement à lui-même. Elles peuvent par exemple être générées par un défaut de lubrification sur un roulement, la cavitation d'une pompe ou un phénomène aéraulique. (fig.I.4.c)

Le tableau .I.1 illustre la représentation temporelle des vibrations en fonction de leur nature[1]

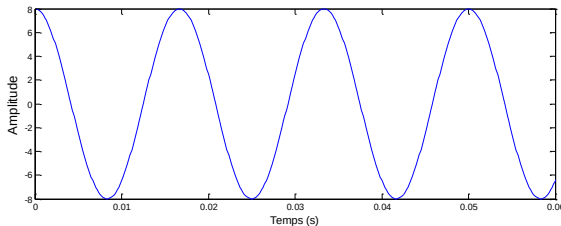
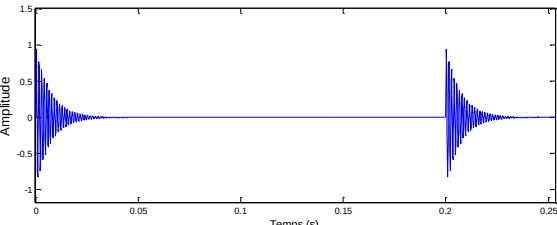
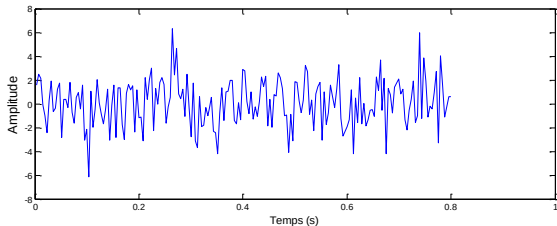
Nature des vibrations	Représentation temporelle des vibrations	Cause possible
A) Périodique de type sinusoïdal		Balourd
B) Périodique de type impulsif		Ecaillage de roulement.
C) Aléatoire de types impulsif		Défaut de lubrification sur des roulements. écaillage.

Tableau.I.1 : Nature de la vibration définie selon les variations de son amplitude en fonction du temps

I.4- Caractérisation des vibrations de type impulsif [21]

Les vibrations de type impulsif sont généralement engendrées par des chocs qui induisent des vibrations ou « onde de chocs » de très courte durée d'amplitude crête importante et se manifestant généralement jusqu'en haute fréquence.

Les indicateurs utilisant ces propriétés sont principalement le facteur de crête et le Kurtosis

I.4.1- Facteur de crête [21]

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 :

$$\text{Facteur de crête} = \frac{\text{valeur crête de l'amplitude}}{\text{valeur efficace de l'amplitude}} = \frac{A_c}{A_{\text{eff}}}$$

Une vibration de type impulsif aura un facteur de crête beaucoup plus important de celle de type sinusoïdal (fig.I.4)).

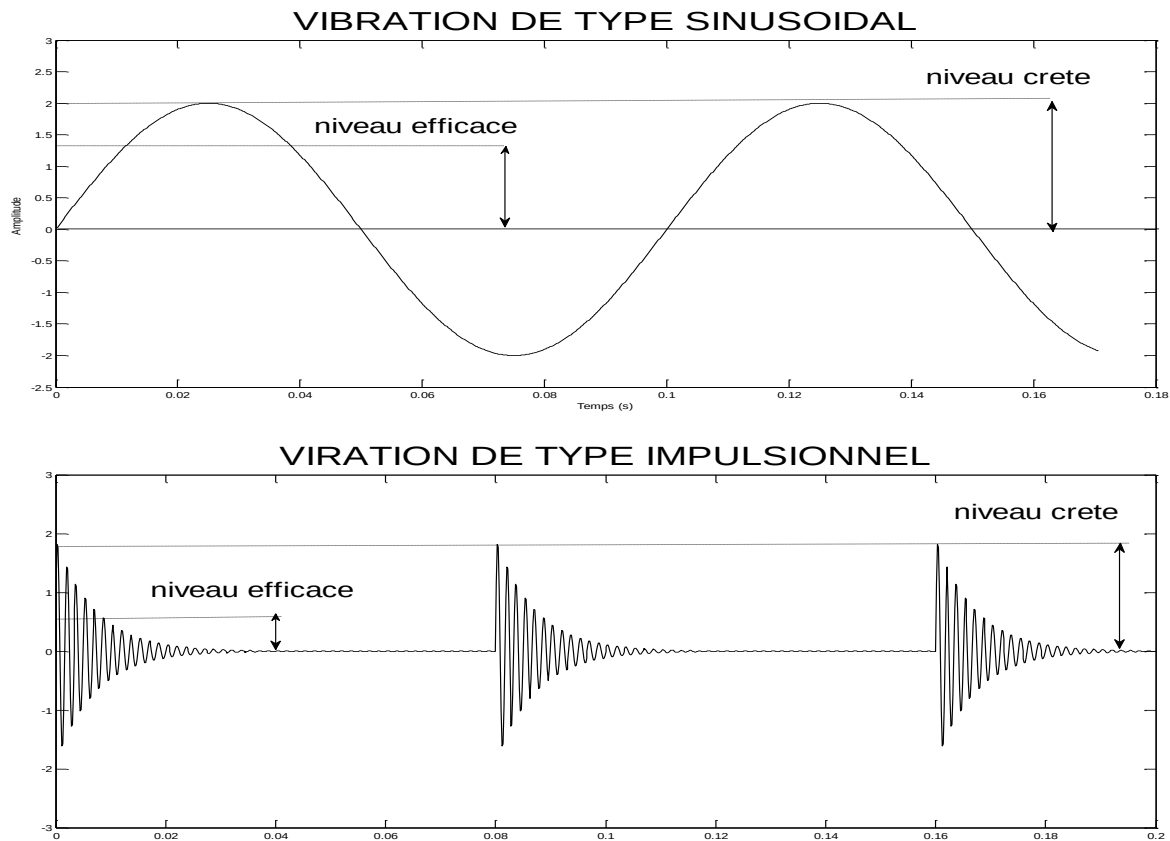
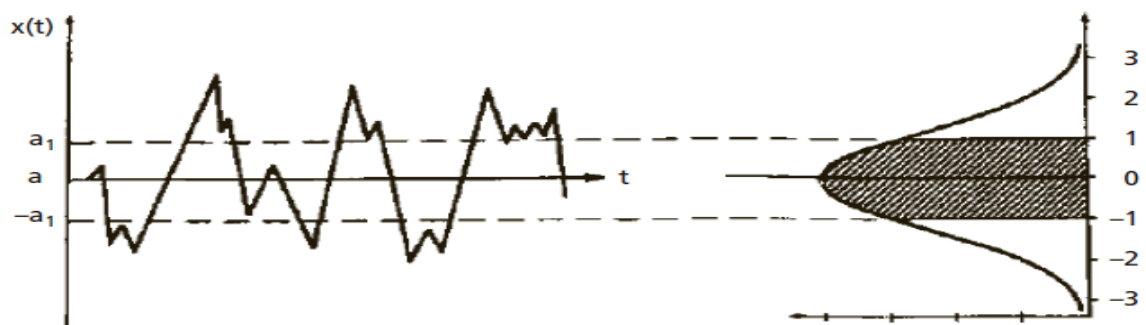


Fig.I.4 : Comparaison du facteur de crête selon le type de la vibration

I.4.2- Distribution de l'amplitude [21]:

L'analyse statistique du signal est un autre indicateur intéressant : les vibrations de types sinusoïdal ou impulsionnel génèrent des allures de courbes de densité différentes (fig.I.5).



Evolution de $X(t)$ en fonction du temps

Courbe de densité de probabilité

Avec : a_1 = valeur efficace

Fig.I.5: établissement d'une courbe de densité de probabilité

Pour obtenir des informations plus synthétiques sur la forme de la courbe de distribution des amplitudes du signal sans la tracer, les méthodes traditionnelles calculent les caractéristiques statistiques suivantes :

1- La moyenne : elle correspond au moment d'ordre 1, elle est donnée par :

$$M_1 = \bar{X} = \int_{-\infty}^{+\infty} Xp(x)dx \quad (I.9)$$

2- La variance : elle correspond au moment d'ordre 2, elle caractérise la dispersion des variables autour de la moyenne, elle est donnée par :

$$M_2 = \sigma^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (X - \bar{X})^2 p(x)dx \quad (I.10)$$

3- Le Skewness : c'est le moment d'ordre 3, il est donné par :

$$M_3 = S_k = \frac{1}{\sigma^3} \int_{-\infty}^{+\infty} (X - \bar{X})^3 p(x)dx \quad (I.11)$$

4- Le kurtosis : il dérive de moment statistique d'ordre 4, représente le taux d'aplatissement de la distribution d'amplitude, il donne une évaluation de l'importance du pic du sommet de la courbe, il est définie par :

$$K = \int_{-X}^{+X} \frac{(X - \bar{X})^4}{\sigma^4} P(x)dx \quad (I.12)$$

Avec :

- X : l'amplitude du signal.
- $\bar{X}$: la valeur moyenne de X .
- $P(x)$: la probabilité d'apparition de X .
- σ : l'écart-type.

I.4.3- Modélisation de la réponse d'une résonance [21]:

La réponse d'une résonance de structure peut être modélisée par celle d'un système mécanique linéaire dissipatif à un degré de liberté avec amortissement de type visqueux. La réponse impulsionnelle d'un tel système (fig.I.6) est représentée par la fonction définie pour $t \geq 0$ par :

$$s(t) = A e^{-\beta t} \sin 2\pi f_0 t \quad (I.13)$$

Dans ces expressions β et f_0 représentent respectivement le paramètre de décroissance exponentiel et la fréquence de résonance.

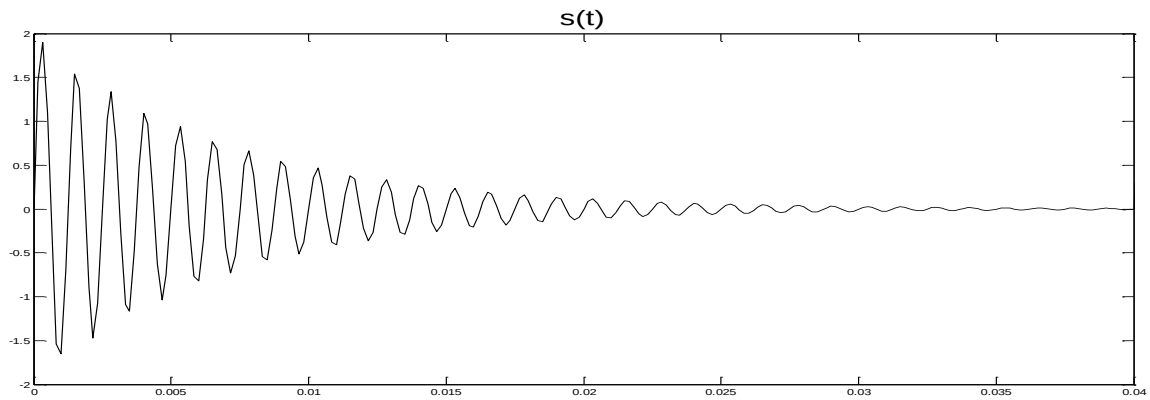


Fig.I.6 : Réponse d'une résonance de structure

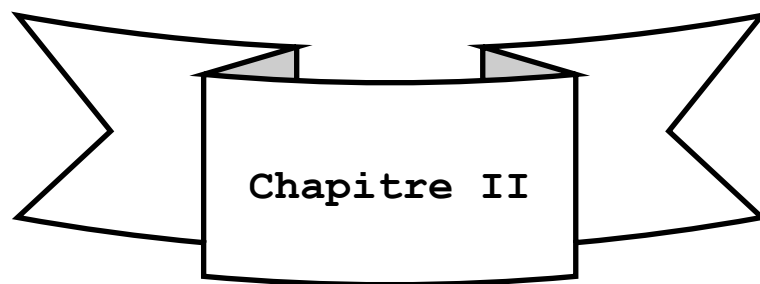
I.5- Avantages et inconvénient de l'analyse vibratoire

➤ **Principaux avantages :**

- Détection de défauts a un stade précoce.
- Possibilités de réaliser un diagnostic approfondi.
- Autorise une surveillance continue.
- Permet de surveiller l'équipement à distance (télémaintenance).

➤ **Principaux limitations :**

- Spectre parfois difficile à interpréter.
- Dans le cas de surveillance continue, installation relativement couteuses.



Traitement numérique du signal

II.1- Introduction

Le traitement du signal est une discipline technique basée sur la théorie du signal qui a pour objectifs l'élaboration, la transmission et l'interprétation des signaux. Elle utilise les ressources de l'électronique, de l'informatique et de la physique appliquée. Son but est donc de réussir à extraire un maximum d'information utile sur un signal perturbé par le bruit.

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 $s(t)$ obtenues à l'aide de capteurs.

On appelle signal toute grandeur physique tensorielle qui varie soit continument (signaux analogique) soit discrètement (signaux numériques) au cours du temps. L'évolution dans le temps de la grandeur considérée est régie par la dynamique spécifique du signal. Quelque fois la loi temporelle régissant le phénomène est bien connue (signaux déterministes) et d'autre fois il est difficile, voire impossible de le d'écrire (signaux aléatoire).

II.2.2- Bruit

Le bruit est défini comme tout phénomène perturbateur gênant la perception ou l'interprétation d'un signal, par analogie avec les nuisances acoustiques (interférence, bruit de fond, etc....).

II.2.3- Rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur le bruit (SNR) qui signifie en anglais (signal to noise ratio), c'est le rapport des puissances entre :

- Le signal d'amplitude maximale.
- Le bruit de fond.

II.3- Classification des signaux

Pour faciliter l'étude des signaux, différents modes de classification peuvent être envisagés :

- Représentation temporelle ou phénoménologique des signaux ;
- Représentation spectrale ;
- Représentation morphologique (signal continu ou discret).

II.3.1- Classification temporelle ou phénoménologique des signaux

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

II.3.1.a- Les signaux déterministes

On signaux certains, leur évolution en fonction du temps peut être parfaitement décrite par une fonction du mathématique. On retrouve dans cette classe les signaux périodiques, les signaux transitoires, les signaux pseudo-aléatoires, etc...

II.3.1.a.1- Signal périodique :

Un signal $s(t)$ est périodique (fig.II.1) de période T si il satisfait à la relation : $s(t) = s(t + T)$ pour tout $t \in \mathbb{R}$. On distingue les signaux sinusoïdaux qui sont la répétition à l'infini d'un motif.

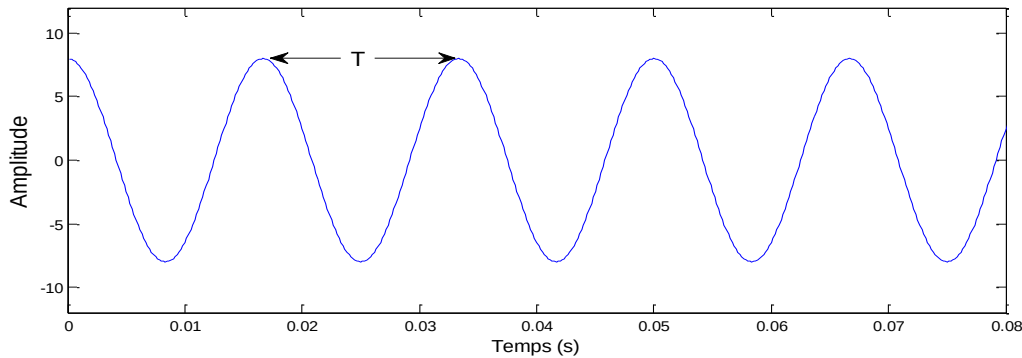


Fig.II.1 : signal périodique

Ce signal est sous la forme :

$$s(t) = A \sin(\omega t + \varphi) \quad (II.1)$$

Avec : $\omega = \frac{2\pi}{T}$: pulsation.

A : Amplitude.

t : temps.

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

II.3.1.a.2- Signal non périodique

Un signal $s(t)$ non périodique s'il satisfait à la relation $s(t) \neq s(t + T)$ pour tout $t \in \mathbb{R}$. On sépare les *signaux quasi-périodiques* qui résultent de la somme de signaux sinusoïdaux et les *signaux transitoires* (fig.II.2) qui ont une existence éphémère ou qui sont observés sur une durée finie (équation 13 du chapitre I).

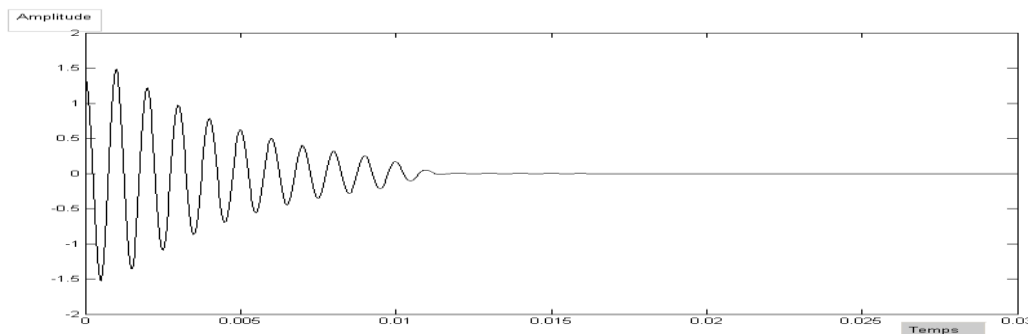


Fig.II.2 : signal transitoire

II.3.1.b- Les signaux aléatoires :

Leur comportement temporel est imprévisible. Il faut faire appel à leurs propriétés statistiques pour les décrire (fig.II.3).

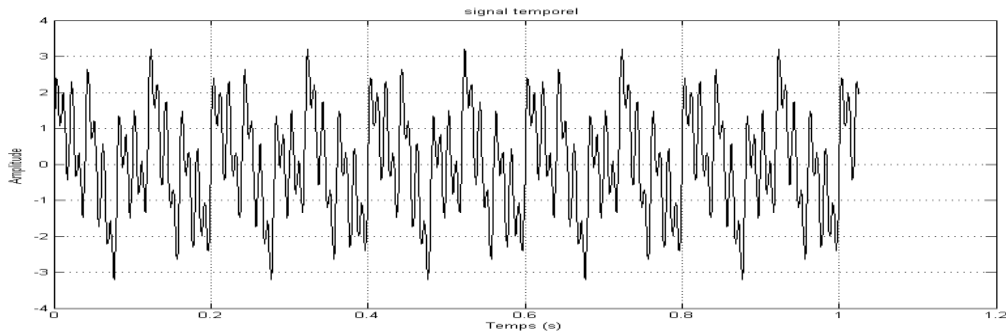


Fig.II.3 : Signal aléatoire

La plupart des signaux sont aléatoires car ils sont souvent bruités ou leur position sur l'axe des temps est inconnue. Il existe deux types de signaux aléatoires :

II.3.1.b.1- Les signaux stationnaires : Dont les caractéristiques statistiques sont invariantes dans le temps (fig.II.4).

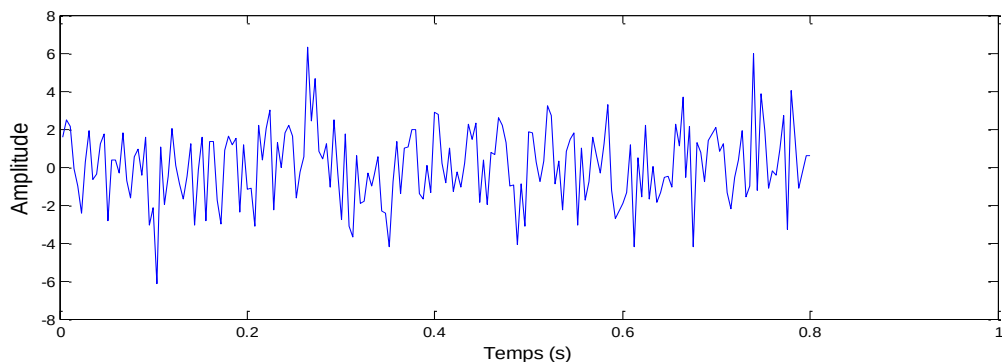


Fig.II.4 : Signal stationnaire

II.3.1.b.2- Les signaux non stationnaires : Dont les caractéristiques statistiques varient dans le temps (fig.II.5)

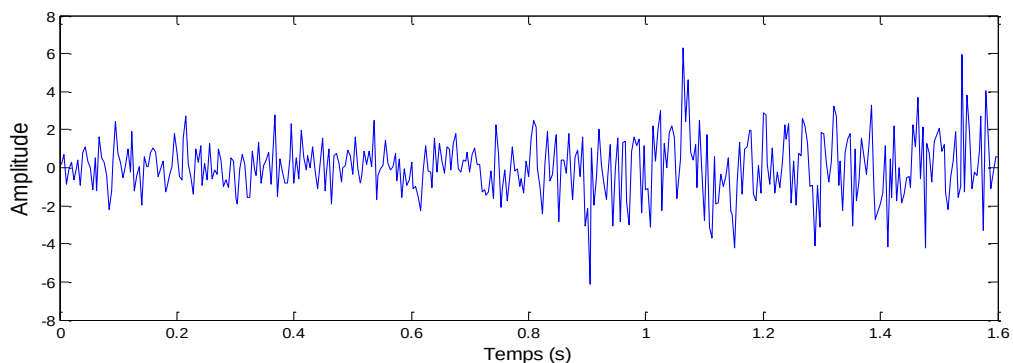


Fig.II.5 : Signal non stationnaire

II.3.2- Classification spectrale

Un signal peut être classé suivant la distribution de son amplitude, sa puissance ou son énergie en fonction de la fréquence f (spectre du signal). Pour voir les fréquences contenues dans un signal, on le représente sous la forme d'un diagramme amplitude-fréquence appelé spectre (fig.II.6).

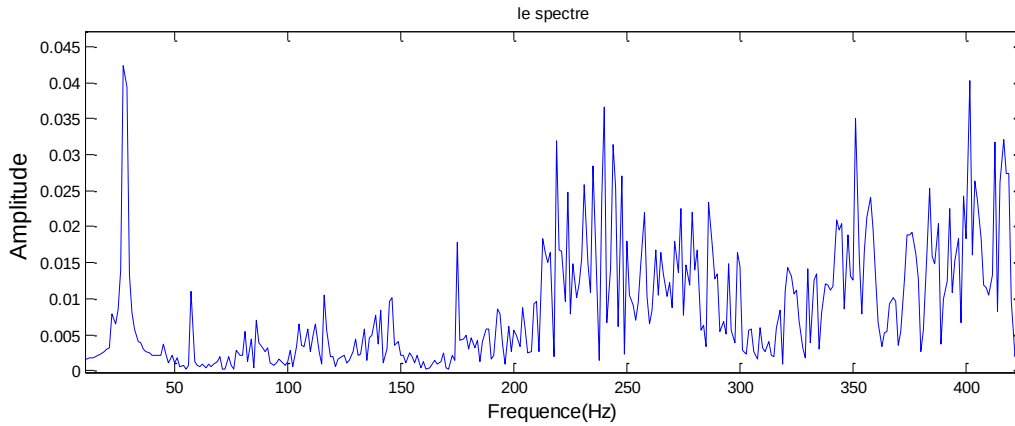


Fig.II.6 : spectre du signal temporel

II.3.3- Classification morphologique

Le temps est un paramètre important de classification. Comme nous venons de le voir, le traitement numérique des signaux conduit à faire la distinction entre :

- les signaux à temps continus (signaux continus).
- les signaux à temps discrets (signaux discrets ou échantillonnés).

Un autre paramètre des signaux traités est à prendre en compte, c'est l'amplitude qui peut aussi être continue ou discrète (quantifiée). Nous pouvons ainsi distinguer quatre types de signaux (fig.II.7)

1. signaux analogique : temps et amplitude continus.
2. Signaux quantifié : temps continu et amplitude discrète.
3. Signaux échantillonnées : temps discret et amplitude continue.
4. Signaux numériques : temps discret et amplitude discret.

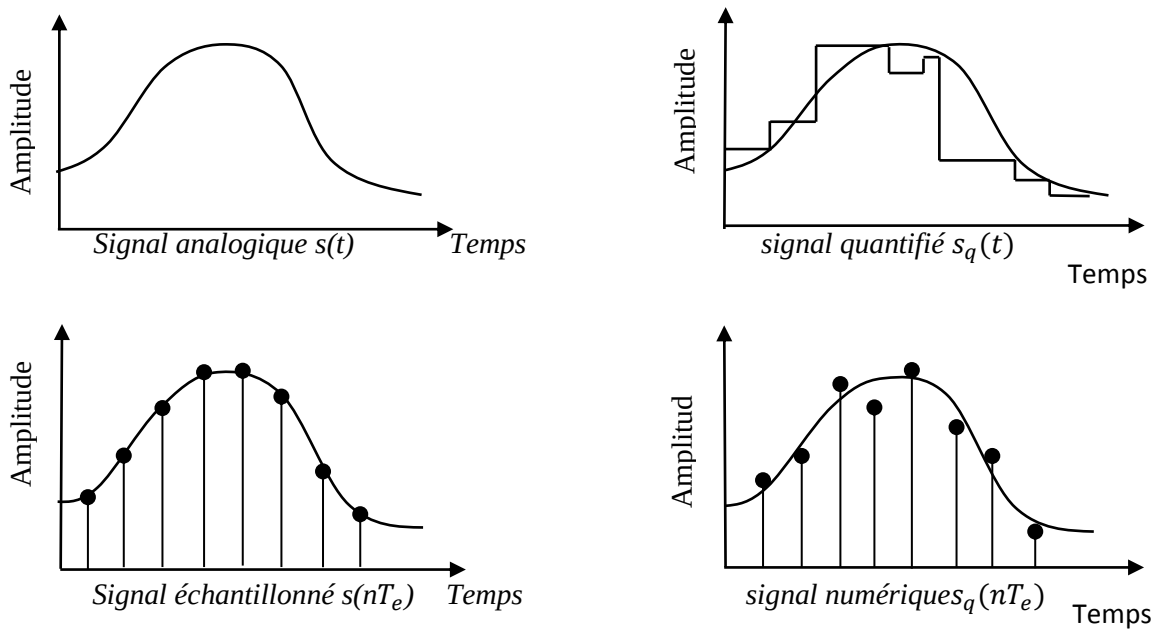


Fig.II.7 : Classification morphologique des signaux

II.4- Signaux élémentaires – distributions :

Nous verrons par la suite que les signaux discrets et périodiques sont intimement liés. Il est intéressant d'utiliser la théorie des distributions de LAURENT SCHWARTZ (1915-2002).

Cette même théorie permet de modéliser les signaux périodiques et constitue ainsi un excellent outil pour l'étude globale des signaux discrets.

Il n'est pas nécessaire de reprendre les détails de cette théorie développée dans les cours de mathématiques mais simplement de rappeler les quelques résultats élémentaires qui nous intéressent.

II.4.1- Impulsion de Dirac [20]

L'impulsion de Dirac (fig.II.8) noter $\delta(t)$ correspond à une fonction porte dont la largeur T tendait vers 0 et dont l'aire est égale à 1.

$$\left\{ \begin{array}{l} \delta(t) = 0 \quad \forall t \neq 0 \\ \& \\ \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t) dt = 1 \end{array} \right. \quad (II.2)$$

$$(II.3)$$

$\delta(t)$ Ne peut être représentée graphiquement. On la schématise par le symbole .

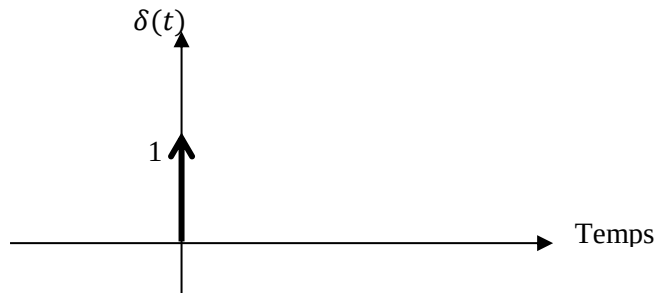


Fig.II.8 : Impulsion de Dirac

Le 1 marqué sur la flèche pleine représente l'aire de cette impulsion et non pas la hauteur de l'impulsion.

On peut encore considérer $\delta(t)$ comme la dérivée de la fonction échelon : $\delta(t) = \frac{du(t)}{dt}$

II.4.2- Peigne de Dirac [21]

On appelle peigne de Dirac (fig.II.9) une succession périodique d'impulsion de Dirac. Cette suite est parfois appelée train d'impulsions ou fonction d'échantillonnage.

Ce type de signal est utilisé en échantillonnage.

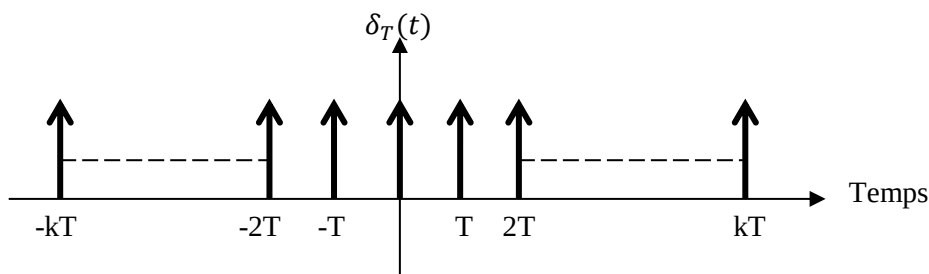


Fig.II.9 : Peigne de Dirac

Avec :

$$\delta_T(t) = \sum_{K=-\infty}^{+\infty} \delta(t - KT) \quad (II.4)$$

T : la période du peigne

II.5- Série de Fourier

II.5.1- Définitions d'une série

En mathématique, 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

Soit un signal $s(t)$ périodique de période $T = 2\pi/\omega$ admettant un nombre fini de discontinuités. La décomposition en série de Fourier permet de décomposer un signal en somme de sinusoïde. On utilise principalement les séries de Fourier dans le cas des signaux périodiques. Elles permettent ainsi de passer facilement du domaine temporel au domaine fréquentiel. Pour pouvoir être décomposable, un signal doit être à variations bornée (Dirichlet).

II.5.3- Rappels et conditions de Dirichlet

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

- être périodique, de période T , de pulsation $\omega = \frac{2\pi}{T}$, telle que $f(t+T) = f(t)$ pour tout t .
- être défini dans un intervalle $\left] -\frac{T}{2}, \frac{T}{2} \right[$.
- Vérifier les conditions dites Dirichlet qui sont les suivantes :
 - Ne posséder que des discontinuités de première espèce (sauts finis) c'est-à-dire des points τ tels que $f(\tau_-) \neq f(\tau_+)$ valeur à droite différente de la valeur à gauche, en nombre fini dans l'intervalle de la période T .
 - N'avoir qu'un nombre fini de maxima et de minima dans T .
 - Partout où $f(t)$ est continue, sa dérivée $f'(t)$ doit être bornée, autrement dit il ne faut pas que $f(t)$ présente de points à tangente verticale sauf aux discontinuités.

II.5.4- Expression de la décomposition en série de Fourier

Soit une fonction périodique $x(t)$ de la variable t qui satisfait aux conditions de Dirichlet, elle est alors développable en série de Fourier, sous la forme :

$$X(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{+\infty} [a_n \cos(n\omega t) + b_n \sin(n\omega t)] \quad (II.5)$$

Où a_0 , a_n et b_n sont les coefficients de la série de Fourier. Ils se calculent à partir des relations suivantes :

$$a_0 = \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} x(t) dt \quad (II.6)$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} x(t) \cos(n\omega t) dt \quad (II.7)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} x(t) \sin(n\omega t) dt \quad (II.8)$$

Rappel :

- On appelle le signal de pulsation ω_0 le *fondamental*.
- On appelle les signaux de pulsation $n.\omega_0$ les *harmoniques de rang n*.
- La valeur de a_0 représente la *valeur moyenne* de $x(t)$.

II.5.5- Utilisation de la décomposition en série de Fourier

Faire une décomposition en série de Fourier va nous permettre de savoir de combien le signal que l'on étudie est éloigné du signal sinusoïdal, ce sera entre autre réalisé à l'aide du taux de distorsion harmonique (THD).

Par ailleurs, grâce à la décomposition en série de Fourier une analyse spectrale du signal pourra être effectuée. Elle permettra de savoir si le dispositif étudié répond aux normes de pollution harmonique, filtrage, etc...

II.6- Transformée de Fourier

La transformée de Fourier est l'outil mathématique permettant d'obtenir une représentation fréquentielle des signaux déterministes. Elle a pour but de représenter l'amplitude, la phase, l'énergie ou la puissance d'un signal en fonction de sa fréquence notée « f » et permet ainsi son analyse spectrale ou harmonique. La transformée de Fourier est l'analyse d'un signal sous forme d'une infinité de composantes sinusoïdales complexes.

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 comme suit :

$$S(f) = \text{TF}[s(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (II.9)$$

Si cette dernière existe, alors la transformée inverse est donnée comme suit:

$$S(t) = \text{TF}^{-1}[S(f)] = \int_{-\infty}^{+\infty} S(f) e^{j2\pi ft} dt \quad (II.10)$$

II.6.2- Egalité de PERSEVAL

Pour un signal à énergie finie, son énergie est identique dans les domaines temporel et fréquentiel, d'où cette formule :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |S(f)|^2 df \quad (II.11)$$

II.7- Transformée de Fourier discrète (TFD)

Un signal analogique, doit être échantillonné en des points discrets pour être traité. Son spectre peut être calculé par la transformation de Fourier discrète (TFD). Elle est simple à calculer à partir de séries mathématiques limitées et ce calcul s'implante facilement sur le calculateur ou circuit spécialisé (DSP) avec un algorithme FFT (Fast Fourier Transform) permettant d'en accélérer le temps de calcul de plusieurs centaines de fois.

Mathématiquement, la transformée de Fourier discrète est une transformation qui fait correspondre deux séries de données de N points chacune :

$$\{S_k\} \leftrightarrow \{s_n\} \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{Avec } \mathbf{k} \text{ et } \mathbf{n} \text{ entiers } \in [0 ; N - 1] \\ \mathbf{s_k} \text{ et } \mathbf{s_n} \text{ sont la TF inverse et TF discrete} \end{array} \right.$$

II.7.1- Etablissement de l'expression de la TFD [3]

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

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-2\pi j f t} dt \quad (II.12)$$

On remplace t par nT_e avec (T_e période d'échantillonnage, n numéro de l'échantillon), ainsi l'intégrale par la somme, ça nous donne l'expression suivante :

$$s(f) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} s(nT_e) e^{-2\pi j f n T_e} \quad (II.13)$$

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, la variable f pour le calculateur devient également une variable discrète kF_0 . Dans ce cas-là, le calcul ne peut donner qu'un nombre fini de valeurs d'où l'expression suivante :

$$s(kF_0) = \sum_{n=0}^{N-1} s(nT_e) e^{-2\pi j k F_0 n T_e} \quad (II.14)$$

Aussi, pour des raisons pratique, le nombre d'échantillons temporel N , et nombre d'échantillons calculés sur la transformée de Fourier sont identique (k et N entiers $\in [0 ; N - 1]$).En outre, si l'échantillonnage de $s(t)$ se fait avec une période de T_e , l'échantillonnage de $s(f)$ se fait avec une période $\frac{f_e}{N}$ d'où l'expression :

$$Nf_0 = f_e = \frac{1}{T_e} \quad (II.15)$$

Finalement, on aboutit à la *transformée de Fourier discrète (TFD)* donnée par l'expression suivante :

$$S(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} s(n T_e) e^{-2\pi j n \frac{k}{N}} \quad (II.16)$$

La transformée inverse s'écrit :

$$s(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} S(k) e^{+2\pi j n \frac{k}{N}} \quad (II.17)$$

Avec :

T_e : pas de l'échantillonnage du signal temporel

n : numéro de l'échantillon

K : numéro de la ligne spectrale

N : nombre d'échantillon

Remarque :

- Le spectre $x(k)$ est symétrique par rapport à $k = \frac{N}{2}$. 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.7.2- Processus de calcul de la TFD [3]

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

- Échantillonnage du signal : c'est-à-dire que nous observons le signal temporel uniquement à des instants définis (nT_e).
- Limitation temporelle (pondération) : Multiplication du signal par une *fonction fenêtre de largeur ΔT* , pour calculer le spectre sur un nombre fini N d'échantillons.
- Périodiser le signal temporel en le convoluant par un peigne de Dirac pour échantillonner son spectre (fig.II.10).

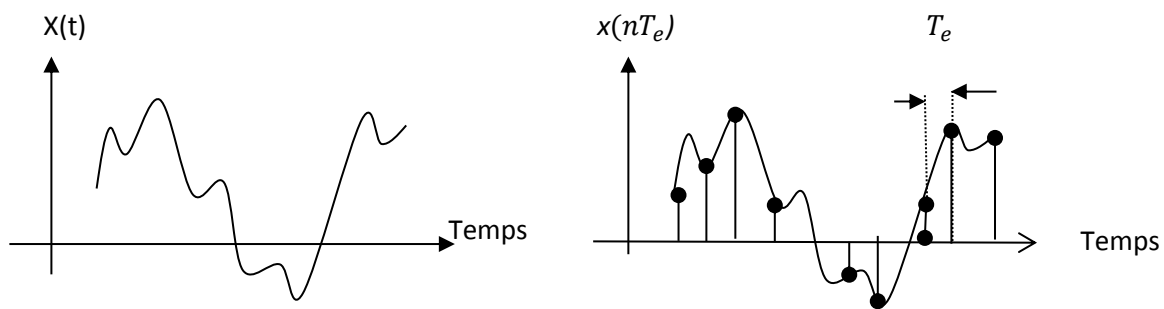


Fig.II.10 : Transformée de Fourier discrète (TFD)

Ces trois opérations citées du procédé de calcul de la TFD (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.

II.7.2.a- Échantillonnage [20]

Les signaux réels utilisés en physique sont de plus en plus souvent traités de façon numérique. Pour cela, il est nécessaire d'échantillonner le signal. De plus, ce dernier sera systématiquement tronqué. En effet, on ne connaît sa valeur que sur une plage de temps restreinte et on doit limiter le nombre de points à mémoriser.

L'échantillonnage consiste à représenter un signal analogique continu $s(t)$ par un ensemble de valeurs $s(nT_e)$ à des instants discrets espacés de T_e constante. La fréquence d'échantillonnage équivaut alors à $f_e = 1/T_e$ (fig.II.11).

$$s_e(t) = s(nt_e) \quad \text{avec : } \begin{cases} n : \text{entier} \\ T_e : \text{période d'échantillonnage} \end{cases}$$

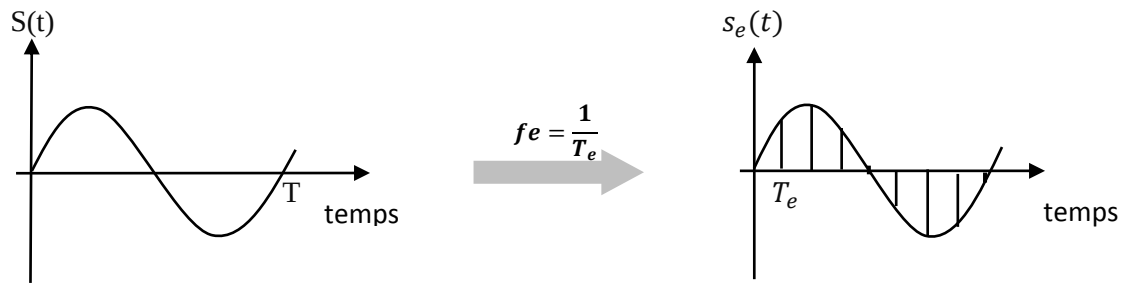


Fig.II.11 : Signal échantillonné.

II.7.2.a.1- Echantillonnage idéal

L'échantillonnage idéal prélève la valeur d'un signal analogique toutes les T_e secondes, avec T_e appelée période d'échantillonnage.

Du point de vu mathématique, l'échantillonnage idéal réalise la multiplication du signal analogique continu $s(t)$ à intervalle régulier. Le signal échantillonné $s(t)$ peut être modélisé par une suite d'impulsions de Dirac de période T_e :

$$s_e(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} s(n.T_e) \cdot \delta(t - n.T_e) \quad (II.18)$$

Le spectre $s_e(f)$ du signal échantillonné $s_e(t)$ s'obtient en périodisant le spectre $s(f)$ du signal $s(t)$ avec une période égale à F_e .

$$s_e(f) = F_e \sum_{n=-\infty}^{+\infty} s(f - n.F_e) \quad (II.19)$$

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 (fig.II.12).

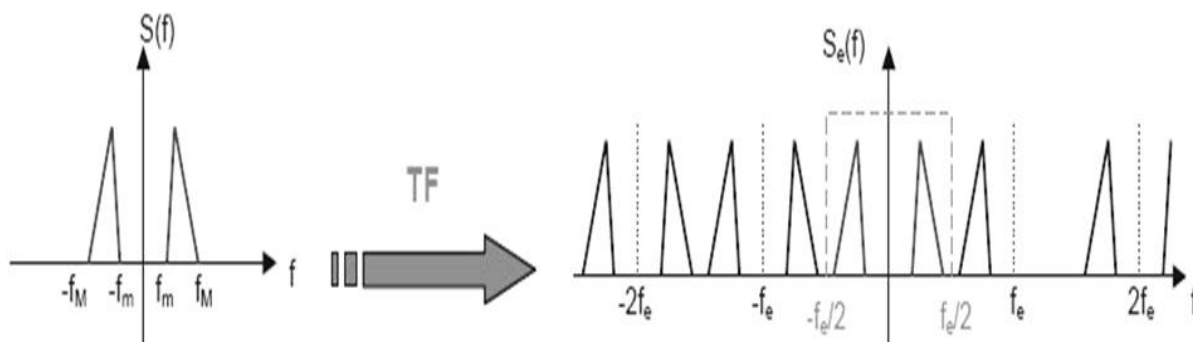


Fig.II.12 : le spectre échantillonné

Remarques

- Pour reconstruire la composante de ce spectre correspondant à $n = 0$, on utilise un filtre passe-bas de bande passante $f_e/2$
- Après le filtrage des basses fréquences, on obtient le spectre du signal original si la condition de Shannon est respectée.

II.7.2.a.2- Théorème de Shannon [3]

Le théorème de Shannon montre que la reconstitution d'un signal nécessite que la fréquence d'échantillonnage f_e soit au moins deux fois plus grande que la fréquence maximale (f_{max}) du spectre du signal :

$$f_e = 2f_{max} \quad (II.20)$$

Comme l'étendue spectrale d'un signal f_{max} est inconnue, le signal est filtré avec un filtre passe-bas, appelé filtre anti-repliement, de fréquence de coupure inférieure à $f_e/2$

Pour le choix de la fréquence maximale (f_{max}), l'utilisateur doit être guidé par les fréquences cinématique de la machine ainsi que des images vibratoires des défauts susceptibles de l'affecter. L'analyseur de spectres impose la fréquence d'échantillonnage en conséquence. Cette dernière est souvent égale à :

$$f_e = 2.56f_{max} \quad (II.21)$$

Lorsqu'il y a recouvrement spectral ou bien (repliement spectral) par ce que $f_e < 2f_{max}$, il est impossible de reconstruire correctement le signal (fig.II.13). Pourtant dans la plupart des situations, le spectre du signal à échantillonner s'étale sur tout le domaine des fréquences, mais il n'existe pas une fréquence f_{max} 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_{max} 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_{max} avant l'échantillonnage afin de remédier aux repliements de spectre. On appelle ce filtre un filtre anti-repliement.

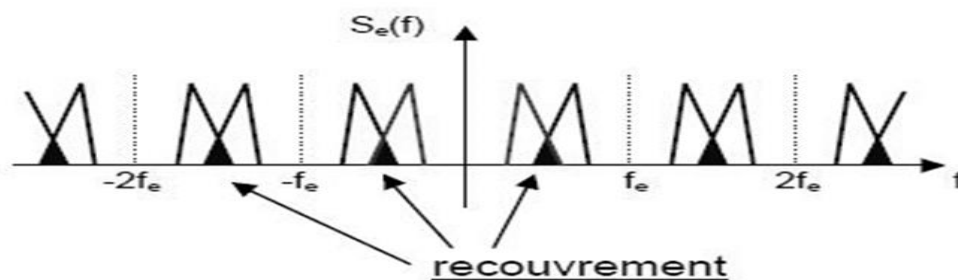


Fig.II.13 : Le spectre de recouvrement

II.7.3- Effet de fenêtre (pondération) [21]

Définir un signal d'une durée finie $\Delta T = N/f_e$ à partir de N échantillons consécutifs, revient à multiplier le signal échantillonné par une fonction fenêtre $w(t)$ (fenêtre de HANNING) dont la valeur est nulle en dehors de l'intervalle de largeur ΔT (fig.II.14).

Le nombre d'échantillons N est toujours une puissance de 2 : généralement l'échantillonnage de base se fait sur 1024 échantillons soit 2^{10} ou parfois sur 2048 soit 2^{11} .

La multiplication du signal par la fenêtre temporelle de largeur ΔT se traduit par une convolution de la transformée de Fourier de ce dernier par la transformée de Fourier de la fenêtre. Le spectre du signal sera donc modifié.

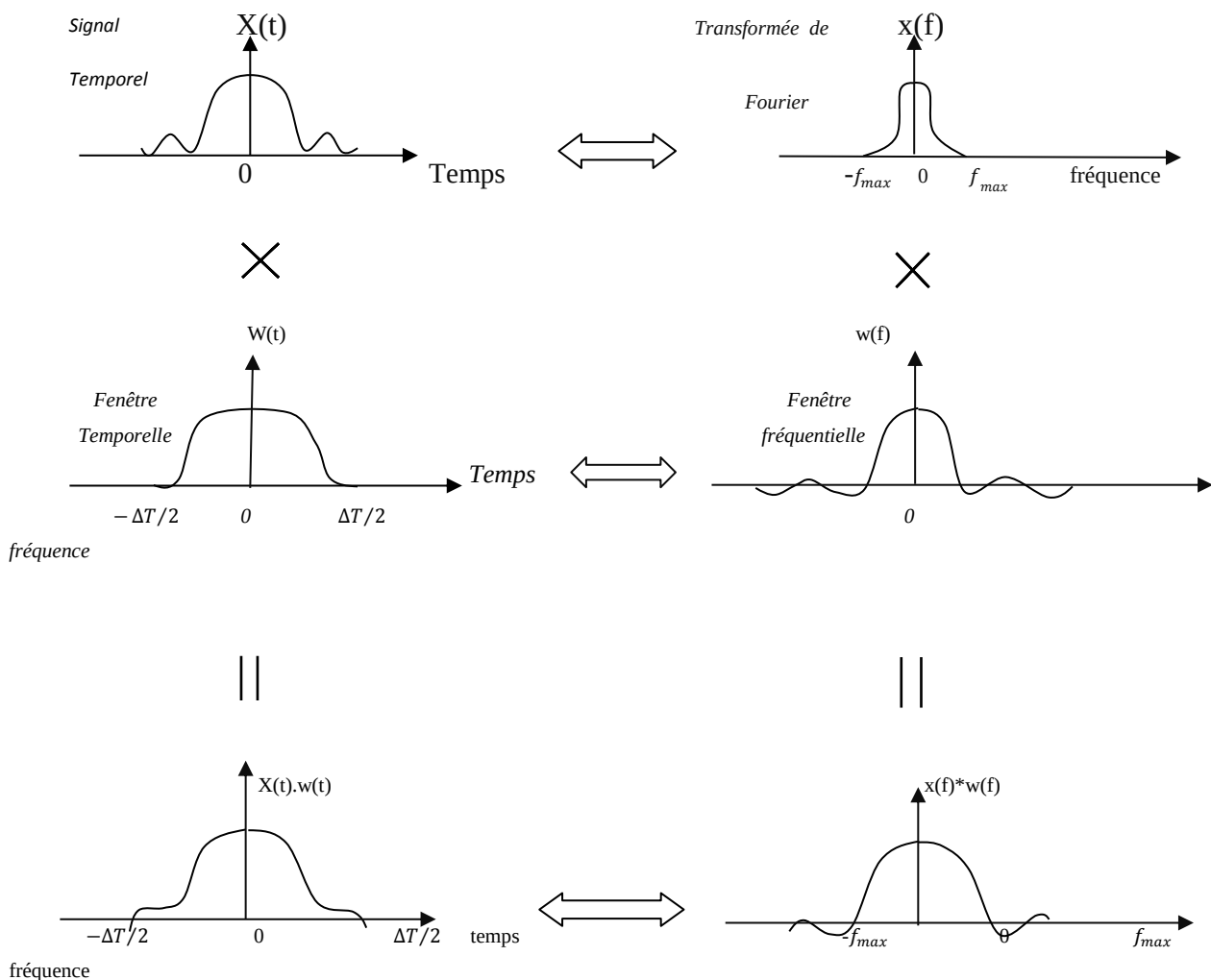


Fig.II.14 : Limitation temporelle d'un signal $x(t)$ par une fenêtre temporelle $w(t)$

II.7.4- Effet de périodisation [21]

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 tel que :

$$\Delta f = \frac{1}{\Delta T} = \frac{f_e}{N} = \frac{2,56 \cdot f_{max}}{N} = \frac{f_{max}}{N_f}$$

$N_f = \frac{N}{2,56}$: représente le nombre de lignes spectrales de l'analyseur.

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

La figure II.15 et II.16, définit la TFD du signal temporel $x(t)$. En résumé, le signal temporel et sa transformée de Fourier sont donc périodisés et échantillonnés.

Le spectre du signal n'est alors connu de manière parfaite que par une suite de points espacés de Δf . Il en résulte des erreurs parfois importantes sur l'amplitude et la fréquence des composantes élémentaires du signal si la fréquence des composantes élémentaires du signal si la fréquence de ces dernières ne correspond pas à un multiple entier de la résolution Δf .

$$X(f) * f_e \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(f - n \cdot f_e) \quad (II.22)$$

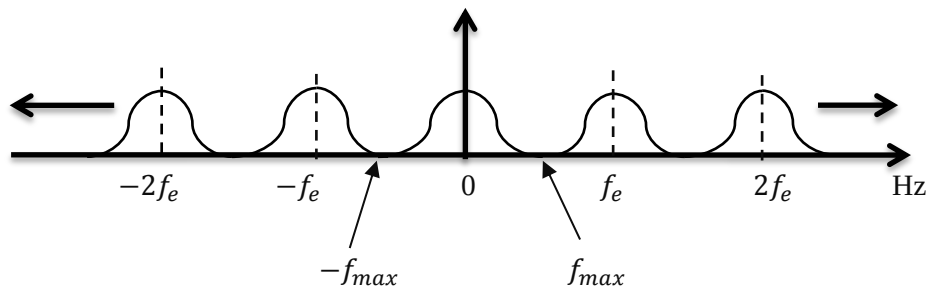
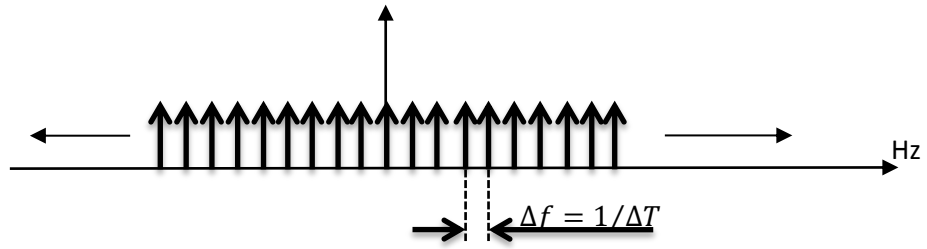


Fig.II.15 : Fonction continu d'un signal

$$\sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta(f - k \cdot \Delta f) \quad (II.23)$$

Fig.II.16 : Peigne de DIRAC avec une résolution $\Delta f = 1/\Delta T$

La convolution du spectre par le peigne de DIRAC nous donne le spectre échantillonné (fig.II.17), tel que :

$$[X(f) * f_e \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(f - nf_e)] \times \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta(f - kf_e) \quad (II.24)$$

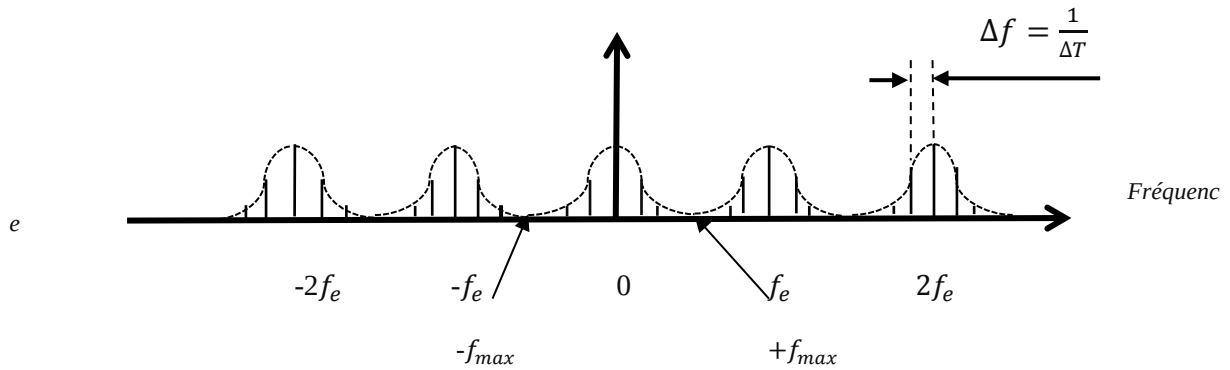


Fig.II.17 : Spectre échantillonné

On obtiendra un spectre échantillonné et périodisé (fig.II.18).

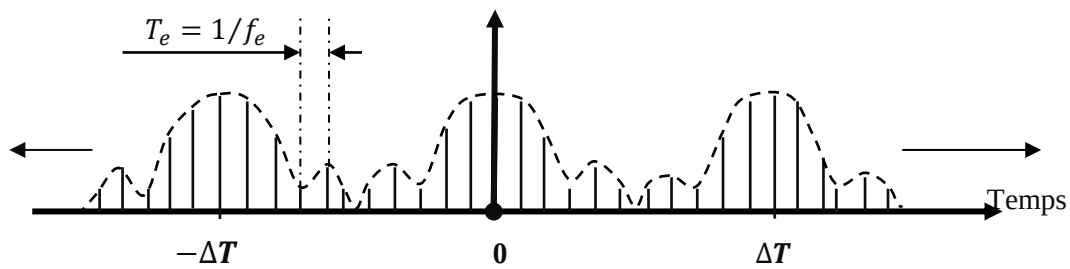


Fig.II.18 : Spectre échantillonné et périodisé

Remarques

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 le 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 une interprétation correcte du spectre.

II.7.4.a- Limitation de l'effet de fenêtre et de périodisation [21]

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 (HANNING, Kaiser-Bessel...). Le choix d'une fenêtre est un compromis entre une bonne définition spectrale aussi faible que possible et un étalement spectral aussi faible que possible. Qualitativement, leurs caractéristiques peuvent être résumées comme suit :

- Le pouvoir séparateur
- La précision de mesure
- Le bruit d'analyse

La fenêtre qu'on utilise intuitivement pour analyser les signaux vibratoires des machines tournantes est celle dite fenêtre de HANNING (fig.II.19).

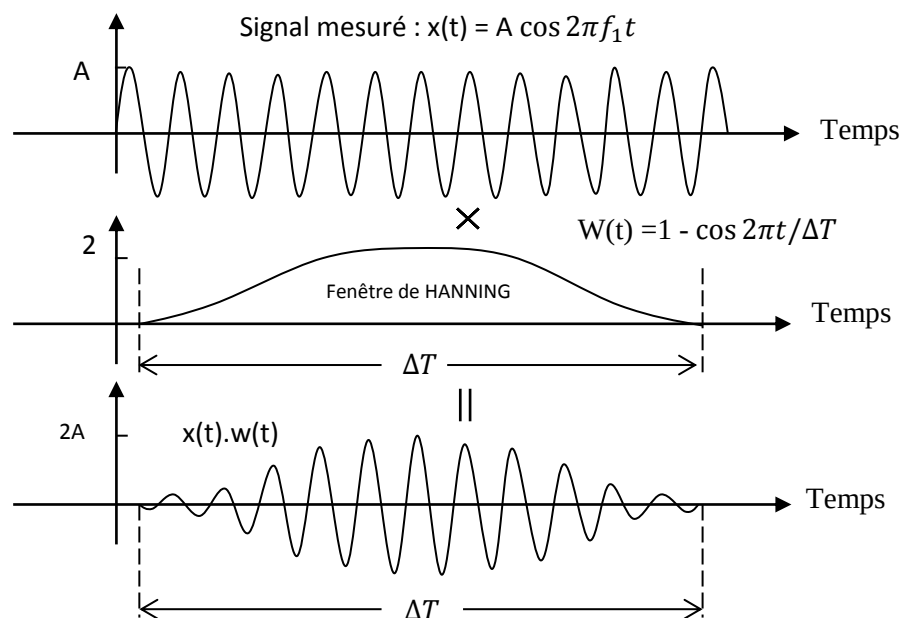


Fig.II.19 : Modulation par la fenêtre de HANNING

II.7.4.b- Acquisition numérique d'un signal

La largeur de la fenêtre d'apodisation ΔT correspond au temps d'acquisition du signal. ΔT est défini comme étant le temps nécessaire pour prélever N échantillons à la fréquence d'échantillonnage f_e ,

$$\Delta T = \frac{N}{f_e} = \frac{N_f}{f_{max}} \quad (II.25)$$

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, le signal est d'abord numérisé.

Donc on réalise en premier lieu 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 le signal $s(t)$ une suite de valeurs $\{s(0), s(T_e), \dots, s(nT_e)\}$, ce sont ces valeurs qui seront traitées numériquement.

Avec :

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

Un autre paramètre important de l'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 reliés entre eux par des segments) dont le nombre N est un troisième paramètre d'acquisition évidemment relié aux précédents par ;

$$T_a = NT_e \quad \text{et aussi} \quad f_e = Nf_a$$

II.7.4.b.1- Influence du temps d'acquisition

Le spectre de Fourier d'un signal réel $s(t)$ 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, 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 proportionnelle à τ .

Un signal de fréquence 1KHz, acquis sur 3 périodes doit voir son spectre élargi de 300Hz 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 comme le montre la figure (II.20) :

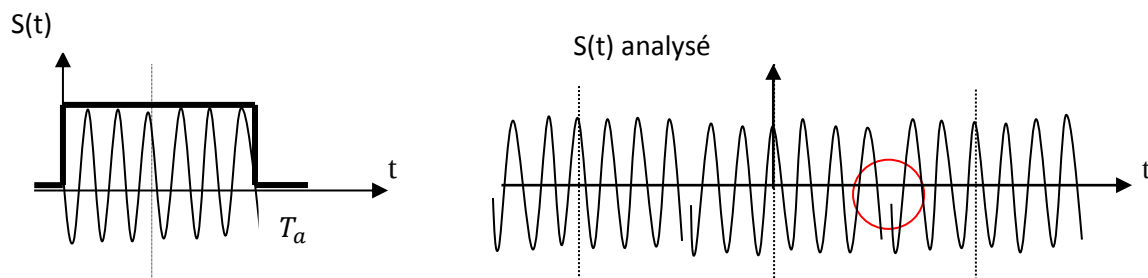


fig.II.21 : Duplication d'un signal

Le signal sinusoïdal représenté ci-dessus et acquis pendant la durée T_a est donc reconstitué est donc reconstituée dans sa globalité par ce procédé. Mais celui-ci peut faire apparaître 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 (fig.II.21)

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

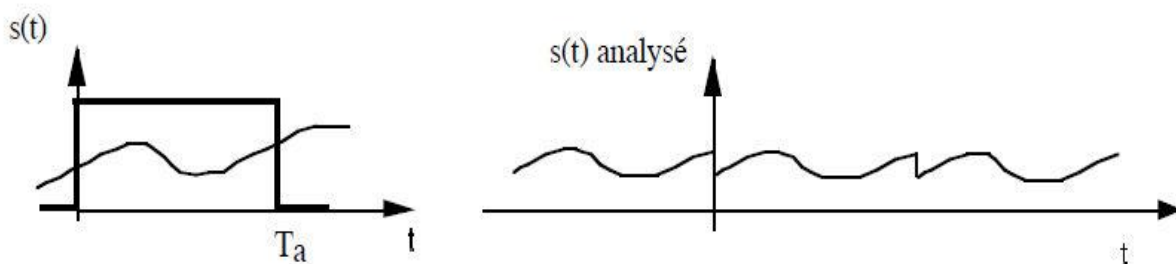


Fig.II.22 : Duplication du signal par un nombre entier de période

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 aussi élevée que possible, pour mieux représenter le signal et respecter le critère de Shannon.

II.7.5- Détermination des paramètres de la TFD [3]

Le tableau (II.1), définit les 6 combinaisons pour chacune desquelles 2 termes sont fixés, la 6^{ème} combinaison ne peut être utilisée.

Numéro de la combinaison	Fréquence maximale $f_{\max}$	Finesse d'analyse Δf	Pas de discrétisation Δt	Longueur de l'échantillon T	Nombre d'éléments discrets M	Fréquence de discrétisation F_e
1	<i>fixé</i>	<i>fixé</i>	$\frac{1}{2f_{\max}}$	$\frac{1}{\Delta f}$	$\frac{2f_{\max}}{\Delta f}$	$2f_{\max}$
2	<i>fixé</i>	$\frac{1}{T}$	$\frac{1}{2f_{\max}}$	<i>fixé</i>	$2Tf_{\max}$	$2f_{\max}$
3	$\frac{1}{2\Delta t}$	<i>Fixé</i>	<i>fixé</i>	$\frac{1}{\Delta f}$	$\frac{1}{\Delta f \Delta t}$	$\frac{1}{\Delta t}$
4	$(\frac{N}{2}) \frac{1}{T}$	$\frac{1}{T}$	$\frac{T}{N}$	<i>fixé</i>	<i>fixé</i>	$\frac{N}{T}$
5	<i>fixé</i>	$\frac{2f_{\max}}{n}$	$\frac{1}{2f_{\max}}$	$\frac{N}{2f_{\max}}$	<i>fixé</i>	$2f_{\max}$
6	<i>fixé</i>	?	<i>fixé</i>	?	?	$\frac{1}{\Delta t} = 2f_{\max}$

Tableau (II.1) : Relation entre les paramètres de la transformée de Fourier discrète (TFD)

II.8- Filtrage

Indépendamment du filtrage analogique anti-repliement du signal indispensable avant son échantillonnage pour rendre sa fréquence maximale utile inférieure à la demi-fréquence d'échantillonnage, il est souvent utile de réduire la bande passante de l'appareil de mesure

pour éliminer les effets de résonance du capteur ou de réduire la dynamique du signal pour effectuer des mesures dans une plage de fréquences bien définie. L'insertion de filtres peut aussi permettre de suivre l'évolution de composantes induites par une famille restreinte de défauts ou d'éliminer des composantes de fréquences indésirables susceptibles de masquer certains phénomènes vibratoires que l'on veut surveiller.

II.8.1- Exemple de filtres idéaux et gabarits

Un filtre idéal représente :

- Un affaiblissement nul dans la bande de fréquence que l'on désire conserver (bande passante).
- Un affaiblissement infini dans la bande que l'on désire éliminer (bande atténuée).

Il est impossible pratiquement de réaliser de tels filtres. Aussi se contente-t-on d'approcher cette réponse idéale en :

- Conservant l'atténuation A inférieure à A_{max} dans la bande passante.
- Conservant l'atténuation supérieure à A_{min} dans la bande atténuée.

Cela conduit ainsi à définir un gabarit définissant des zones interdites et des zones dans lesquelles devront impérativement se situer les graphes représentant l'atténuation du filtre en fréquence. Suivant le type de réponse que l'on désire obtenir, on est amené à définir 4 familles de filtres (fig.II.22).

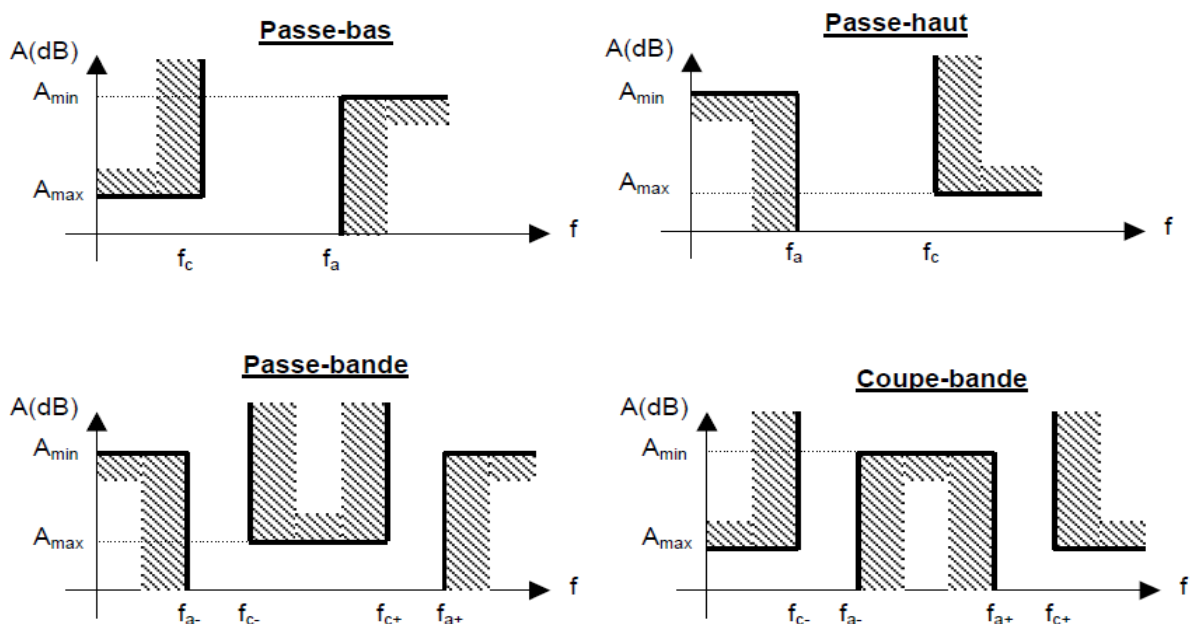


Fig.II.22 : Exemple de filtre

II.9- Les différentes étapes du traitement du signal [1]

La figure (II.23) présente schématiquement les différentes étapes de traitement du signal et modifications associées de la forme du signal.

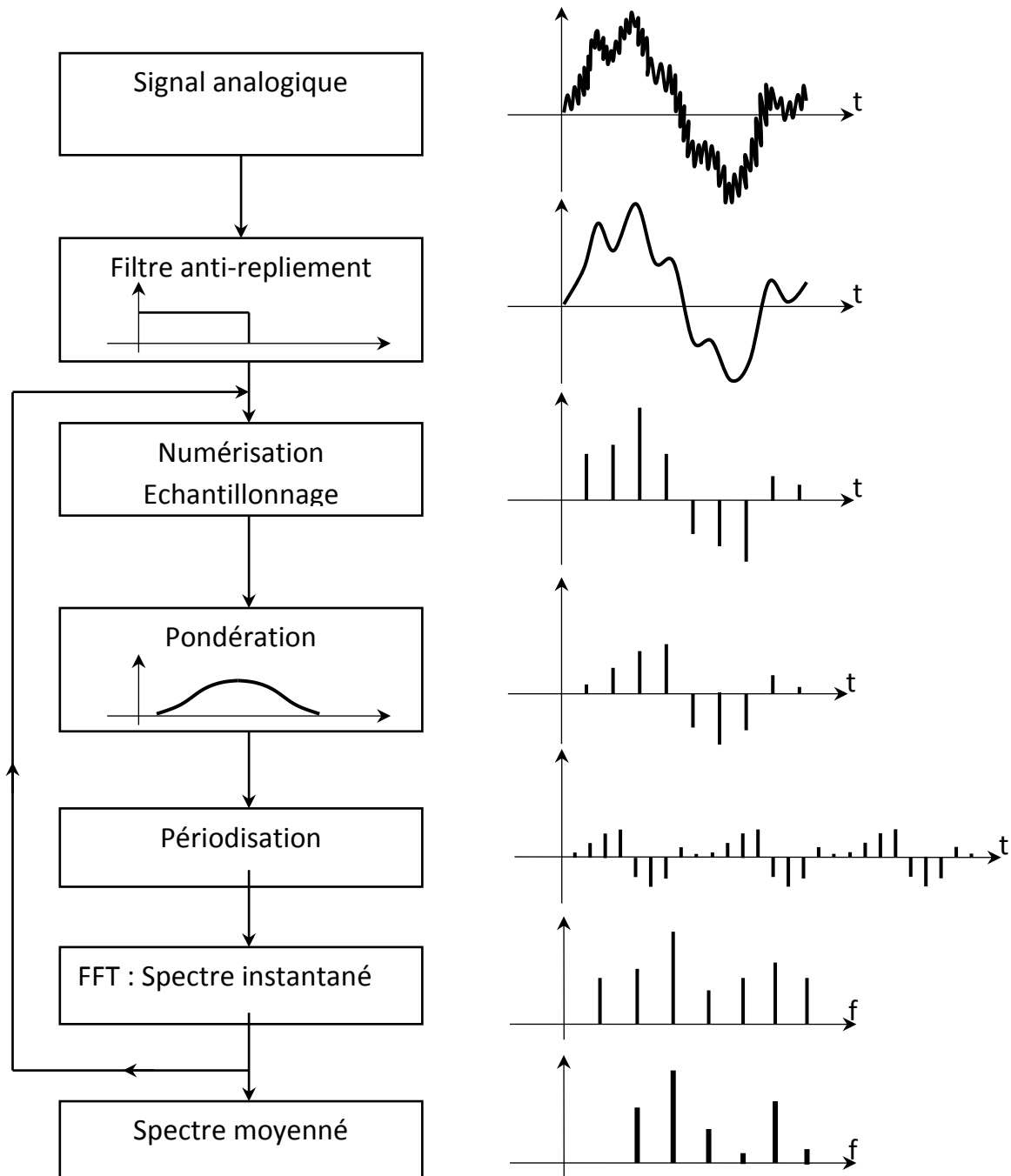
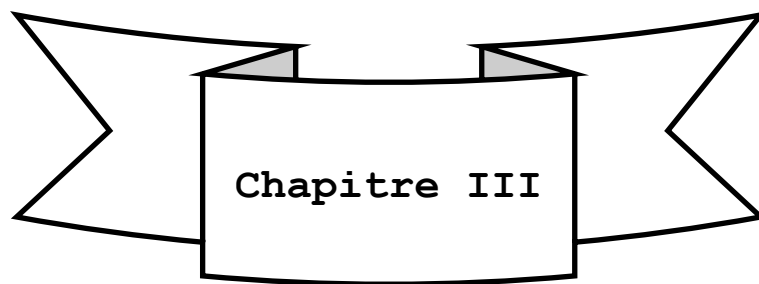


Fig.II.23 : Les différentes étapes de traitement du signal.



Les méthodes de diagnostic classique

III.1 – Introduction

La détection précoce des défauts des machines tournantes nécessite la connaissance des symptômes relatifs à chaque défaut et les outils (méthodes) adéquats pour les détecter, c'est-à-dire, les méthodes nécessaires pour confirmer l'existence ou non de ces symptômes au niveau du signal temporel.

Mais en pratique, cette tâche n'est pas une chose simple, à cause de la complexité du signal temporel qui véhicule le comportement vibratoire normal et anormal de toute la machine auquel s'ajoute la difficulté d'associer pour chaque défaut ces propres symptômes puisque certains de ces derniers sont communs à plusieurs défauts.

III.2 - Les indicateurs scalaires

Les méthodes temporelles sont basées sur l'analyse statistique du signal recueilli, elles s'appliquent à des machines simples et consistent à effectuer des mesures de vitesse dans des gammes de fréquences faibles et des mesures d'accélération dans des gammes de fréquences élevées. Ces méthodes utilisent des indicateurs scalaires qui permettent de suivre l'évolution d'une grandeur dérivant de la puissance ou de l'amplitude crête du signal. Sa valeur peut ne pas avoir de signification intrinsèque, mais c'est son évolution dans le temps qui est significative du défaut.

III.2.1 - La valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square)

C'est un indicateur scalaire large bande qui mesure l'amplitude efficace des grandeurs physiques : déplacement, vitesse et accélération sur une très large bande de fréquences. L'indicateur scalaire large bande le plus utilisé est la valeur efficace de l'amplitude du signal représentant la vitesse du mouvement vibratoire absolu, mesurée ou calculée dans la bande fréquentielle [10 - 1000 Hz] (bande passante des vélocimétries).

La valeur efficace permet de contrôler rapidement l'état de la machine et d'indiquer si les conditions de fonctionnement ont évoluées de manières inquiétantes depuis la dernière mesure. Le signal vibratoire recueilli par le capteur contient toujours des bruits non seulement de la machine mais aussi de l'environnement, ce qui peut entraîner une mauvaise interprétation de la valeur RMS, surtout dans un espace industriel où les machines ne sont pas isolées, sans toutefois oublier l'effet de masque.

La valeur efficace dans un signal échantillonné est donnée par [6]:

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

Avec :

$x(n)$: signal temporel mesuré.

N_e : nombres d'échantillons prélevés dans le signal.

Toutes les machines vibrent et au fur et à mesure que leur état se détériore, la signature vibratoire change. C'est la première manifestation physique d'une anomalie.

Cet indicateur est utilisé dans la surveillance des défauts des types stationnaires tels que le balourd et le délignage.

La signature vibratoire de tels défauts peut être représentée par une sinusoïde. La figure III.1 représente une sinusoïde (obtenue par Matlab) dont ces caractéristiques sont :

- La fréquence ($f_r = 40$ Hz) (ce qui équivaut à une vitesse de rotation de l'arbre de 2400 tr/min).
- Fréquence d'échantillonnage ($F_e = 6000$ Hz).
- Temps d'acquisition $t = 0.1706$ s
- Nombre de point $N = 1024$.

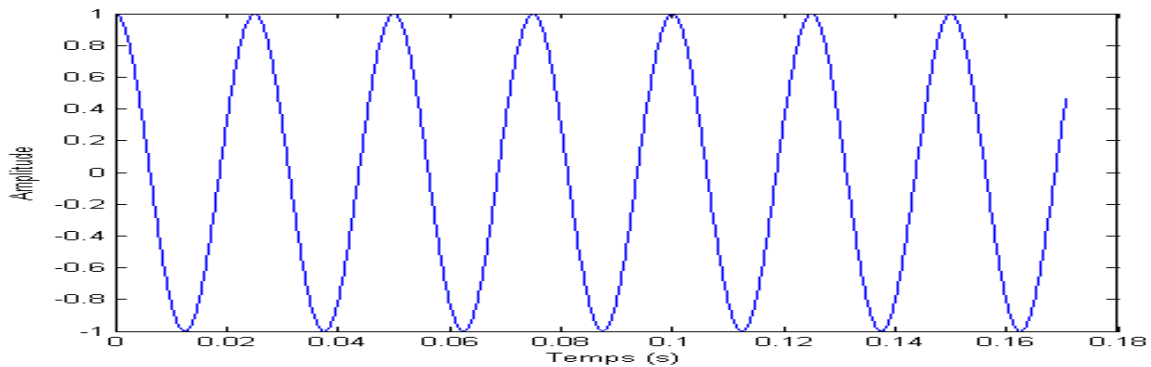


Fig.III.1: signal temporel

En pratique, le signal recueilli sur une machine présente toujours un certain niveau de bruit, et en présence d'un défaut, il est impératif que ce dernier contient une énergie supérieure à celle du bruit pour qu'il soit détecté. Afin de rapprocher plus au moins l'aspect pratique d'un signal issu d'une machine, nous allons ajouter du bruit à cette sinusoïde. Afin de quantifier le degré de contamination du signal par le bruit, nous allons utiliser le SNR défini dans le deuxième chapitre.

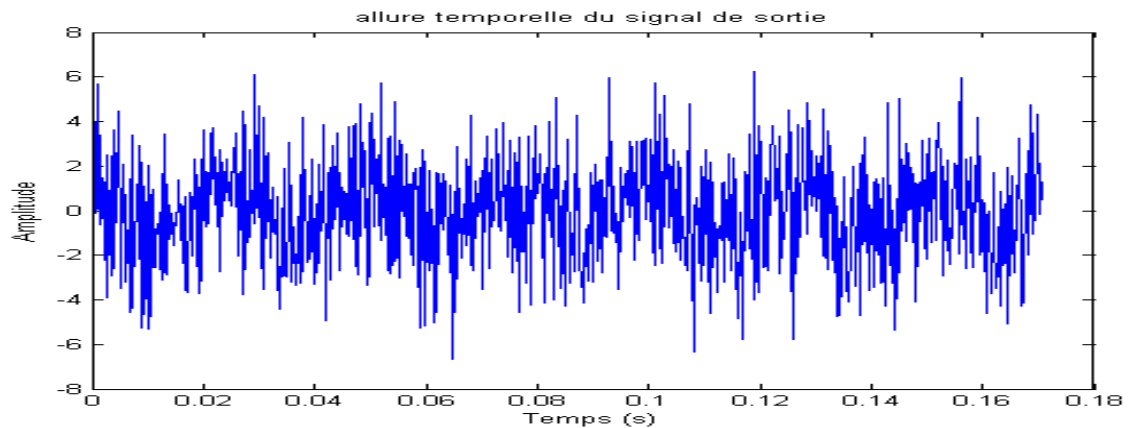


Fig.III.2: signal temporel (SNR = 1.1207, RMS = 2.8473).

La distinction de la sinusoïde dans la figure (III.2) est difficile, par ce que l'énergie vibratoire apportée par cette sinusoïde, dans le cas où le défaut n'est pas important, est faible devant celle induite par le bruit ou les forces dynamique générées par le fonctionnement normal des organes de la machine ou d'autres types de défauts déjà existants. Par contre, avec un SNR important c'est-à-dire en présence d'un faible bruit, on peut facilement distinguer la sinusoïde (fig.III.3).

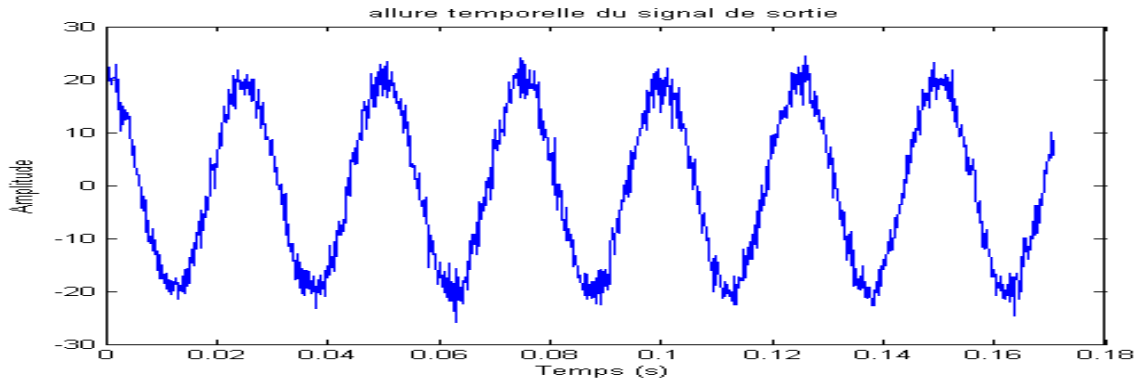


Fig.III.3: signal temporel (SNR = 48.6095, RMS = 14.2556).

La valeur efficace est sensible à l'énergie vibratoire apportée par ce genre de défauts. La valeur de cet indicateur augmente au fur et à mesure que le défaut s'aggrave. La surveillance globale d'une machine avec cet indicateur se fait par le suivi de son évolution dans le temps.

L'évolution dans le temps de cet indicateur permet de porter un jugement simple mais grossier sur l'état d'une machine, sans préjuger de l'origine des éventuels défauts. Il faut remarquer que ce mode de relevés est simple, pratique, rapide, peut couteux et permet de contrôler la plupart des machines. Cependant, il ne permet pas d'établir un diagnostic.

III.2.2 - Les indicateurs issus des valeurs crêtes

Contrairement à la valeur efficace qui s'intéresse à l'énergie d'un signal, les indicateurs issus des valeurs crêtes du signal, comme le facteur de crête, le facteur k et le kurtosis, sont mieux adaptés pour représenter un signal induit par des forces impulsionsnelles telles que les écaillages de roulements, les défauts d'engrenages, Ces indicateurs s'intéressent à la forme du signal.

III.2.2.a - Le facteur de crête [12]

Le facteur de crête est défini comme étant le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace.

$$f_{cr} = \frac{\text{valeur crête de l'amplitude}}{\text{valeur efficace de l'amplitude}} = \frac{A_c}{A_{eff}} \quad (III.2)$$

Et pour les signaux échantillonnés (numériques) :

$$f_{cr} = \frac{\sup |x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2}} \quad (III.3)$$

Dans cette expression $\sup |x(n)|$ représente la valeur absolue maximale atteinte par la fonction représentative du signal pendant la période de temps considéré et N_e le nombre d'échantillon du signal.

Il faut souligner qu'une vibration de type sinusoïdale aura un facteur de crête voisin de $\sqrt{2}$, alors qu'une vibration de type impulsionsnelle aura un facteur de crête plus important. Lorsqu'il n'y a pas de défaut, le f_{cr} reste voisin de trois et il faut rappeler que l'apparition d'un défaut

entraîne l'augmentation du facteur de crête. Quelques valeurs caractéristiques du facteur de crête sont résumées par le tableau III.1 :

Nature de vibration	f_{cr}	Causes possible
Périodique de type sinusoïdal ou complexe.	1.5 à 2.5	Balourd ou désalignement.
Aléatoire de type impulsionnel.	3 à 4	Roulement en bon état.
Périodique de type impulsionnel.	> 4	Roulement écaillé.

Tableau III.1: Etendu pratique du facteur de crête

La figure III.4 montre l'évolution typique du facteur de crête quand un roulement se dégrade. Au début, ce rapport est sensiblement constant. Lorsqu'un défaut localisé se développe, les petits chocs résultants accroissent notablement le niveau des crêtes, mais la valeur efficace reste faible. Le niveau de crête augmente ensuite jusqu'à un maximum. Au fur et à mesure que le roulement se détériore, le niveau efficace augmente, tandis que le niveau de crête reste inchangé. Vers la fin de vie du roulement, le facteur de crête peut retomber à sa valeur initiale.

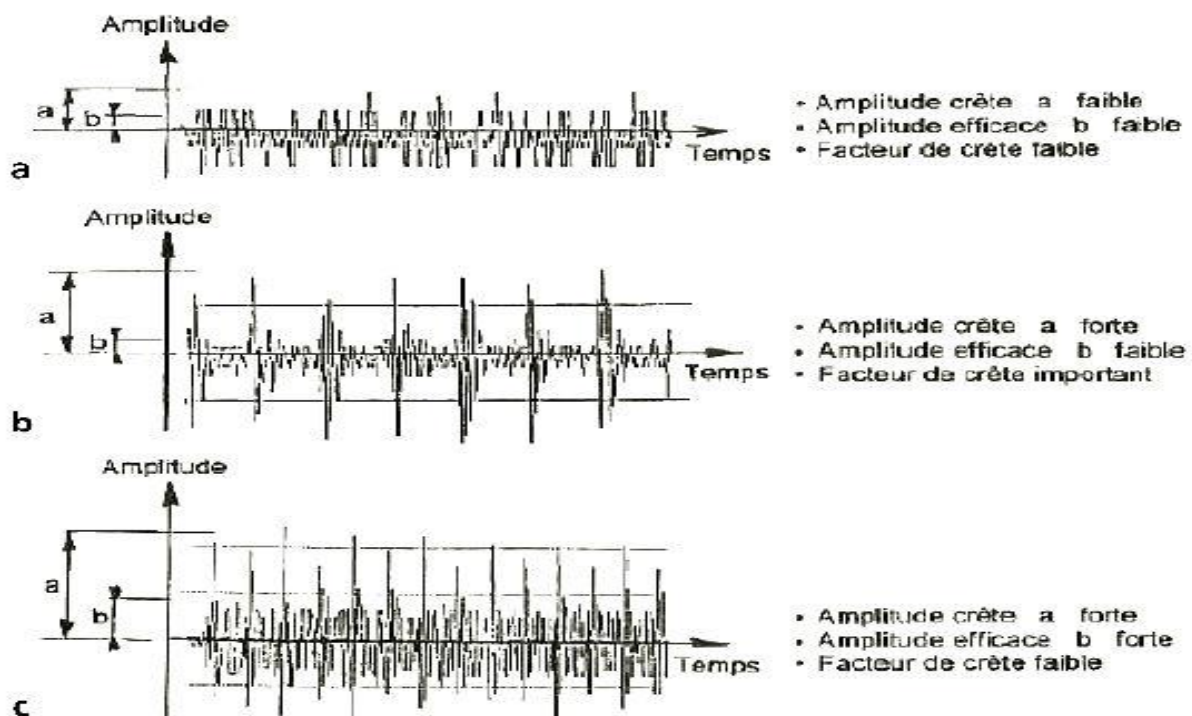


Fig.III.4: Evolution du facteur de crête en fonction de la dégradation :

- A) Roulement en bon état.
- B) Roulement faiblement dégradé.
- C) Roulement fortement dégradé.

III.2.2.b - Le facteur K

Le facteur K est défini comme étant le produit entre la valeur crête et la valeur efficace.

$$K = \sup |x(n)| \times \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2} \quad (III.4)$$

Le facteur K est plus sûr pour effectuer une analyse ponctuelle des roulements. Sa valeur est directement liée à l'état du ou des roulements. Pour un roulement sans défaut, sa valeur reste sensiblement constante et augmente lorsqu'une dégradation apparaît alors que la valeur crête croît pendant que la valeur efficace reste à peu près constante.

III.2.2.c - Le kurtosis [6]

Le Kurtosis est un indicateur permettant de caractériser le degré d'aplatissement d'une distribution d'un signal vibratoire. Il a l'avantage d'être indépendant des variations des vitesses de rotation et des charges de la machine.

Prenons l'exemple d'un roulement dont nous avons suivi l'évolution du kurtosis, en faisant varier la gamme d'amplitude (tableau III.2). Cette étude permet d'introduire le Kurtosis, comme l'un des paramètres de la loi de dégradation d'un roulement (figure III.5).

En effet, le signal vibratoire d'un roulement en bon état génère un signal de distribution gaussienne avec un Kurtosis voisin de 3. Par contre, la détection d'un défaut précoce produit un signal transitoire et périodique avec une allure de distribution modifiée avec un Kurtosis plus grand. Pour quantifier ce changement de distribution, le Kurtosis est le facteur le plus sensible.

La valeur du kurtosis	2.8 à 3.2	3.2 à 4	> 4
Etat du roulement	Bon	Moyen	Critique

Tableau III.2 : critère de gravité basé sur le kurtosis

Le kurtosis qui représente le rapport entre le moment statistique d'ordre quatre et le moment statistique d'ordre deux au carré est donné par la formule suivante :

$$Kurt = \frac{M_4}{[M_2]^2} = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n) - \bar{x}]^4}{\left(\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n) - \bar{x}]^2\right)^2} \quad (III.5)$$

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

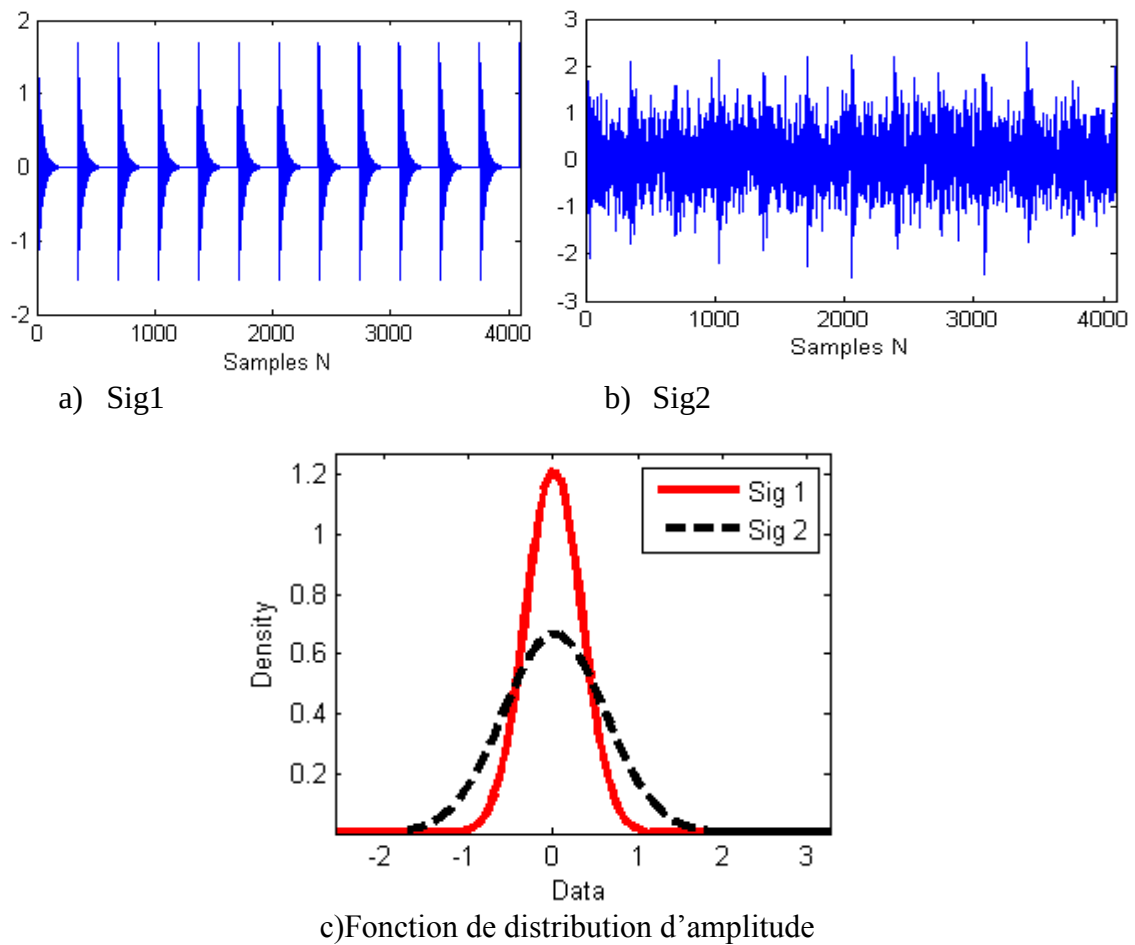


Fig.III.5 : Signal temporel et distribution de l'amplitude, (a) pour un roulement en bon état;(b) pour un roulement dégradé

- Exemple d'application :

Les vibrations de type chocs génèrent des allures de courbes de densité différentes, l'analyse statistique du signal permet de dégager des indicateurs qui permet de quantifier cette différence.

Nous avons vu précédemment, qu'un défaut induisant des forces impulsionnelles peut exciter des résonances de structures.

Pour la simulation de ce défaut, on génère un signal de type choc (fig.III.6) avec le paramétrage suivant :

- Le temps d'acquisition ($t_{aq} = 0.4 \text{ s}$)
- La fréquence d'échantillonnage ($F_e = 6000 \text{ Hz}$)
- La fréquence de résonance ($f_{rés} = 2000 \text{ Hz}$)
- La fréquence de défaut ($f_d = 40 \text{ Hz}$)

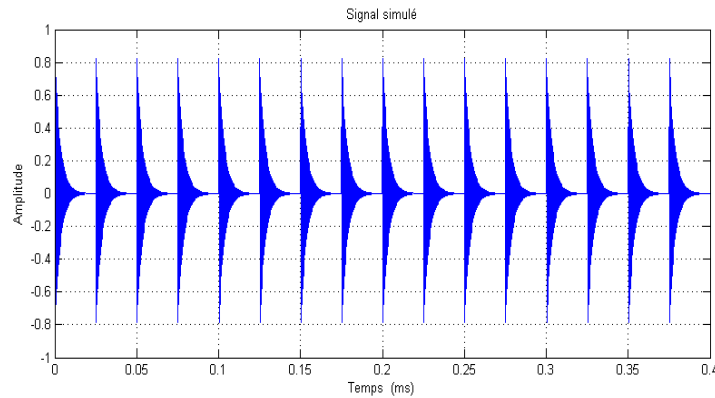
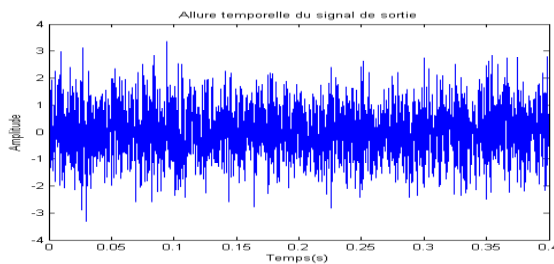
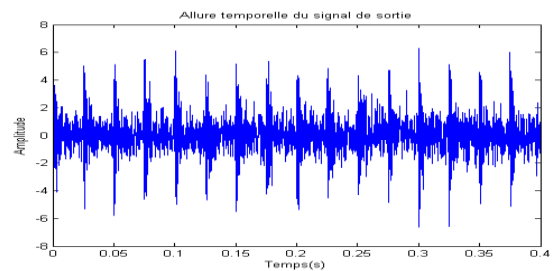
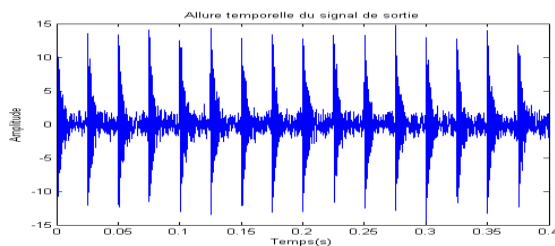


Fig.III.6 : allure temporelle d'un signal instationnaire sans bruit

Nous avons ajouté du bruit au signal de la figure III.6 pour simuler les vibrations induites par les autres organes de la machine, l'étude est en variant le SNR (rapport signal sur bruit). L'analyse temporelle utilise les indicateurs scalaires afin de donner une première idée sur la nature du défaut affectant la machine. Le tableau .III.3 donne les valeurs du Kurtosis, facteur de crête et le facteur K des signaux des figures III.7 – III.9.

Fig.III.7 : Signal temporel avec un
SNR = 0.9054Fig.III.8: Signal temporel avec un
SNR = 2.0407Fig.III.9 : Signal temporel avec un
SNR = 9.3175

Indicateur	Kurt	Fcr	K
Signal			
SNR : 0.9054	2.97	3.46	3.25
SNR : 2.0407	6.01	4.74	9.23
SNR : 9.3175	9.69	4.80	45.43

Tableau III.3 : Les valeurs des indicateurs
pour les différentes valeurs du SNR.

D'après le tableau III.3, dès l'apparition du défaut, on constate que :

- Le kurtosis augmente avec l'augmentation de SNR. En effet si l'on observe les variations de kurtosis, des informations concernant la sévérité des dommages peuvent être extraites. Sans défaut, le kurtosis vaut 3. Dès l'apparition des défauts, on remarque que ce dernier augmente, cela nous renseigne sur la présence d'un défaut de type instationnaire.

- Le facteur de crête est très sensible aux premières apparitions du défaut, mais reste constant à partir de certaines valeurs. Le facteur de crête peut être donc un bon indicateur à la détection précoce des défauts de type instationnaires, mais il est moins sensible à son évolution et sa gravité.
- Le facteur K est très fiable pour détecter, et surtout de suivre l'évolution et la gravité du défaut, parce qu'il augmente pour le moindre changement de la forme ou de la puissance générée par le signal.

III.2.3 - Surveillance en mode global [4]

On définit le niveau global par :

$$NG = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + \dots} \quad (III.6)$$

Avec :

a, b, c : amplitudes efficaces.

Cette stratégie de surveillance consiste en un suivi de l'évolution dans le temps et peut s'exprimer selon les 03 grandeurs de mesurage courantes :

- L'accélération
- Vitesse
- Déplacement

Le choix de la grandeur à mesurer (déplacement, vitesse ou accélération) pour la surveillance d'une machine tournante dépend essentiellement du défaut recherché et la plage de fréquences dans laquelle il est susceptible de s'exprimer. La grandeur retenue est appelée paramétré ou indicateur de surveillance. Le tableau III.4 donne le domaine de surveillance pour chaque indicateur.

Indicateur (niveau global)	Domaine de surveillance
Déplacement (μm)	Phénomènes lents basses fréquences [2-100Hz] tel que : balourd, désalignement, instabilités de paliers, etc...
Vitesse (mm)	Moyenne fréquences [1000Hz] : balourd, instabilités de paliers, cavitation, engrenement, etc...
Accélération (g)	Phénomènes très rapides hautes fréquences [2000Hz] : engrenages, roulements, cavitation, etc...

Tableau III.4 : domaine de surveillance

La mesure en niveau global permet, en se rapportant à des références connues (normes, spécifications du constructeur, des mesure antérieurs, etc...), de quantifier un état général d'une machine tournante et de juger si le niveau de vibration est acceptable. Dans le cas contraire, il est important d'en définir la raison et chercher le phénomène exciteur. Cette mesure permet de détecter la présence d'un défaut, mais ne permet pas de détecter la source du défaut. Elle permet d'exécuter une surveillance basée sur l'appréciation des amplitudes dans une bande de fréquences donnée, qui à son tour s'effectue de façon continue et les valeurs mesurées sont couramment actualisées. Les mesures prélevées sur une machine

tournante devront être effectuées aux mêmes endroits pour être comparées et avec le même descripteur. Le rôle des descripteurs dans un système de mesure est important, car il doit qualifier tout type de signal. Il faut remarquer qu'une mesure de vibration doit être considérée comme relative et elle n'a aucune signification lorsqu'elle est isolée.

De plus, la valeur d'un indicateur peut ne pas avoir une signification intrinsèque, mais c'est son évolution dans le temps qui est significative de l'apparition ou de dégradation d'un défaut.

En effet, cette méthode consiste à relever les mesures globales sur un équipement lorsqu'il est réputé fonctionner de manière satisfaisante. Cet état est dit de référence. Dans la pratique, on compare les valeurs réelles des paramètres vibratoires surveillées avec les consignes fixées afin d'établir les critères d'alarme et de danger, ou encore résultant de mesures précédentes pour déceler une évolution significative d'une dégradation.

Cependant, si la mesure du niveau global permet de suivre de manière fiable une machine, elle ne permet pas d'établir un diagnostic. En effet, sous une seule valeur (déplacement, vitesse ou accélération) tous les phénomènes mécanique (balourd, engrènement et roulement) sont confondus (figure III.10). Tout cela montre que cette mesure permet de porter un jugement simple mais grossier sur l'état d'une machine, sans préjuger de l'origine des éventuels défauts. Il faut remarquer que ce mode de relevés est simple, pratique, rapide, peut couteux et permet de repérer la plupart des machines. Mais il ne permet pas d'établir un diagnostic.

C'est pourquoi, ce mode de relevés est souvent utilisé comme premier criblage, capable d'identifier un équipement en fonctionnement anormal [4]

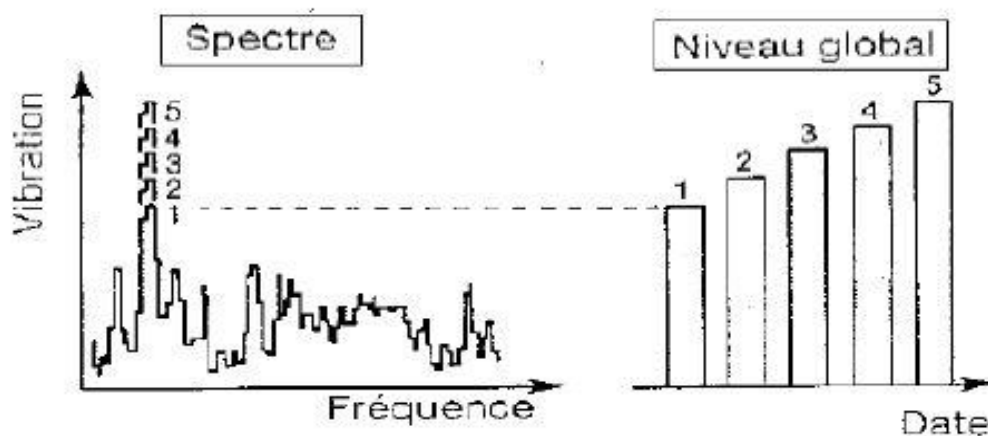


Fig.III.10 : Schématisation du niveau vibratoire associé à chaque niveau global

La valeur du niveau global en mode vitesse (NGV), fourni par un capteur fixé sur l'un des paliers d'une moto-soufflante (fig.III.11) est de 3.24 mm/s, correspond à des vibrations dues à un déséquilibre (3mm/s), un mauvais serrage (0.5mm/s), un défaut d'engrènement (1mm/s) et un défaut de roulement (0.5mm/s) [1].

$$NGV = \sqrt{3^2 + 0.5^2 + 1^2 + 0.5^2} = 3.24 \text{ mm/s}$$

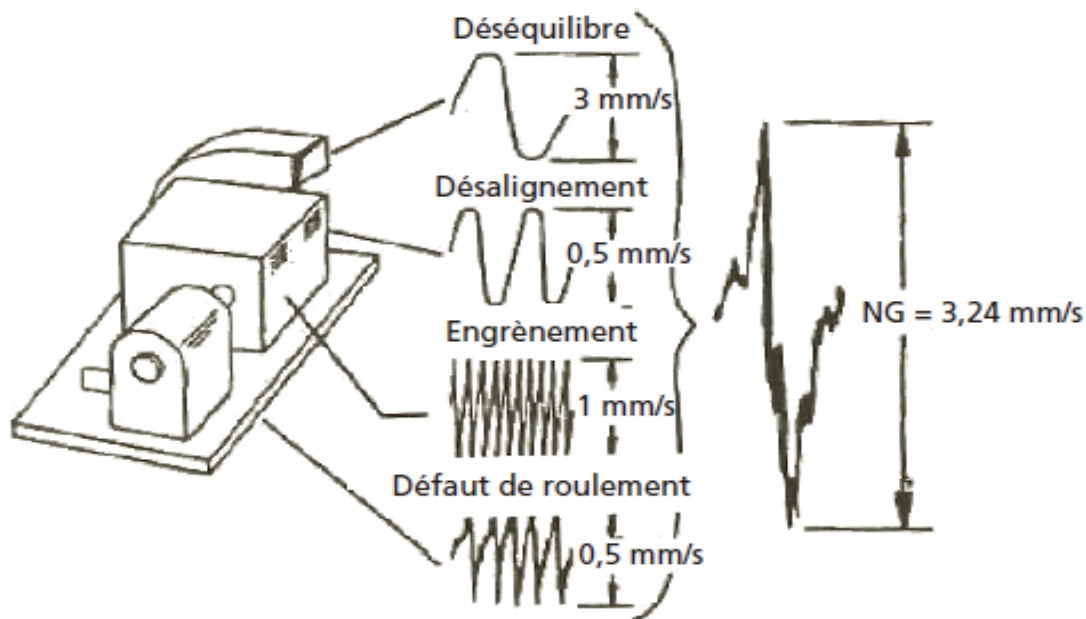


Fig.III.11: Effet de masque lié à la mesure d'un indicateur scalaire large bande

III.2.3.a - Principaux avantages

La mesure en niveau global permet, en se rapportant à des références connues (normes, spécifications du constructeur, des mesures antérieures,... etc.), de quantifier un état général d'une machine tournante et de juger si le niveau de vibration est acceptable. Dans le cas contraire, il est important d'en définir la raison et chercher le phénomène excitateur. Cette mesure permet :

- De détecter la présence d'un défaut.
- D'exécuter une surveillance basée sur l'appréciation des amplitudes dans une bande de fréquence donnée.

En effet, cette méthode consiste à relever les mesures globales sur un équipement lorsqu'il est réputé fonctionner de manière satisfaisante (rendement, consommation, disponibilité,...etc.). Cet état est dit de référence. Dans la pratique, on compare les valeurs réelles des paramètres vibratoires surveillées avec les consignes fixées afin d'établir les critères d'alarme et de danger, ou encore résultant de mesures précédentes pour déceler une évolution significative d'une dégradation.

III.2.3.b - Principales limitations

- a) **Sensibilité différenciée** : chaque défaut est caractérisé par sa fréquence, c'est pour cette raison qu'un indicateur n'a pas la même sensibilité pour tous les défauts qu'il est apte à détecter.
- b) **Effet de masque** : le signal induit par le défaut recherché peut être noyé par des composantes sinusoïdales d'amplitudes plus élevées induites par le fonctionnement normal ou anormal des autres organes de la machine.

L'effet de masque est le danger le plus sérieux de ce type de suivi généralement, ce sont les amplitudes efficaces des indicateurs qui sont mesurées.

Du fait de l'élévation au carré, les défauts dont l'amplitude est élevée vont être prépondérants dans le calcul.

Les défauts d'amplitude moindre, mais pas de gravité moindre, risquent d'être complètement masqués.

Pour y remédier à ce problème il faut que :

- la puissance du signal vibratoire induite par le fonctionnement d'une machine en bon état doit être faible.
- la puissance du signal vibratoire induite par un défaut doit être nettement supérieure à celle induite par la même machine en bon état.

c) Seuil : les seuils prédéfinis sont généralement au nombre de deux :

- Seuil d'alarme : indique qu'un changement significatif est intervenu. La machine peut généralement continuer de fonctionner durant la phase d'analyse du problème.
- Seuil de danger : niveau au-delà duquel la poursuite du fonctionnement de la machine peut provoquer une avarie. Une intervention pour réduire les vibrations ou arrêter la machine est requise.

La fiabilité de cette surveillance est limitée parce que nous ne pouvons pas définir un seuil unique permettant la détection précoce de tous les défauts auxquelles les indicateurs large bande sont sensibles.

Tout cela montre que cette mesure permet de porter un jugement simple mais grossier sur l'état d'une machine, sans préjuger de l'origine des éventuels défauts. Il faut remarquer que ce mode de relevés est simple, pratique, rapide, peu coûteux et permet de repérer la plupart des machines. Cependant, ne permet pas d'établir un diagnostic. C'est pourquoi, la plupart des machines sont souvent utilisées comme premier criblage, capable d'identifier un équipement en fonctionnement anormal.

La surveillance par indicateur scalaire se fait d'une manière globale c'est-à-dire, détecté globalement comme quoi il y a un problème dans la machine mais sans pour autant statuer sur le type de défaut. C'est pour cela on passe à la transformée de Fourier.

III.3 - Les méthodes fréquentielles.

La surveillance en mode global en utilisant les indicateurs scalaires permet de statuer d'une manière grossière sur la présence des éventuels défauts affectant la machine en question. Pour la détermination exacte de la nature du défaut, il faut impérativement faire appel à des outils plus évolués, à savoir, les méthodes fréquentielles (transformée de Fourier, analyse cepstrale, analyse d'enveloppe, ...).

Les méthodes fréquentielles sont basées sur la transformée de Fourier. La connaissance des fréquences caractéristiques permet d'identifier et de localiser les défauts issus des composants mécaniques en analysant leur spectre. Elles sont souvent utilisées pour les machines complexes comportant beaucoup de composants mécaniques.

III.3.1 - Analyse spectrale (transformée de Fourier)

La surveillance du niveau vibratoire global est souvent insuffisante pour une détection anticipée des dysfonctionnements. Il est donc préférable d'analyser et de surveiller séparément les différentes fréquences vibratoires.

L'analyse en fréquence est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet de connaître le contenu spectral d'énergie ou de puissance présent dans le signal à la fréquence (f).

A cet effet, grâce à la transformée de Fourier, le signal temporel vibratoire est décomposé en composantes fréquentielle et l'analyse spectrale est devenue la technique la plus importante et la plus utilisée dans l'industrie.

Un spectre permet de déterminer non seulement l'importance de l'anomalie mais aussi sa nature (balourd, désalignement, défaut de roulement, etc...) et de suivre son évolution dans le temps.

Donc l'analyse spectrale permet de fournir au personnel concerné, non seulement des informations sur le comportement vibratoire instantané, mais de donner également des informations sur la tendance des phénomènes et de l'apparition du défaut, voir l'identification de la provenance du défaut.

Cependant cette technique de traitement du signal ne peut fournir des informations fiables que dans la mesure où l'utilisateur connaît :

- Le processus de calcul de la transformée de Fourier discrète afin de pouvoir pallier les conséquences des altérations apportées au spectre réel du signal par cette technique de calcul (bruit d'analyse, incertitude sur l'amplitude et la fréquence des composantes spectrales...).
- Les fréquences caractéristiques de la machine à surveiller ou à diagnostiquer et les images vibratoires des défauts qu'il recherche.

Dans le cas de la présence des défauts de types stationnaires, si la valeur efficace atteint le seuil fixé par le constructeur, on fait appel à la transformée de Fourier pour statuer sur le type de défaut qui est à l'origine de cette augmentation.

La signature vibratoire du défaut de balourd est de type stationnaire caractérisée par une sinusoïde à la fréquence de rotation de l'arbre en question.

Et pour la simulation de ce défaut on a généré un signal sinusoïdal de fréquence $f=40$ Hz qui correspond à une fréquence de rotation d'un arbre portant un défaut de balourd avec un nombre de point $N = 1024$, le temps d'acquisition $\Delta t = 0.1706$ s et la fréquence d'échantillonnage $F_e = 6000$ Hz. La décomposition de Fourier issu de l'application de l'algorithme (FFT) est donnée par la figure (III.12).

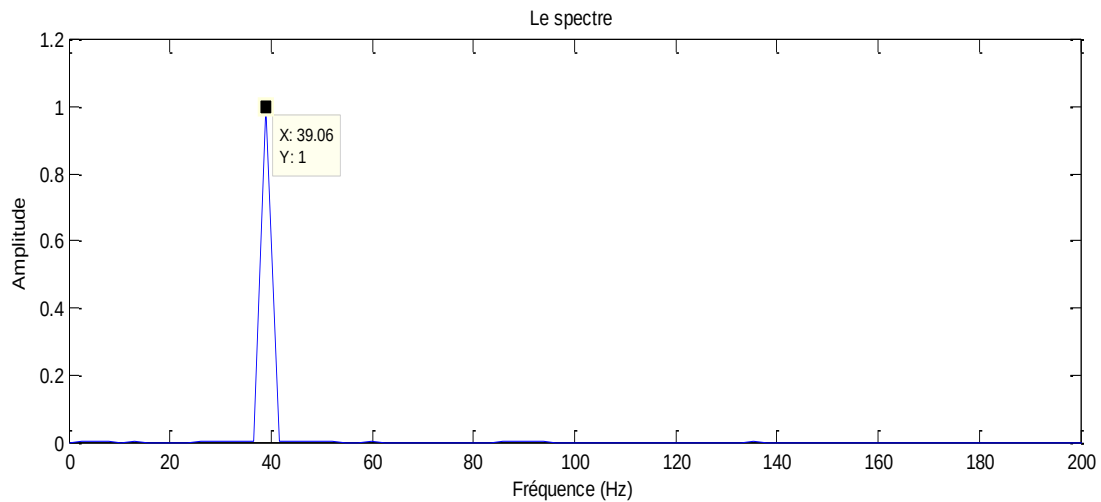


Fig.III.12 : spectre d'une sinusoïde à 40Hz

La transformée de Fourier pour un signal de type stationnaire est amplement suffisante pour déterminer l'origine du défaut (balourd, délignage)

Après avoir détecté la présence de chocs par les indicateurs scalaires, on passe à la transformée de Fourier pour révéler son origine. Et les figures (III.13) et (III.15) nous donnent le spectre de signal de sortie respectivement sans et avec le bruit.

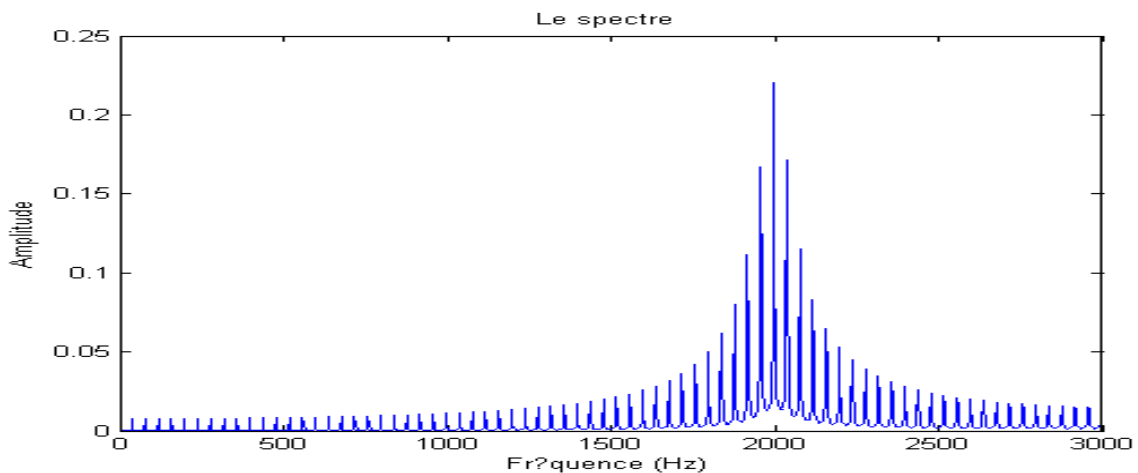


Fig.III.13 : Spectre du signal simulé sans bruit additif

Le spectre du signal représentant le défaut sans bruit (fig.III.13) présente une concentration d'énergie à la fréquence de résonance ($f_e=2000\text{Hz}$) et un élargissement au niveau des basses fréquences (fig.III.14), montre l'existence d'une suite de raies à la fréquence de 40Hz qui présente la fréquence de rotation de l'arbre portant le défaut ($f_{\text{rot}} = 40\text{ Hz}$).

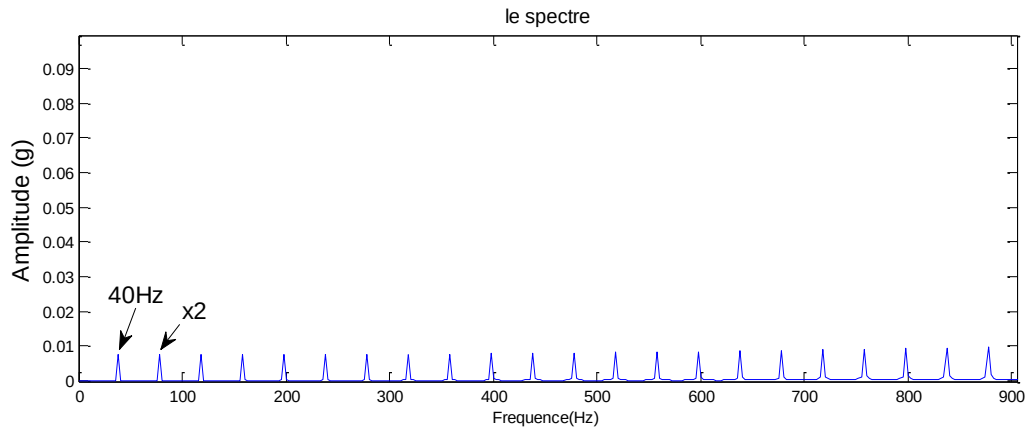


Fig.III.14 : Spectre zoomé sur les basses fréquences

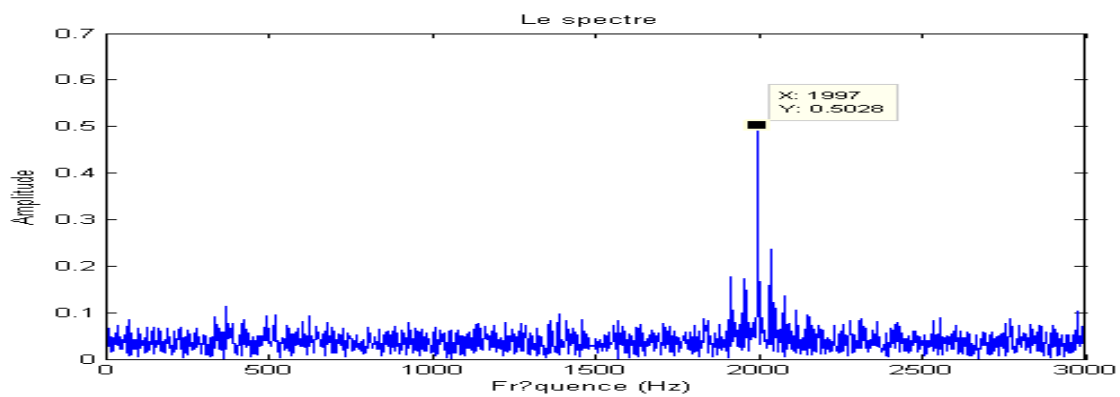


Fig.III.15 : Spectre du défaut avec bruit additif

Un zoom au niveau des basses fréquences (fig.III.16) ne permet pas de distinguer les composantes du défaut.

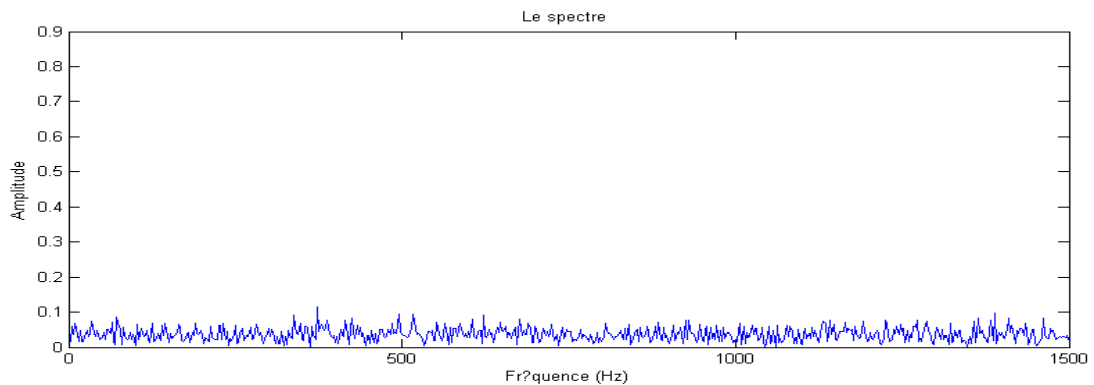


Fig.III.16 : Spectre du défaut zoomé sur les basses fréquences

Le spectre du signal instationnaire avec bruit additif ne permet pas de distinguer les composantes du défaut. En dira donc que l'analyse de Fourier n'est pas l'outil adapté à l'étude des signaux non stationnaires dont les fréquences varie dans le temps. Il serait donc approprier de mettre en place d'autres stratégies d'analyse qui convient pour les signaux instationnaires afin de couvrir les carences engendrées par le spectre.

III.3.2 - Le cepstre [21]

Le cepstre « anagramme du mot spectre » est un opérateur mathématique qui permet d'identifier et de quantifier immédiatement toutes les composantes périodiques (peignes de raies ou familles de bandes latérales de modulation) contenues dans un spectre.

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

$$[s(t)] = c(\tau) = TF^{-1} \log |TF[s(t)]|^2 \quad (III.7)$$

La variable τ du cepstre a la dimension d'un temps et est appelée "quéfrence" anagramme du mot "fréquence". Elle représente les périodes d'oscillation des réponses impulsionnelles et les périodes de répétition ou de modulation des forces d'excitation.

Comme une vibration $s(t)$ peut être considérée comme le produit de convolution d'une force d'excitation $e(t)$ par la réponse impulsionnelle de la structure $h(t)$ au point de fixation du capteur c'est à dire :

$$s(t) = h(t) * e(t) \quad (III.8)$$

Alors le cepstre de ce signal $s(t)$ peut être trouvé égal à :

$$c[s(t)] = c[h(t)] + c[e(t)] \quad (III.9)$$

Donc, le cepstre d'un signal vibratoire peut être considéré comme la somme de deux fonctions :

- une fonction représentant le cepstre de la réponse impulsionnelle de la structure sur laquelle est fixé le capteur.

- une fonction représentant le cepstre des forces d'excitation.

En effet, nous avons :

$$c[s(t)] = TF^{-1} [\log TF[h(t) * e(t)]] \quad (III.10)$$

En tenant compte des propriétés suivantes :

$$TF[h(t) * e(t)] = TF[h(t)].TF[e(t)] \quad (III.11)$$

$$\log [TF[h(t)].TF[e(t)]] = \log [TFh(t)] + \log [TF[e(t)]] \quad (III.12)$$

La relation (III.12) peut alors s'écrire :

$$c[s(t)] = TF^{-1} [\log TF[h(t) * e(t)]] = TF^{-1} [\log TFh(t)] + TF^{-1} [\log TF[e(t)]] \quad (III.13)$$

$$c[s(t)] = c[h(t)] + c[e(t)] \quad (III.14)$$

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 (III.17.a.1)). De la même façon, un phénomène représenté par un spectre périodique ne donne qu'un seul pic sur un cepstre (figure (III.17.a.2))

Le cepstre a pour but d'identifier et de quantifier toutes les structures périodiques contenues dans le spectre. Il permet de définir des indicateurs adaptés à la détection précoce des défauts induisant à des stades plus ou moins avancés des énergies vibratoires que les indicateurs issus de techniques traditionnelle mettraient difficilement en évidence.

Le cepstre et ses dérivées représentent les amplitudes des composantes dont les quéfrenes correspondent aux périodes de répétition des chocs induits par les défauts de la machine surveillée.

Il est largement utilisé pour la détection de défauts d'engrenage et dans une moindre mesure pour les défauts de roulement

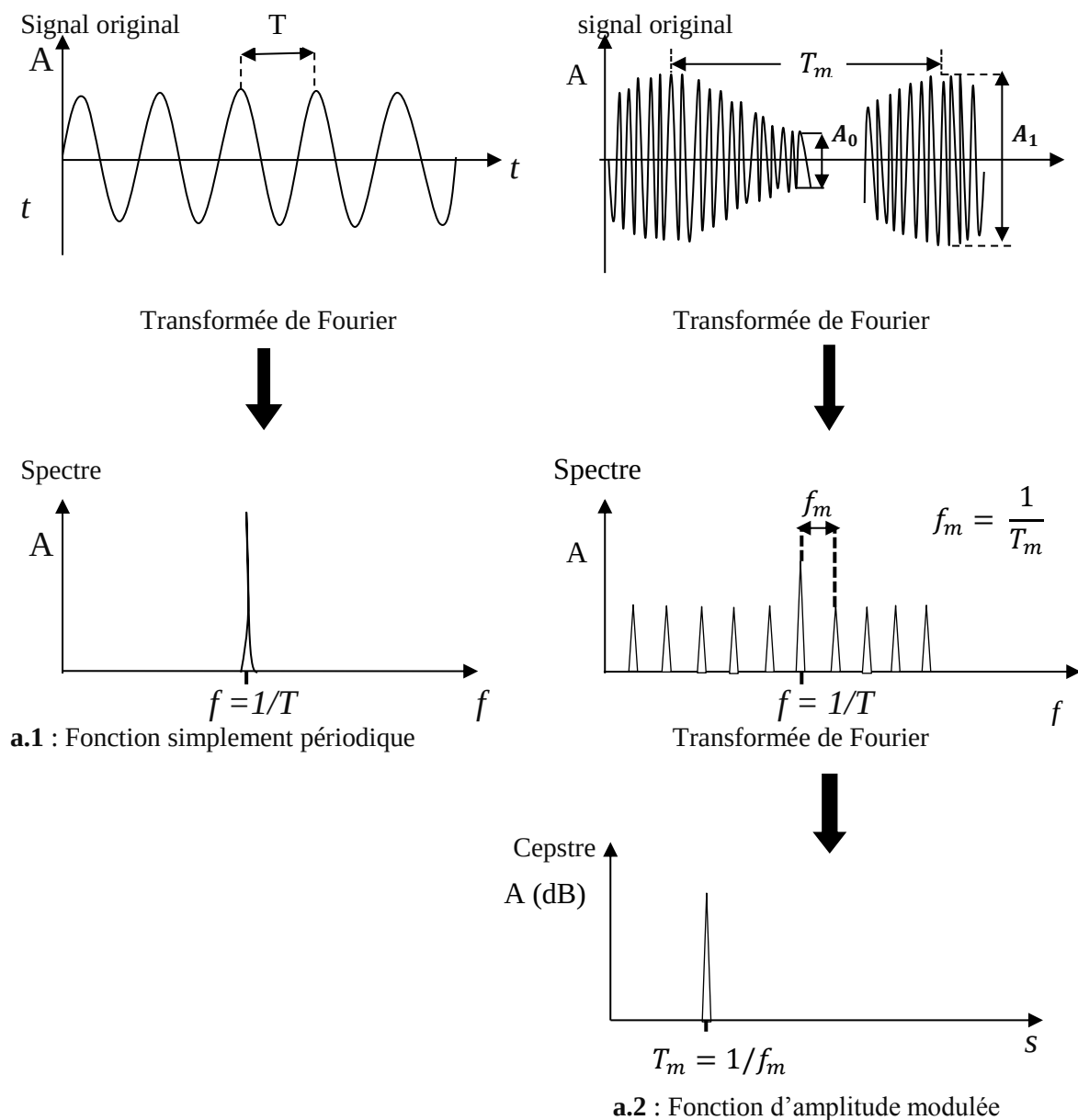


Fig.III.17 : Analyse cepstrale

III.3.2.a - Exemple d'application :

L'analyse cepstrale est utilisée pour la détection de défauts de type instationnaire. Cette dernière peut être présentée comme une alternative à l'analyse de Fourier, le cepstre s'avère donc une aide au diagnostic, en facilitant l'interprétation des spectres. A travers cet exemple, nous allons étudier son comportement et voir sa capacité d'adaptation par rapport aux signaux instationnaire, notamment en présence du bruit additif.

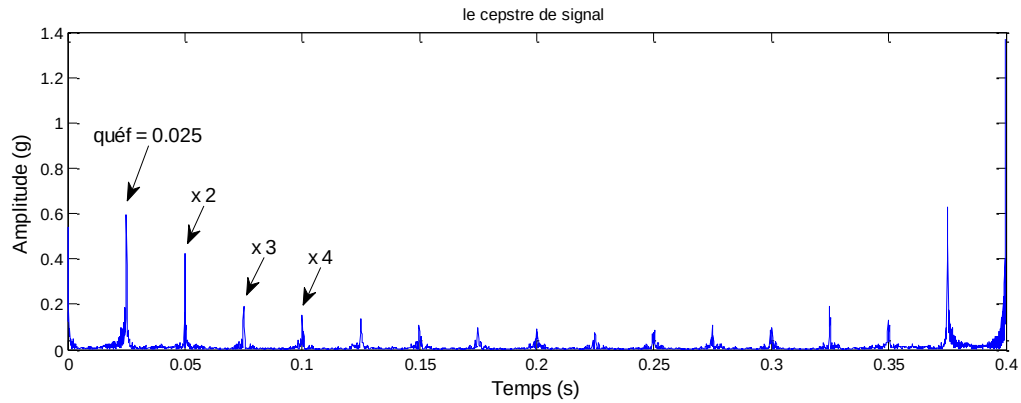


Fig.III.18 : cepstre du signal sans bruit additif

La figure (III.18) représente le cepstre issu de spectre du signal, son examen nous permet d'identifier immédiatement la présence dans le spectre de peigne de raies qui a comme fréquence 40 Hz ($1/0.025$) qui représente la fréquence de défaut.

En ajoutant du bruit, le cepstre ne présente aucune raie prépondérante par rapport aux autres (fig.III.19), vu que cette méthode est sensible au bruit.

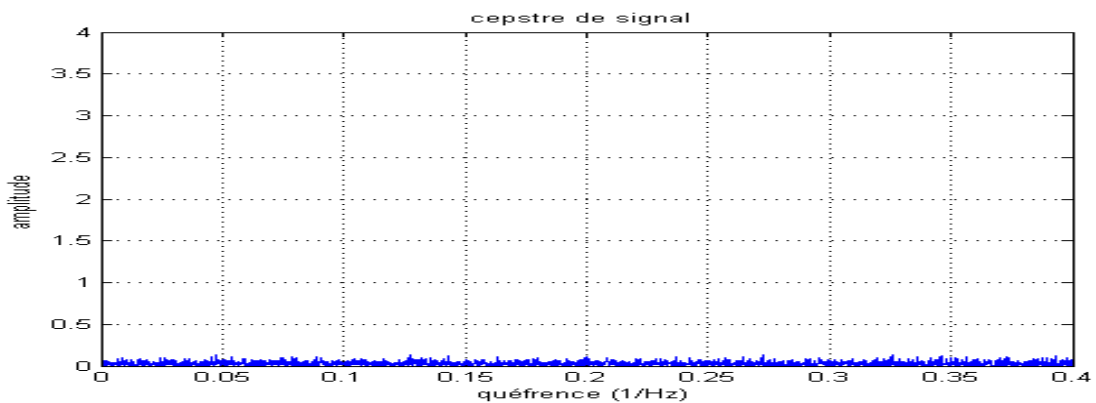


Fig.III.19 : cepstre du signal instationnaire avec un SNR = 1.3012

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

L'analyse cepstrale est une méthode pertinente pour l'extraction des fréquences porteuses induite par les défauts basse fréquence qui domine souvent dans le signal, seul inconvénient, il reste limité quand en est en présence du bruit additif.

III.3.3 - L'analyse d'enveloppe (HFRT) [10]

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 resonance 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

L'analyse d'enveloppe repose sur l'étude du signal enveloppe obtenu via la transformée de Hilbert. Ainsi, il en résulte la possibilité d'extraire des informations basses fréquences difficiles à détecter sur une haute fréquence.

La fonction du signal enveloppe s'écrit comme suit :

$$\text{env}(t) = \sqrt{(s(t))^2 + (H(s(t)))^2} \quad (III.15)$$

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 pénalisée par sa grande sensibilité au bruit et aux fluctuations aléatoires de vitesse

La figure III.20 montre le principe de cette méthode.

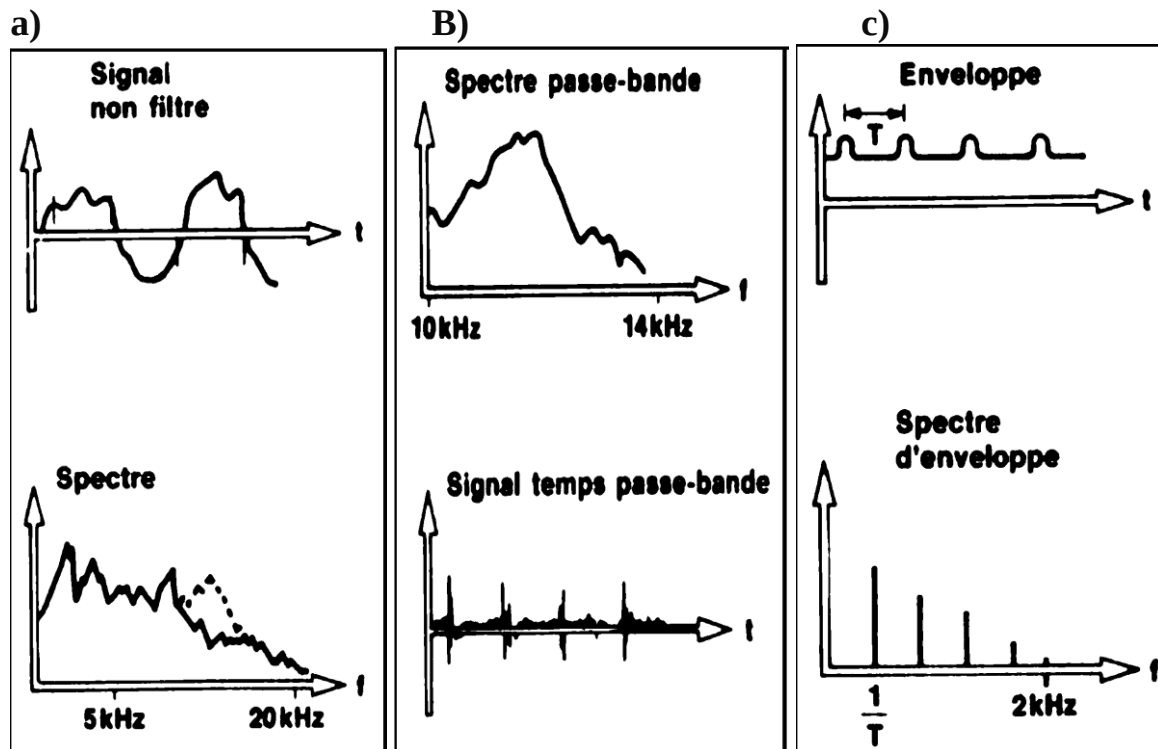


Fig.III.20 : Chronologie pour établir un spectre enveloppe

III.3.3.a - Exemple d'application

L'analyse d'enveloppe utilise les résonances de la structure en haute fréquence pour déterminer les fréquences de défauts générés par des chocs dans les basses fréquences. Comme on l'a cité précédemment, l'application de l'analyse d'enveloppe suit plusieurs étapes. Pour cet exemple nous avons pris le même signal introduit précédemment (fréquence d'échantillonnage $f_e=3000\text{Hz}$, temps d'acquisition $t=0.4\text{s}$, fréquence de résonance $f_{\text{rés}}=2000\text{Hz}$, fréquence de défaut $f_d=40\text{Hz}$) avec un bruit additif stationnaire avec un rapport $\text{SNR}=2.9338$, la figure III.21 donne la représentation temporel du signal et la figure (III.22) donne le spectre correspondant :

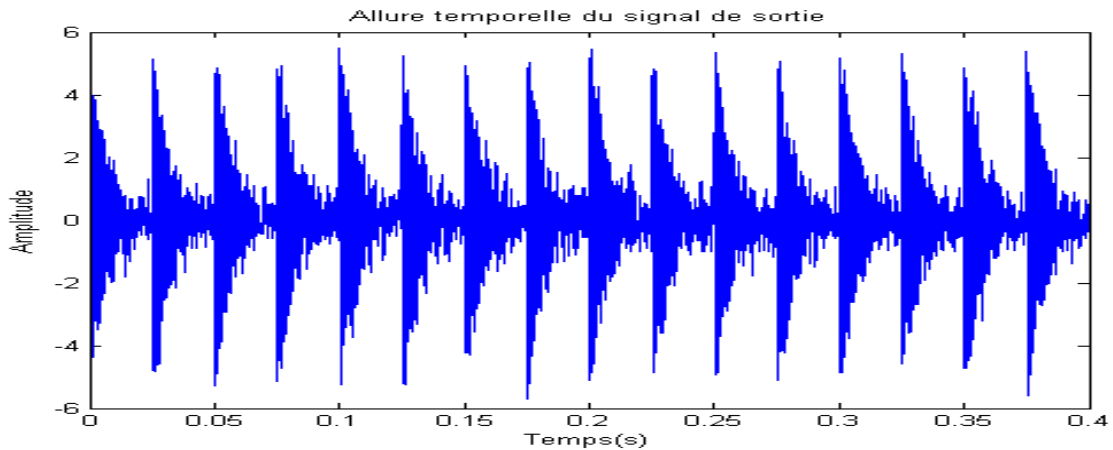


Fig.III.21 : allure temporelle du signal de sortie avec un SNR=2.9338

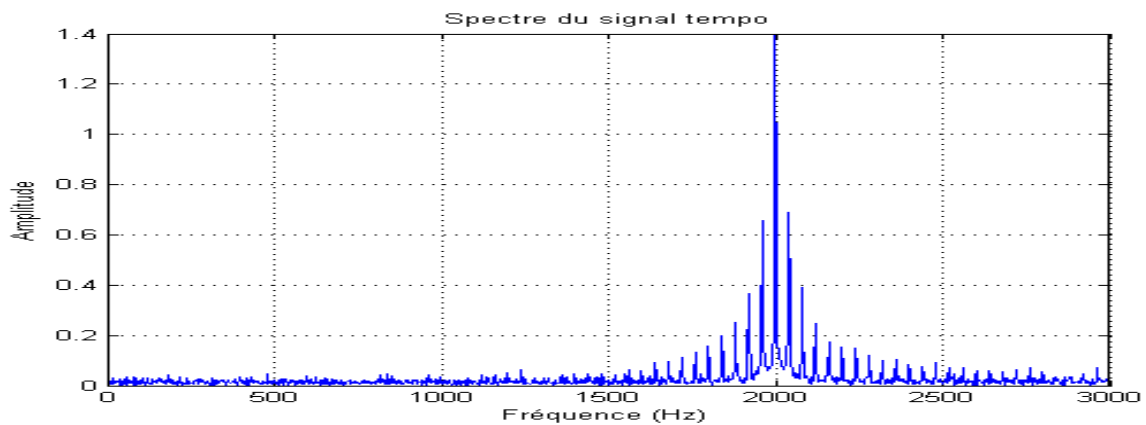


Fig.III.22 : spectre du signal

Le spectre (figure III.22) montre l'existence d'une résonance prépondérante dont la fréquence est de 2 KHz autour de laquelle est concentrée une part importante de l'énergie du signal.

III.3.3.a.1- Filtrage autour de la résonance choisie :

En pratique, deux techniques de filtrage passe-bande sont utilisées :

- **Le filtrage large bande:** permet une approche rapide qui ne nécessite pas de connaître les fréquences des pôles de concentration d'énergie vibratoire et qui, de ce fait, peut être utilisée comme technique de surveillance puisque les fréquences des résonances ne peuvent être connues avant l'apparition du défaut (figure (III.23)).

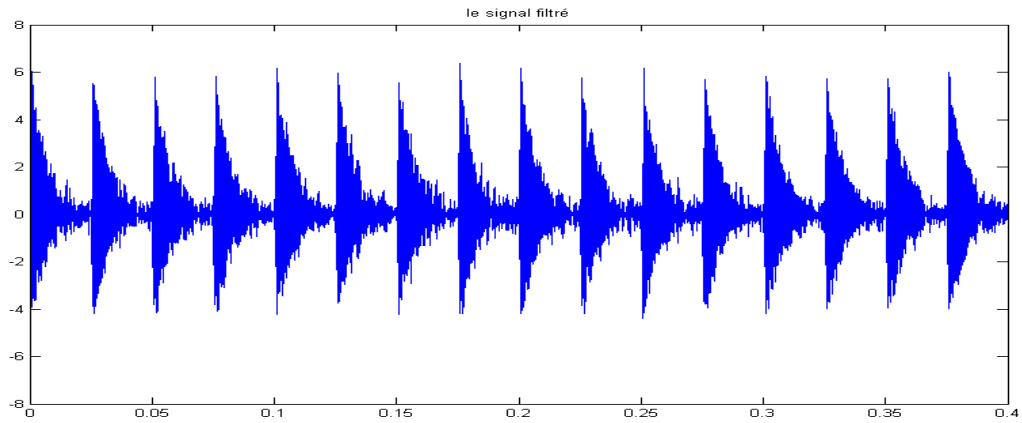


Fig.III.23 : allure temporelle du Signal filtré

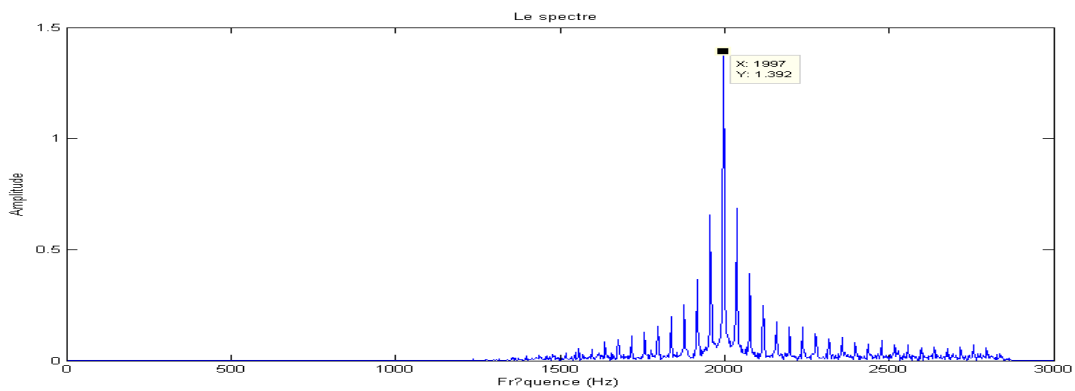
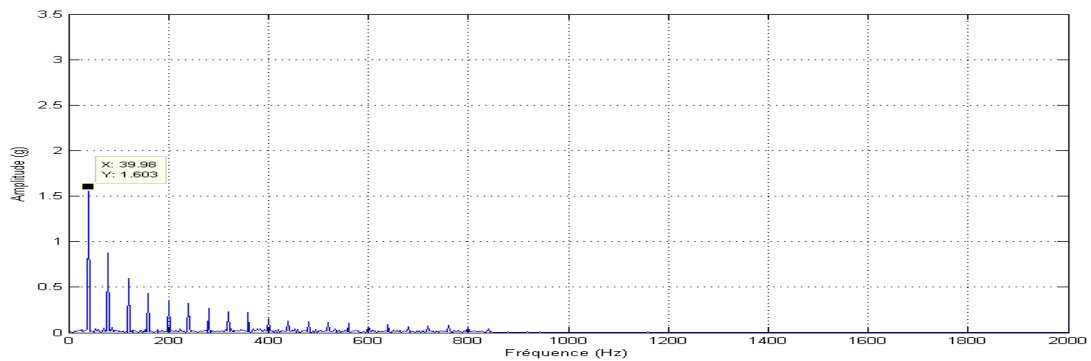
Fig.III.24 : spectre du signal filtré avec une bande d'analyse $B = [1100-2900]$ 

Fig.III.25 : spectre d'enveloppe du signal filtré

Le filtre a éliminé toutes les fréquences en dehors de sa bande d'analyse.

- **Le filtrage bande étroite** : essentiellement utilisable dans les cas où l'on connaît préalablement les différentes résonnances excités. Il apporte une amélioration sensible du rapport signal sur bruit et facilite l'analyse dans le domaine temporel (fig.III.26).

La transformée de Fourier inverse du spectre filtré avec laquelle on obtient un signal temporel plus clair, permettent de visualiser les chocs et les périodicités du signal (fig.III.26).

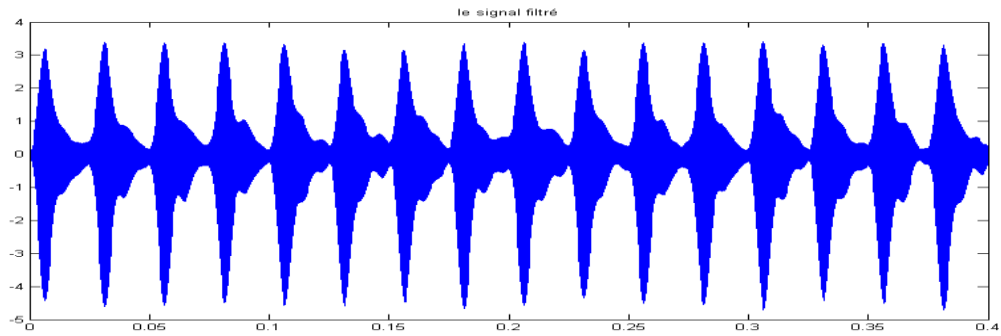


Fig.III.26 : allure temporelle du signal filtré avec une bande d'analyse $B = [1800 - 2200]$

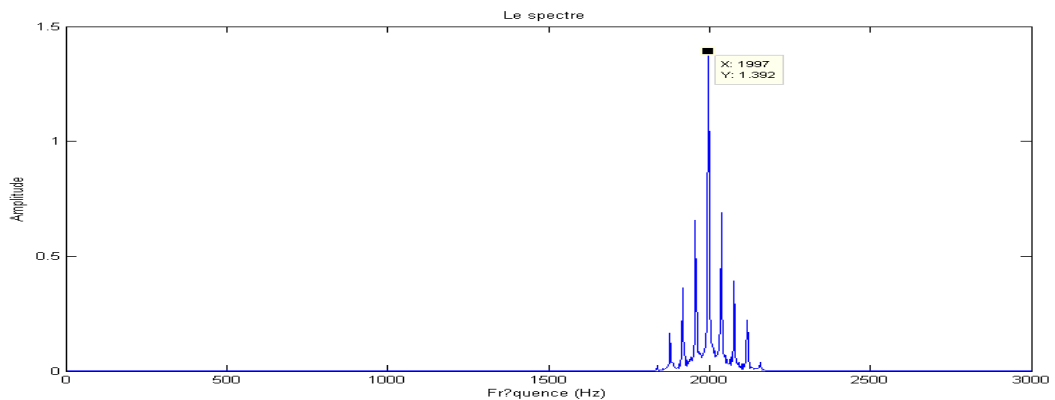


Fig.III.27 : spectre du signal filtré avec une bande d'analyse $B = [1800-2200]$

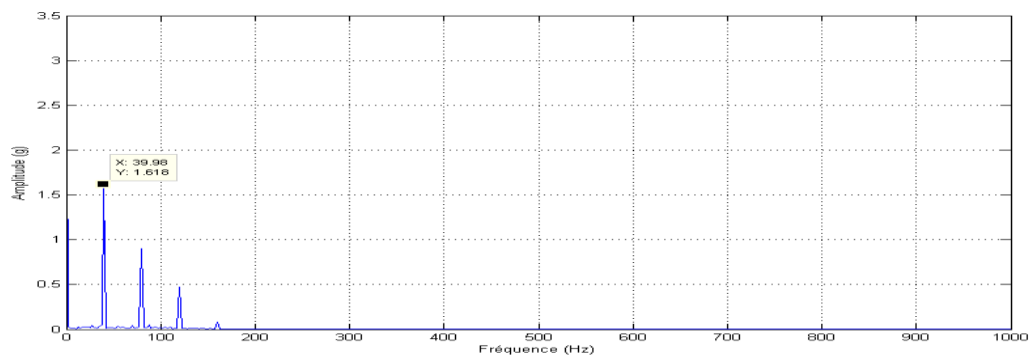
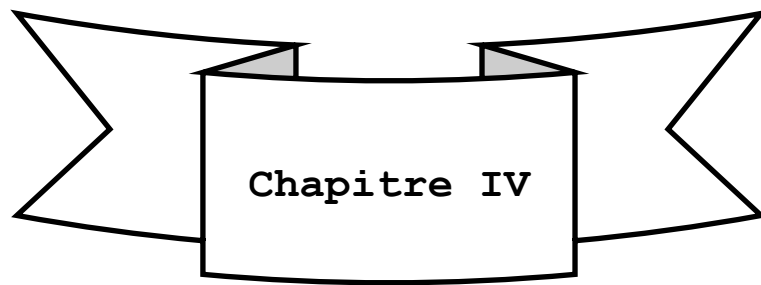


Fig.III.28 : spectre d'enveloppe du signal filtré

Le spectre de l'enveloppe (fig.III.28) de la réponse impulsionnelle de cette résonance est constitué d'un peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence de défaut ($f_d = 40\text{Hz}$).

III. 4- Conclusion

En pratique, il n'y a pas une méthode qui donne une plage fréquentielle optimale, c'est pour cela qu'on fait appel à des méthodes plus évoluées comme la Transformée de Fourier à Courte Terme (TFCT).



Analyse temps-fréquence

IV.1 - Méthodes d'analyse temps-fréquence

Les méthodes temps-fréquence ont été développées pour l'étude des signaux non-stationnaires. Les signaux dont le contenu fréquentiel change au cours du temps sont dits non-stationnaires. Par conséquent, si une localisation conjointe temporelle-fréquentielle de ces composantes est nécessaire, les représentations temps-fréquence deviennent nécessaires.

IV.1.2 - Les limites de la transformée de Fourier [8]

La transformation de Fourier TF est une transformation réversible, ce qui signifie qu'elle permet le passage du signal brut (temporel) au signal traité (fréquentiel) et inversement. Cette transformation ne permet d'avoir les deux informations, à savoir temporelle et fréquentielle, en même temps.

La TF nous renseigne sur les périodicités qui existent dans le signal, sans donner le moment où elles apparaissent.

Le signal suivant permet de comprendre cette limitation (fig. IV.1), il s'agit d'une somme de deux sinusoïdes de 60 Hz et 120 Hz :

$$x_1(t) = \sin(2\pi 60t) + \sin(2\pi 120t)$$

($F_e = 5120$ Hz, $t_{aq} = 1$ s)

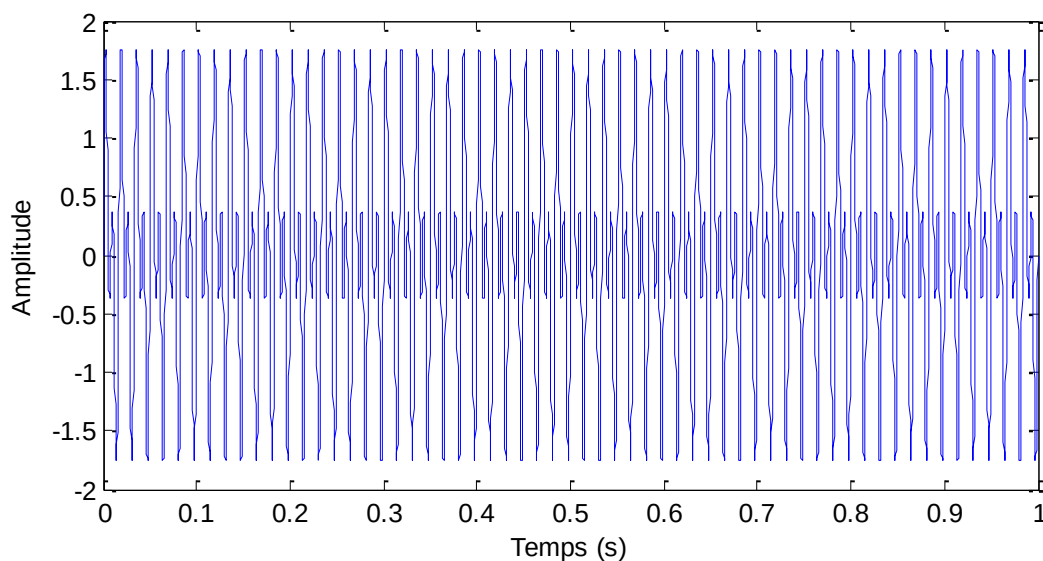
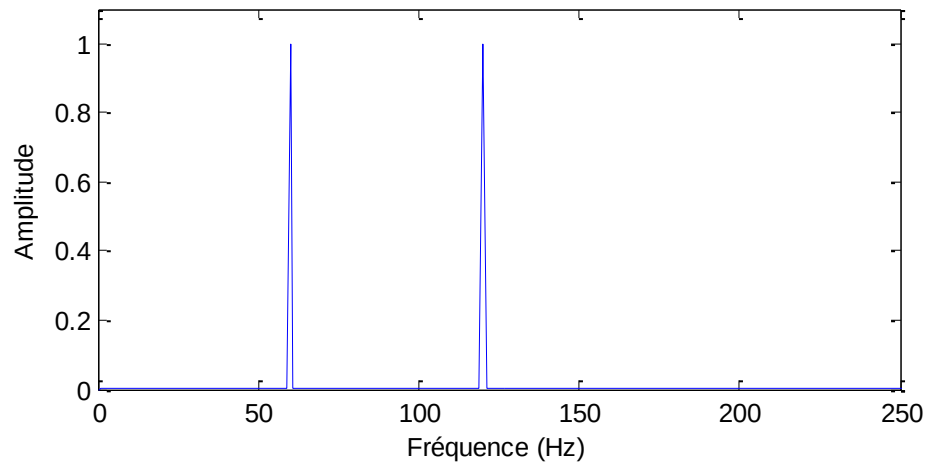


Fig.IV.1 : Signal temporel $x_1(t)$

La transformée de Fourier de ce signal (fig. IV.2) montre bien deux composantes à 60 Hz et 120 Hz relatifs aux fréquences des deux sinusoïdes de la figure précédente.

Fig.IV.2. Transformé de Fourier de signal $x_1(t)$

Maintenant, avec les mêmes caractéristiques du signal de la figure IV.1, mais il ne s'agit pas de la somme des deux sinusôides mais chacune d'elle est définie sur un intervalle donné (fig.IV.3). Sa transformée de Fourier est donnée dans la figure IV.4.

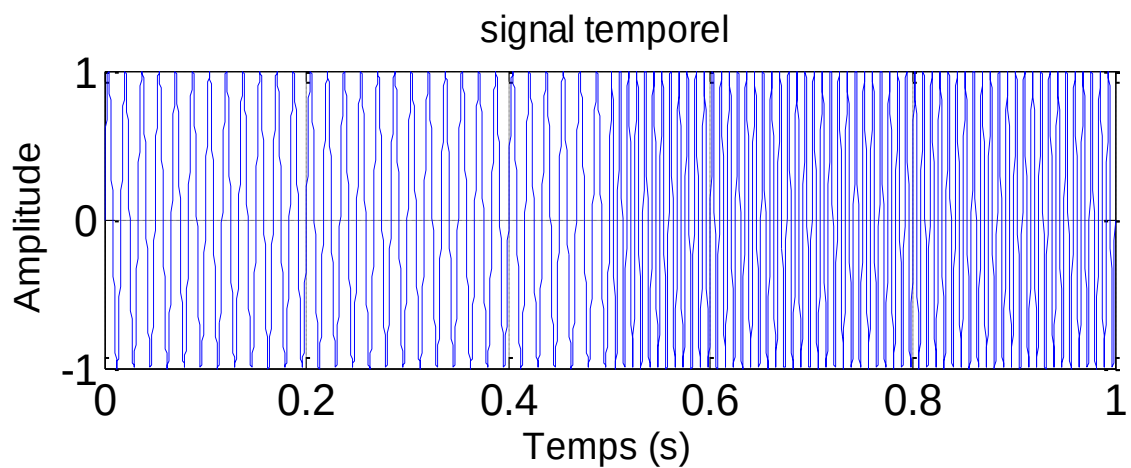
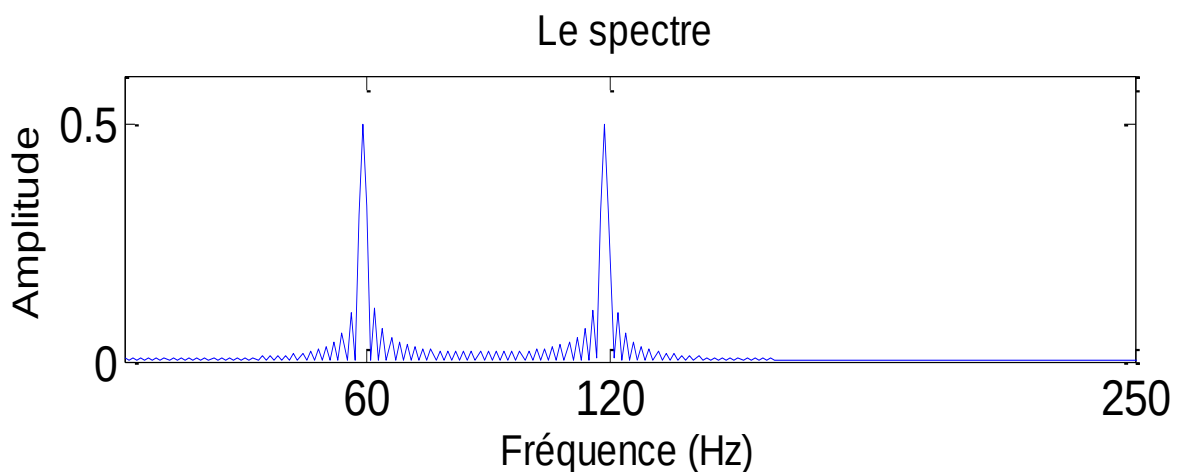


Fig.IV.3 : Signal temporel de deux sinusôides séparées.

Fig.IV.4 : Transformée de Fourier de $x_2(t)$

Ces deux exemples montrent bien que la transformée de Fourier ignore complètement l'aspect temporel des sinusoïdes, elle donne aucune information sur le début et la fin des composantes présentes dans le signal. Cette limitation la rend moins performante pour le traitement des signaux non-stationnaires.

La première démarche entreprise pour résoudre le problème est de limiter le domaine d'intégration temporel à l'aide d'une fonction fenêtre que l'on pourra glisser pour localiser l'information dans le signal, on obtient ainsi la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFCT).

IV.1.3 - La transformée de Fourier à fenêtre glissante [8]

La transformée de Fourier à fenêtre glissante est donnée par la formule suivante :

$$\text{TFCT}(\tau, f) = \int_{\tau} x(t) \cdot w^*(t - \tau) \cdot e^{-2\pi j f t} dt \quad (\text{IV. 1})$$

Avec :

$x(t)$ est le signal à analyser

$w(t)$ est la fenêtre de longueur σ_w centrée en τ qui permet d'extraire une portion du signal (w^* Dénote le complexe conjugué de w)

Gabor a introduit vers les années 40 cette approche qui consiste à découper le signal en petits segments temporels à l'aide d'une fonction fenêtre w de longueur définie au préalable.

Le centre de la fenêtre de longueur σ_w est d'abord localisé au tout début du signal ($t=0$). La transformée est réalisée par un produit scalaire entre le signal et la fenêtre translatée tout le long du signal (fig. IV.5).

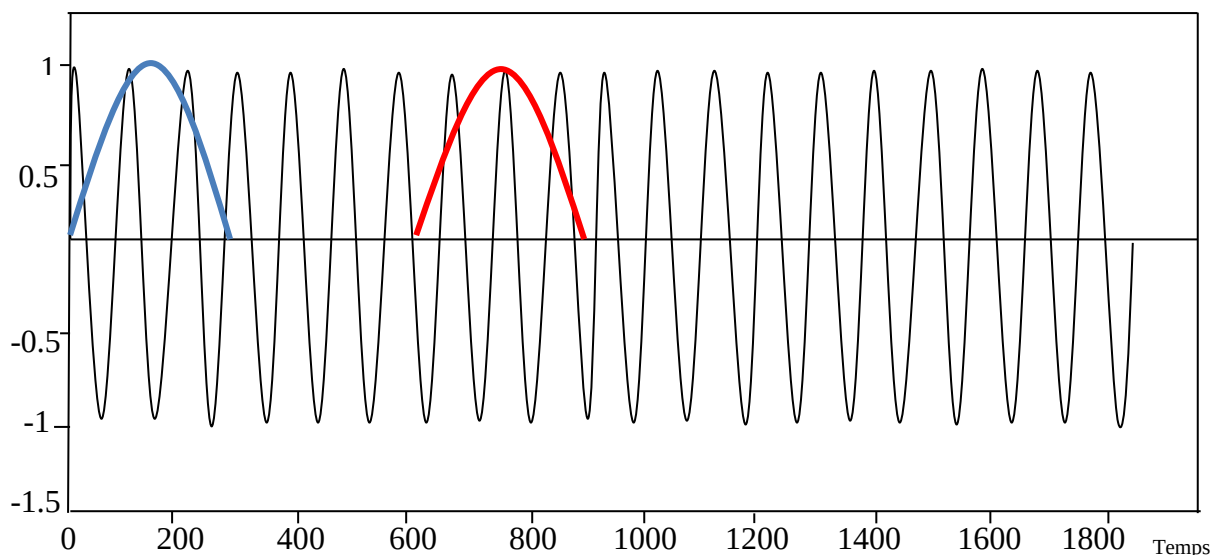
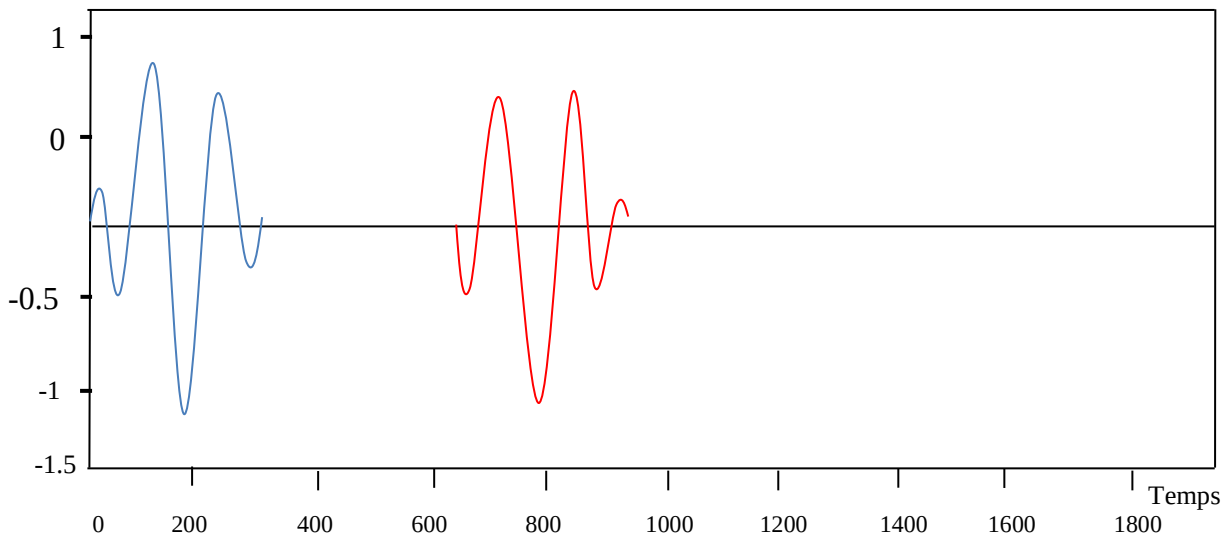


Fig.IV.5 : Principe de la TFCT.

La multiplication du signal par les deux fenêtres de la figure précédente permet de calculer la TF uniquement à une partie du signal (fig. IV.6)

Fig.IV.6 : Multiplication du signal $x(t)$ par la fenêtre $w(t)$

IV.1.3.a - Avantage de la TFCT [8]

Considérons le signal de la figure IV.1, sa transformée de Fourier à fenêtre glissante avec une fenêtre analysante de 90 point et un recouvrement de 89 points est donnée dans la figure IV.7. Nous constatons dans cette figure qu'effectivement les deux sinusoïdes s'étalent sur toute la durée du signal aux fréquences respectives.

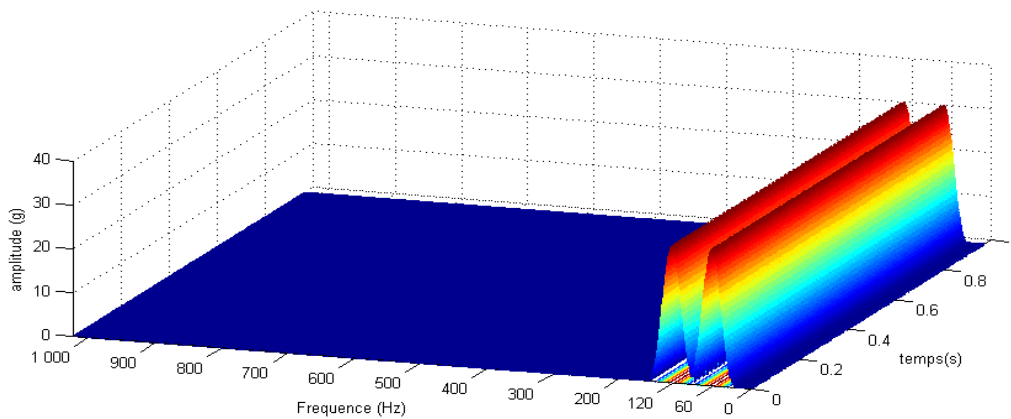


Fig.IV.7 : la TFCT d'un signal stationnaire à 60 Hz et 120 Hz

Dans le cas du signal de la figure IV.3, la TFCT révèle les limitations temporelles des deux sinusoïdes (fig. IV.8).

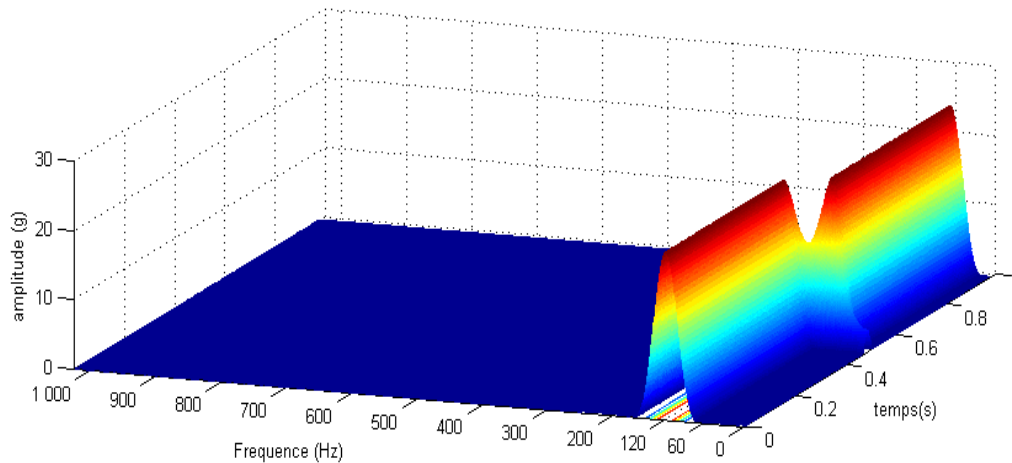


Fig.IV.8 : La TFCT d'un signal non-stationnaire à 60 Hz et 120 Hz

IV.1.3.b- Limitation de la STFT [8]

Quoique la TFCT a résolu le problème de TF, mais elle présente des limitations qui peuvent se résumer en :

- Faible résolution conjointe temps-fréquence (incertitude d'Heisenberg (Equ. IV.2)),
- Longueur de la fenêtre constante pendant l'analyse.

Le pavage temps-fréquence de la TFCT (Fig. IV.9) montre que si la résolution temporelle augmente la résolution fréquentielle quant à elle diminue, donc on ne peut pas avoir simultanément une bonne résolution temporelle et fréquentielle.

A ceci s'ajoute la longueur de fenêtre qui reste constante pendant l'analyse ce qui exige la connaissance de l'échelle de la composante recherchée afin de lui adapter la fenêtre d'analyse, ceci explique aussi la difficulté d'analyser en même temps plusieurs composantes de différentes échelles.

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (IV.2)$$

$$avec \left\{ \begin{array}{l} \Delta t^2 = \frac{\int t^2 |w(t)|^2 dt}{\int |w(t)|^2 dt} \end{array} \right. \quad (IV.3)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta f^2 = \frac{\int f^2 |W(f)|^2 df}{\int |W(f)|^2 df} \end{array} \right. \quad (IV.4)$$

Ou : $(\Delta t \cdot \Delta f)$ Est l'aire de la fenêtre d'analyse qui ne peut être plus petit que $1/4\pi$.

Un utilisateur souhaitant employer la TFCT est confronté donc au problème de résolution.

Quelle longueur et quel type de fenêtre à employer ?

La solution dépend évidemment de la longueur de la fenêtre utilisée :

- Les fenêtres étroites donnent une bonne résolution dans le domaine temporel mais la résolution est faible dans le domaine fréquentiel.
- Les fenêtres larges donnent une bonne résolution dans le domaine fréquentiel, mais la résolution est faible dans le domaine temporel.

La figure IV.9.a représente le pavage dans le domaine fréquentiel et la figure IV.9.b représente le pavage dans le domaine temporel tandis que la figure IV.9.c donne le pavage dans le domaine temps-fréquence. Ce pavage dépend de la longueur de la fenêtre d'analyse et reste constant pendant toute l'analyse.

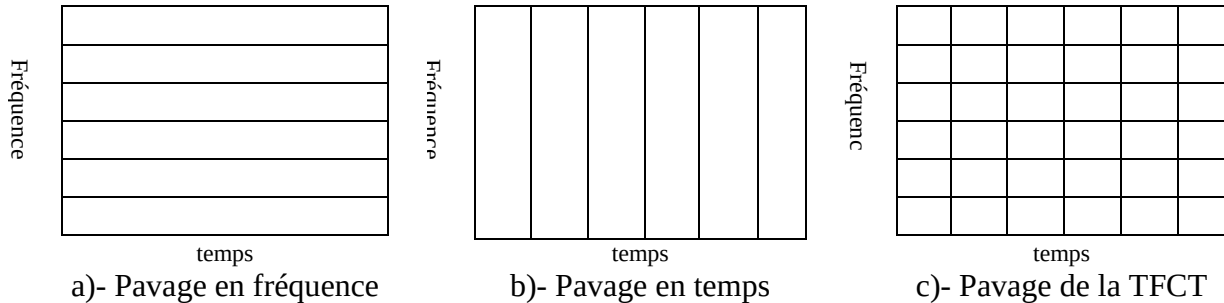


Fig. IV.9 : Différents pavages en temps et en fréquence.

Pour expliquer le problème de résolution, considérons le même signal étudié auparavant composé de deux sinusoïdes de fréquences 60 et 120Hz.

Les figures IV.10 et IV.11 montrent la TFCT de ce signal avec de longueurs différentes de la fenêtre d'analyse, ceci montre bien la longueur de la fenêtre est un paramètre très important mais en pratique le choix de la longueur adéquate est un véritable problème.

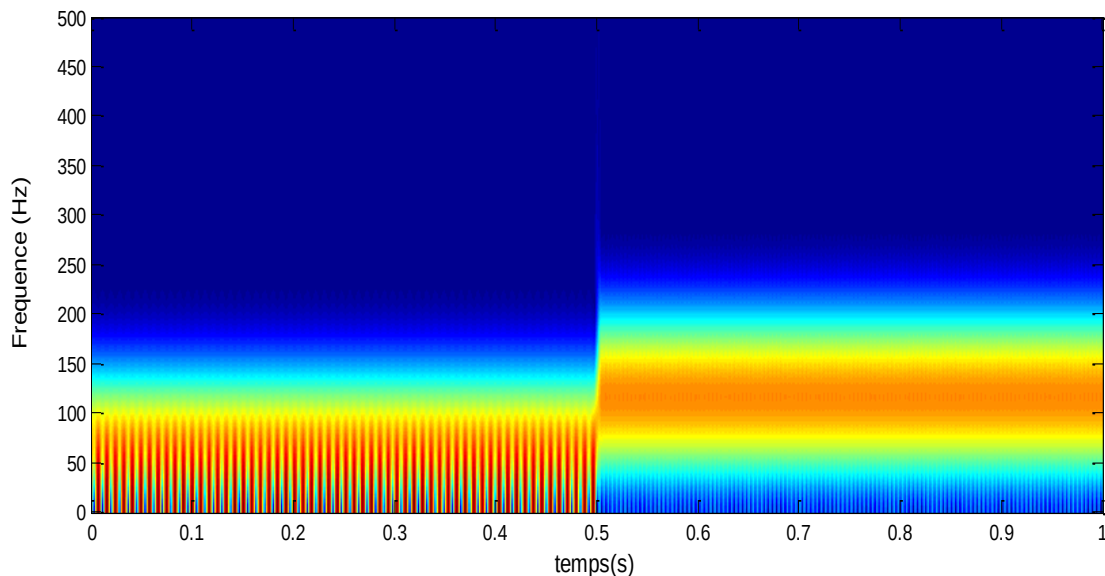


Fig.IV.10 : La TFCT de deux sinusoïdes avec une fenêtre d'analyse égale à 24 points et un recouvrement égal à 23 points

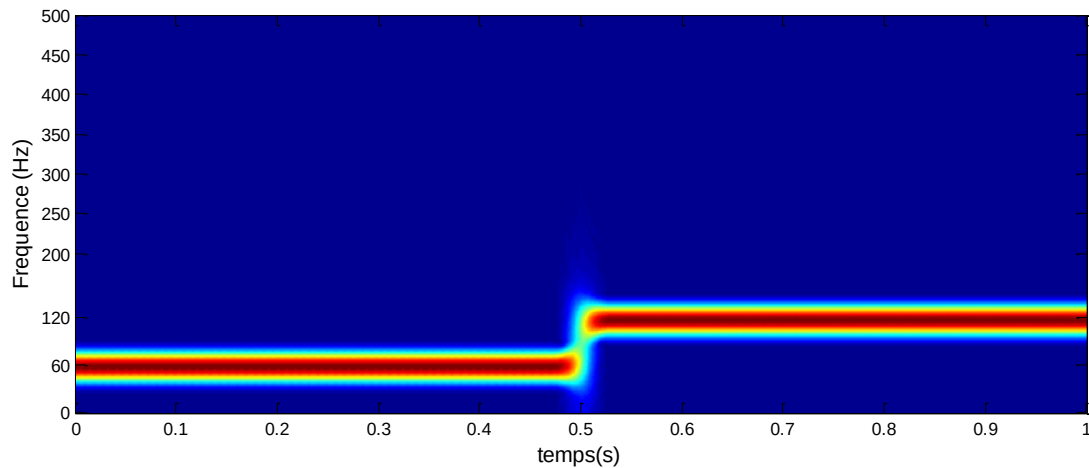


Fig.IV.11 : La TFCT de deux sinusoïdes avec une Fenêtre d'analyse égale à 115 points et un recouvrement égale de 114 points

Dans le cas de signaux instationnaires comme de type chocs générés par les défauts d'engrenages ou de roulements, la situation est un peu compliquée. Considérant un signal instationnaire de fréquence de résonance $f_{rés} = 2000$ Hz avec comme fréquence de défaut $f_d = 40$ Hz ($F_e = 6000$ Hz, $N = 1024$) qui est illustré dans la figure IV.12.

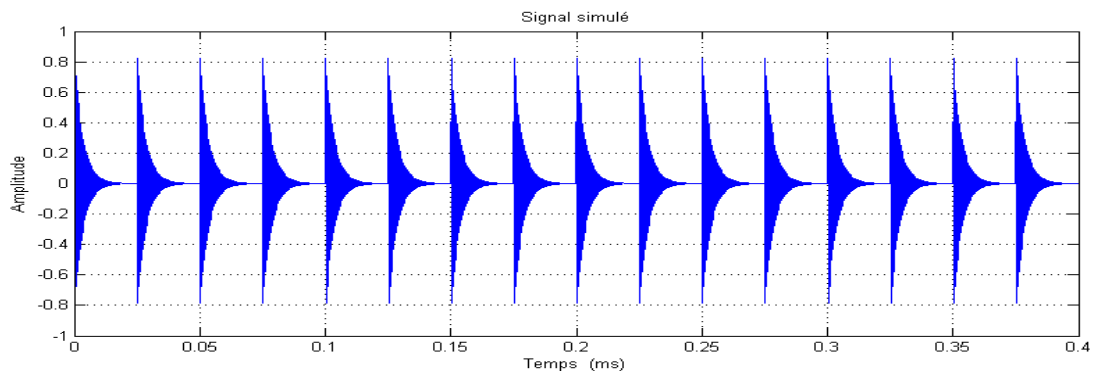


Fig.IV.12 : Un signal instationnaire.

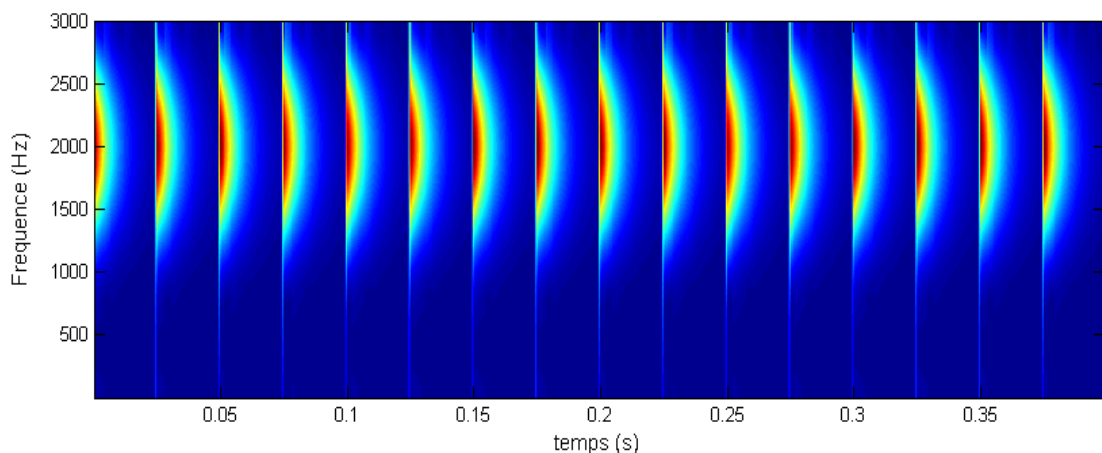


Fig.IV.13 : Spectrogramme du signal de la figure IV.12 (longueur de la fenêtre = 10 points).

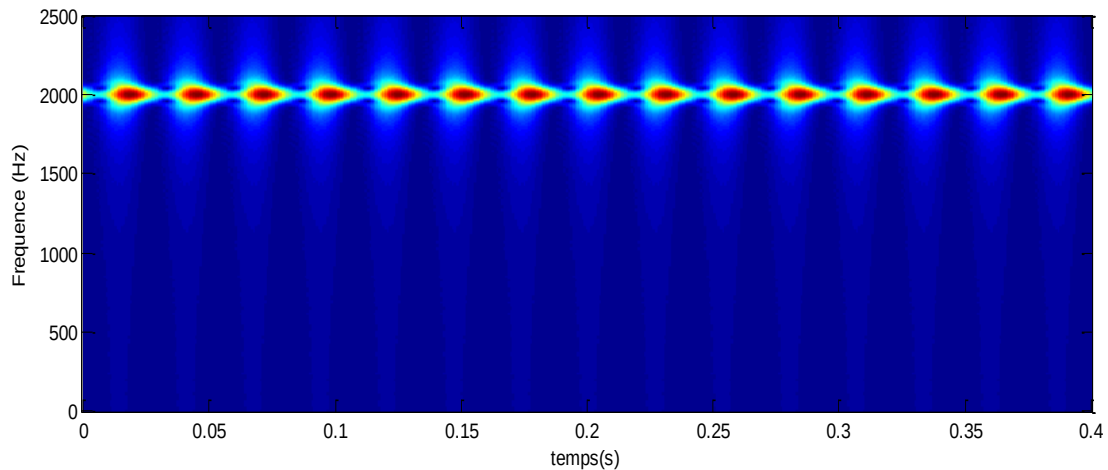


Fig.IV.14 : Spectrogramme du signal de la figure IV.12 (longueur de la fenêtre = 145 points).

De ces figures, on constate que les petites fenêtres sont plus adéquates pour l'analyse des signaux transitoires. Dans la figure IV.13 les chocs sont bien identifiés dans le domaine temporel à cause de la fenêtre qui seulement 10 points donc une bonne résolution temporelle, tandis que dans la figure IV.14 où la fenêtre est large, la localisation temporelle des chocs est altéré puisque avec une fenêtre large, la résolution temporelle est mauvaise.

Dans l'exemple suivant, nous avons combiné un signal stationnaire et un autre instationnaire (fig.IV.15) avec les caractéristiques suivantes :

- Fréquence d'échantillonnage $f_e = 6000$ Hz ;
- Fréquence fondamentale $F = 40$ Hz;
- Fréquence de résonance $f_{rés} = 2000$ Hz ;
- Temps d'acquisition $t = 0.4$ s ;
- Nombre de point $N = 2401$.

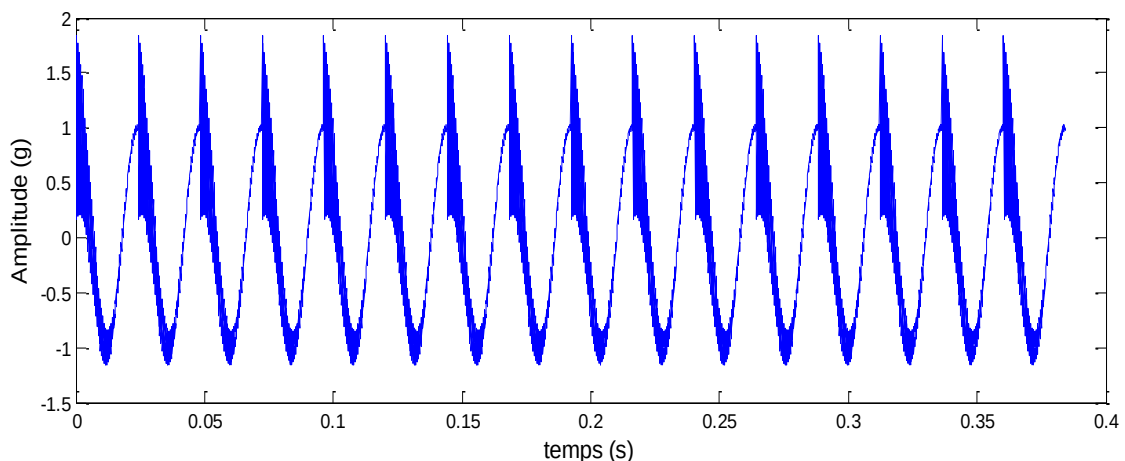


Fig. IV.15 : Représentation d'un signal stationnaire et instationnaire.

Le résultat de l'application de la TFCT pour le signal simulé avec deux longueurs de la fenêtre analysante, à savoir 14 et 140 points, est donné respectivement dans les figures IV.16 et IV.17.

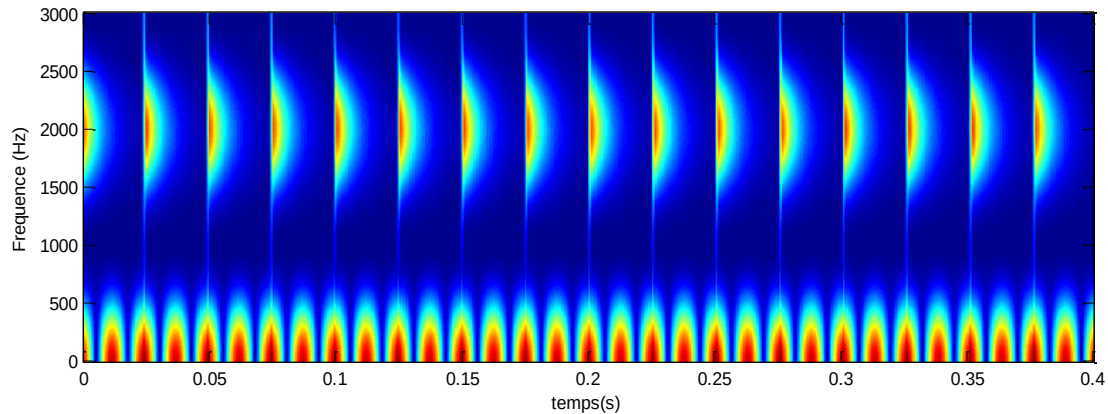


Fig. IV.16 : La TFCT du signal da la figure IV.15 avec une fenêtre d'analyse =14 points.

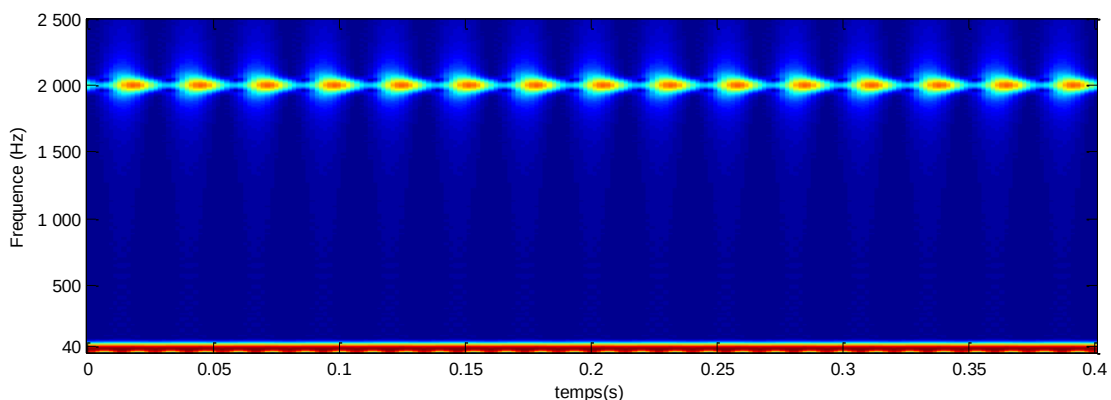


Fig. IV.17 : La TFCT du signal da la figure IV.15 avec une fenêtre d'analyse =140 points.

A travers cet exemple, on constate que la TFCT a séparé les deux signaux chacun à sa fréquence caractéristique (2000 Hz et 40 Hz) mais l'analyse de plusieurs phénomènes de différentes échelles avec cette méthode semble une tâche difficile.

IV.2- Méthodes d'analyse temps-échelle

IV.2.1- Introduction

Le problème de résolution temps-fréquence connu sous le vocable *incertitude d'Heisenberg* et l'inadéquation d'une seule fenêtre pour l'analyse simultanée de plusieurs phénomènes sont dernières le développement d'une nouvelle méthode appelée temps-échelles (transformé en ondelettes). Le principe de cette méthode consiste en variation de l'échelle de la fenêtre, c.à.d. que, contrairement à TFCT qui utilise une fenêtre d'une longueur fixe (enveloppe fixe) dans laquelle on varie le nombre d'oscillation, la transformée en ondelettes propose une fenêtre qui présente un nombre d'oscillation fixe dans une enveloppe qu'on dilatee et comprimée pour l'adapter aux différents phénomènes susceptibles d'être présents dans le signal et ça pendant la même analyse. Cette méthode existe en deux versions : la transformée continue et la transformée discrète en ondelettes.

IV.2.2- Transformée en ondelette continu [5]

La transformée en ondelette continue (TOC) est défini comme suit :

$$CWT_x^\psi(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_t x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (IV.5)$$

Où

- b : le facteur de translation, il s'agit d'un nombre réel.
- a : le facteur d'échelle, également appelé facteur de dilatation de ψ . Il s'agit d'un nombre réel.
- $\psi(t)$: l'ondelette mère.
- ψ^* dénote le complexe conjugué de ψ
- $CWT_x^\psi(a, b)$: la matrice des coefficients d'ondelette.

La transformée en ondelettes continue a été développée comme une approche alternative pour surmonter le problème de résolution. Comme pour la STFT, il s'agit de multiplier le signal $x(t)$ par une fonction de base limitée dans le temps avant d'intégrer sur tout l'intervalle de temps, mais cette fois, la largeur de la fenêtre d'analyse est variable.

Cependant, dans l'analyse en ondelette, nous n'avons pas de paramètre de fréquence comme pour la TFCT. A la place, nous avons le paramètre d'échelle noté a . Ce dernier est similaire à l'échelle utilisé dans les cartes. Comme dans le cas des cartes, des échelles élevées correspondent à une vue détaillée.

De même, en termes de fréquences, les fréquences basses (échelles élevées) correspondent à une information globale d'un signal (qui couvre généralement l'intégralité du signal), tandis que les hautes fréquences (basse échelles) correspondent à une information détaillée d'un motif caché dans le signal (qui dure généralement un temps relativement court).

IV.2.3 - Famille d'ondelette [18]

L'analyse en ondelette est réalisée au moyen d'une fonction $\psi(t)$ appelée ondelette mère qui permet de spécifier les caractéristiques du signal que l'on souhaite détecter. A partir de l'unique fonction ψ , on construit par la translation et dilatation une famille d'ondelettes. L'ondelette fille est obtenue à partir de l'ondelette mère comme suit :

$$\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-\tau}{a} \right) \quad a \in \mathbb{R}^+, \tau \in \mathbb{R} \quad (IV.6)$$

Soit $f(t)$ une fonction donnée, $f(t/a)$ correspond à une version dilatée de $f(t)$ pour un facteur d'échelle $a > 1$ tandis que lorsque $a < 1$ donne une version comprimée de $f(t)$. Toutes les fenêtres utilisées sont la dilatation ou la compression d'une ondelette mère. La figure (IV.18) illustre les propriétés temporelles de trois échelles différentes d'une ondelette :

- $a = 0.5$: correspond à une ondelette contractée.
- $a = 1$: correspond à l'ondelette de base ou l'ondelette mère.
- $a = 2$: correspond à une ondelette dilatée.

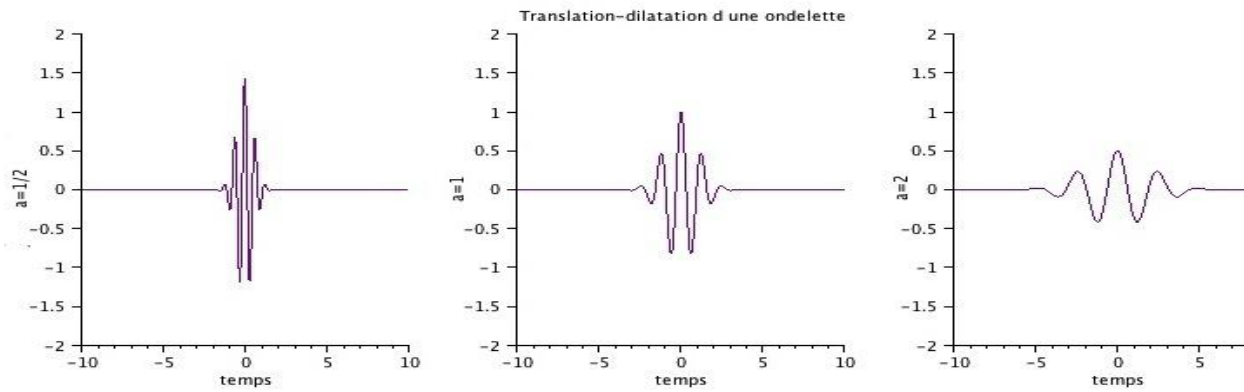


Fig.IV.18 : Dilatation d'une ondelette

En pratique, il y a plusieurs types d'ondelettes mères avec des caractéristiques mathématiques différentes. Dans notre travail, nous allons présenter l'ondelette la plus utilisée dans le diagnostic des défauts de machines, en l'occurrence, l'ondelette de Morlet.

IV.2.3.a- L'ondelette de Morlet [5]

Elle a été développée par J. Morlet, son équation est :

$$\psi(t) = C e^{\frac{-t^2}{2}} \cos(5t) \quad (IV.7)$$

Elle est inspirée du signal élémentaire de GABOR, c'est-à-dire par modulation d'une gaussienne. Depuis, toutes les ondelettes correspondant à une modulation d'enveloppe portée par une exponentielle complexe s'appellent ondelettes de type MORLET (fig.IV.19)

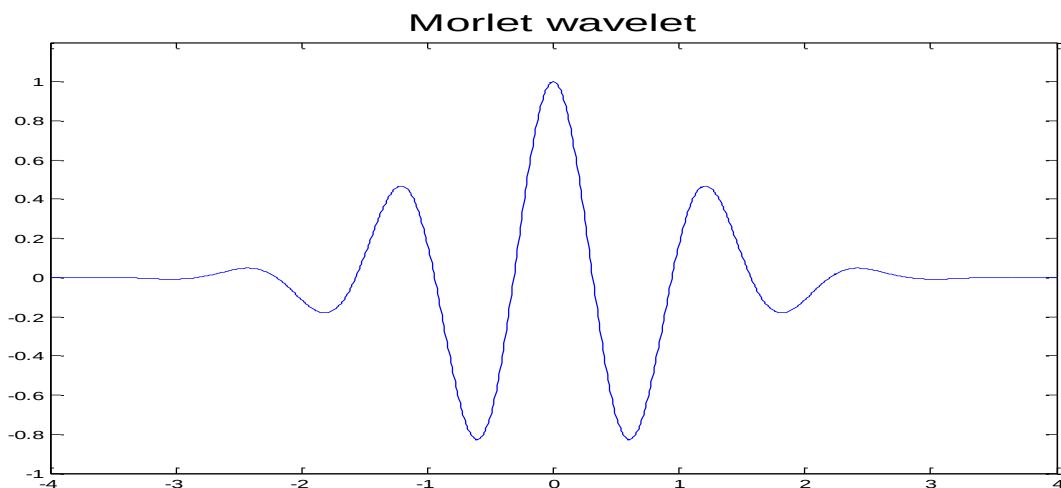


Fig.IV.19 : L'ondelette de Morlet

L'analyse par ondelettes produit une vue temps-échelle d'un signal. Qu'est-ce que nous entendons par l'échelle dans ce contexte ?

Mise à l'échelle d'ondelette signifie simplement un étirage (ou compression) dénommé le facteur d'échelle a .

L'une des questions fréquemment posées est « comment faire une liaison entre les échelles et les fréquences ?

Connaissant la fréquence centrale f_c de l'ondelette on peut retrouver la fréquence correspondante f_a d'une échelle donnée a dans n'importe quel signal de fréquence d'échantillonnage Fe ($1/\Delta t$) :

$$f_a = \frac{f_c}{a \cdot \Delta} \quad (IV.8)$$

Avec :

- a : l'échelle
- Δt : la période d'échantillonnage
- f_c : la fréquence centrale de l'ondelette choisie, en Hz.
- f_a : la fréquence correspondant à l'échelle a , en Hz.

Soit $x(t)$ le signal à analyser, une fois l'ondelette mère est choisie pour servir de modèle pour l'ensemble des fenêtres dans le processus. Le calcul se fait avec vecteur des échelles $a = [a_1, a_n]$ qu'on doit choisir de sorte que les échelles des fréquences à étudier sont comprises dans ce vecteur.

L'ondelette d'échelle a_1 est placée au début du signal ($t = 0$) ; elle est multipliée par le signal et intégrée sur tout l'intervalle de temps et on répète cette opération pour toute les valeurs du vecteur des échelles. Le résultat de l'intégration est multiplié par une constante $1/\sqrt{a}$; facteur de normalisation. Au final on aura une matrice des coefficients de trois dimensions, dont l'axe des abscisses représente le temps, l'axe des ordonnées représente les échelles et la troisième dimension donne l'amplitude des coefficients.

Avec la CWT les petites échelles (hautes fréquences) donnent une bonne résolution temporelle et les grandes échelles (basses fréquences) donnent une bonne résolution fréquentielle. Ces propriétés sont bien adaptées aux situations réelles, car c'est aux hautes fréquences que les phénomènes varient rapidement d'où la nécessité d'une bonne résolution temporelle, tandis que en basses fréquences les phénomènes varient lentement d'où la nécessité d'une bonne résolution fréquentielle. La figure IV.20 donne le pavage temps-échelles de la CWT.

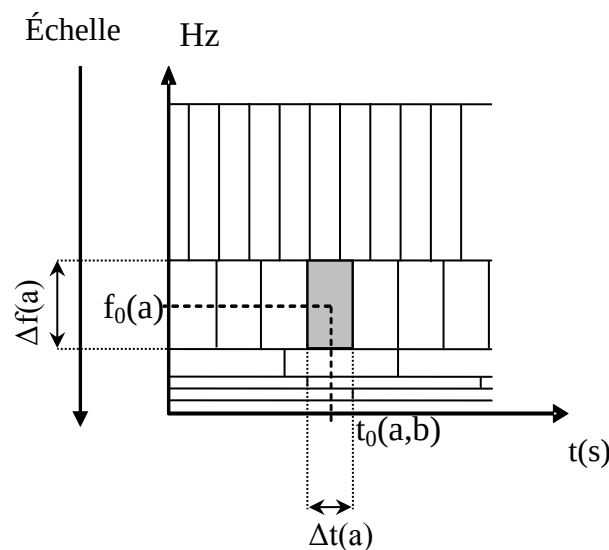


Fig. IV.20 : Pavage du plan temps-fréquence associé à la représentation temps-échelle

Soit une sinusoïde de 40 Hz donnée dans la figure IV.21 ($F_c = 6000$ Hz et $N=1024$).

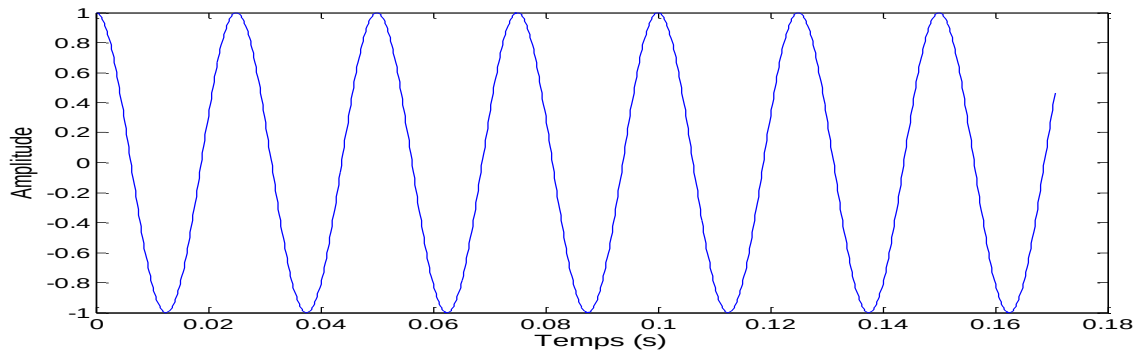


Fig.IV.21 : Signal stationnaire simulé de 40Hz

L'application de la TO en utilisant l'ondelette de Morlet à ce signal avec une plage d'échelle allant de 1 jusqu'à 200 de pas égal à 1 donne les coefficients d'ondelettes qui sont représentés dans la figure (IV.22) en 2D et dans figure (IV.23) en 3D. En utilisant la formule (IV.8), l'échelle de la fréquence 40 Hz est $a = 121.87$, ce qui confirme les figures (IV.22) et (IV.23) puisque la plus grande amplitude des coefficients se concentre autour de cette échelle et que la forme des coefficients à cette échelle est une forme sinusoïdale.

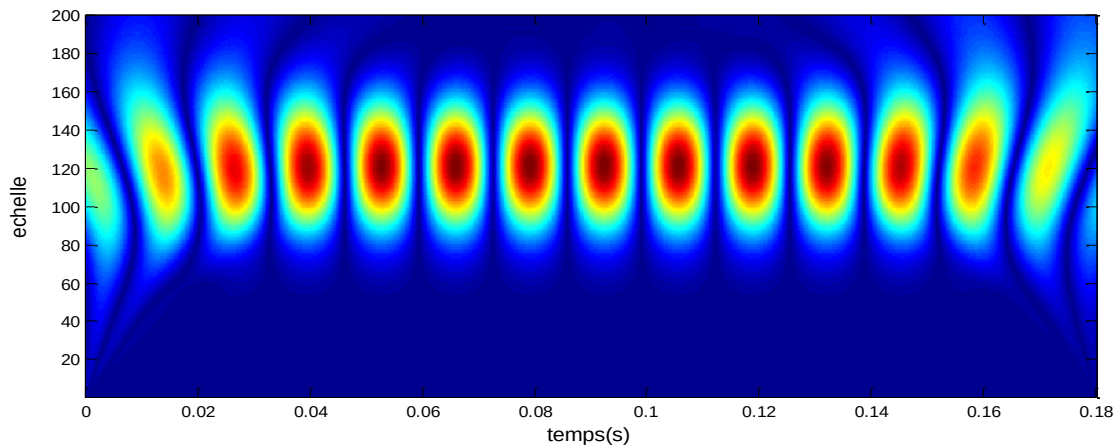


Fig.IV.22 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) de la figure IV.25

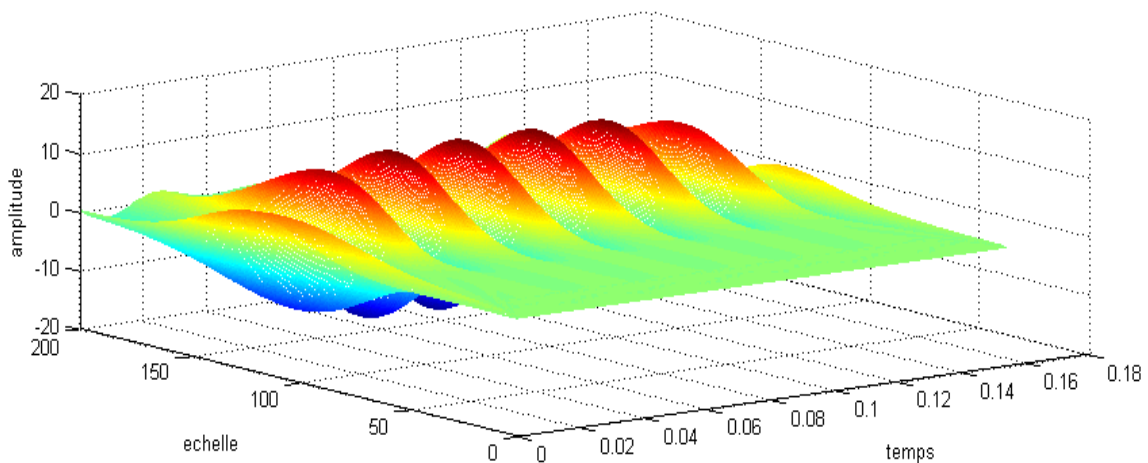


Fig.IV.23 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de la figure IV.25

Un bruit blanc gaussien est ajouté au signal stationnaire étudié précédemment. Le SNR est égal à 1.5125, le signal bruité est illustré dans la figure (IV.24).

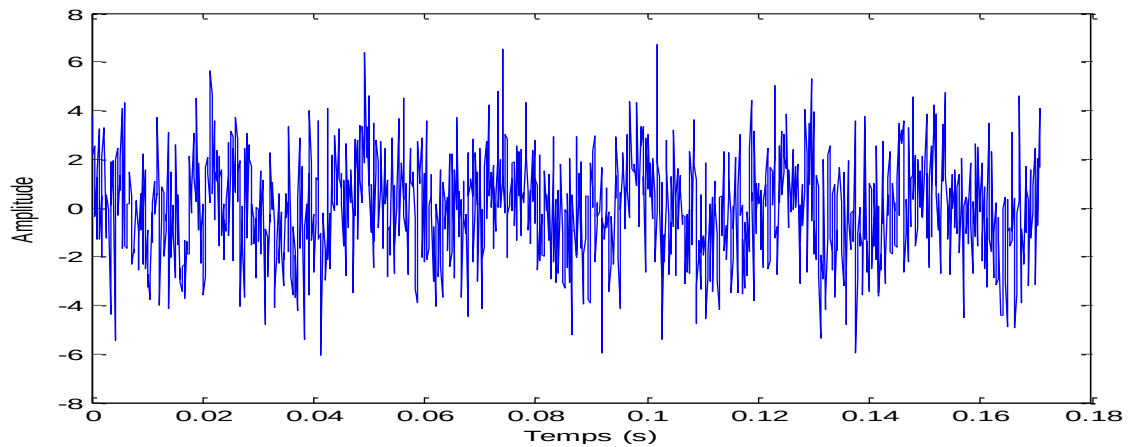


Fig.IV.24 : Signal stationnaire de 40 Hz avec SNR = 1.1305

L'application de l'ondelette au signal donne les coefficients schématisés dans la figure (IV.25) en 2D et la figure (IV.26) en 3D. L'importance de l'amplitude de bruit ne permet pas de distinguer les coefficients représentant la sinusoïde comme dans le cas de signal sans bruit.

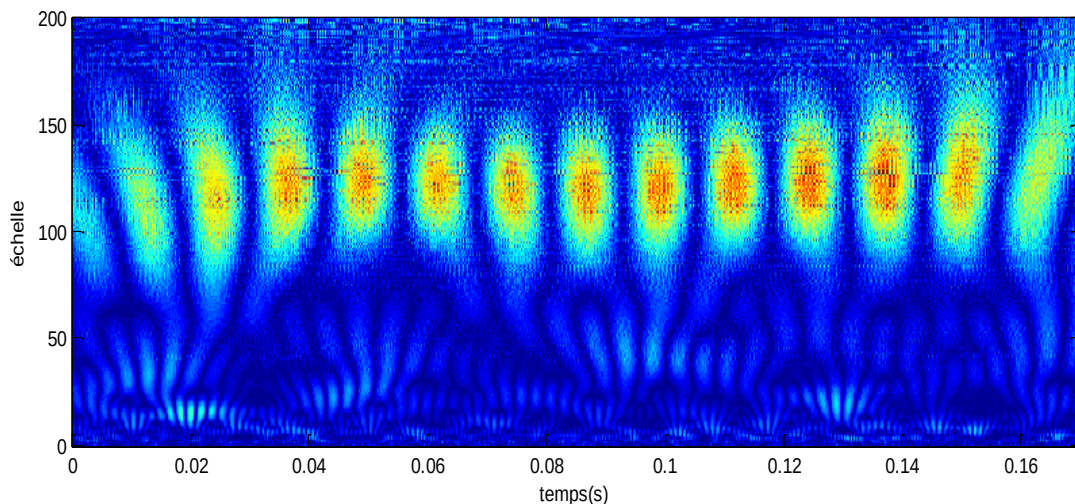


Fig.IV.25 : Les coefficients de la CWT (Morlet) en 2D de signal stationnaire bruité, SNR=1.1305

Même la représentation des coefficients en 3D de la CWT ne permet pas de distinguer les coefficients représentant la sinusoïde comme dans le cas de signal sans bruit.

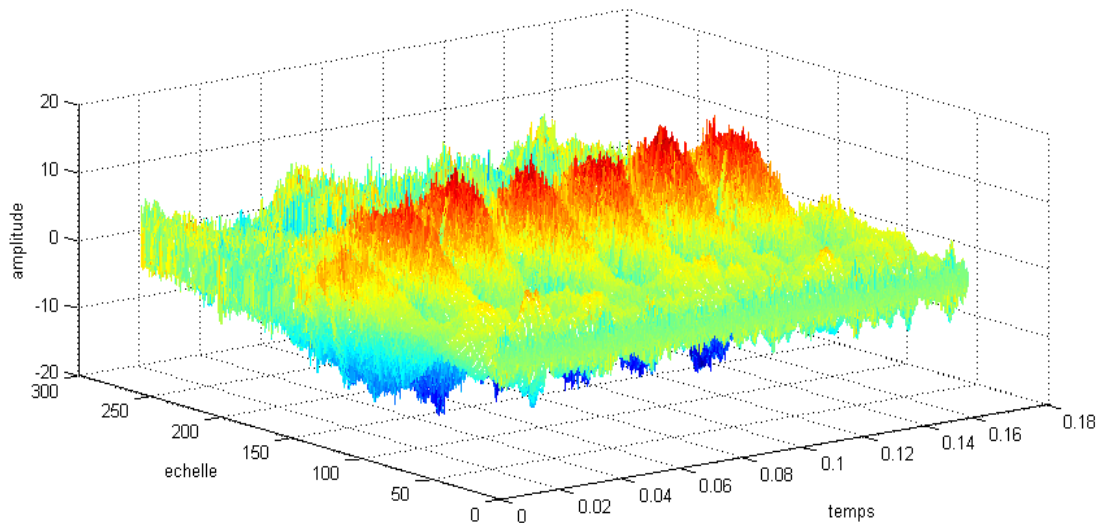


Fig.IV.26 : Les coefficients de la CWT (Morlet) en 3D de signal stationnaire bruité, SNR=1.1305.

Nous avons vu précédemment, qu'un défaut induisant des forces impulsionnelles peut exciter des résonnances de structure, les fréquences des résonnances excitées peuvent s'étendre, selon les vitesses et la nature du défaut, de quelque Hertz à plusieurs dizaines voire à quelques centaines de Kilohertz.

Dans notre cas de simulation (fig. IV.27), nous avons choisi la fréquence de résonance $f_{rés} = 2000$ Hz et la fréquence de défaut $f_{déf} = 40$ Hz ($F_e = 6000$ Hz). Le spectre correspondant est représenté dans la figure (IV.28).

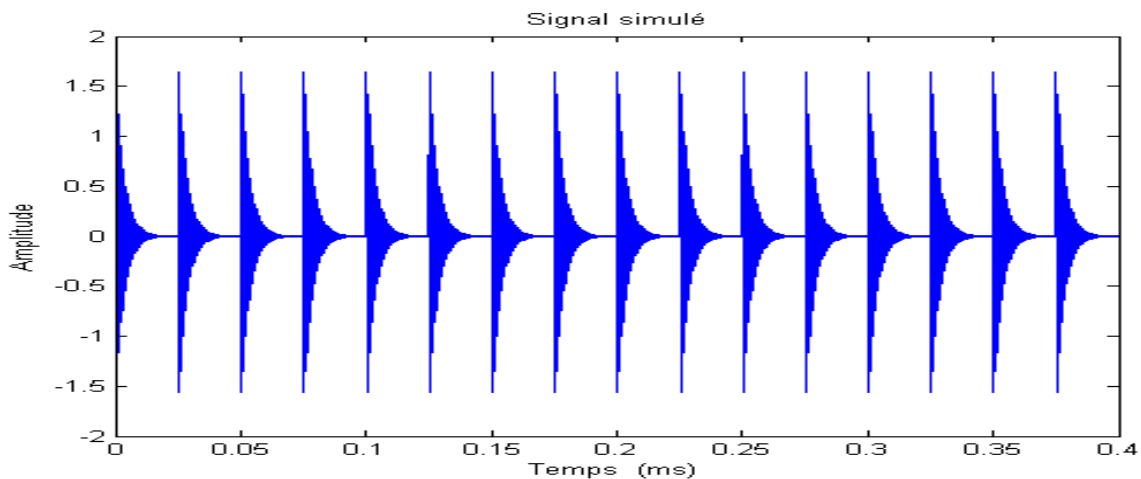


Fig.IV.27 : Signal instationnaire.

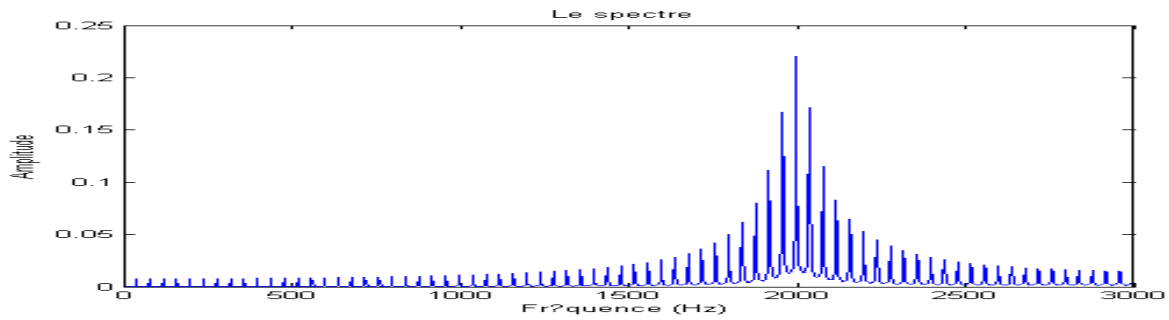


Fig.IV.28 : Spectre du signal de la figure IV.27

Lorsque l'échelle est grande, la forme de certaines ondelettes avoisine la forme sinusoïdale (Morlet, Meyer, ...). Mais dans le cas des signaux de type choc, il faut choisir une ondelette dont sa forme ressemble à celle d'un signal impulsionnel, ce qui justifie l'utilisation de l'ondelette de Morlet. Le résultat est donné dans la figure (IV.29) en 2D et la figure (IV.30) en 3D. L'échelle qui correspond à la fréquence maximale du signal qui est de 3000 Hz est $a = 1.62$ et pour éliminer les basses fréquences, la borne supérieure du vecteur sera égale à 48 qui correspond à la fréquence de 100 Hz.

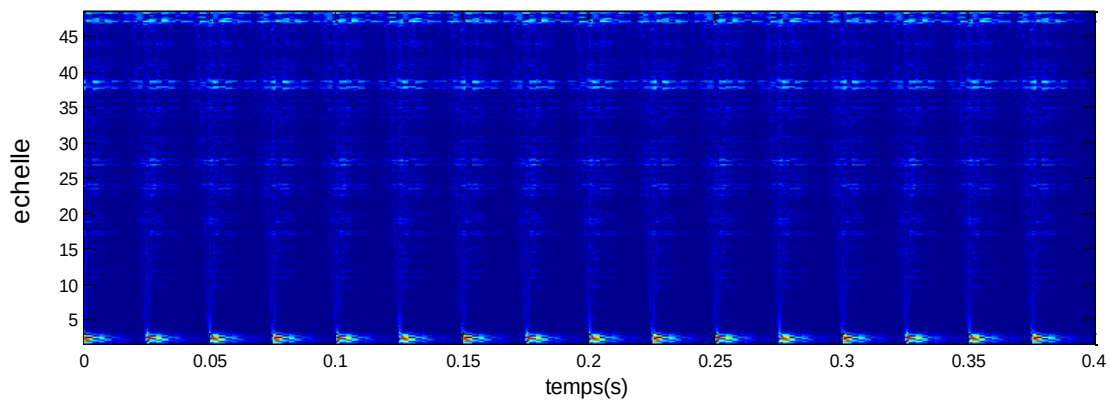


Fig.IV.29 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 2D de signal instationnaire

La représentation des coefficients d'ondelettes en 3D permet de voir qu'au niveau de l'échelle $a = 2.43$, les coefficients ont la forme d'un signal choc.

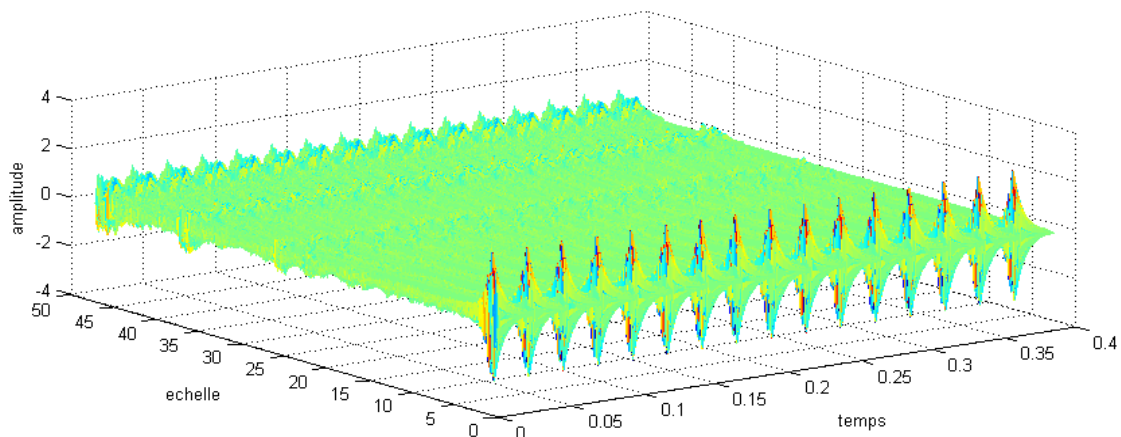


Fig.IV.30 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de signal instationnaire

En ajoutant du bruit au signal de la figure IV.31 ($\text{SNR} = 2.28$), le signal aura la forme donnée dans la figure IV.31.

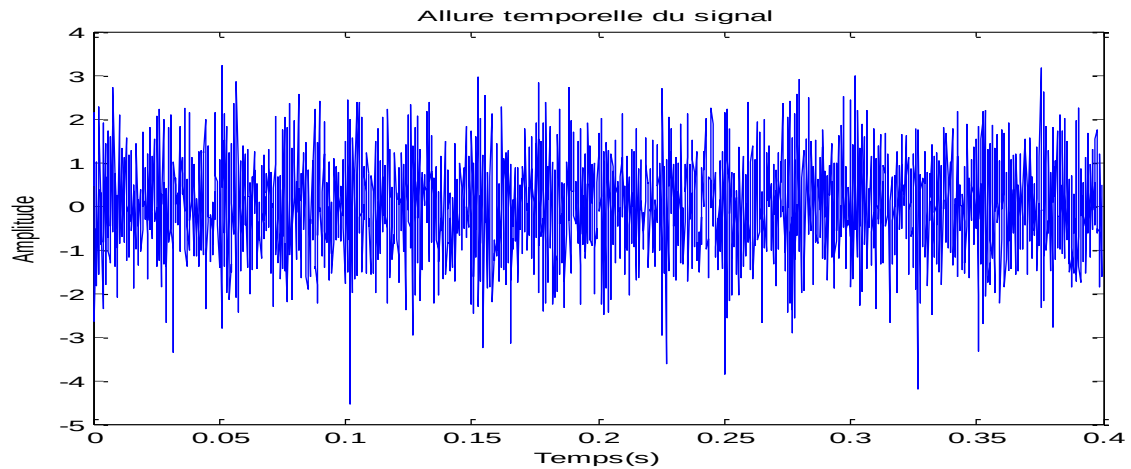


Fig.IV.31 : Signal instationnaire avec bruit, $\text{SNR}=1.3587$

L'application de l'ondelette au signal donne les coefficients schématisés dans la figure (IV.32) en 2D et la figure (IV.33) en 3D. L'importance de l'amplitude de bruit ne permet pas de distinguer les coefficients représentant l'allure de signal de type choc comme dans le cas de signal sans bruit.

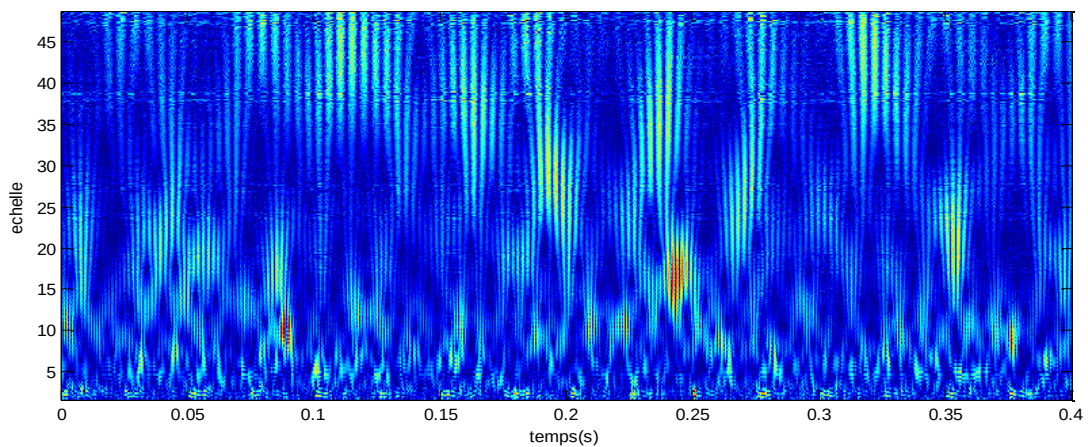


Fig.IV.32 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 2D de signal instationnaire bruité, $\text{SNR} = 1.3587$

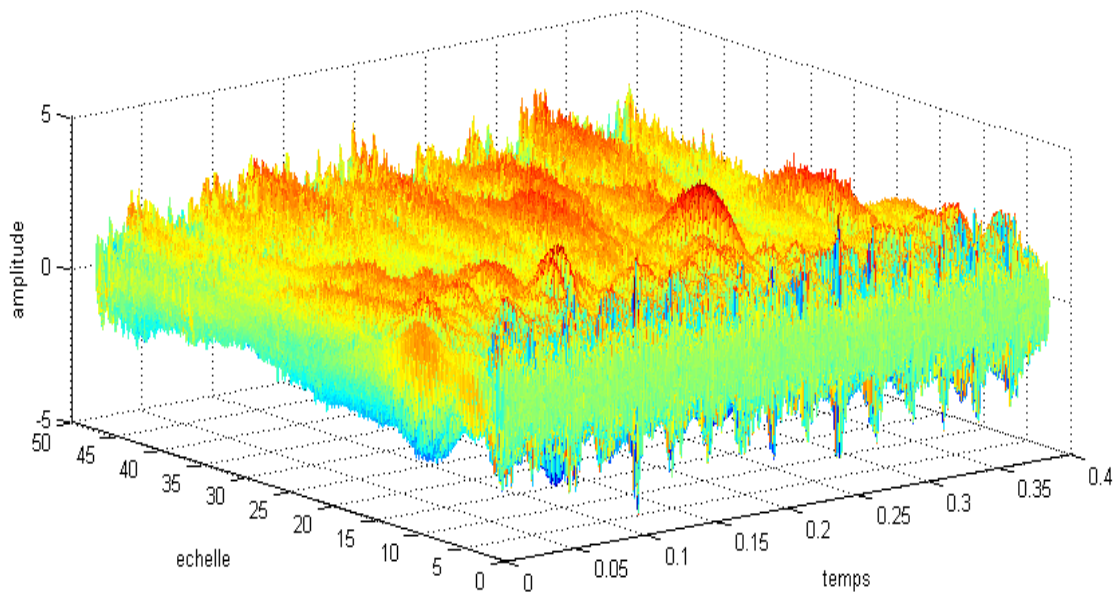
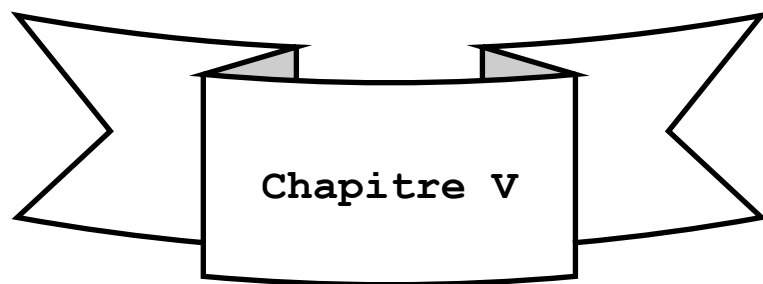


Fig.IV.33: Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de signal instationnaire bruité, SNR=1.3587

En pratique, les fréquences de résonances ne sont pas facilement repérables et que l'analyse du spectre du signal de base ne permet pas de distinguer toutes les résonances susceptibles de donner un meilleur résultat.

Le diagnostic d'un défaut de balourd avec la CWT semble être facile car les fréquences de rotation des arbres des machines sont connues, donc on peut facilement calculer leurs échelles. Ensuite, on étudie les coefficients concernés. Mais pour les signaux de types chocs qui excitent des résonances, la connaissance au préalable des valeurs n'est possible, d'où la nécessité de faire appel à d'autres techniques pour détecter les coefficients relatifs à ces résonances.

Comme nous avons déjà utilisé le kurtosis pour détecter tous les phénomènes instationnaires dans un signal temporel, on peut utiliser encore une fois cet indicateur pour apporter la solution à cette question.



Analyse expérimentale

V.1 - Introduction

L'expérimentation, contrairement à la simulation, est la production artificielle ou volontaire des phénomènes à observer, elle sert non pas à découvrir un fait nouveau, mais à confirmer ou infirmer une hypothèse, donc la validité d'une hypothèse doit être soumise à l'expérience. C'est pour cela que nous avons jugé indispensable de recourir à l'expérimentation afin de confirmer ce qui a été avancé dans les chapitres précédents avec des défauts simulés sur un banc d'essai.

Les vibrations des transmissions de puissance à engrenages sont généralement mesurées par des accéléromètres disposés sur les paliers à roulements. Plusieurs outils de traitement du signal vibratoire existent et sont largement utilisés dans le cas de la détection des défauts dans les installations jugées dangereuses ou celles qui jouent un rôle important dans les unités de production.

V.2 - Le matériel de prise de mesures et de traitement de signal

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 photo (V.1) de modèle 4-2 voies, ce dernier est relié à l'analyseur de signal, donné dans la photo (V.2) qui est directement connecté à un ordinateur ou est installé un logiciel de traitement de type OROS 25.



Photo .V.1 : Le boîtier d'acquisition



Photo .V.2 : L'analyseur de signal

V.3 - cas test 1

Les défauts d'engrenages simulés sur ce banc consistent en une bande d'adhésif sur une dent de chaque pignon plus un défaut de balourd sur l'arbre d'entrée. Dans cette situation, on aura trois chocs dus aux défauts d'engrenages qui vont se manifester respectivement aux fréquences F_M pour le défaut du pignon, F_R pour le défaut de la roue et F_C lorsque ces deux défauts se rencontrent. Le défaut de balourd aura comme fréquence caractéristique celle de l'arbre d'entrée.

Le banc d'essai dans lequel les défauts ont été simulés est donné dans la photo (V.3) et ses caractéristiques sont données dans la figure (V.1) et les tableaux (V.1) et (V.2).

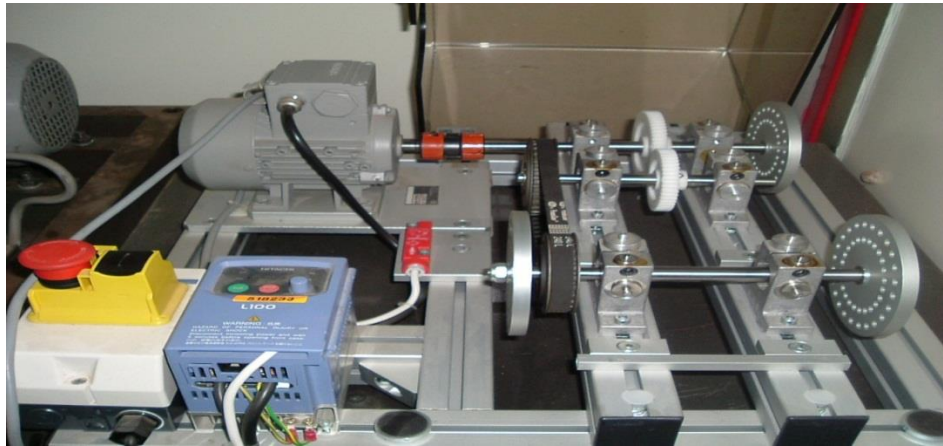


Photo.V.3 : Photo de banc d'essai

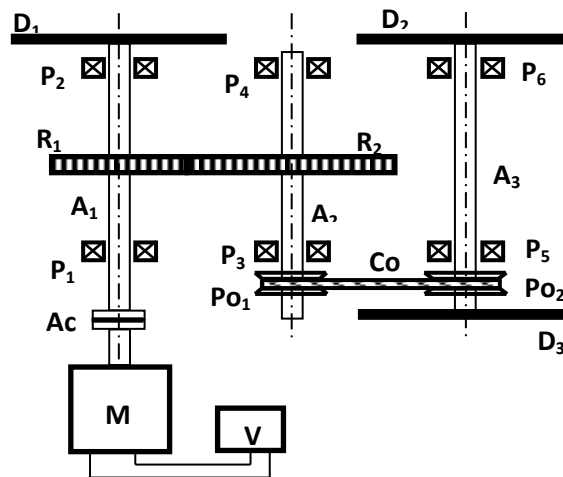


Fig.V.1 : La chaîne cinématique du banc d'essai

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	Arbre récepteur A_3		
6	Disques d'inertie (03) identiques D_i		
7	Roue dentée R_1	60 dents	
8	Roue dentée R_2	48 dents	
9	Paliers (06) identiques P_i		
10	Poulie Po_1	30 dents	
11	Poulie Po_2	24 dents	
12	Accouplement Ac		
13	Courroie dentée Co		

Tableau V.I : caractéristiques techniques du ban

Ω_M (tr/min)	F_M (Hz)	F_R (Hz)	F_{eng} (Hz)	F_C (Hz)	Ω_M : vitesse de rotation de moteur
300	5	6.25	300	1.25	F_M : Fréquence de moteur (A1)
600	10	12.5	600	2.5	F_R : Fréquence de récepteur (A2)
900	15	18.75	900	3.75	F_{eng} : Fréquence d'engrènement
1200	20	25	1200	5	F_C : Fréquence de coïncidence
1500	25	31.25	1500	6.25	(PPCM (100 ; 80) = 400)
1800	30	37.5	1800	7.5	
2100	35	43.75	2100	8.75	
2400	40	50	2400	10	
2700	45	56.25	2700	11.25	
3000	50	62.5	3000	12.5	

Tableau V.2 : les différentes fréquences caractéristiques de banc d'essai

Le premier signal analysé est recueilli par le capteur placé au palier P3 avec la vitesse de rotation de 1800 tr/min, le signal temporel est représenté dans la figure (V.2), dont laquelle on constate la présence de chocs avec un intervalle régulier.

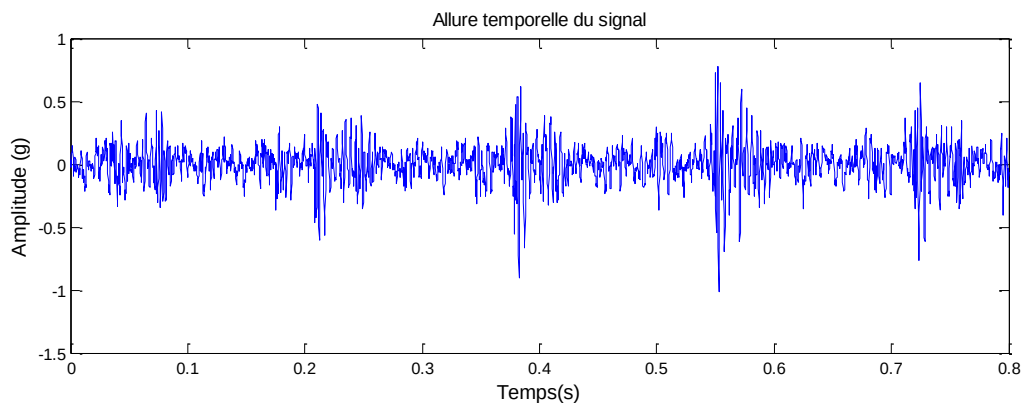


Fig.V.2 : Le signal temporel de *EB_1800_P3*

Le spectre de ce signal (fig.V.3) affiche une concentration d'énergie autour des fréquences 2350 Hz, 430 Hz et 230 Hz et dans le spectre élargi au niveau des basses fréquences (fig.V.4), on constate la présence d'un peigne de raies à la fréquence 30 Hz. Cette image est commune à plusieurs défauts à savoir, le défaut de balourd, le délignage ou un défaut sur le pignon de l'arbre d'entrée. Dans cette situation la TF est incapable de détecter tous les défauts présents dans le banc.

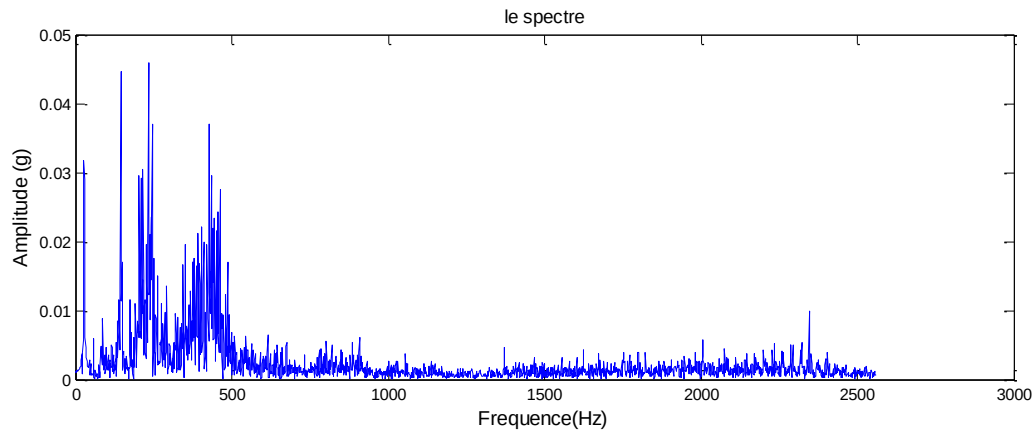
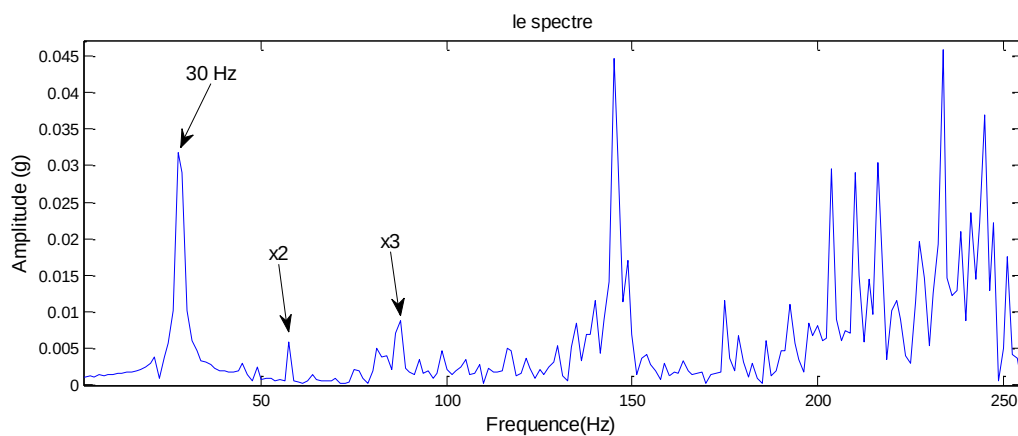
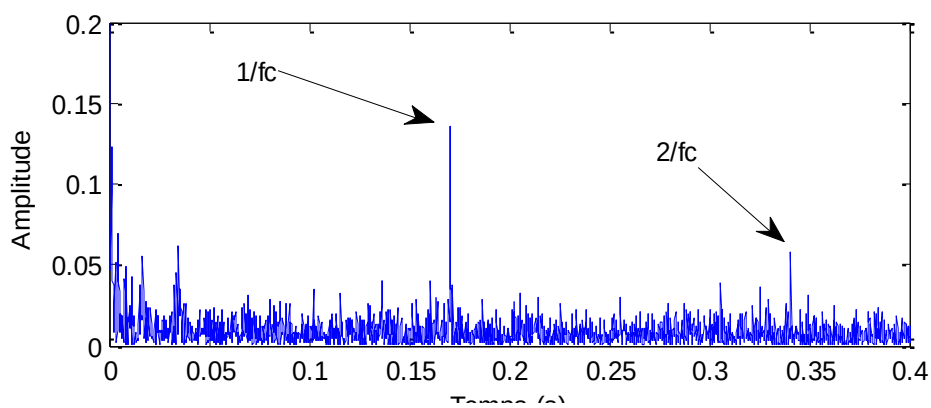
Fig.V.3 : Le spectre de *EB_1800_P3*

Fig.V.4 : spectre élargi au niveau des basses fréquences

Avec l'analyse cepstrale (fig.V.5), il est difficile de statuer sur la présence des défauts. On peut confirmer une quefrénce à $1/7.5$ Hz relative à la rencontre des défauts d'engrenages mais il faut signaler qu'il y a un décalage par rapport à la vraie valeur de la quefrénce (0.13 s).

Fig.V.5 : Analyse cepstral du signal temporel *EB_1800_P3*

L'analyse d'enveloppe s'intéresse à l'étude des résonances excitées afin de trouver d'éventuels peignes de raies relatifs aux défauts de type chocs. A cet effet la résonance à 230

Hz a été démodulée et le signal filtré ainsi que son spectre sont donnés respectivement aux figures V.6 et V.7.

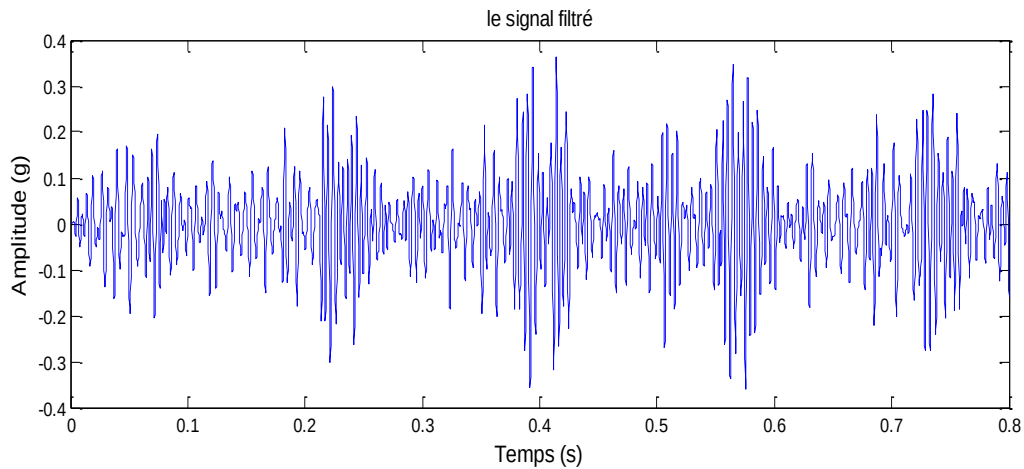


Fig.V.6 : signal filtré

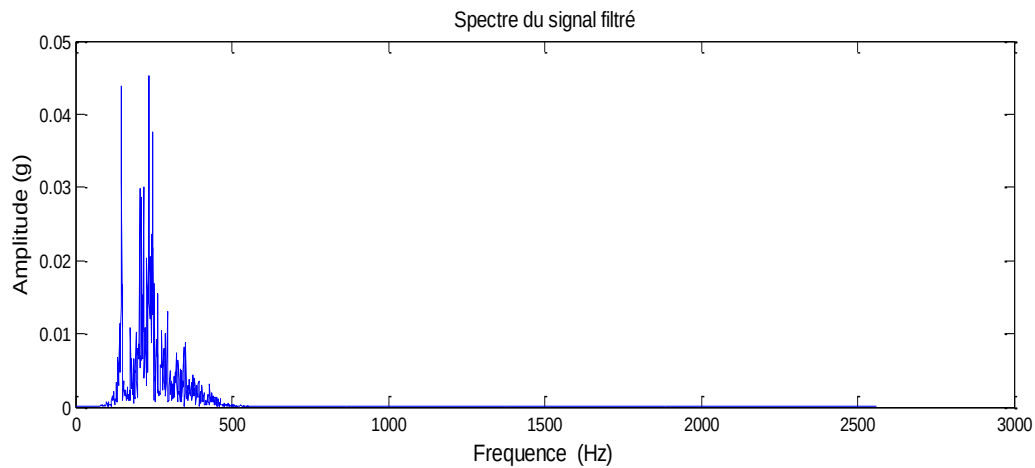


Fig.V.7 : spectre du signal filtré avec une bande d'analyse $B = [340 - 520]$

Le spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 230 Hz (fig.V.8), révèle la présence de deux peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 7.5$ Hz), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 30$ Hz). Nous constatons dans cet exemple que lorsque la résonance est amortie et que la plage fréquentielle de démodulation est optimale nous obtenons des spectres claires et lisibles.

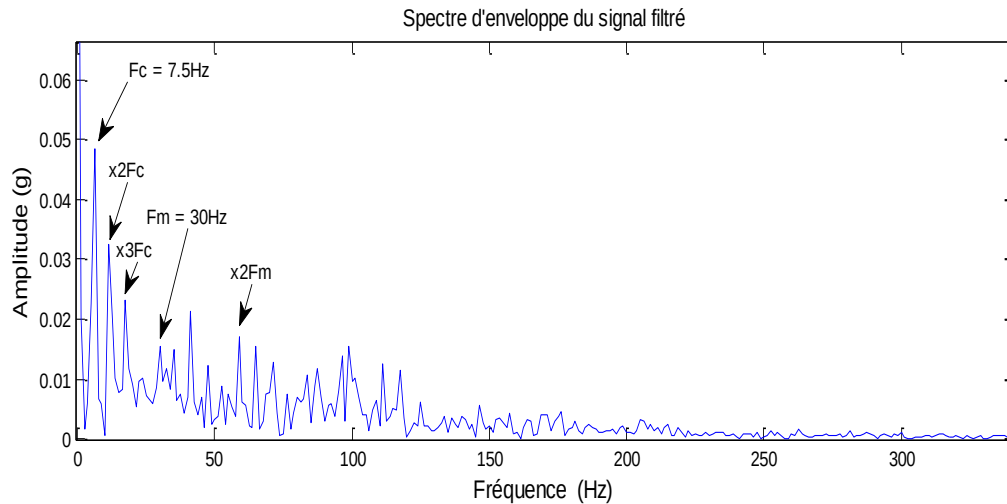
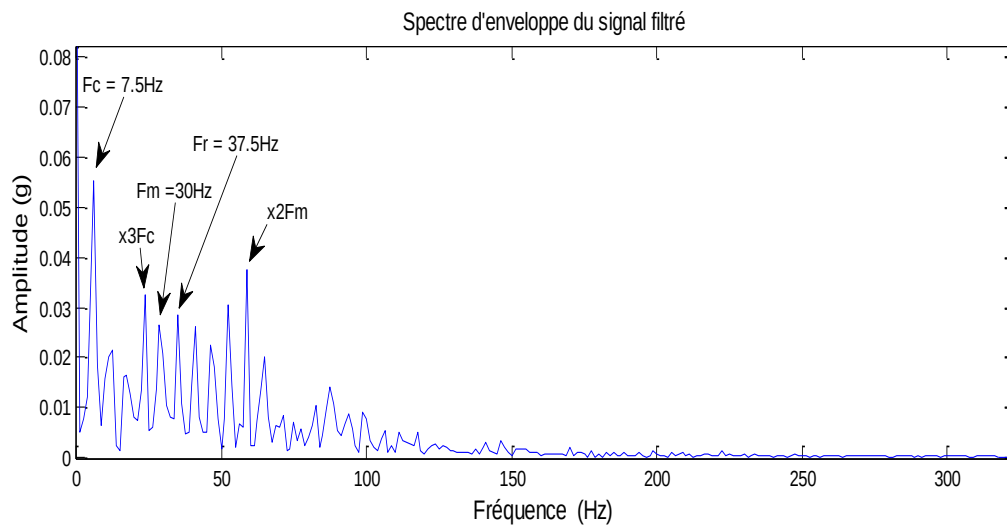


Fig.V.8 : spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 230 Hz

Le spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 430 Hz (fig.V.9), révèle la présence de trois peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 7.5\text{Hz}$), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 30\text{Hz}$) et le troisième à la fréquence de rotation de l'arbre récepteur ($F_R = 37.5\text{Hz}$).

Fig.V.9 : spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 430 Hz avec une bande d'analyse $B = [340 - 520]$

Le spectre d'enveloppe de signal filtré autour de 2350 Hz (fig.V.10), révèle la présence de trois peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 7.5\text{Hz}$), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 30\text{Hz}$) et le troisième à la fréquence de rotation de l'arbre récepteur ($F_R = 37.5\text{Hz}$).

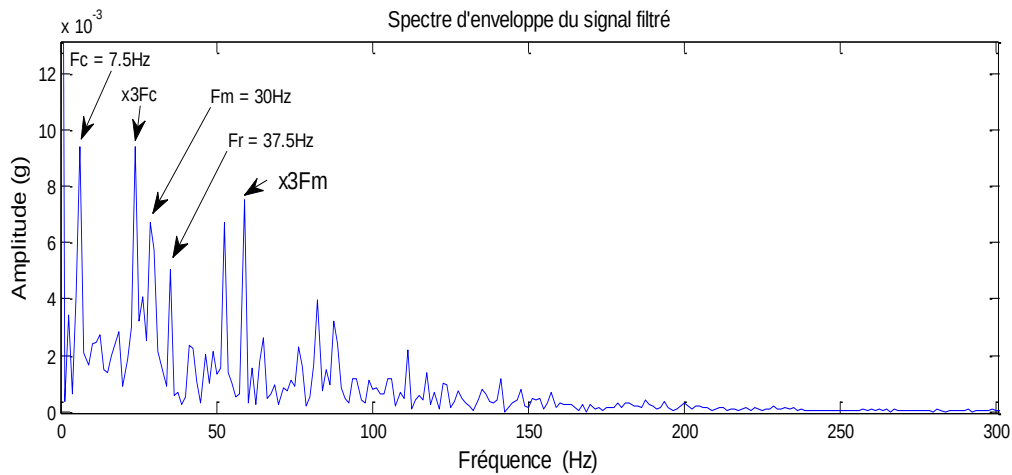


Fig.V.10 : spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 2350 Hz avec une bande d'analyse $B = [2260 - 2440]$

L'analyse temps-fréquence avec la TFCT est donnée dans la fig.V.11. Les coefficients sont obtenus avec une fenêtre de 19 points avec un recouvrement de 18 points.

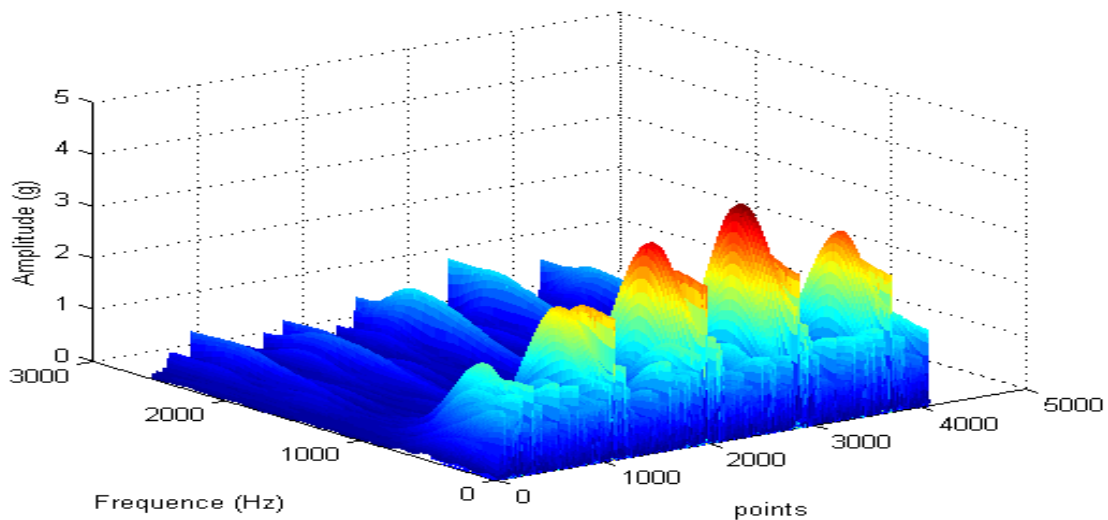


Fig.V.11 : Application de la TFCT avec une fenêtre d'analyse égale à 19 points.

Pour chercher les coefficients relatifs aux éventuelles résonances excitées, nous appliquons le kurtosis à la matrice des coefficients selon les fréquences, cela permettra de les repérer par des bosses autour de dernières (fig.V.12).

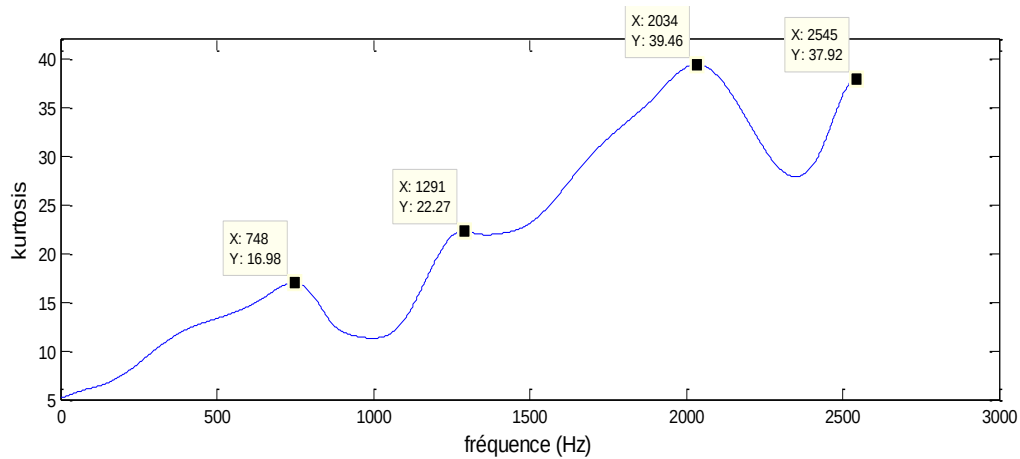


Fig.V.12 : Le kurtosis des coefficients de la TFCT de **EB_1800_P3**

La figure V.12 donne quatre zones pour lesquelles les valeurs du kurtosis sont importantes, elles se situent au niveau des fréquences 748Hz, 1291 Hz, 2034 Hz et 2545 Hz. .

Les coefficients de la TFCT à la fréquence 2545 Hz ainsi que leur spectre sont donnés respectivement à la figure V.13 et V.14.

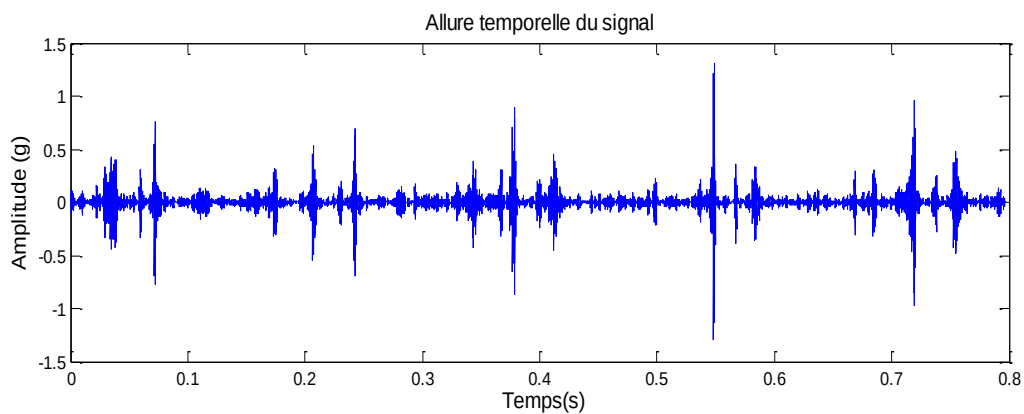


Fig.V.13 : Les coefficients de la TFCT à la fréquence 2545 Hz

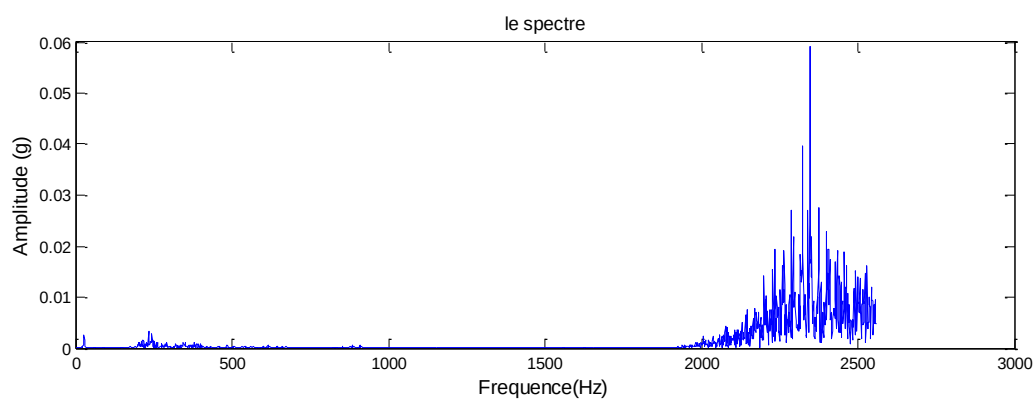


Fig.V.14 : le spectre des coefficients de la TFCT à la fréquence 2545 Hz

Le spectre de la transformée de Hilbert des coefficients correspondants à la fréquence 2545 Hz est donné dans la fig.V.15, dont nous constatons la présence de trois peignes qui sont :

- Un peigne à la fréquence de rotation de l'arbre moteur (30 Hz),
- Un peigne à la fréquence de rotation de l'arbre récepteur (37.5 Hz),
- Un peigne à la fréquence de coïncidence (7.5 Hz).

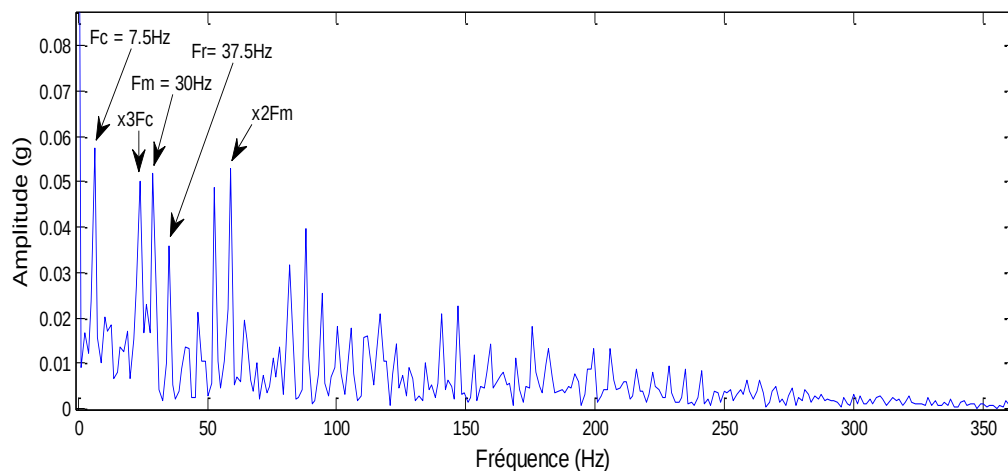


Fig.V.15 : le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 2545 Hz

Le spectre d'enveloppe centré sur la fréquence 2034 Hz (fig.V.16), a révélée trois composantes. Deux composantes aux fréquences de 37.5 Hz et 7.5 Hz sont très visibles dans spectre mais leurs harmoniques n'apparaissent pas d'une manière significative, ce qui rend l'interprétation un peu difficile. Une série d'harmoniques dont le fondamental correspond à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($f_M = 30 \text{ Hz}$).

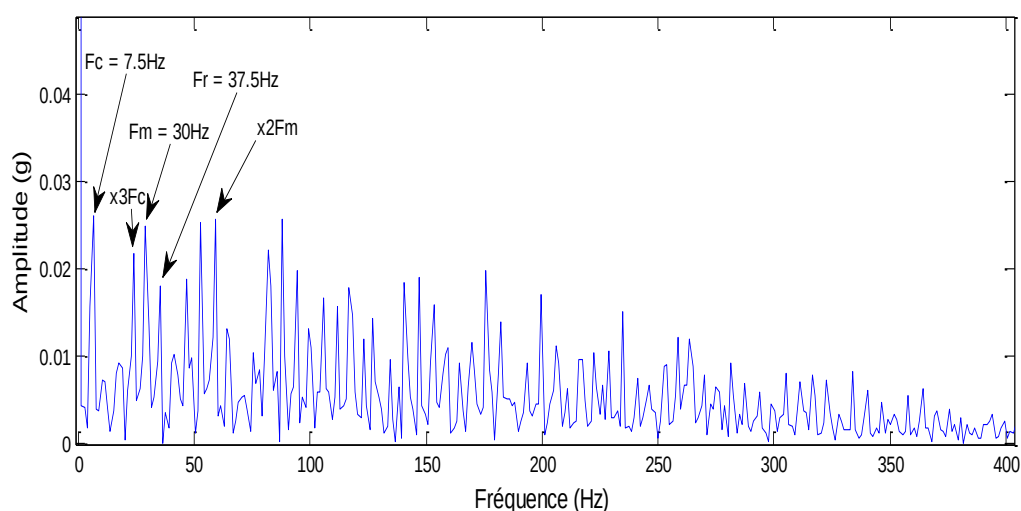


Fig.V.16 : le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 2034 Hz

Le spectre d'enveloppe centré sur la fréquence 1291 Hz (fig.V.17), a révélée trois composantes. Une composante à la fréquence de 37.5 Hz est visible dans spectre mais ces harmoniques n'apparaissent pas d'une manière significative, ce qui rend l'interprétation un peu difficile. Deux peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 7.5$ Hz), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 30$ Hz).

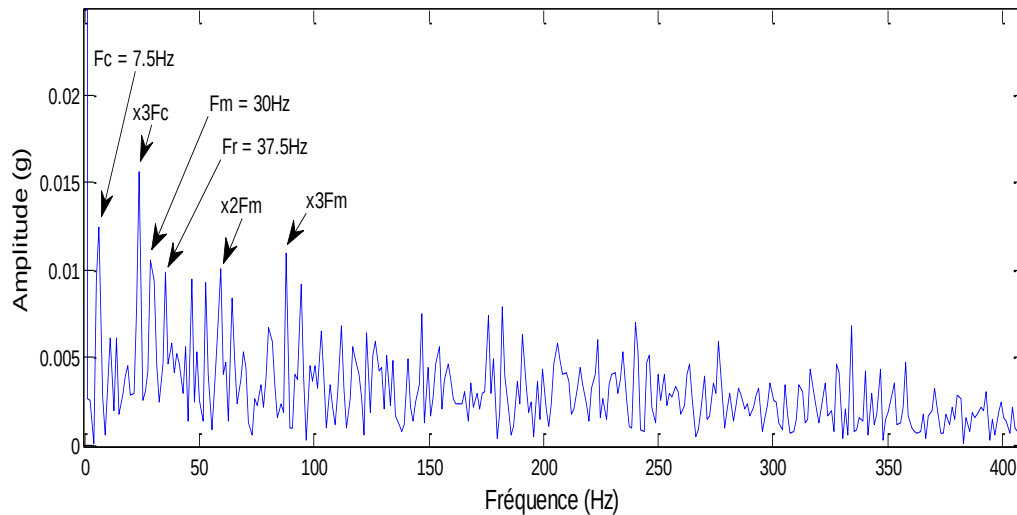


Fig.V.17 : le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 1291 Hz

Le spectre d'enveloppe centré sur la fréquence 748 Hz (fig.V.18), a révélée trois composantes. Une composante à la fréquence de 37.5 Hz est visible dans spectre mais ces harmoniques n'apparaissent pas d'une manière significative, ce qui rend l'interprétation un peu difficile. Deux peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 7.5$ Hz), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 30$ Hz).

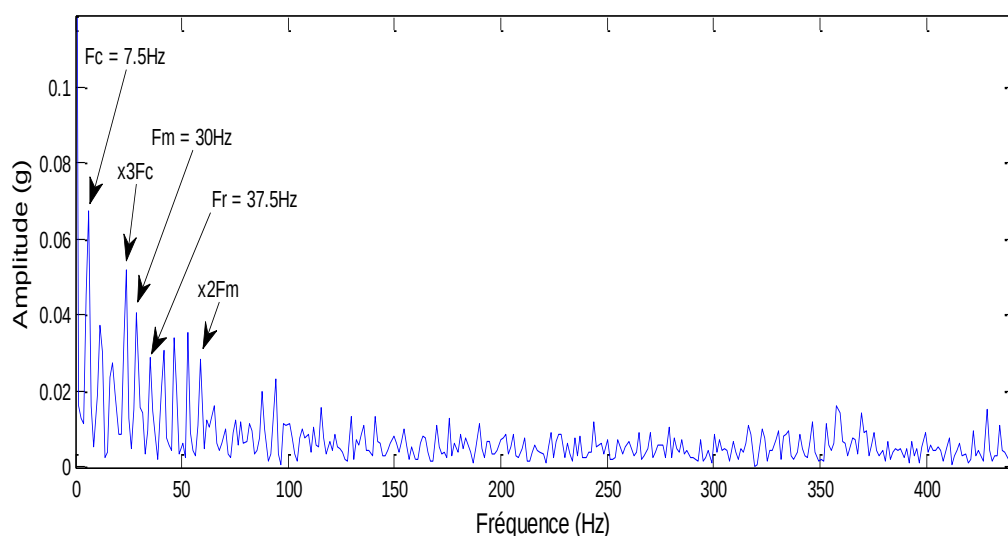


Fig.V.18 : le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 748 Hz

Concernant le défaut de balourd, les coefficients de la TFCT à la fréquence 30 Hz ainsi que leur spectre sont donnés respectivement à la figure V.19 et V.20. On voit clairement une composante avec une grande amplitude à la fréquence 30 Hz (fig.V.21)

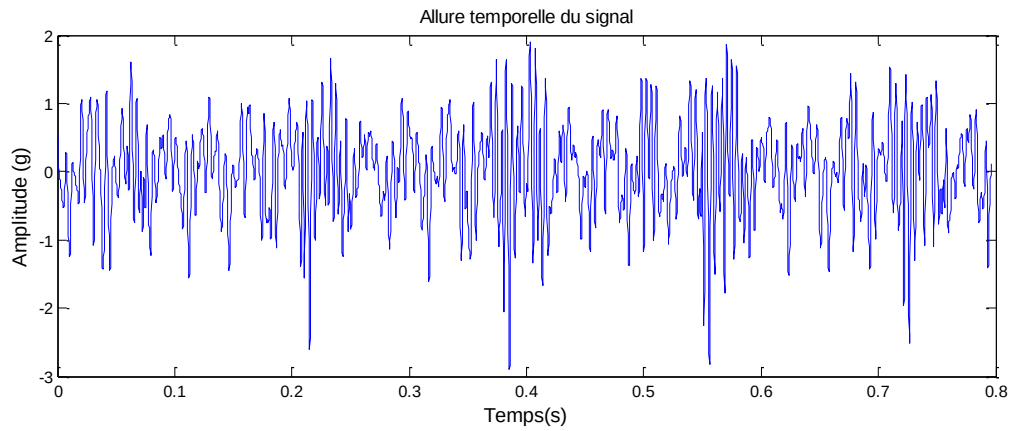


Fig.V.19 : Les coefficients de la TFCT à la fréquence 30 Hz

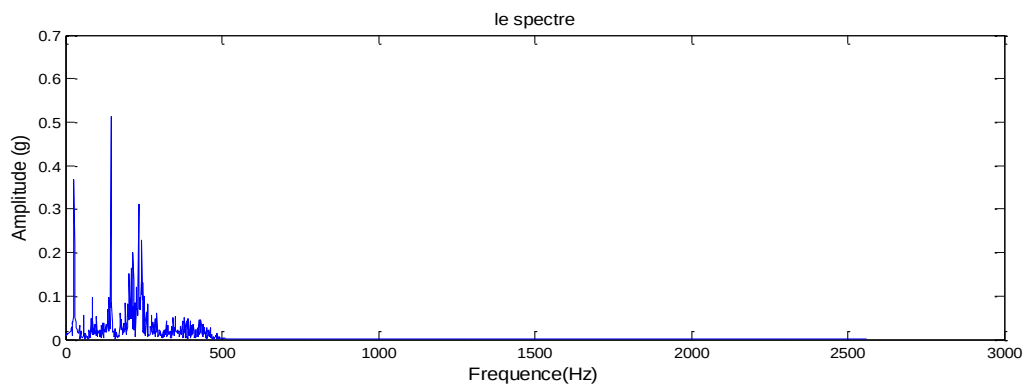


Fig.V.20 : le spectre des coefficients de la TFCT à la fréquence 30 Hz

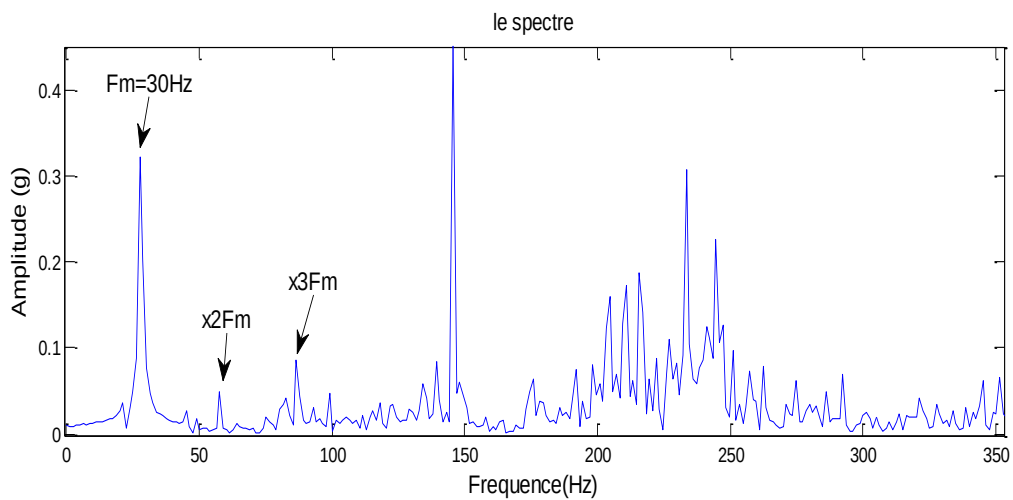


Fig.V.21 : le spectre des coefficients de la TFCT élargi au niveau des basses fréquences

La transformée continue en ondelette du signal à 1800 tr/min est donnée dans la fig.V.22. L'analyse est faite avec l'ondelette de Morlet sur une plage des échelles allant de 1 à 20 de pas égale à 1.

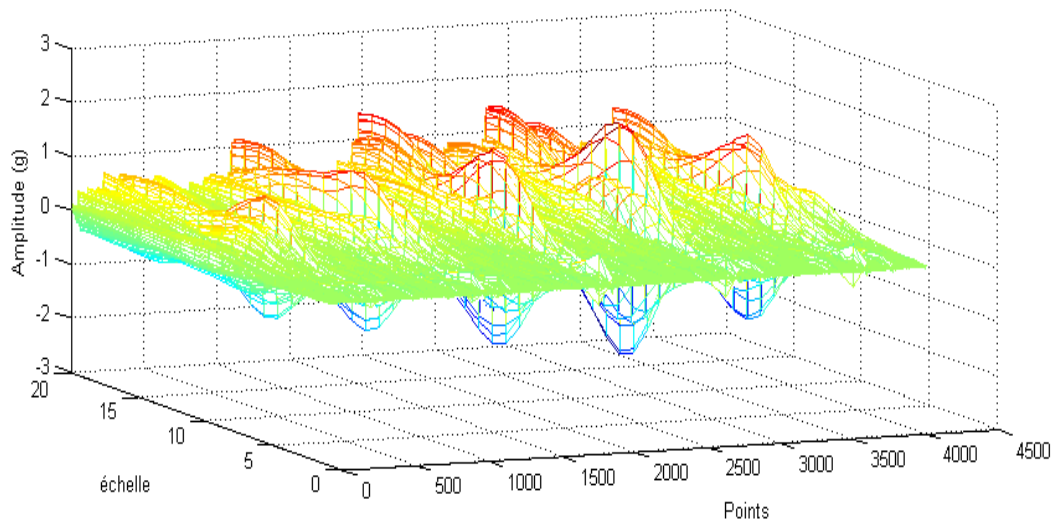


Fig.V.22 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de **EB_1800_P3**

Pour repérer les coefficients relatifs aux résonances excitées. Le kurtosis est appliqué à ces coefficients et les valeurs de ce dernier seront importantes aux alentours des résonances (fig.V.23).

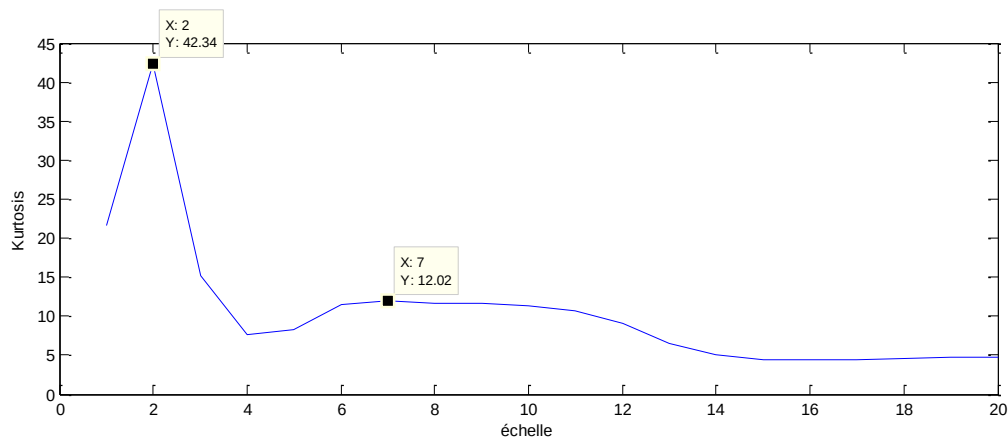


Fig.V.23 : Le kurtosis des coefficients de la CWT (Morlet)

La figure V.24 donne les coefficients situés au niveau de l'échelle 2, leur spectre est donné dans la figure V.25.

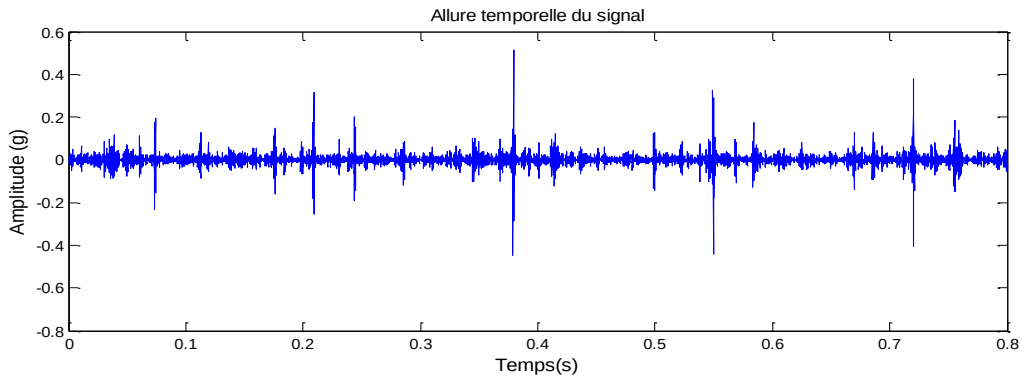


Fig.V.24 : Les coefficients de la CWT (Morlet) d'**EB_1800_P3** à l'échelle 2

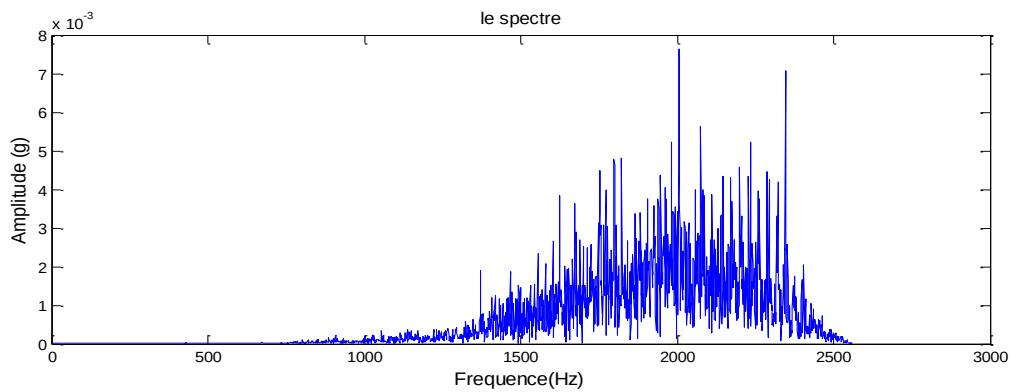


Fig.V.25 : Le spectre des coefficients de la CWT à l'échelle 2

Le spectre d'enveloppe des coefficients à l'échelle 2 donné par la fig.V.26 révèle la présence de trois peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 7.5 \text{ Hz}$), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 30 \text{ Hz}$) et le troisième à la fréquence de rotation de l'arbre récepteur ($F_R = 37.5 \text{ Hz}$).

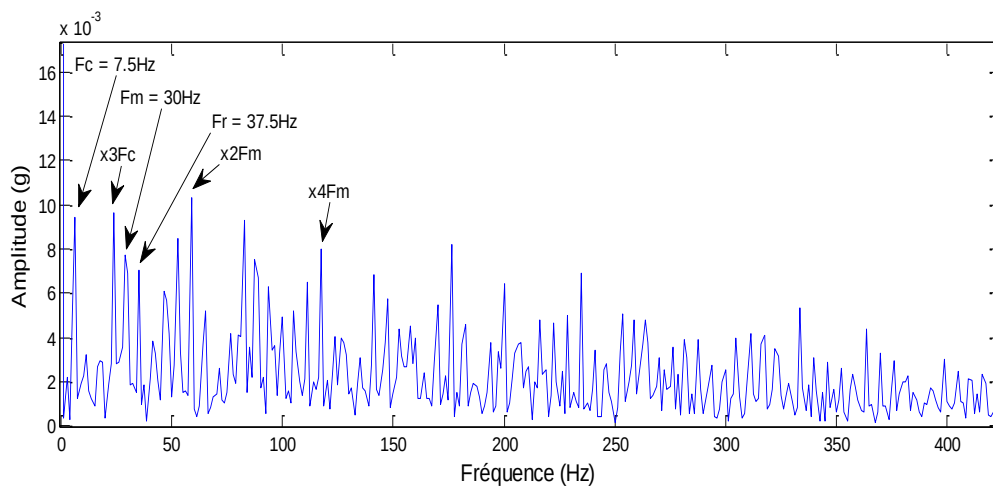


Fig.V.26 : Le spectre d'enveloppe des coefficients de la CWT (Morlet) de **EB_1800_P3** à l'échelle 2

Le spectre d'enveloppe des coefficients à l'échelle 7 donné dans la fig.V.27 révèle la présence de trois peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 7.5$ Hz), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 30$ Hz) et le troisième à la fréquence de rotation de l'arbre récepteur ($F_R = 37.5$ Hz) mais ces harmoniques n'apparaissent pas d'une manière significative, ce qui rend l'interprétation un peu difficile

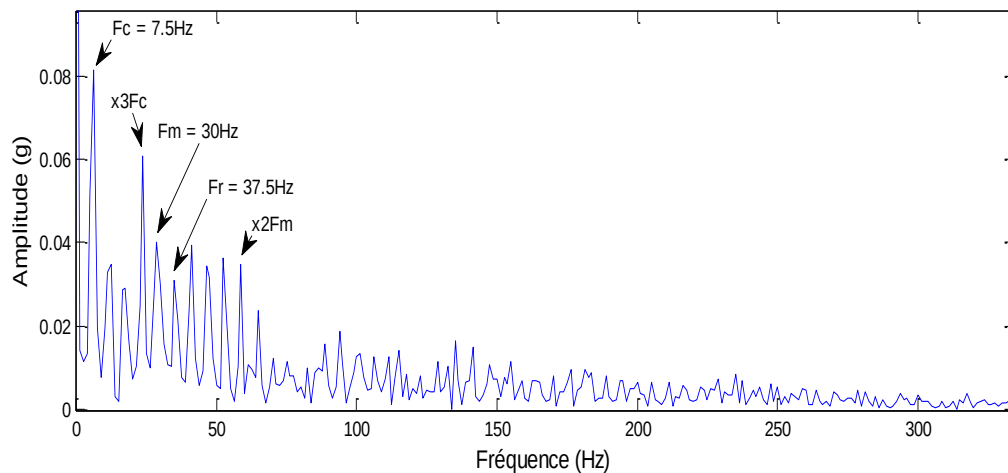


Fig.V.27 : Le spectre d'enveloppe des coefficients de la CWT (Morlet) de EB_1800_P3 à l'échelle 7

Dans le cas du balourd, la transformée continue en ondelette du signal à 1800tr/min est donnée dans la figure (V.28) en 3D et dans la figure (V.29) en 2D. L'analyse est faite avec l'ondelette de Morlet sur une plage des échelles allant de 1 à 200, en utilisant la formule **IV.8**, l'échelle qui correspond à la fréquence 30 Hz est $a = 139$, ce qui confirme les figures (V.28) et (V.29) puisque la plus grande amplitude des coefficients se concentre autour de cette échelle.

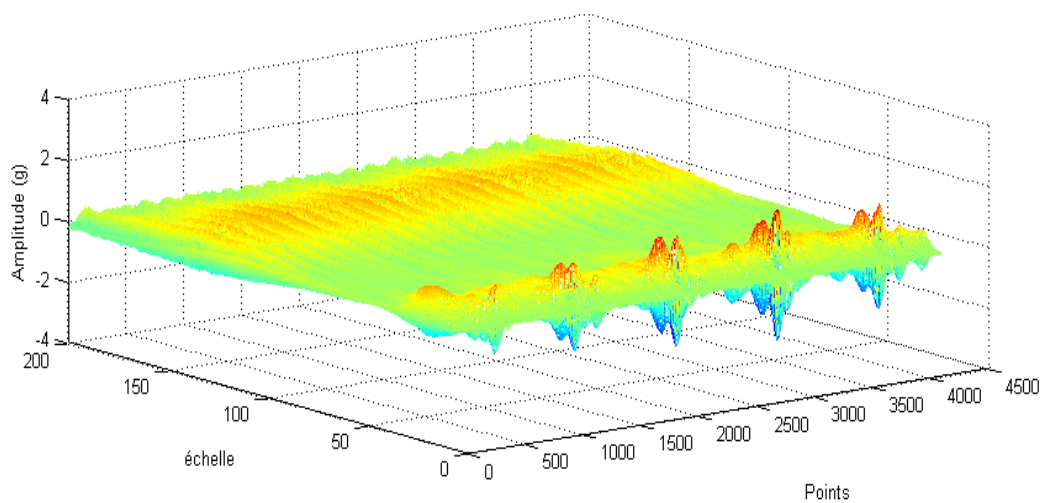


Fig.V.28 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de **EB_1800_P3**

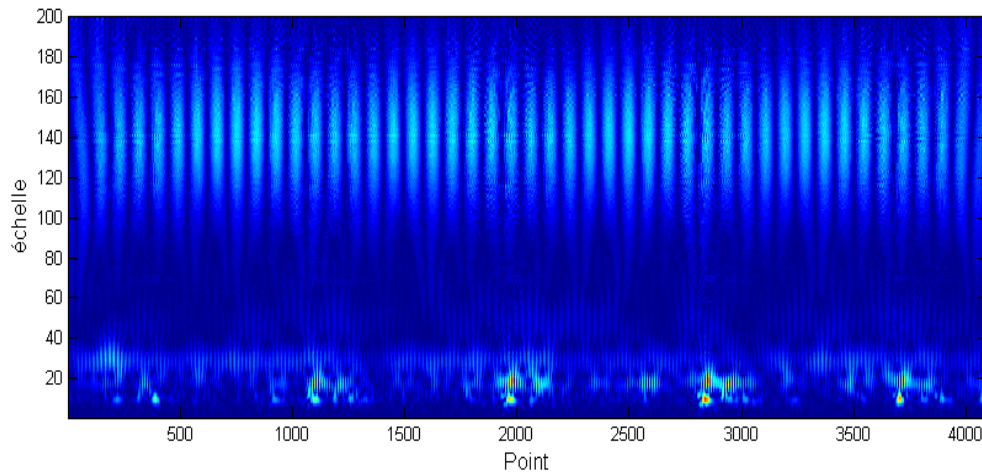


Fig.V.29 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 2D de **EB_1800_P3**

La figure (V.30) nous montre les coefficients à l'échelle 139 qui correspondent à la sinusoïde du balourd, et la transformée de Fourier de ces coefficients (fig.V.31) donne la fréquence de ce défaut ($f = 30\text{Hz}$).

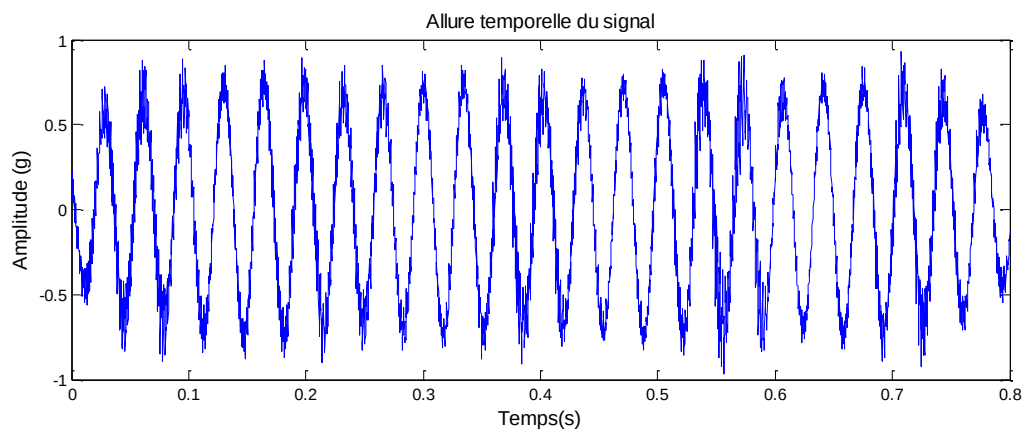


Fig.V.30 : Les coefficients de la CWT (Morlet) de **EB_1800_P3** à l'échelle 139

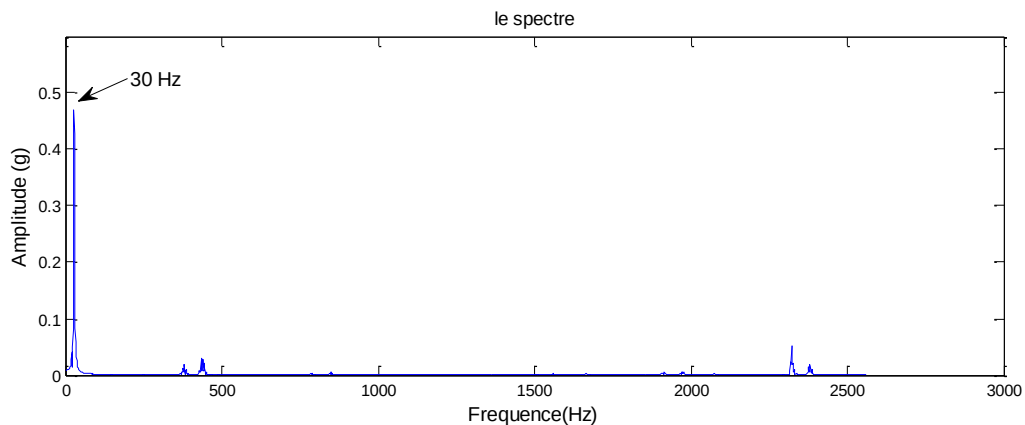


Fig.V.31 : Le spectre des coefficients à l'échelle 139 élargi au niveau des basses fréquences

V.4 - Cas test 2

Le banc d'essai utilisé est donné dans la photo (V.4), il a été réalisé au **Centre d'étude et de Recherche en soudage et contrôle** situé à Chéraga, Alger. Ses caractéristiques sont données dans la figure (V.32) et les tableaux (V.3) et (V.4).

Concernant les défauts simulés sur ce banc, il s'agit de perte d'une dent sur chaque pignon et un défaut de balourd sur l'arbre d'entrée. C'est la même situation que le test 1 ; on aura trois chocs dus aux défauts d'engrenages qui vont se manifester respectivement aux fréquences F_m pour le défaut du pignon, F_r pour le défaut de la roue et F_c lorsque ces deux défauts se rencontrent. Le défaut de balourd aura comme fréquence caractéristique celle de l'arbre d'entrée.



Photo.V.4 : Photo de banc d'essai

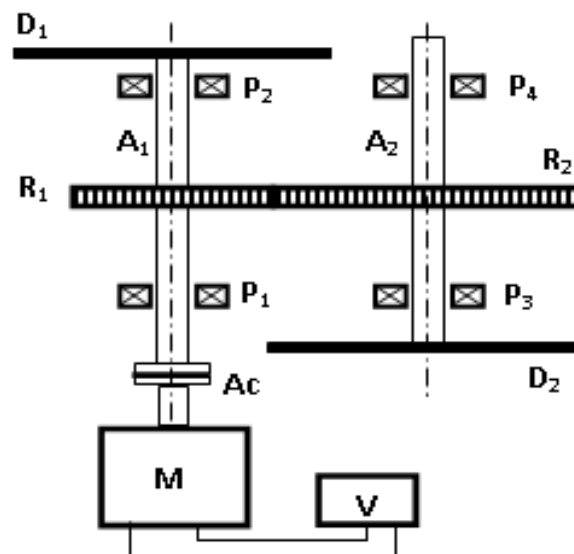


Fig.V.32 : La chaîne cinématique du banc d'essai

N°	Désignation	Dimension	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 A _c		

Tableau V.3 : caractéristiques techniques du banc d'essai

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 : La vitesse de rotation de moteur F_M : fréquence de moteur A1 F_R : fréquence de récepteur A2 F_{eng} : fréquence d'engrènement F_C : fréquence de coïncidence

(PPCM (100 ; 80)= 400)

Tableau V.4 : les différentes fréquences caractéristiques de banc d'essai

Le signal analysé est recueilli par le capteur placé au palier P3 avec la vitesse de rotation de 2400 tr/min, le signal temporel est représenté dans la figure (V.33).

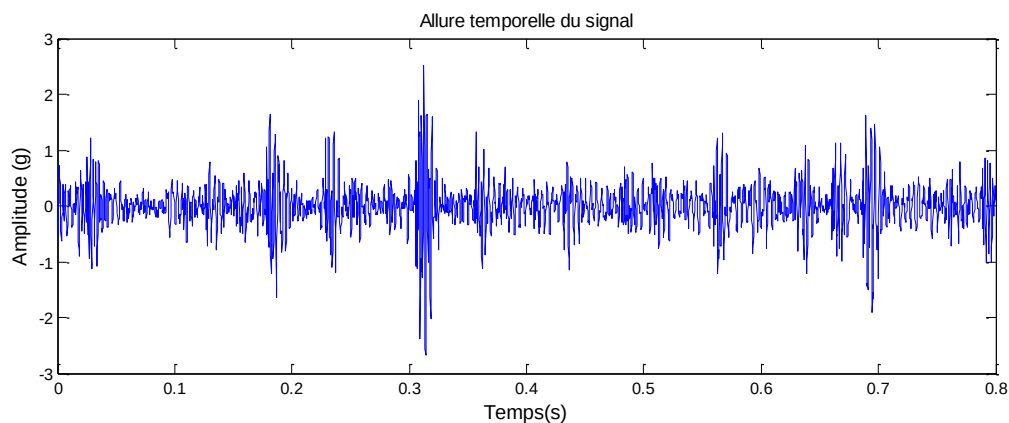


Fig.V.33 : Le signal temporel de EB_2400_P3

Le spectre de ce signal (fig.V.34) affiche une concentration d'énergie autour des fréquences 1850 Hz, 810 Hz, 430 Hz et 240 Hz. Sur le spectre élargi au niveau des basses fréquences

(fig.V.35), on constate la présence d'un peigne de raies à la fréquence 40 Hz. Cette image est commune à plusieurs défauts, donc la TF est incapable à elle seule de détecter tous les défauts présents dans le banc.

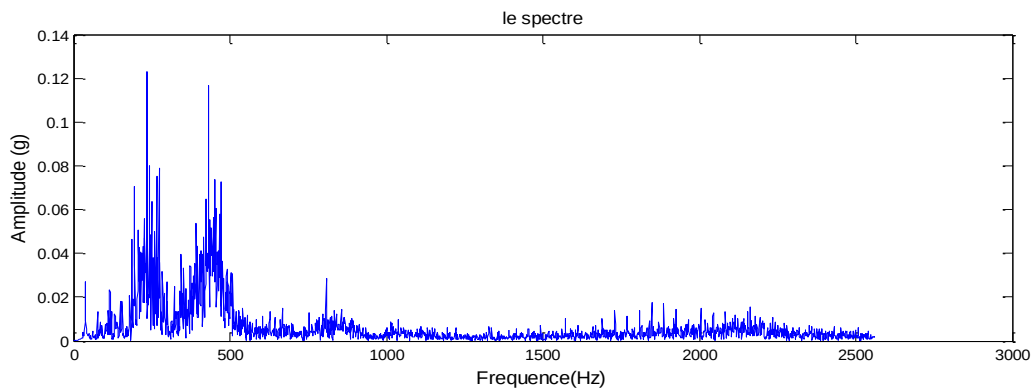


Fig.V.34 : Le spectre de EB_2400_P3

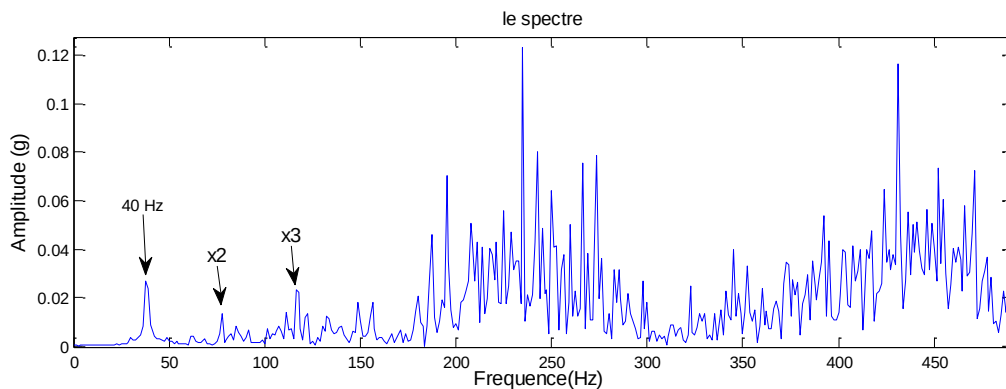


Fig.V.35 : Spectre élargi au niveau des basses fréquences

L'analyse cepstrale (fig.V.36) révèle un peigne de raies à la fréquence $1/F_M$ et une fréquence $1/F_c$ et d'autres composantes à des fréquences non représentatives.

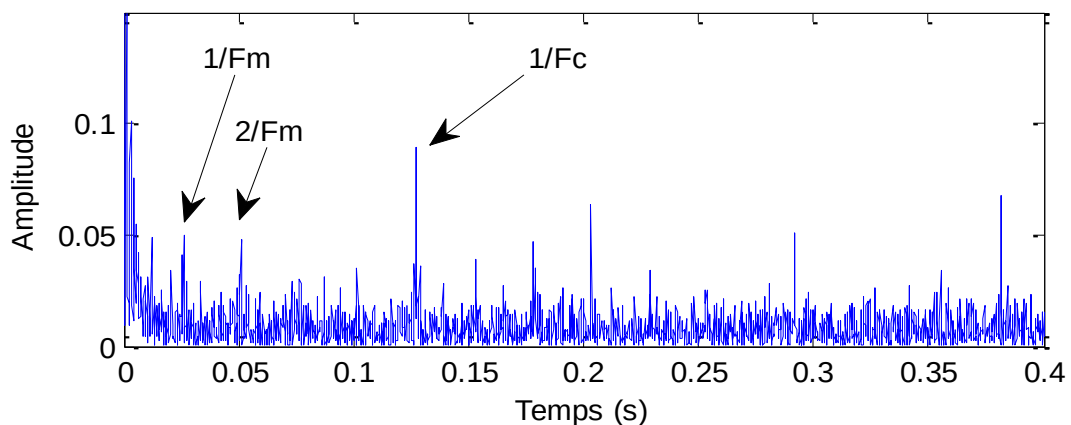


Fig.V.36 : Analyse cepstral du signal temporel EB_2400_P3

L'analyse d'enveloppe s'intéresse aux résonances excitées afin de trouver le peigne de raies des défauts de type chocs. A cet effet la résonance à 1850Hz a été démodulée et le signal filtré ainsi que son spectre donnés respectivement aux figures V.37 et V.38.

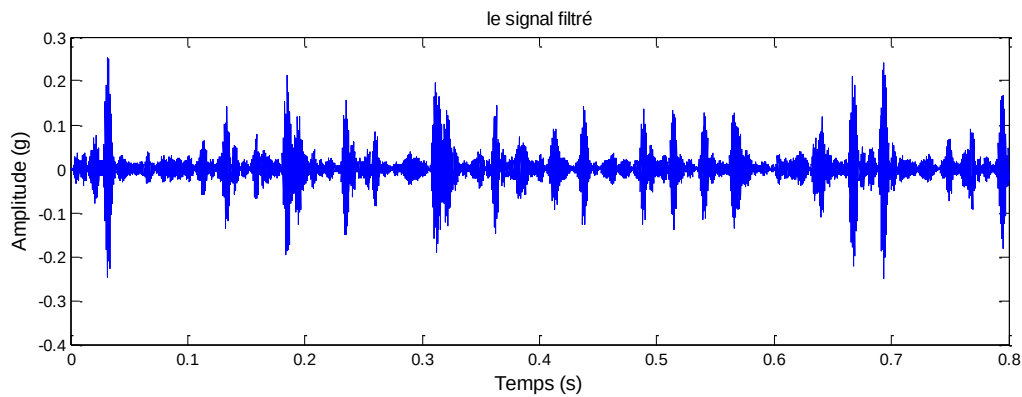


Fig.V.37 : signal filtré

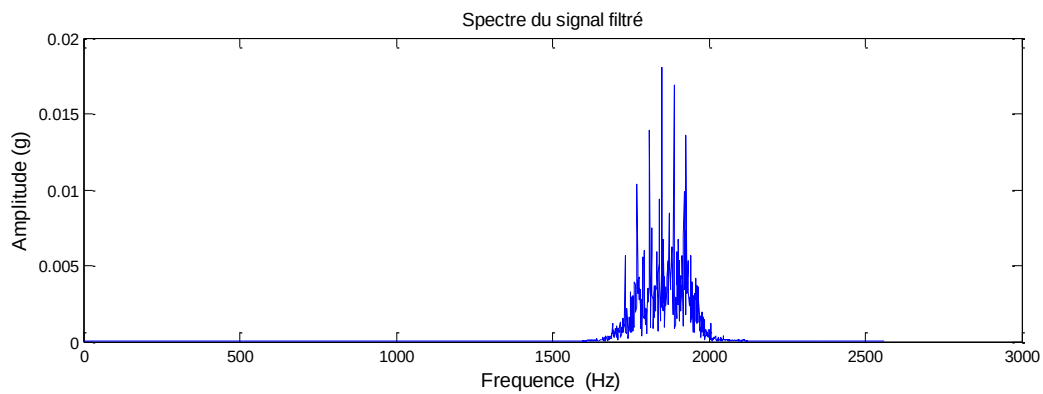


Fig.V.38 : spectre du signal filtré avec une bande d'analyse $B = [1760 - 1940]$

Le spectre d'enveloppe de signal filtré autour de 1850 Hz (fig.V.39), révèle la présence de trois peignes de raies, le premier à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 40$ Hz), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre récepteur ($F_R = 32$ Hz) et le troisième à la fréquence de coïncidence ($F_C = 8$ Hz).

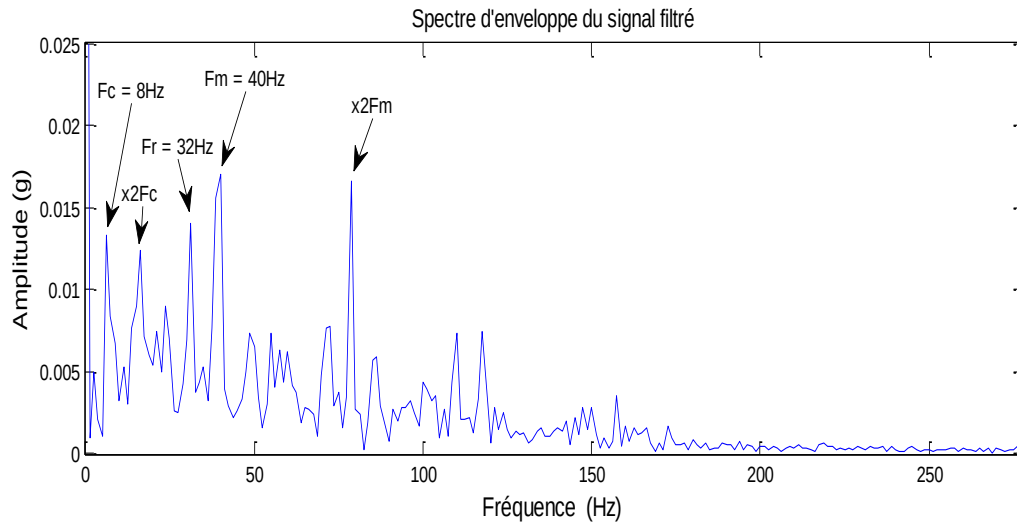
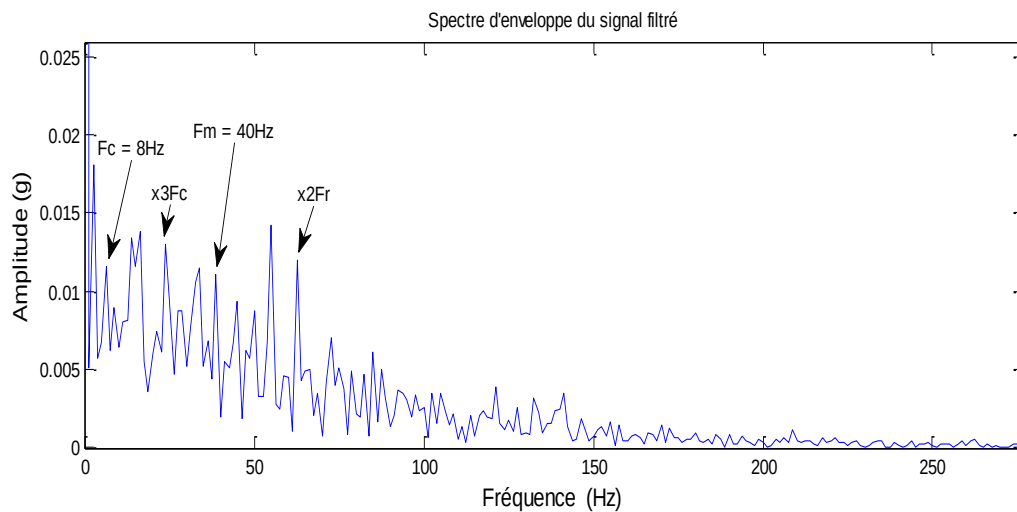


Fig.V.39 : spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 1850 Hz

La résonance à 810 Hz a été aussi démodulée et son spectre d'enveloppe (fig.V.40) révèle deux composantes aux fréquences de 32 Hz et 8 Hz très visibles avec leurs harmoniques. Une composante à la fréquence de 40 Hz mais ces harmoniques n'apparaissent pas d'une manière significative.

Fig.V.40 : spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 810 Hz avec une bande d'analyse $B = [730-890]$

La résonance à 430 Hz a été à son tour démodulée et le spectre d'enveloppe (fig.V.41) révèle deux composantes aux fréquences de 32 Hz et 8 Hz, elles sont très visibles avec leurs harmoniques. Une composante à la fréquence de 40 Hz apparaît aussi avec son harmonique.

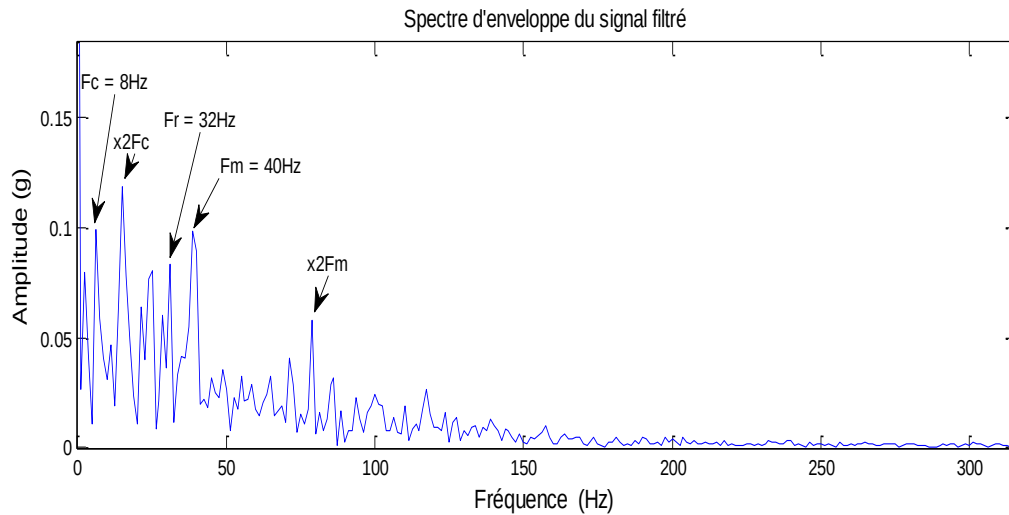


Fig.V.41 : spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 430 Hz avec une bande d'analyse $B = [330-530]$

De même pour la résonance à 240 Hz qui donne aussi les peignes de raies relatifs aux défauts d'engrenages simulés (fig. V.42).

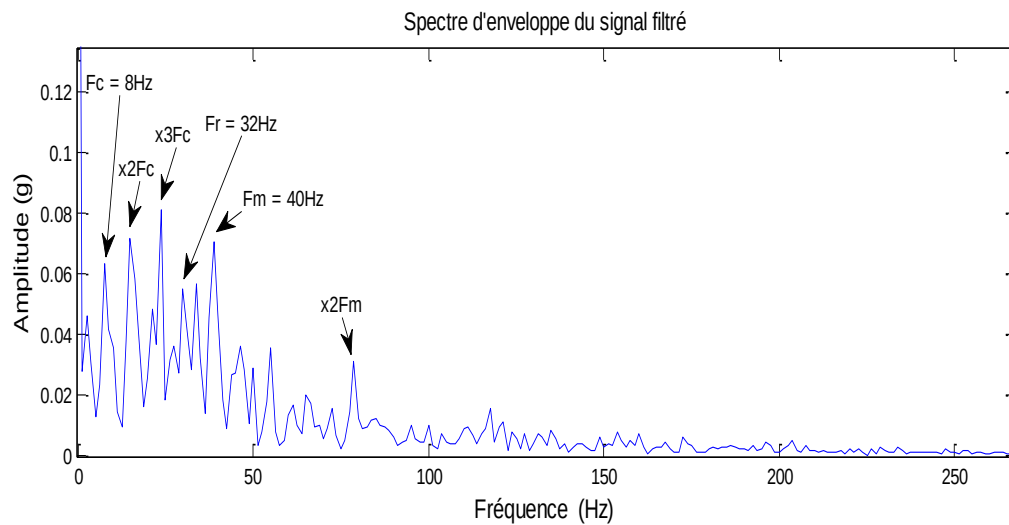


Fig.V.42 : spectre d'enveloppe du signal filtré autour de 240 Hz avec une bande d'analyse $B = [150-330]$

L'analyse temps-fréquence avec la TFCT est donnée dans la fig.V.43. Les coefficients sont obtenus avec une fenêtre de 19 points avec un recouvrement de 18 points.

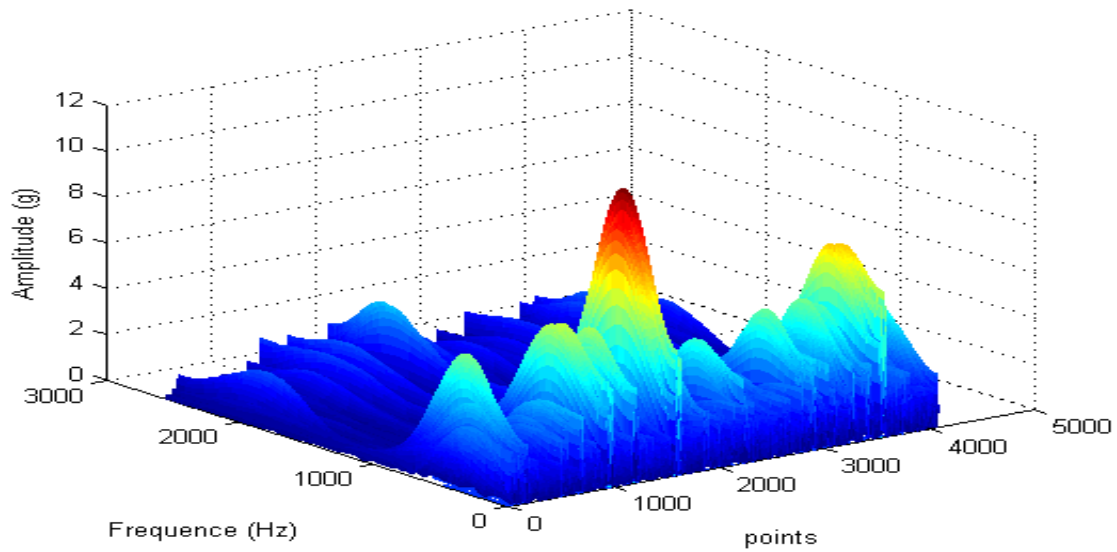


Fig.V.43 : Application de la TFCT avec une fenêtre d'analyse égale à 19 points

Pour la recherche des coefficients relatifs aux éventuelles résonances excitées, nous appliquons le kurtosis à la matrice des coefficients selon les fréquences, cela permettra de les repérer par des bosses autour d'elles (fig.V.44).

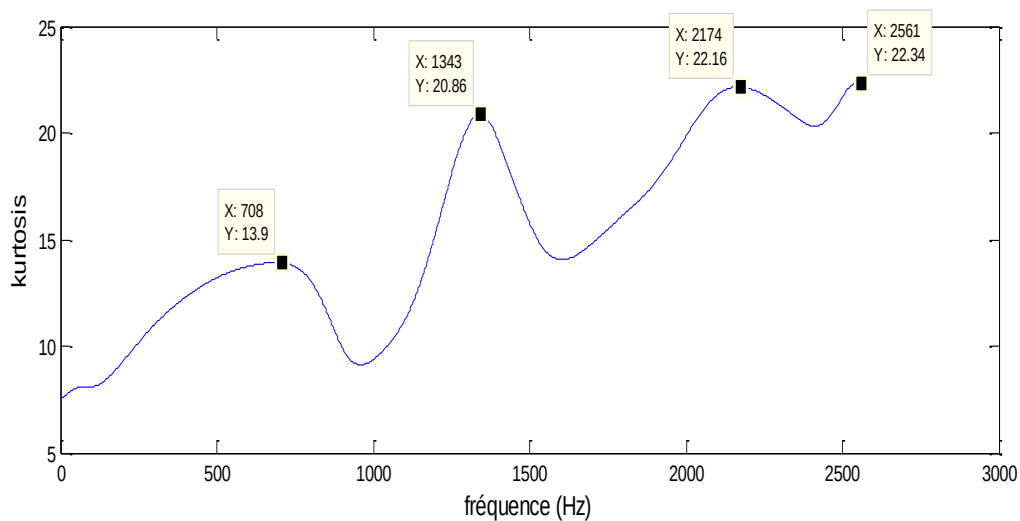


Fig.V.44 : Le kurtosis des coefficients de la TFCT de EB_2400_P3

La figure V.44 donne quatre zones pour lesquelles les valeurs du kurtosis sont importantes, elles se situent au niveau des fréquences 708Hz, 1343 Hz, 2174 Hz et 2561 Hz.

Les coefficients de la TFCT à la fréquence 2174 Hz ainsi leur spectre sont donnés respectivement à la figure V.45 et V.46.

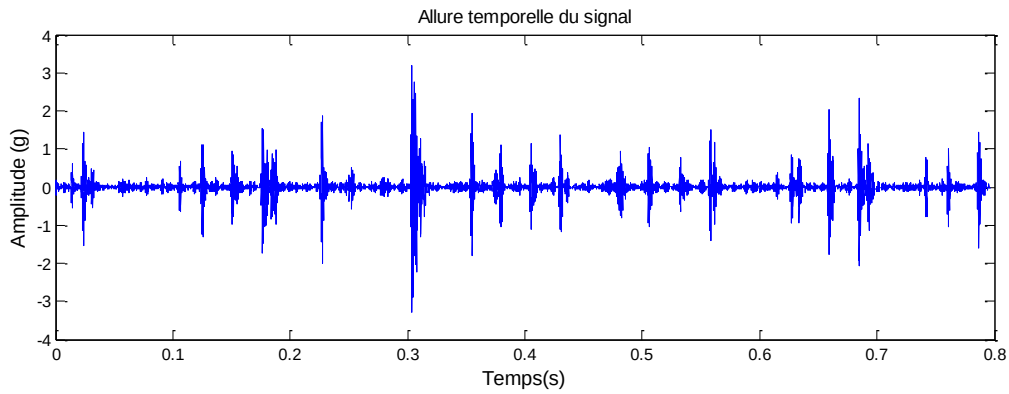


Fig.V.45 : Les coefficients de la TFCT à la fréquence 2174 Hz

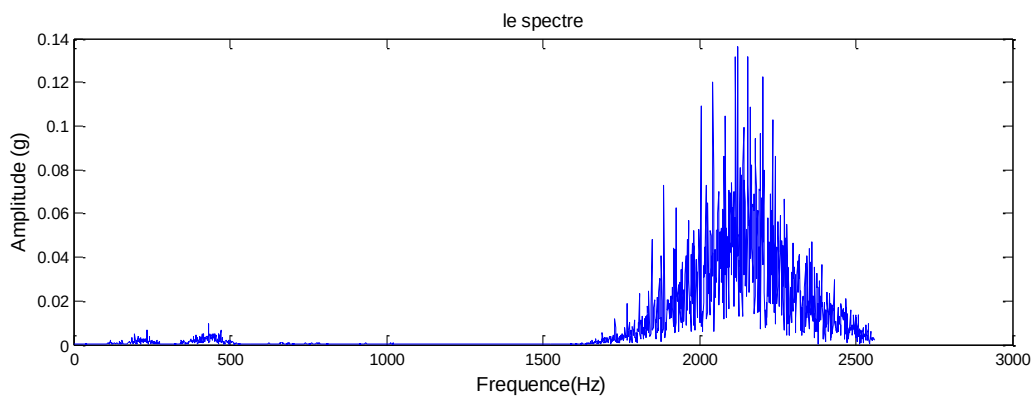


Fig.V.46 : le spectre des coefficients de la TFCT à la fréquence 2174 Hz

Le spectre de la transformée de Hilbert des coefficients correspondants à la fréquence 2174 Hz est donné dans la fig.V.47, dont nous constatons la présence de trois composantes. Des composantes aux fréquences de 32 et 8 Hz sont visibles mais leurs harmoniques n'apparaissent pas d'une manière significative. Un peigne de raies à la fréquence de rotation de l'arbre moteur (40 Hz) est bien visible avec cette résonance.

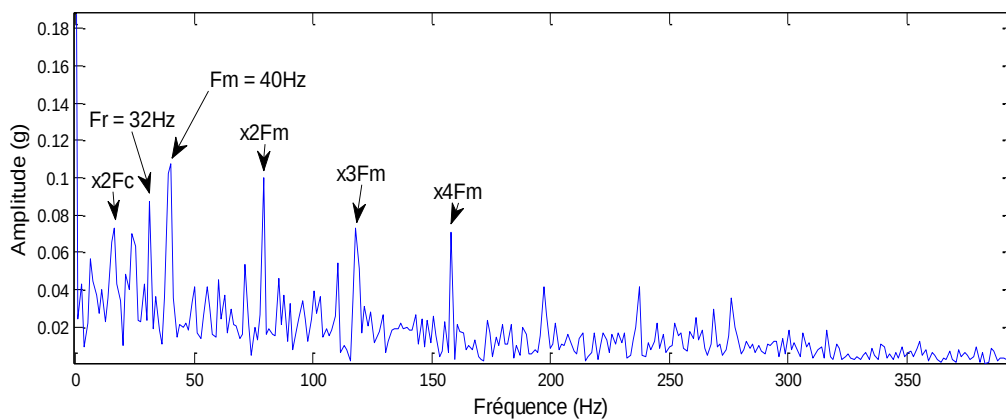


Fig.V.47 : le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 2174 Hz

Le spectre de la transformée de Hilbert des coefficients correspondants à la fréquence 1343 Hz est donné dans la fig.V.48, dont nous constatons la présence des trois peignes de raies relatifs aux défauts d'engrenages.

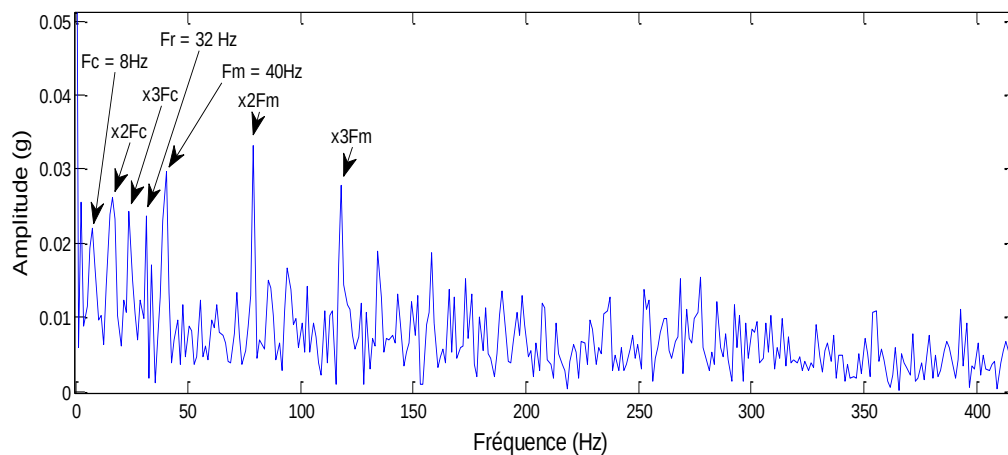


Fig.V.48 : le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 1343 Hz

Le spectre de la transformée de Hilbert des coefficients correspondants à la fréquence 708 Hz est donné dans la fig.V.49, dont nous constatons la présence de trois peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 8 \text{ Hz}$), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 40 \text{ Hz}$) et le troisième à la fréquence de rotation de l'arbre récepteur ($F_R = 32 \text{ Hz}$).

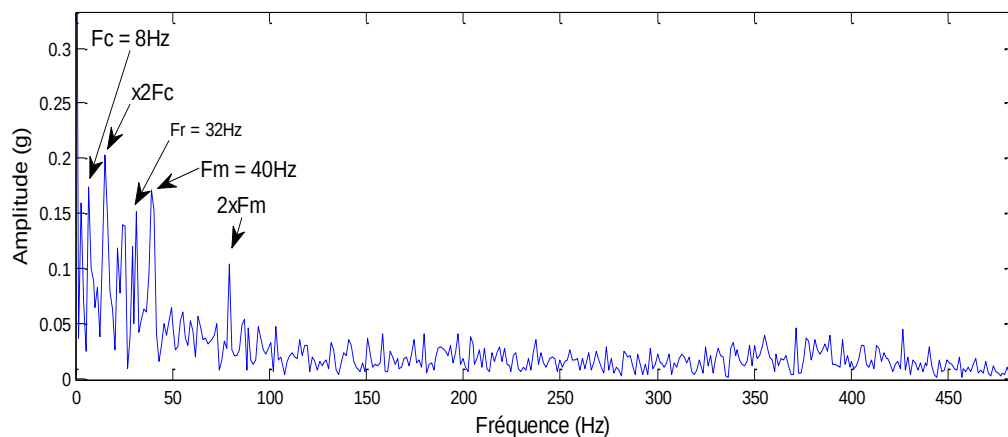


Fig.V.49 : le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 708 Hz

Le spectre de la résonance à 2651 Hz donne aussi les informations pour statuer avec exactitude la présence des trois chocs relatifs aux défauts simulés sur les engrenages (fig. V.50).

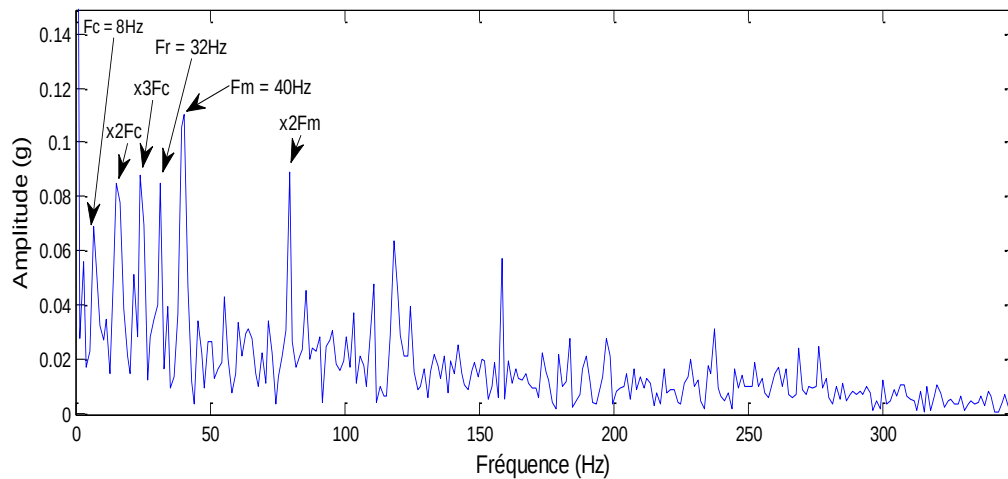


Fig.V.50 : le spectre d'enveloppe des coefficients de la TFCT à la fréquence 2561 Hz

Concernant le défaut de balourd, les coefficients de la TFCT à la fréquence 40 Hz (avec une fenêtre d'analyse de 70 points) ainsi que leur spectre sont donnés respectivement aux figures V.51 et V.52. La transformée de Fourier de ces coefficients donne la fréquence de balourd ($f = 40 \text{ Hz}$) mais avec d'autres composantes parasites.

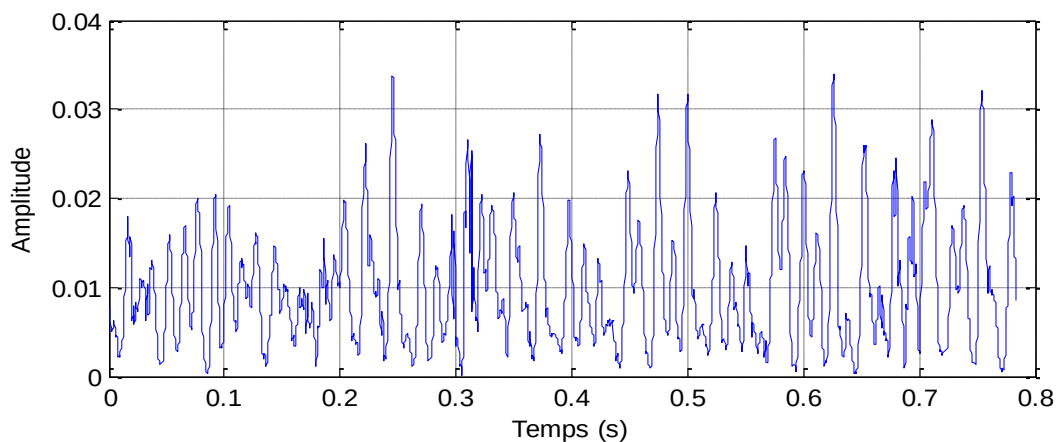


Fig.V.51 : Les coefficients de la TFCT à la fréquence 40 Hz avec une fenêtre de 80 points

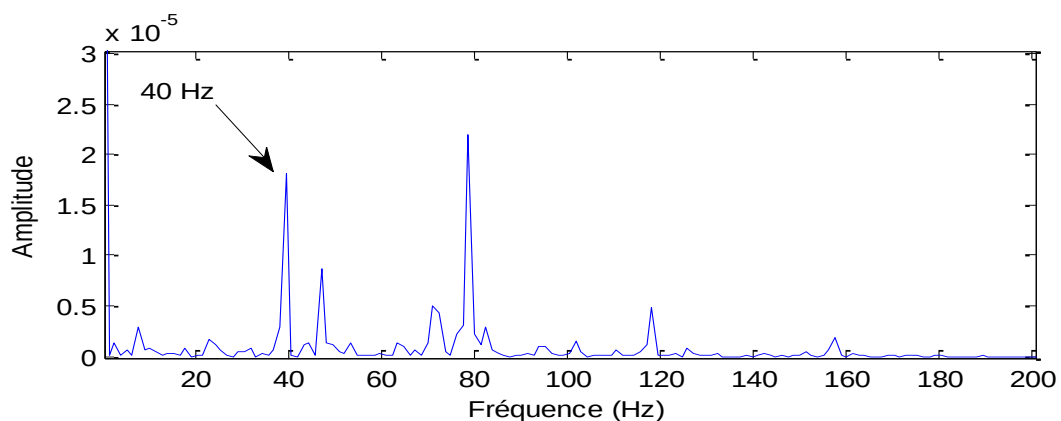


Fig.V.52 : le spectre des coefficients de la TFCT à la fréquence 40 Hz

La transformée continue en ondelette du signal à 2400 tr/min est donnée dans la fig.V.53. L'analyse est faite avec l'ondelette de Morlet sur une plage des échelles allant de 1 à 20 de pas égale à 1.

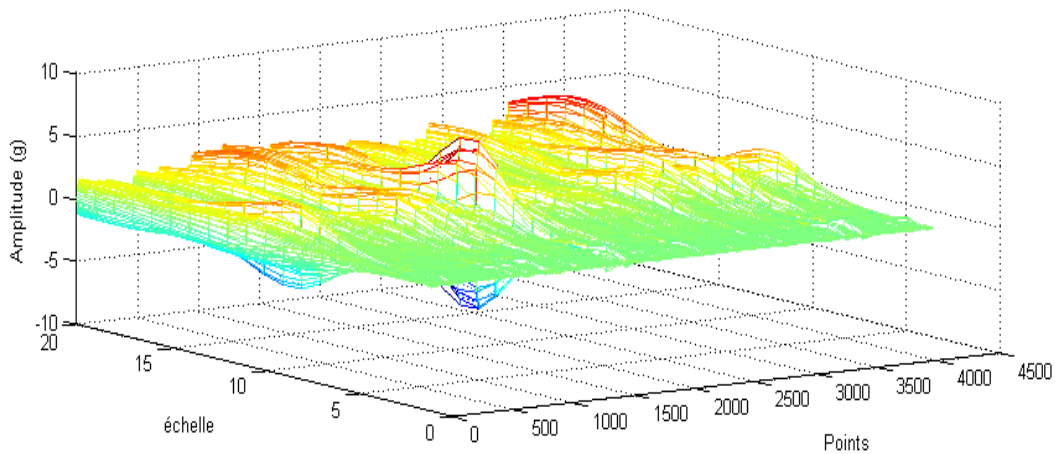


Fig.V.53 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de **EB_2400_P3**

Pour repérer les coefficients relatifs aux résonances excitées. Le kurtosis est appliqué à ces coefficients et les valeurs de ce dernier seront importantes aux alentours des résonances (fig.V.54).

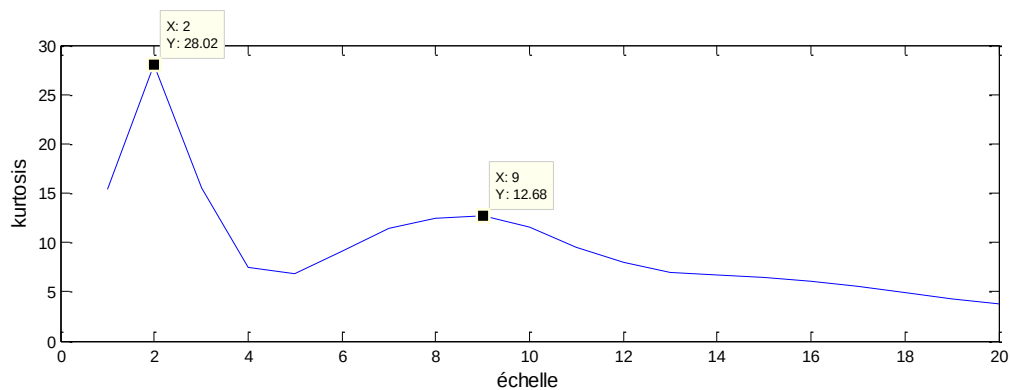


Fig.V.54 : Le kurtosis des coefficients de la CWT (Morlet)

La figure V.55 donne les coefficients situés au niveau de l'échelle 2, leur spectre est donné dans la figure V.56.

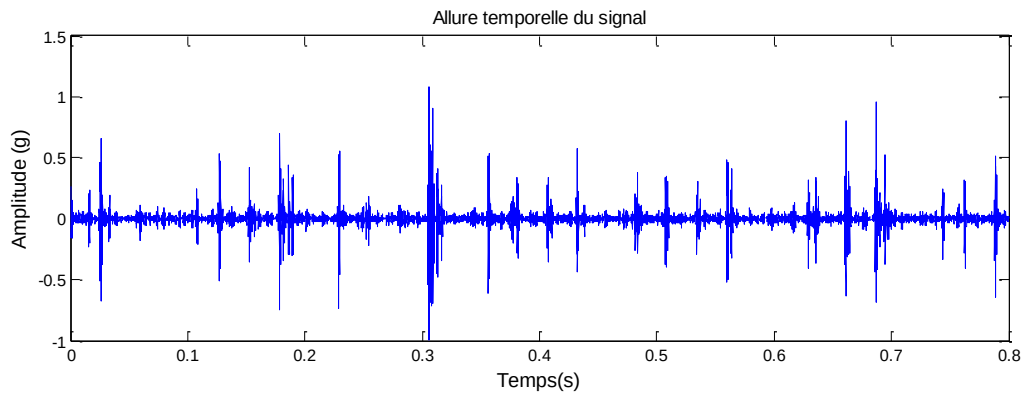
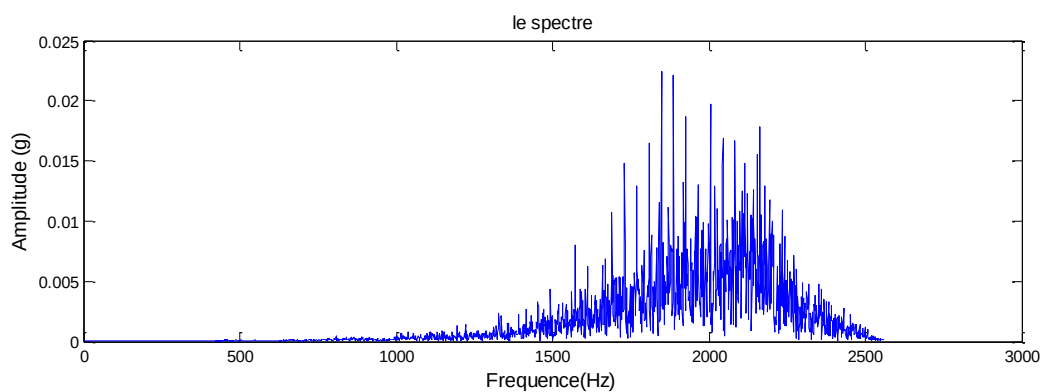
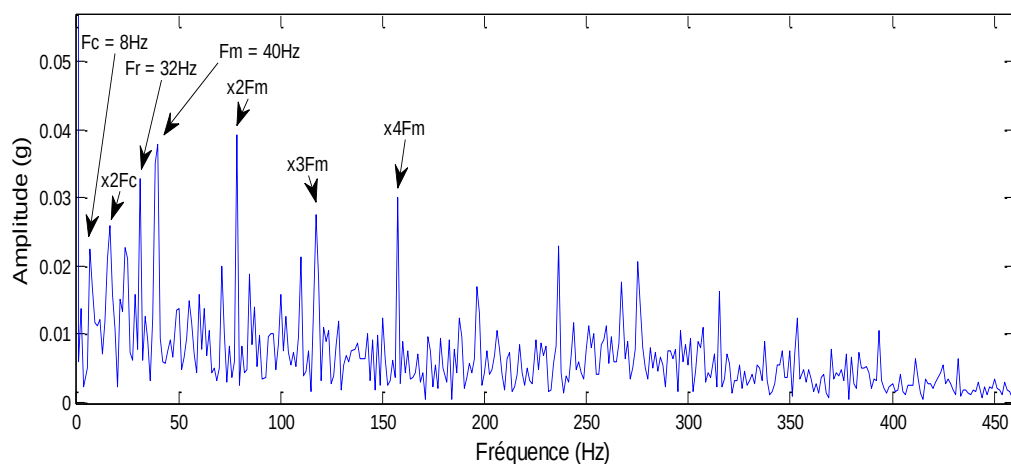
Fig.V.55 : Les coefficients de la CWT (Morlet) d'**EB_2400_P3** à l'échelle 2

Fig.V.56 : Le spectre des coefficients de la CWT à l'échelle 2

Le spectre d'enveloppe des coefficients à l'échelle 2 donné par la fig.V.57 révèle la présence de trois peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 8 \text{ Hz}$), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 40 \text{ Hz}$) et le troisième à la fréquence de rotation de l'arbre récepteur ($F_R = 32 \text{ Hz}$).

Fig.V.57 : Le spectre d'enveloppe des coefficients de la CWT (Morlet) de **EB_2400_P3** à l'échelle 2

Le spectre d'enveloppe des coefficients à l'échelle 9 donné dans la fig.V.58 révèle trois peignes de raies, le premier à la fréquence de coïncidence ($F_c = 8$ Hz), le deuxième à la fréquence de rotation de l'arbre moteur ($F_M = 40$ Hz) et le troisième à la fréquence de rotation de l'arbre récepteur ($F_R = 32$ Hz).

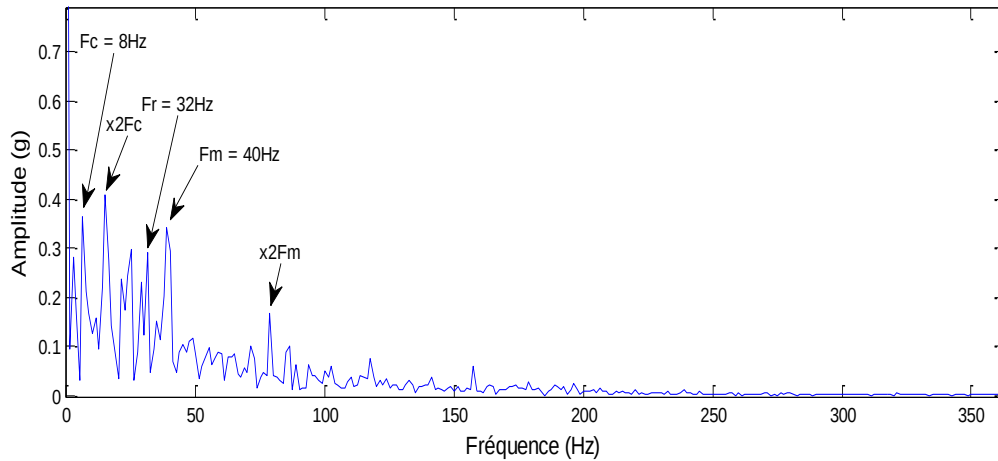


Fig.V.58 : Le spectre d'enveloppe des coefficients de la CWT (Morlet) de **EB_2400_P3** à l'échelle 9

Pour le défaut de balourd, la transformée continue en ondelette du signal à 2400 tr/min est donnée dans la figure (V.59) en 3D et dans la figure (V.60) en 2D. L'analyse est faite avec l'ondelette de Morlet sur une plage des échelles allant de 1 à 200, en utilisant la formule IV.8, l'échelle qui correspond à la fréquence 40 Hz est $a = 104$, ce qui confirme les figures (V.59) et (V.60) puisque la plus grande amplitude des coefficients se concentre autour de cette échelle.

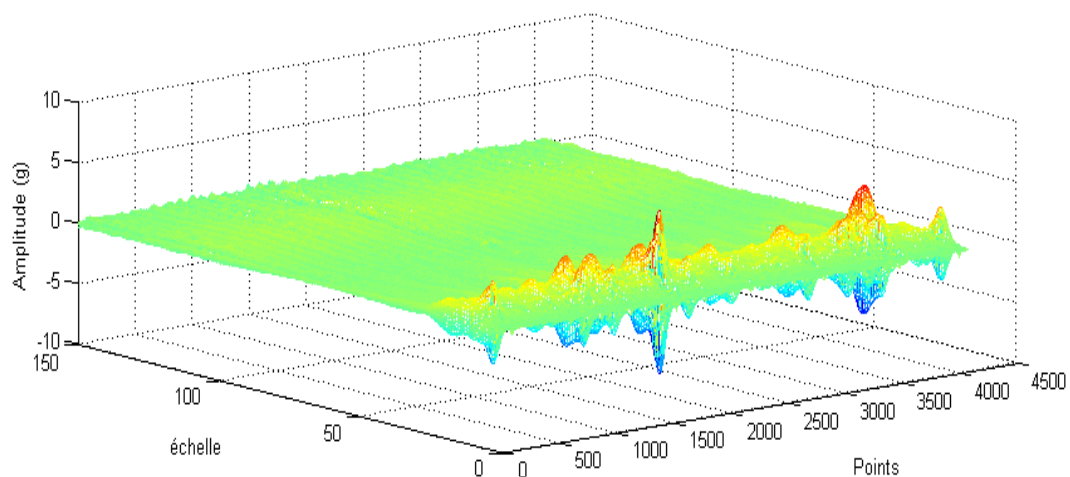


Fig.V.59 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 3D de **EB_2400_P3**

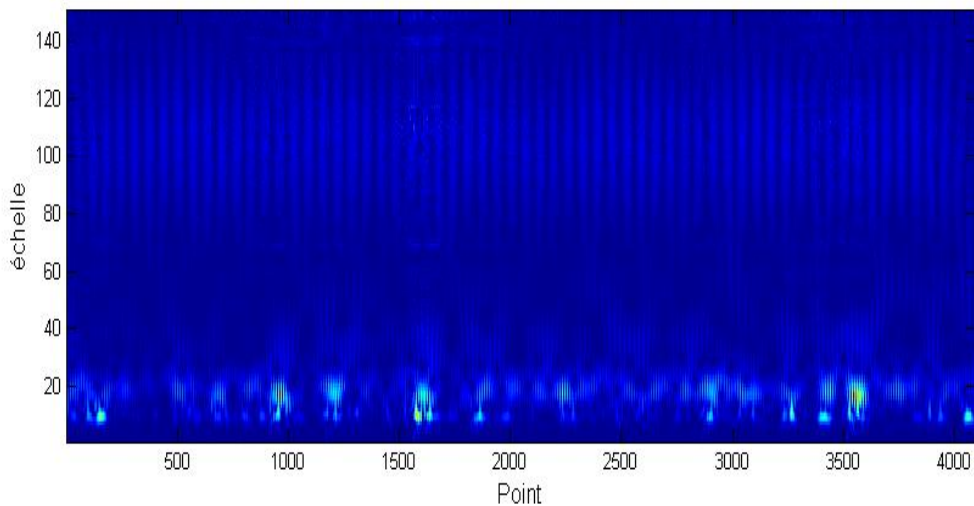


Fig.V.60 : Les coefficients d'ondelettes de la CWT (Morlet) en 2D de **EB_2400_P3**

La figure (V.61) donne les coefficients à l'échelle 104 qui correspondent à la sinusoïde de balourd et la transformée de Fourier de ces coefficients (fig.V.62) révèle la fréquence de balourd ($f = 40\text{Hz}$).

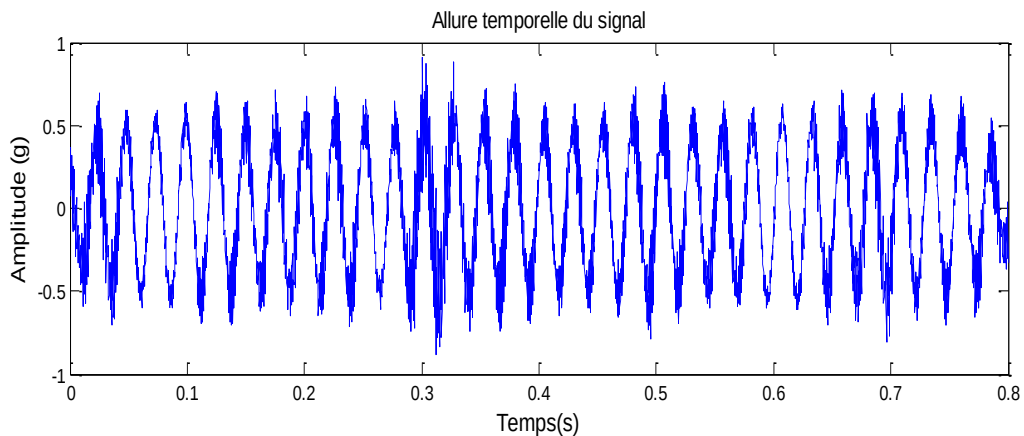


Fig.V.61 : Les coefficients de la CWT (Morlet) de **EB_2400_P3** à l'échelle 104

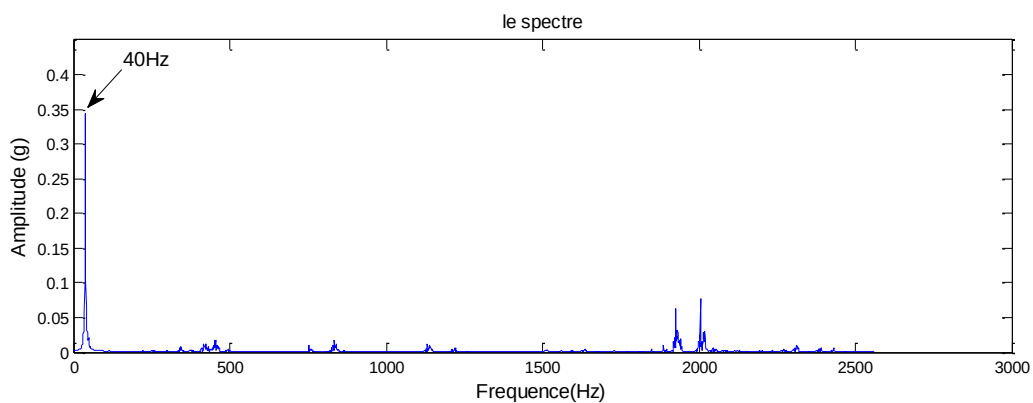


Fig.V.62 : Le spectre des coefficients de la CWT à l'échelle 104

V.6 - Conclusion

Nous constatons réellement, à partir de cette partie expérimentale, la difficulté qu'on peut rencontrer lors de contrôle des machines afin d'anticiper toutes défaillances qui peuvent être fatales. La complexité de la machines à surveiller auquel s'ajoute la multitude de méthodes d'analyses rend la tâche de contrôleur très difficile.

Les méthodes classiques peuvent donner des résultats dans le cas où la cinématique de la machine est simple (deux à trois arbres de rotation) ou en présence de simples défauts de type stationnaire comme le balourd et le délignage ou même certains défauts d'engrenages.

Mais dans le cas contraire, ces méthodes sont généralement inappropriées pour le diagnostic, pour cette raison on fait appel aux méthodes temps-fréquence, mais pour mener à bien le diagnostic, ces méthodes exigent d'optimiser certains paramètres pour mener à bien le diagnostic.

Conclusion générale

Dans le travail présenté ici on s'est intéressé à l'étude des signaux vibratoire des machines tournantes. Il est nécessaire de comprendre et de prédire précisément le comportement vibratoire afin d'optimiser le comportement dynamique. Ainsi, pour éviter les réponses de fortes amplitudes qui peuvent mener à leur destruction, les fréquences propres du système doivent être distincte des fréquences d'excitations dans tout le domaine de fonctionnement.

Ce travail nous a permis de regrouper les connaissances théoriques et les modes opératoires utilisées pour la détection des défauts affectant les organes tournant des machines. Lorsque ce défaut est isolé tels que :

Les défauts qui génèrent des signaux stationnaires, tel que le défaut de balourd et le désalignement, leurs diagnostic se fait, premièrement, dans le domaine temporel par le suivi de la valeur efficace. Si cet indicateur atteint un certain seuil, l'analyse spectrale prendra le dessus pour révéler la source exacte de cette énergie élevée du signal. Cette méthode est généralement suffisante pour dépister ces deux défauts et qui se manifestent au niveau des basses fréquences.

Les défauts qui génèrent des signaux instationnaires, comme les défauts d'engrenages et de roulements, leurs identifications en mode global se fait par des indicateurs scalaires (kurtosis, le facteur de crête). Mais la détection exacte de ces derniers ne peut se faire que par l'analyse spectrale. D'autres méthodes comme l'analyse cepstrale ou d'enveloppe peuvent être utilisées dans le cas où l'analyse de Fourier ne permet pas une bonne interprétation des spectres obtenus.

Dans le cas où la configuration est complexe (défauts combinés) tel que constaté dans la partie pratique où un défaut de balourd peut cacher celui d'engrenage ou l'inverse. L'inefficacité de la transformée de Fourier exige d'autres méthodes afin d'améliorer le diagnostic. Pour cela, d'autres techniques plus élaborées telles que l'analyse dans le domaine temps-fréquence et temps-échelle sont de plus en plus utilisées afin d'améliorer les procédures de détection et d'analyse

L'objectif de ce travail était donc de connaître les éléments nécessaires pour le suivi et le diagnostic des défauts des machines tournantes en utilisant les méthodes appropriées à chaque situation. L'étude expérimentale montre la difficulté de mener à bien un diagnostic d'une installation surtout en absence de son historique sur les anomalies qui a subit dans le temps. En effet, un travail gigantesque reste à faire, premièrement sur l'identification des symptômes des défauts affectants les organes mécaniques qui travaillent dans de telles ou telles conditions ainsi que l'influence de paramètres extérieures. Deuxièmement, en présence de plusieurs méthodes d'analyses et de traitement, il est impératif d'associer pour chaque symptôme la ou les méthodes appropriées afin de le mettre en évidence sans ambiguïté pour détecter chaque défaut au moment opportun.

Références bibliographiques

- [1] Alain BOULENGER et Christian PACHAUD : 'surveillance des machines par analyse vibratoire', AFNOR 1995.
- [2] Alain BOULENGER et Christian PACHAUD : 'Aide-mémoire surveillance des machines par analyse vibratoire', DUNOD 2007.
- [3] R. BIGRET • J.-L.FERON : 'diagnostic – maintenance – disponibilité des machines tournante', MASSON, Paris 1994.
- [4] Alain BOULENGER : 'Maintenance conditionnelle par analyse des vibrations', Article (mt 9285), technique de l'ingénieur.
- [5] Kamel BELAID Mémoire de magistère : 'Méthode de suivi et de diagnostic des défauts des machines tournantes par application de la transformée en Ondelette', UMMTO, 2007.
- [6] C. BENCHAAABANE, A. DJEBALA, N. OUELAA et S. GUENFOUD : ' diagnostic vibratoire des défauts d'engrenage basé sur les indicateurs scalaires'.
- [7] K. DROUCHE, M. SIDAHMED et T. GRENIER : 'Détection de défauts d'engrenages par analyse vibratoire' Traitement du signal volume 8 – n°5.
- [8] Christophe THIRY : 'Diagnostic vibratoire des roulements dans une machine tournante', université de Liège 2003-2004.
- [9] Harald OEHLMANN : 'Analyse temps-fréquence de signaux vibratoires de boîtes de vitesses', Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré- Nancy 1 (1996)
- [10] Nassima HAMDAD : 'Transformée de Huanh-Hilbert : Application à la détection des défauts', Mémoire de Magistère. UMMTO (2013).
- [11] Farid. KHALOUI, Madani. OURLIS : 'La maintenance préventive conditionnelle : Application aux machines tournantes'. Mémoire d'ingénieur. UMMTO (2011-2012)
- [12] Maurice BELLANGER : 'Traitement numérique du signal' 8^e édition Dunod, Paris, 1998, 2002, 2006 pour la 8^e Edition.
- [13] André QUENQUIS : 'Le traitement du signal sous Matlab'.
- [14] Mouhand SLIMANI : Mémoire de magistère : 'Utilisation de la transformée en ondelette dans la détection de défauts de machines tournantes', UMMTO – 2005.
- [15] P-Y. Arques, N. Thirion-Moreau, 'Les représentations Temps-Fréquence en traitement du signal' Technique de l'ingénieur, traité Mesure et contrôle, R 308.
- [16] P. Flaudrin, 'Temps-Fréquence', Ed. Hermès, 1998.
- [17] F. Truchetet ' Ondelettes pour le signal Numérique' Ed. Hermès 1998.

- [18] MATLAB[®], Wavelet Toolbox User's Guide, The Math Works Inc.2009
- [19] K. Belaid, A. Miloudi ' détection de défaut de Balourd par Application de la Transformée en Ondelette', Congrès Algérien de Mécanique de construction, Alger, USTHB, 29-30 avril 2007.
- [20] Kamel BELAID : Mémoire d'ingénieur : 'Diagnostic vibratoire des machines tournantes' UMMTO 2003.
- [21] Alain BOULENGER et Christian PACHAUD : 'Analyse vibratoire en maintenance surveillance et diagnostic des machines DUNOD 3^e édition, 2013.