



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
جامعة 20 أوت 1955 سكيكدة
Université - 20 Août 1955 - Skikda
كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie
قسم: الهندسة الكهربائية
Département : Génie Electrique



THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de

Doctorat

Option : **Electrotechnique Appliquée**

THEME

Détection et Diagnostic des Systèmes à Energie Renouvelable application " Eolienne "

Par :

Ali OUANAS

Soutenue publiquement le : 11/02/2020

Devant le jury composé de :

Mr.BOUKADOUM Ahcen	Professeur	Université de Skikda	Président
Mr .MEDOUED Ammar	Professeur	Université de Skikda	Rapporteur
Mr. LEBAROUD Abdesslem	Professeur	ENP Constantine 3	Co-Encadreur
Mr.BOUDEBOUZ Omar	MCA	Université de Skikda	Examinateur
Mr.MEHASNI Rabia	Professeur	Université Constantine 1	Examinateur

Année Universitaire :2019/2020

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier, tout d'abord, Monsieur A. MEDOUED, Professeur à l'Université du 20 Août 1955 - Skikda de m'avoir offert l'opportunité de réaliser ce travail sous sa direction et de ses précieux conseils et orientations.

Je remercie, également Monsieur A. LEBAROUD, Professeur en ENP de Constantine par son soutien, aide et encouragements tout au long de la réalisation de ce travail.

Je tiens à remercier Monsieur Yassine AMIRAT professeur en électrotechnique à l'ISEN de Brest (France) qui m'a offert les données du défaut de pignon.

Mes remerciements vont aussi à Messieurs Ahcene BOUKADOUM en acceptant de rapporter et de présider le jury de soutenance de ma thèse.

Je voudrais également exprimer mes remerciements à Monsieur Rabia MEHASNI, Professeur à l'université de Constantine 1 qui a accepté d'évaluer mon travail et participer au jury de soutenance de cette thèse en tant qu'examineur.

Je remercie aussi Monsieur BOUDEBOUZ Omar , Maitre de conférence à l'université du skikda d'avoir accepté de juger mon travail.

Je saisis cette occasion pour exprimer ma grande reconnaissance et gratitude à tous ceux qui ont contribué à la réalisation et l'achèvement de ce travail.

DEDICACES

A mon père
A la mémoire de ma mère
A mes sœurs
A mes amis

RESUME :

Au cours des vingt dernières années, la capacité éolienne mondiale a augmenté rapidement avec une puissance installée estimée à environ 433 gigawatts en 2015. L'énergie éolienne a fourni le plus d'électricité par rapport aux autres énergies renouvelable, il représente la moitié de la croissance mondiale de l'électricité. Les enjeux pour rendre cette énergie compétitive aux autres sources classiques c'est de réduire les couts de maintenances inattendues des composants d'éoliennes.

A travers une revue riche de la littérature sur la thématique de diagnostic des défauts des systèmes éoliens, nous avons orienté notre travail, concernant la première partie de notre thèse en l'occurrence le diagnostic, vers la détection du défaut de pignon de la boîte de vitesse, les défauts des roulements, les défauts déséquilibre des phases statoriques et les défauts de cassures de barres rotoriques du moteur à induction utilisé dans la configuration électrique du système positionnement .

A cette fin, nous avons étudié la forme théorique du signal de vibration du pignon de la boîte de vitesse d'une éolienne de 3MW (sain et avec défaut) pour déterminer la forme spectrale et les composantes fréquentielles générées par le défaut. L'analyse spectrale d'un défaut réel a montré qu'il y a un nombre important des bandes latérales qui font face à la détection. Une technique alternative a été introduite pour surmonter les problèmes de l'utilisation du signal de vibration. Les résultats de cette approche concernant la détection et la classification sont très satisfaisants.

Le mécanisme de positionnement a occupé une très grande importance dans la chaine de conversion de l'énergie du vent en électricité. Son rôle et de maintenir la nacelle face au vent. La configuration électrique qui utilise le moteur à induction est largement exploitée. Les techniques de détection des différent types de défaut qui peut nuire au fonctionnement de ce mécanisme répondent aux diverses difficultés et contraintes rencontrées lors du diagnostic, tels que le niveau de charge et les perturbations de la source d'alimentation. En revanche, cette technique est applicable pour les divers signaux utilisés aux diagnostics comme le signal de courant et de vibration.

MOTS CLES :

Diagnostic, défaut de pignon, éolienne, maintenance, surveillance de l'état, machine à induction, Le mécanisme de positionnement.

ABSTRACT

ABSTRACT :

Over the last twenty years, global wind capacity has grown rapidly with an estimated overall capacity of approximately 433 gigawatts in 2015. Wind energy has provided the most electricity compared to other renewable energy as it accounts for half of global electricity growth. The challenge of making this energy competitive with other conventional sources is to reduce the maintenance costs of unexpected breakdowns of wind turbine components.

Through a rich review of the literature on the diagnosis wind systems faults topic, we oriented our work in the first part of our thesis to detect a gearbox failure, bearing faults, stator phase imbalance faults and broken bar fault of the induction motor used in the electrical configuration of the yaw mechanism.

In this context, we have studied the theoretical form of the vibration signal of the pinion gear of 3MW a wind turbine (healthy and with defect) to determine the spectral behavior of frequency component generated by the defect. The spectral analysis of a real defect shows that there is a large number of side-bands that face detection. An alternative technique has been introduced to overcome the problems of using the vibration signal. The results of this approach concerning the detection and classification are very satisfactory.

The yaw mechanism occupies a great importance in the chain of conversion of wind energy into electricity. The main objective of this mechanism is to maintain turbine facing the wind. The electrical configuration that uses the induction motor is widely exploited. The techniques for detecting the different types of defect that can affect the functioning of this mechanism respond to the various difficulties and constraints encountered during the diagnosis, like the load level and perturbation the power source. On the other hand, this technique is applicable for various signals used in diagnostics such as current and vibration signal.

KEYWORDS :

Diagnosis, pinion failure, wind turbine, maintenance, condition monitoring, induction machine yaw mechanism.

المخلص:

على مدى السنوات العشرين الماضية، نمت طاقة الرياح بسرعة كبيرة وبطاقة إجمالية مقدرة بحوالي 433 جيجاوات في عام 2015. وقد وفرت طاقة الرياح أكبر قدر من الكهرباء مقارنة بالطاقات المتجددة الأخرى، وتمثل نصف النمو عالم من الكهرباء. إن التحدي القائم والمتمثل في جعل هذه الطاقة المتجددة قادرة على المنافسة مع الطرق التقليدية الأخرى في توليد الطاقة الكهربائية هو تقليل من تكاليف الصيانة للأعطال الكهربائية والميكانيكية المختلفة كعلبة تورس والمحرك التموضع.

من خلال استعراض الأبحاث حول موضوع تشخيص عيوب والأعطال التي تصيب تور بنات الرياح. وجهنا عملنا الى الاجزاء التالية، فيما يتعلق بالجزء الأول من أطروحتنا في تشخيص مختلف الاعطاب، قمنا بالكشف عن العيب في المسنن لعلبة السرعات، وعيوب المحامل، وكشف عن العيوب عدم الاتزان في المزود الطاقة الكهربائية في المحرك التموضع والعيوب في كسر القضبان محرك الحث الدوار المستخدم في التكوين الكهربائي لألية التموضع لتور بنات الرياح ذات القدرة 3 ميغاوات .

تحقيقاً لهذه الغاية، قمنا بدراسة البيانات النظرية لإشارة الاهتزاز لعلبة السرعات التروس لمجموعة من تور بنات الرياح (سليمة وذات عيب) لتحديد التدفق الطيفي ومكون التردد الذي يولده العيب. وقد أظهر الدراسة الطيفية للخلل ظهور عدد كبير من النطاقات الجانبية التي تصعب عملية الكشف. تم تقديم تقنية بديلة للتغلب على مشاكل استخدام المباشر لإشارة الاهتزاز في تحديد الحالة علبة السرعات. نتائج المتحصل عليها في استعمال التقنية البديلة في الكشف والتصنيف كانت مرضية للغاية.

آلية التموضع أو (ياو) مهمة جدا في سلسلة تحويل طاقة الرياح إلى كهرباء، حيث تساهم في دوران وتحافظ على تموضع المباشر المواجه لرياح. يتم استغلال التكوين الكهربائي الذي يستخدم محرك الحث على نطاق واسع. إن تقنيات الكشف عن أنواع مختلفة من العيوب التي يمكن أن تؤثر على تشغيل هذه الآلية اثبتت نجعتها في التشخيص، من ناحية أخرى، تنطبق هذه التقنية على الإشارات المختلفة المستخدمة في التشخيص مثل الإشارة الحالية والاهتزاز.

الكلمات الرئيسية

التشخيص، فشل ترس، تور بنات الرياح، الصيانة، مراقبة الحالة، آلية الحث. آلية التموضع .

LISTE DES ACRONYMES

AM : La modulation d'amplitude

ANN : Le réseau de neurone artificiel

BCF : Les fréquences caractéristiques de défaut de roulements

CMS : Système de surveillance des conditions

CWD : Distribution de Choi-Williams

CWT : La transformée ondelette continue

DEM : Décomposition empirique modale

DWT : La transformée ondelette discrète

EA : Emissions acoustiques

FFT : Transformée de Fourier rapide

FCM : Le C moyenne flou de regroupement

FL : La logique floue

FWT : Eolienne défectueuse

GMF : La fréquence fondamentale de maillage

GUI : Interface graphique

HT : La transformé de Hilbert.

HWT : Eolienne saine

IMF : Fonction de mode intrinsèque

MADA : Machine asynchrone à double alimentation

MCSA : Analyse de signature de courant machine

RTF : Représentations Temps-Fréquence.

PM : Modulation de la phase

RMS : La valeur efficace d'une grandeur

SCADA : Système de contrôle et d'acquisition de données

SDE : Surveillance de l'état d'éolien

SVM : Les machines à vecteurs de support

TFD : Transformation de Fourier discrète

TSA : Temps synchrone moyen

WECS : Systèmes de conversion d'énergie du vent

WVD : La distribution de Wigner-Ville

LISTE DES SYMBOLES

s : Gilssement

g : Accélération

τ : Retard

\emptyset : Noyau

F_r : Fréquence de rotation

N : Le nombre des dents des deux engrenages

$A_{mn}(t)$ et $B_{mn}(t)$: L'amplitude au n_{th} des bandes latérales.

α_{mn} et β_{mn} : Les phases au n_{th} des bandes latérales.

X_m : L'amplitude du signal de vibration

f_{me} : Fréquence fondamentale de maillage

φ_m : La phase d signal de vibration

$H[x(t)]$: La transformé du Hilbert

$z_i(t)$: La forme exponentielle du signal

$EV(t)$: L'enveloppe du signal

\bar{x} : La moyenne du signal

δ : L'écart type

$r_{xx}(n)$: La fonction d'auto corrélation

$R_{xx}(t, \tau)$ La fonction d'auto corrélation instantané

$w_x(t, f)$: La distribution de Wigner-Ville

$G(u, \tau)$: Le noyau de filtrage

$\rho(t, f)$: Cohen class

$g(v, \tau)$: Le noyau exponentiel de Choi-Williams

\hat{X} : Le conjugué du signal de $x(t)$

w^T : Le vecteur d'unité

L : multiplicateurs de Lagrange

$k(x_i, x_j)$: kenel

1BB : Une barre cassée

3BB : Trois barres cassées

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I.1 ; Résumé des méthodes d'analyse de la lubrification dans une boîte à engrenages d'éolienne.....	12
Tableau I.2 : Résumé des méthodes de surveillance de l'état d'émission acoustique des boîtes de vitesses d'éoliennes.....	13
Tableau I.3 : Résumé des méthodes de surveillance de l'état du signal de vibration des boîtes de vitesses d'éoliennes.....	15
Tableau I.4 : Résumé des applications MCSA pour la détection de pannes de boîtes de vitesses d'éoliennes.....	16
tableau II.1 Les paramètres d'engrenage et de mesure	31
Tableau II.2 Fréquence des bandes latérales.....	41
Tableau.IV.1 La matrice de confusion du distance.....	78
Tableau IV.2. Résultats de la méthode proposée sur les signaux du convertisseur de fréquence.....	81
Tableau IV.3 : Résultats de la classification de distance euclidienne.....	83
Tableau IV. 4 La précision du détection	84
TableauIV.5: Différentes bandes de fréquences des signaux défectueux et sains.....	89
Tableau IV.6: Sortie de la logique floue.....	95
Tableau IV.7. Résultat du cas sain.....	96
Tableau IV 8. Résultat de 5% de déséquilibre	97
Tableau IV 9. Résultat de 10% de déséquilibre.....	97
Tableau 10: Différentes bandes de fréquences des signaux de vibration du défaut de roulement	102

LISTE DES FIGURES

Figure I.1. La Croissance mondiale de production et l'installation d'énergie éolienne	4
Figure I. 2. Éoliennes terrestres et en mer offshore	5
Figure I 3. Configuration de l'éolienne la plus utilisée.....	5
Figure I.4. Coupe transversale d'une nacelle d'éolienne.....	7
Figure.I. 5. Répartition du nombre d'échecs [%] pour les éoliennes suédoises.....	7
FigureI. 6. Taux d'échec des éoliennes allemandes.....	8
Figure.7 le système contrôle des éoliennes	9
Figure.I.8 Architecture de base de la surveillance et du diagnostic du système éolienne.....	9
FigureI.9. Principe du système de générateur à bague collectrice.....	10
Figure.10 analyse des huiles de la boîte de vitesse.....	12
Figure.11 analyse par le bruit acoustique.....	13
Figure I.12 . Analyse du vibration en ligne des boîtes de vitesse d'éolienne	14
Figure. I.13. Bases pour la surveillance et le diagnostic de l'état du WECS.....	17
Figure.I.14. Réseau de surveillance de l'état dans les parcs éoliens.....	17
Figure. I.15 Intégration d'un SDE dans un WECS.....	18
Figure.I.16. Position typique du capteur.....	18
Figure II. 1. (a) Taux de défaillance des principaux composants des éoliennes. (b) Fréquence de défaillance en fonction du temps d'immobilisation par défaillance.....	25
Figure II. 2 . Les opérations de maintenance de la boîte de vitesse	26
Figure. II.3 . Rupture de dent	26
Figure II.4. Défaut de piqure des dents.....	27
Figure II. 5. Défaut de grippage des dents.....	27
Figure II. 6 Défauts fissuration des dents.....	27
FigureII.7. Système de surveillance a distance du parc éolienne.....	28
FigureII.8. Discrimination de défaut basée sur FM0.....	29
Figure II.9 .Discrimination des fautes basée sur Kurtosis.....	30
Figure II.10 .Défaut de pignon d'une éolienne de 3 MW.....	30
Figure II.11. Les signaux de vibration du pignon sain.....	31
Figure II. 12. Les signaux de vibration du pignon avec défaut	31
Figure II.13. Spectres théoriques du pignon sain.....	35
Figure II. 14. Spectre théorique du pignon avec défaut	36

LISTE DES FIGURES

Figure II.15. Le spectre pignon sain avec des bandes latérales dues l'imperfection de fabrication	37
Figure II.16. Superpositions spectre de vibration du pignon avec et sans défaut test 1.....	38
Figure II.17. Superpositions spectre de vibration du pignon avec et sans défaut test2.....	38
Figure II.18 .a. Spectre de vibration du pignon sain et avec défaut du plusieurs test.....	39
Figure II.18.b. Spectre de vibration du pignon sain et avec défaut du plusieurs test	39
Figure II. 19. Les amplitudes des bande latérales sain et avec défauts.....	40
Figure II.20. Les valeurs des fréquences fondamentales de maillage sain et avec défaut.....	41
Figure III.1.a). Impulsions périodiques générées par le défaut de roulement.....	46
Figure III.1.b). Les étapes d'extraction du FBC par spectre enveloppe du signal de vibration	47
FigureIII.2 . Signal de vibration d'un pignon a) avec défaut b) sain	47
FigureIII.3. Signal de vibration d'un pignon a) avec défaut b) sain	48
FigureIII.4. Enveloppe d'un pignon a) avec défaut b) sain	49
Figure III.5. L'enveloppe du signal de vibration du pignon défectueux	50
Figure III.6. Les valeurs de RMS du ((FWT) ,HWT1, HWT2).....	51
Figure III.7. Les valeurs des Kurtosis de ((FWT) HWT1 HWT2).....	52
Figure III.8. Les valeur Skewness de ((FWT) HWT1 HWT2).....	52
FigureIII.9. Les valeur de la gamme de l'amplitude ((FWT) HWT1 HWT2).....	53
Figure III.10. Le spectre du enveloppe sain et avec défaut	53
Figure III.11 signal du test	56
FigureIII.12. La distributions de WVD.....	57
Figure III.13. Le noyau de filtrage exponentielle de Choi-Williams.....	58
Figure III.14. La représentation temps-fréquence exponentielle de Choi-Williams.....	58
Figure III.15. La distribution WVD du défaut de pignon	59
Figure III.16. La distribution WVD du pignon pour les trois cas d'éoliennes (FWT, HWT1, HWT2).....	59
Figure III.17. L'algorithme de détection.....	60
Figure III.18 a). Différents exemples de classification b) classification par SVM	61
FigurIII.19. Classification linéaire des échantillons.....	62
Figure III.20. Classification non linéaire des échantillons	64
FigureIII.21 .La discrimination entre classe saine et défaut.....	64

LISTE DES FIGURES

Figure III. 22 a). Classification par SVM b) zoom sur la ligne de démarcation entre les deux classes saine et défectueuse	65
Figure III.23. Classifications du point de test.....	66
Figure VI.1. Taux de défaillance des composants d'éoliennes en mer.....	69
Figure VI .2. Le mécanisme d'embarquée de la nacelle.....	69
Figure IV.3. Spectre du courant d'un défaut de barre cassée a) 100% pleine charge b) 50% de la charge.....	70
Figure IV.4. Spectre du courant de défaut du trio barre cassée a) pleine charge b) 50% de la charge	71
Figure IV.5. Le signal de courant d'un défaut trois barres cassées.....	71
Figure IV.6. Moteur 5.5 [kW] accouplé à sa charge.....	73
Figure IV.7. Amplitude instantanée de trois barres cassées.....	74
Figure IV.8 Spectre d'enveloppe pour (25%, 50% et 75%) des niveaux de charge de cas de barre 3-cassé.....	75
Figure.IV.9. Les centre de la classe saine	76
Figure.IV.10. Les centre de la classe une barre cassée	77
Figure.IV.11. Les centre de la classe trois barres cassées.....	77
Figure IV.12. Distances entre le point de test P et les centres de classes (c_j)... ..	78
Figure IV.13. Application du KNN pour le point du test (P).....	79
Figure IV.14. La sortie désirée du RN.....	80
Figure IV.15. L'architecture RN.....	80
Figure IV.16. La performance d'apprentissage du RN.....	81
FigureIV.17. Algorithme de détection du défaut barre cassée.....	82
Figure IV.18. GUI développé pour la surveillance des défauts de barres cassées.....	82
Figure IV.19 A). L'implémentation du GUI ;B) la sorties du RN de test (à gauche) et erreur (à droite).....	83
Figure IV.20.a. Spectre d'enveloppe du défaut 3BB d'un moteur alimenté par le réseau.....	83
Figure IV .20.b. La classe la plus proche du point de test (P).	84
Figure IV.21. Principe de décomposition DWT.....	87
Figure .IV. 22. Organigramme de l'algorithme EMD	88
Figure.IV.23. Décomposition du signal de courant défectueux pour trois barres cassées alimentées par un convertisseur de fréquence.....	89

LISTE DES FIGURES

Figure .IV.24. IMF du D8 du défaut trois barres cassées alimentées par un convertisseur de fréquence.....	90
Figure .IV.25. Les différentes étapes de l'algorithme de filtrage et de détection.....	90
Figure. IV.26. Le courant de défaut signale trois barres cassées alimentées par un convertisseur (bleu), le signal filtré par l'algorithme (rouge).....	91
Figure IV.27. L'enveloppe de trois barres cassées est alimentée par un convertisseur (bleu), l'enveloppe du même défaut filtrée par l'algorithme (rouge).....	91
Figure. IV.28. Amplitude instantanée du IMF avec barre à trois cassures (rouge) et saine (bleue) à 100% de la charge fournie par un convertisseur de fréquence.....	92
Figure. IV.29. Superposition du Spectre des quatre enveloppes pour les niveaux de charge (100%, 75%, 50% et 25%), pour un rotor à 3 barres cassées (3BB) alimenté par un convertisseur de fréquence.....	92
Figure IV.30. Déséquilibre de 5% en phase B.....	93
Figure IV.31. Valeurs du RMS de l'enveloppe pour un déséquilibre de 5% et 10% en phase (B).....	93
Figure IV.32 a). La moyenne (AVR) b) la variance entre les valeurs RMS des enveloppes du système triphasé	94
Figure. IV.33. Fonction d'appartenance des entrées a) variance b) moyenne.....	95
Figure. IV.34. L'interface graphique développée pour la surveillance du déséquilibre de phase.....	97
Figure. IV.35. Constitution d'un roulement à billes.....	98
Figure IV.36. Représentation schématique des signaux de vibration idéaux fonctionnement avec défaut la bague extérieure	100
Figure IV.37. Spectre de vibration avec un de roulement bague extérieure.....	101
Figure IV.38. L'extraction de l'enveloppe idéale.....	101
Figure IV.39. Défaut de roulement a) bague extérieure b) bague intérieure	102
Figure. IV.40. Les résultats de la décomposition de l'enveloppe du défaut bague extérieure par DEM et DWT.....	103
Figure IV.41. L'enveloppe idéale du défaut de roulement a) bague intérieure b) bague extérieure.....	103
Figure IV.42. Les fréquences caractéristique du défaut bague intérieure (FCBI).....	104
Figure IV.43. Les fréquences caractéristique du défaut bague extérieure (FCBE).....	104

SOMMAIRE

Introduction générale.....	1
1. Objectifs	1
2. Organisation de la thèse.....	1
3. Liste des publications.....	2

Chapitre I : Surveillance de l'état des éoliennes

I. Introduction	4
I.2 Le développement d'énergie éolienne	4
I.3. Surveillance de l'état des éoliennes	6
I.3.1 Surveillance intrusive.....	6
I.3.2 Surveillance non intrusive.....	6
I.3.4 SDE pour le diagnostic.....	6
I.3.5 SDE pour le pronostic.....	6
I.4 Analyse du mode de défaillance	7
I.5 Surveillance et diagnostic de système éolien	8
I.5.1 Surveillance de l'état du système électrique	9
I.5.2 les approche de surveillance de la boîte de vitesse d'éolienne	10
I.5.2.1 Analyse de lubrification.....	11
I.5.2.2 Surveillance de l'état des émissions acoustiques (EA)	13
I.5.2.3 Analyse de vibration	14
I.5.2.4 Analyse de signature de courant machine (MCSA).....	15
I.6 Surveillance et diagnostic d'autres composants.....	16
I.7 Collecte de données.....	17
I.8 Application industrielle	18
I.9 Conclusion	19

Chapitre II : Défaut de pignon

II.1. Introduction.....	25
II.2. Taux du défaut des éoliennes	25
II.3 Classification des défauts d'engrenage	26
II.3.1 Les cassures des dents	26

SOMMAIRE

II.3.2 Piqûre des dents	26
II.3.3 Grippage	27
II.3.4 Fissuration	27
II.3.5 Cas des défauts de fabrication	28
II.4. Détection du défaut de Pignon dans un parc éolien.....	28
II.5 Analyse Fréquentielle:.....	32
II.6 La base analytique de l'analyse fréquentielle	32
II.7 La modulation de la vibration de la boîte de vitesse.....	33
II.7.1 Modèle du signal de vibration de la boîte de vitesses parfaites.....	34
II.7.2 Modèle de signal de vibration de la boîte de vitesse défectueux.....	34
II.7.3 Caractéristiques de la vibration de la boîte de vitesses	36
II.7.4 Vibration engrenage	36
II.8 Analyse spectral d'un défaut réel de pignon d'une éolienne de 3 MW.....	37
II.9 Caractéristiques de la bande latérale	40
II.10 Interactions des bandes latérales du défaut	41
II.11 Conclusion	43
 Chapitre III : Détection par enveloppe 	
III.1 Introduction	46
III.2 Démodulation du signal de vibration par transformation de Hilbert.....	46
III.2.1 Détection par extraction d'enveloppe	46
III.2.2 Détection dans le domaine temporel	49
III.2.1.1 La racine moyenne carrée (RMS)	50
III.2.1.2 Le Kurtosis	51
III.2.1.3 Le Skewness	52
III.2.1.4 La gamme d'amplitude	52
III.2.2 Détection dans le domaine fréquentielle.....	53
III.2.3 Détection dans le domaine temps-fréquence	54
III.2.3.1 La Distribution Wigner-Ville	54
III.2.3.2 Le noyau pour réduire les termes d'interférence	57
III.2.3.3 3 Application de la représentation temps-fréquence au défaut de pignon.....	59

SOMMAIRE

III.3 Classification par SVM.....	60
III.3.1 Application of SVM.....	64
III.3.2 Phase de test	65
III.4 Conclusion.....	66

CHAPITRE IV : Détection du défaut dans le système de positionnement

IV.1 Introduction	68
IV.2 Le système de positionnement (yaw drive)	68
IV .3 Détection du défaut cassure de barre	69
IV. 3.1 La détection à partir de la composante (2fs).....	71
IV.3.2 Acquisition des données expérimentales	73
IV.3.3 L'application de la transformé de Hilbert	74
IV.3.3.1 L'extraction de l'enveloppe.....	74
IV.3.3.2 Algorithme d'apprentissage et détection.....	75
IV.3.3.2.1 C moyenne floue de regroupement (FCM)	75
IV.3.3.2.2 Le critère de distance	77
IV.3.3.2.3 Algorithme de K le plus proche voisin	78
IV.3.3.2.4 Conception du réseau de neurones (NN).....	79
IV.3.3.2.5 Interface graphique du système de détection des défauts et des résultats expérimentaux.....	81
IV.3.3.2.6 Évaluation expérimentale.....	82
IV.4 Détection du défaut de déséquilibre des phases	85
IV.4 .1 Théorie de l'algorithme de détection :.....	85
IV.4.1.1 L'analyse multi résolution	85
IV.4.1.2 Motivation d'utiliser la transformée ondelette discrète	85
IV.4.1.3 Transformé du Hilbert Huang	87
IV.4.1.4 Application d'algorithme de la détection.....	88
IV.4.1.5 Défaut de déséquilibre des phases.....	92
IV.4.1.6 Classification des défauts de déséquilibre des phases	93
IV.4.1.7 Les variables linguistiques.....	94
IV.4.1.8 Sortie du système floue.....	95

SOMMAIRE

IV.4.1.9 Détection en ligne des défauts à l'aide de l'interface graphique	96
IV.5 Défaut de roulement	98
IV.5.1 Les types du défaut de roulement.....	98
IV.5.2 Constitution de roulements à billes.....	98
IV.5.3 Les types des signaux utilisés dans le diagnostic du défaut de roulement	99
IV.5.4 Fréquences caractéristiques des défauts de roulement.....	99
IV.5.6 Détection par enveloppe	100
IV.5.7 Algorithme de détection	101
IV.5.8 Données expérimentales du défaut de roulement.....	102
IV.6 Conclusion	104
Conclusion Générale.....	108
ANNEX A.....	110

Introduction générale

Les énergies renouvelables (hydraulique, solaire, éolien, géothermique et biomasse) se développent intensément partout dans le monde, portées par la nécessité de lutter contre le réchauffement climatique en réduisant les émissions de gaz à effet de serre. Une énergie est dite renouvelable lorsqu'elle est produite par une source que la nature renouvelle. L'Algérie possède un gisement éolien plus important au sud qu'au nord particulièrement dans le sud-ouest du pays. Il y a des ambitions d'exploiter cette richesse. Un modèle réussi en matière d'exploitation de ces énergies dans la région d'Adrar, consiste à installer 12 éoliennes d'une capacité de 10MW. Le système éolien se compose de plusieurs parties qui fonctionnent d'une manière cohérente. Tout défaut se produisant en une partie peut affecter l'écoulement de puissance. Pour éviter cette situation, les systèmes de diagnostic jouent un rôle important pour maintenir la disponibilité et détecter les problèmes qui nuisent aux systèmes. La détermination d'une façon précise de l'organe qui a subi un défaut présente l'objectif du diagnostic. Il devient donc une partie intégrante de la fonction de la maintenance. Ce qui doit remédier le temps d'intervention et le temps d'arrêt.

Nous avons choisi d'orienter notre travail vers une approche qui est basée sur des mesures (capteurs) permettant aujourd'hui de récupérer en temps réel les données de fonctionnement de la boîte de vitesse d'éolienne et le mécanisme de positionnement (YAW DRIVE). Cela permet d'envisager une stratégie de maintenance plus « dynamique » basée sur les données conditionnelles des composants.

I.1 Objectifs

Dans le cadre du développement d'un système de diagnostic complet, nous avons orienté les objectifs principaux de cette thèse à l'amélioration des capacités du diagnostic des défauts des composants d'éolienne. Parmi celles-ci, le moteur à induction qui est utilisé dans le mécanisme de et la boîte de vitesse d'éolienne qui occupe une place critique dans la conversion de l'énergie du vent en électricité. Ce travail enquête, d'une part, sur le défaut de pignon qui est la cause majeure des arrêts longs de la production et d'autre part, sur les défaillances des autres composants tels que les barres rotoriques, le déséquilibre des phases statoriques et les défauts de roulement dans les moteurs à induction utilisés dans la configuration électrique du mécanisme de positionnement.

Ce travail vise à exploiter les données collectées à partir d'une éolienne réelle qui a subi un défaut de pignon. Le premier objectif de cette thèse est le développement d'une méthode qui permet de détecter ce défaut dans les trois domaines de détection (temps fréquence, temps - fréquence)

Le deuxième objectif est le développement et l'application de cette méthode dans le but de détecter plusieurs types de défauts dans les moteurs à induction.

I.2 Organisation de la thèse

Notre thèse s'intéresse à la surveillance et au diagnostic des défauts dans les systèmes éoliens. Dans le premier chapitre, nous avons exposé des généralités relatives aux défauts des éoliennes. Ce chapitre comporte également une recherche bibliographique des différentes techniques appliquées ainsi que les objectifs et contributions souhaités.

Le chapitre II a pour objectifs d'exposer le taux et les types de défaillances qui peuvent affecter les engrenages de la boîte de vitesse ainsi que la détection dans le parc d'éolien par le paramètre FM0

Le modèle mathématique du signal de vibration de l'engrenage sain et avec défaut a été développé dans le but de déduire la forme théorique du signal dans le domaine temporelle fréquentielle. Une analyse spectrale sur des signaux de vibration d'un défaut réel pour voir le comportement du défaut.

Le chapitre III est consacré au développement d'une méthode qui permet de détecter ce type de défaut dans les trois domaines de détection à partir de l'enveloppe du signal de vibration. L'avantage de la technique est d'éliminer le signal porteur et les bandes latérales autour de la fréquence fondamentale de maillage qui fait face à la détection. La technique appliquée a montré son efficacité par des signaux du défaut réel d'une éolienne de 3MW. La classification des données expérimentales des inducteurs du domaine fréquentielle par SVM confirme la validation de la technique de la détection par enveloppe.

Le chapitre IV propose une extension de l'utilisation de la technique de détection par enveloppe appliquée au moteur à induction utilisé dans le mécanisme de positionnement, vu l'importance de ce système pour maintenir la nacelle face au vent. Les trois défauts les plus récurrents d'après les statistiques peuvent se détecter à partir du signal de vibration et du courant. On applique un algorithme qui se compose du DWT et DEM pour éliminer les informations redondantes. Les caractéristiques liées au défaut de barre cassée dans le domaine des fréquences extrait de la transformation de Hilbert sont utilisées pour estimer la gravité du défaut pour différents niveaux de charge à l'aide d'outils de classification. L'analyse fréquentielle de l'enveloppe donne la composante fréquentielle et l'amplitude associée qui définissent l'existence du défaut. Le regroupement de l'indicateur est choisi dans un espace à deux dimensions par le regroupement moyen flou pour trouver le centre de chaque classe. Le critère de distance, l'algorithme KNN (K- Nearest Neighbor) et les réseaux de neurones sont utilisés pour déterminer le type de défaut. La détection du déséquilibre d'amplitude est effectuée dans le domaine temporel. Les valeurs efficaces des enveloppes du système triphasé constituent un bon indicateur pour le système flou afin d'évaluer la gravité du défaut. Finalement, la détection du défaut de roulement est réalisée par l'enveloppe idéale qui ne contient que les signatures du défaut étudié.

Finalement, la thèse est achevée par une conclusion générale qui résume les contributions de notre travail.

I.3. LISTE DE PUBLICATIONS

Plusieurs publications ont été produites comme partie de ce travail de recherche,

Communications internationales

- Ouanas .A .Medoued .A .Mardjaoui L .Bouras : « Détection des défauts rotoriques du moteur à induction par la transforme en ondelette et Hilbert Huang »la 3eme conférence international sur la maintenance et la sécurité industrielle SIMSI *tenu le 9 a 10 Novembre 2015 à SKIKDA*
- Ouanas .A .Medoued .A .Mardjaoui: « The fault detection of broken bar fault in induction motor »international conference on technological advances in electrical engineering ICTAEE16 tenu le 24 a 26 OCTOBRE 2016 a SKIKDA
- Ouanas .A .Medoued .T.Boukra A .Mardjaoui: « Analyse spectral de défaut de pignon d'une eolienne de 3MW »la 4eme conférence internationale sur la maintenance et la sécurité industrielle SIMSI 2017 . *tenu le 20a 21 Novembre 2015 a SKIKDA*

Introduction général

- Ouanas .A .Medoued .A .Mardjaoui 'FAULT DIAGNOSIS IN YAW DRIVE INDUCTION MOTOR FOR WIND TURBINE' EUROPEAN CONFERENCE ON RENEWABLE ENERGY SYSTEMS (ECRES)28 au 31 août 2016 à Istanbul, Turquie
- Ouanas .A .Medoued .A .Mardjaoui 'Automatic and online Detection of Rotor Fault State' THE FIFTH EUROPEAN CONFERENCE ON RENEWABLE ENERGY SYSTEMS (ECRES) 27-30 août 2017à Sarajevo / Bosnie - Herzégovine
- Ouanas .A .Medoued .A .Mardjaoui 'PINION GEAR FAULT DETECTION OF HIGH SPEED WIND TURBINE' THE SIXTH EUROPEAN CONFERENCE ON RENEWABLE ENERGY SYSTEMS ECRES 25-27 juin 2018à Istanbul, Turquie

Publications Internationales

- OUANAS, Ali, MEDOUED, Ammar, HADDAD, Salim, Mourad Mordjaoui • D. Sayad. Automatic and Online Detection of Rotor Fault State. *International Journal of Renewable Energy Development*, 2018, vol. 7, no 1.
- Ouanas, A., Medoued, A., Mordjaoui, M., Lebaroud, A., & Sayad, D. (2018). Fault diagnosis in yaw drive induction motor for wind turbine. *Wind Engineering*, 42(6), 576-595

I. Introduction

La réduction des coûts de maintenance des systèmes de conversion d'énergie du vent (WECS) présente une nécessité. Le moyen le plus efficace de réduire ces coûts serait de surveiller en permanence l'état de ces systèmes. Cela permet une détection précoce de la dégradation de l'ensemble des composants comme le générateur, la boîte de vitesse, le système de positionnement (yaw drive), ... etc., facilitant une réponse proactive. Minimiser les temps d'arrêt et maximiser la productivité. Presque tous les systèmes qui constituent l'éolienne sont également inaccessibles car ils sont situés sur des tours extrêmement hautes, qui ont normalement une hauteur de 20 m ou plus. Il est également prévu d'augmenter le nombre de sites en mer (offshore wind turbine), ce qui accroîtra le besoin d'un moyen de surveillance à distance du système éolienne et élimine certaines difficultés rencontrées en raison de problèmes d'accessibilité. C'est pourquoi et en raison de l'importance de la surveillance des états (SDE) et du diagnostic des pannes dans le système telle que (boîte de vitesse, générateur, les convertisseursetc). Dans ce chapitre on présente un bref état décrivant les différents types de défauts, leurs signatures générées et leurs schémas de diagnostic.

I.2 Le développement d'énergie éolienne :

La conversion de l'énergie du vent est le moyen de génération renouvelable d'électricité ayant une croissance la plus rapide au monde et devrait le rester pendant un certain temps. À la fin de 2003, la capacité éolienne installée s'élevait à plus de 40000 MW, après avoir été doublée depuis 1999 et pourrait dépasser 95 000 MW à la fin de 2008 (Figure. I.1). Pour atteindre l'objectif de 12% de l'électricité mondiale produite à partir d'énergie éolienne d'ici 2020. L'utilisation de l'énergie éolienne pour la production d'énergie électrique est un domaine de recherche stratégique, l'emphase est mise sur l'exploitation rentable de cette ressource énergétique dont le but d'avoir une alimentation électrique fiable et de qualité. Au cours des deux dernières décennies, les éoliennes ont été conçues pour des puissances allant de 20 kW à 2 MW. Des éoliennes encore plus grandes sont déjà en cours de conception. [1]

Les systèmes autonomes de surveillance d'état en ligne avec algorithmes intégrés de détection de pannes permettent de détecter rapidement les pannes mécaniques et électriques afin d'éviter celles de composants majeurs.

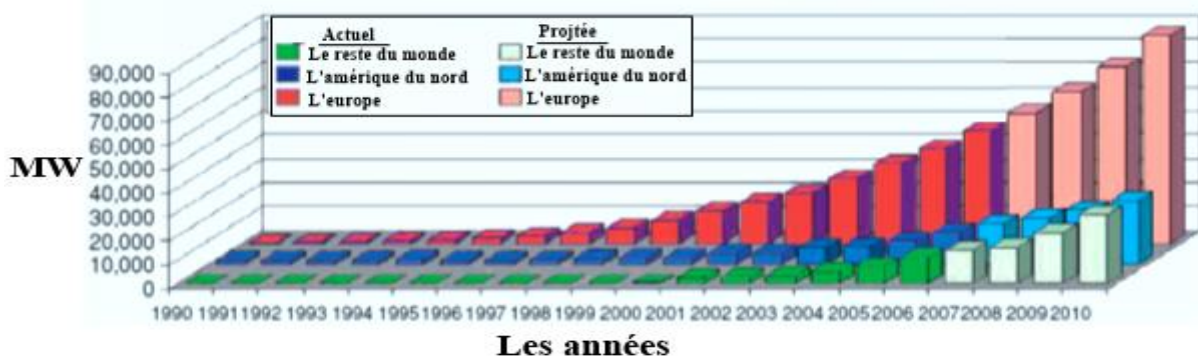


Figure.I.1. La Croissance mondiale de production et l'installation d'énergie éolienne [1].

Les effets secondaires sur d'autres composants peuvent être considérablement réduits. De nombreux défauts peuvent être détectés alors que le composant défectueux est toujours

opérationnel. Ainsi, les réparations nécessaires peuvent être planifiées à temps. Ceci est important car la majorité des parties qui constituent l'éolienne tels que : la boîte de vitesse, le générateur, le convertisseur... etc. se trouvent dans la nacelle, qui a généralement une hauteur de 20 m ou plus (Figure.I.2). Il est également important, en particulier pour les éolienne en mer (offshore), où les mauvaises conditions météorologiques (tempêtes, Vague géante, etc.) peuvent empêcher des réparations pendant plusieurs semaines (Figure I.2). De plus, les systèmes de surveillance d'état détectera également les conditions extérieures extrêmes, comme le glaçage...etc. peut déclencher des actions de contrôle appropriées pour éviter d'endommager des autres composants de l'éolienne. De cette façon, les coûts de maintenance globaux et les temps d'arrêt des convertisseurs d'énergie éolienne peuvent être considérablement réduits [2]-[6]



Figure. I. 2. Éoliennes terrestres et en mer (offshore) [7].

En raison de l'importance de la surveillance de l'état des pannes du système éolienne (générateurs, boîte de vitesse .etc.);un bref statut fondé sur un examen exhaustif de l'état de la technique, décrivant différents types de défauts, leurs signatures générées et leurs schémas de diagnostic.Figure.I.3

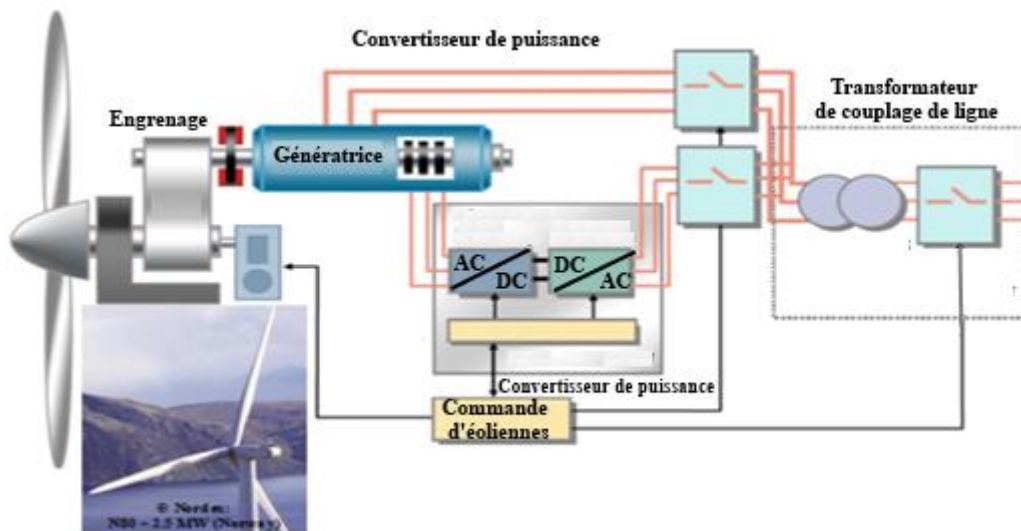


Figure.I 3. Configuration de l'éolienne la plus utilisée [7].

I.3 Surveillance de l'état des éoliennes

La surveillance de l'état (SDE) des éoliennes fait partie intégrante des opérations de maintenance. Les opérations incluent la gestion, la surveillance et le contrôle de haut niveau du parc éolien (terre ou en mer), tandis que la maintenance couvre les interventions nécessaires d'entretien de l'installation défectueuse. La maintenance peut être réactive, préventive ou prédictive [8]. La maintenance réactive (ou corrective, de bout en bout) est le type le plus cher et n'utilise pas (SDE) avec des composants remplacés lorsque des défauts se produisent ou s'accumulent. Lors de la maintenance préventive (programmée), les composants sont remplacés lors de l'intervention suivante avant qu'un défaut se produise (la maintenance prédictive). Une stratégie de maintenance prédictive basée sur le SDE peut informer la maintenance des composants susceptibles qui est en panne et les remplacer en temps voulu.

La (SDE) peut être envisagée selon plusieurs aspects. Tout d'abord, elle peut être appliquée à différents niveaux. Les signaux fournis par différents modèles peuvent être combinés pour fournir des avertissements de niveau supérieur pour l'ensemble de la turbine. Deuxièmement, les méthodes de surveillance peuvent avoir un impact physique sur le composant surveillé. La littérature identifie deux types principaux de surveillance:

I.3.1 Surveillance intrusive: analyse des vibrations [9], surveillance des débris d'huile, méthodes par impulsions de choc, etc.

I.3.2 Surveillance non intrusive: comprend les techniques de contrôle par ultrasons, l'inspection visuelle, l'émission acoustique, la thermographie, la surveillance de la performance au moyen de l'analyse du signal de puissance, etc. [10].

Troisièmement, la SDE peut être utilisée pour la détection de défaut en temps réel ou dans le futur. Nous distinguons donc:

I.3.4 SDE pour le diagnostic (détection de défaut), où nous identifions un défaut quand il se produit. Faire en sorte que la SDE puisse identifier la présence d'un échec devrait être une condition préalable à la construction d'un modèle pour le pronostic.

I.3.5 SDE pour le pronostic (prévision des fautes), où peut suivre la dégradation des composants par les données du signal (prédictifs de pannes futures).

Lors du choix des composants à surveiller, il est important de prendre en compte les taux de défaillance et les temps d'arrêt par défaillance de différent sous-composant. Des considérations prioritaires sont accordées aux composants les plus susceptibles d'échouer ou de conduire à de longues périodes d'arrêt. Pfaffel et al. [11], se sont basés sur des données agrégées provenant de sept enquêtes pour identifier les taux de défaillance annuels de différents sous-systèmes d'une éolienne ainsi que les temps d'indisponibilité moyens par jour. Ils ont conclu que certains composants (comme le rotor, le système de transmission d'énergie) ont tendance à avoir un taux d'échec plus élevé que les autres.

Crabtree et al. [12] ont constaté que, même s'il existe une grande variété de systèmes de surveillance d'état utilisés, il n'y a pas de seule détermination sur l'orientation future de la recherche. Ils ont rapporté que les systèmes de surveillance l'éolien commercial actuel repose fortement sur les méthodologies établies aux industries conventionnelles de la machine tournante. Les méthodes courantes de SDE comprennent les méthodes basées sur la mesure acoustique, la surveillance des effets électriques, la qualité de l'alimentation et la surveillance

de la température, analyse des vibrations [13] [14] analyse de données basée sur la physique [15] etc.

I.4 Analyse du mode de défaillance :

Les analyses quantitatives des données sur les défaillances d'éoliennes réelles ont montré des caractéristiques importantes, des valeurs et des tendances du taux de défaillance [16-19] Pour une illustration, la figure I.4 présente les principaux composants de l'éolienne concernés par les analyses de défaillance.

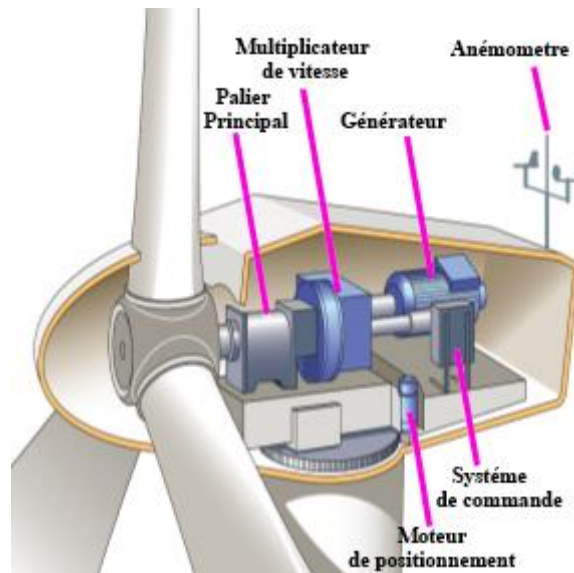


Figure. I.4. Coupe transversale d'une nacelle d'éolienne

Dans la première étude concernant les centrales éoliennes suédoises [16-17] ,il a été démontré que la plupart des pannes étaient liées au système électrique suivi de capteurs et de composants lames/pitch. Ceci est clairement illustré par la figure I.5 qui montre la distribution du nombre de pannes pour les centrales éoliennes suédoises entre 2000 et 2004.

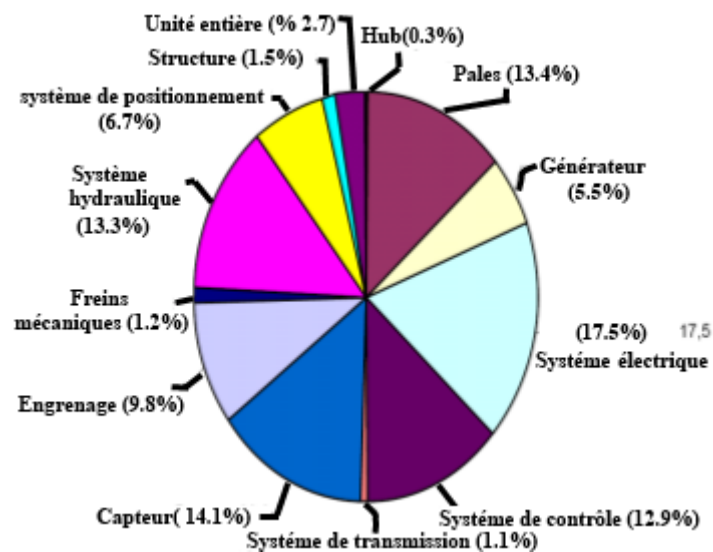


Figure. I. 5. Répartition du nombre d'échecs [%] pour les éoliennes suédoises [16].

Une autre étude concernant les centrales éoliennes allemandes [18] montre la même tendance. En effet, les principaux facteurs contribuant au taux de défaillance le plus élevé en Allemagne sont les sous-ensembles de commande ou de système électrique (réseau ou système électrique, système de lacet et système de commande mécanique ou de contrôle de tangage) plutôt que les sous-ensembles mécaniques tels que la boîte de vitesses. Ensuite, la figure I.6 montre le taux de défaillance les deux centrales pendant la période 1994-2004.

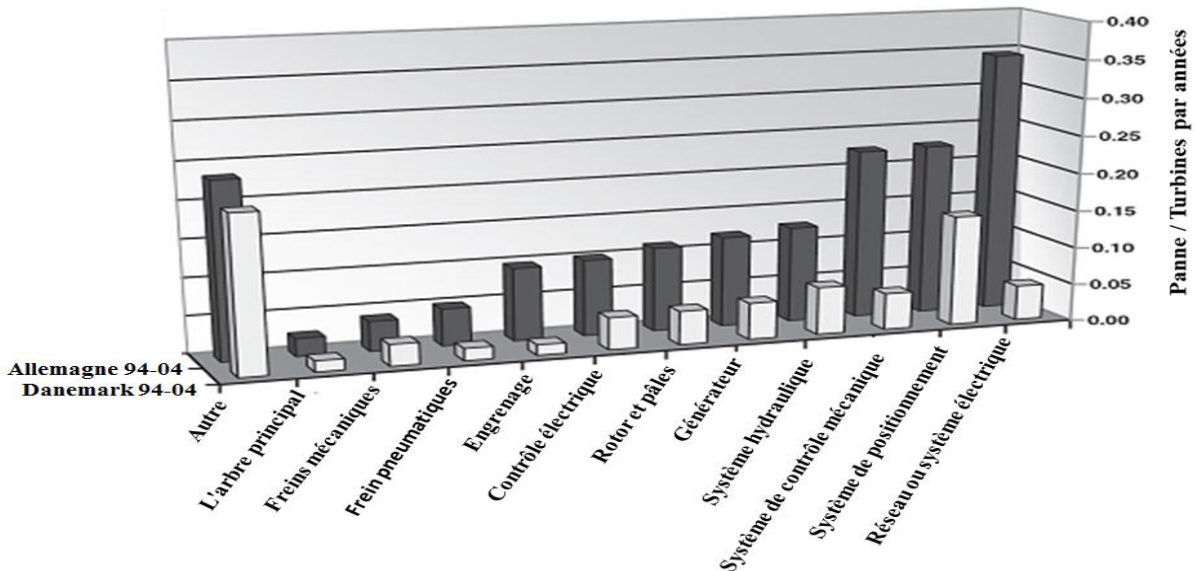


Figure I. 6. Taux d'échec des éoliennes allemandes et Danemark [18]

Toutes les analyses ci-dessus concordent avec l'introduction de la technologie de l'entraînement à vitesse variable mais vont à l'encontre de l'idée reçue selon laquelle les boîtes de vitesses sont une cause majeure de défaillance de la turbine [20]

Pour les raisons sous-mentionnées, l'examen proposé portera sur ces types d'échec.

I.5 Surveillance et diagnostic de système éolien

Il est bien connu que de nombreux défauts électriques et mécaniques dans les moteurs à induction ont un impact direct sur le champ magnétique du moteur. En effet, ils le modulent [21]. De plus, il a été prouvé que des défaillances dans une transmission mécanique connectée à une machine à induction peuvent être détectées aux bornes de la machine [22]. Dans le cas de la surveillance de l'état des éoliennes, plusieurs travaux publiés sont basés sur l'hypothèse suivante, il est possible de détecter les pannes de la chaîne de transmission des éoliennes via les bornes de la génératrice associée [23-24].

La configuration de base utilisée pour la surveillance et le diagnostic de l'état du système éolien est illustrée à la figure I.7. Il convient de noter que, dans les éoliennes modernes, certains signaux, tels que la vitesse de rotation, la température du générateur, les signaux de vibration, les émissions sonores provoqués par les défauts etc., sont généralement surveillés par le système de contrôle [4].

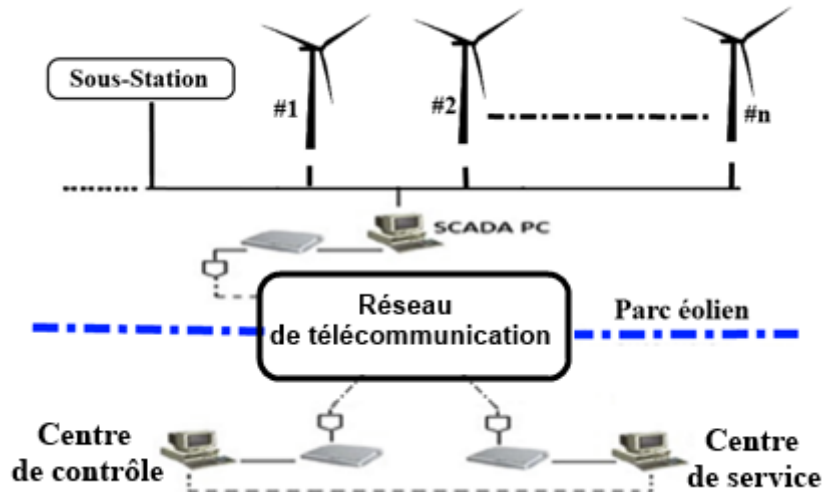


Figure I.7 Système de contrôle des éoliennes

I.5.1 Surveillance de l'état du système électrique

Il existe de nombreuses techniques et outils permettant de surveiller l'état des machines à induction. Certaines des technologies utilisées pour la surveillance incluent des capteurs (figure I.8), qui peuvent mesurer la vitesse, le couple, les vibrations, la température, la densité de flux, etc. Ces capteurs sont associés à des algorithmes et à des architectures qui permettent un contrôle efficace de l'état des machines [25].

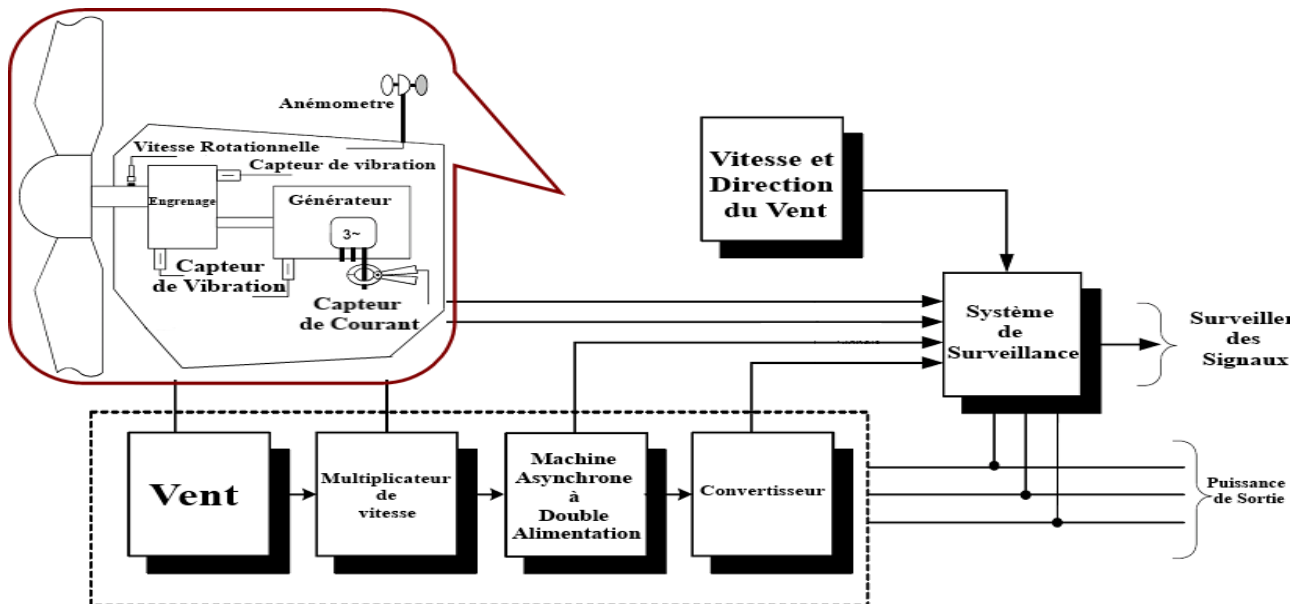


Figure I.8 Architecture de base de la surveillance et du diagnostic du système éolienne [4].

Les méthodes les plus courantes de contrôle de l'état des machines à induction utilisent les composants spectraux à l'état stationnaire des signaux de stator. Ces composants spectraux du stator peuvent inclure la tension, le courant et la puissance et sont utilisées pour détecter les défauts de court-circuit, les barres cassées du rotor, les défaillances des roulements et les excentricités de l'entrefer [26-27]

Les techniques citées dans [26-27] qui sont basées sur l'analyse en régime permanent sont appliquées aux générateurs d'éoliennes. Il a été constaté dans la littérature disponible, que les techniques de détection et de diagnostic des défaillances sont principalement adaptées aux défaillances de court-circuit de rotor et aux asymétries stator / rotor [28-32]. Dans tous ces travaux, les auteurs ne font qu'appliquer des techniques bien établies aux générateurs à induction. Cependant, dans [28-29], les auteurs utilisent l'analyse spectrale des signaux de modulation de rotor comme indice de diagnostic pour la caractérisation de défauts stator et rotor. En effet, les signaux de modulation du rotor ont un contenu harmonique qui met en évidence des asymétries stator / rotor plus clairement que le contenu harmonique des courants stator et rotor.

Dans [33], les auteurs ont soulevé des caractéristiques clé du fonctionnement des éoliennes. En effet, qu'elles sont principalement transitoires, ce qui incite à utiliser des techniques non stationnaires pour la détection des défauts étudiés [34]. Dans ce cas, l'analyse par ondelettes a été utilisée pour la détection de défauts de court-circuit de stator dans une machine asynchrone à double alimentation (MADA). L'algorithme de détection est une combinaison du vecteur de park, l'analyse en ondelettes et des grandeurs statistiques. Cette technique n'a pas été affectée par les changements de vitesse de la MADA, ce qui est efficace dans les applications dans le diagnostic des éoliennes.

L'une des options privilégiées actuellement pour les grandes turbines de puissance supérieures à 2 MW est l'éolienne (MADA) à vitesse variable lorsque le convertisseur de rotor est connecté au rotor par l'intermédiaire de bagues, [35]. Cependant, contrairement aux générateurs à cage d'écureuil, il existe des pièces d'usure supplémentaires, par exemple, le système de bague collectrice (Figure.I.9). Par conséquent, dans [36], les auteurs suggèrent une technique de diagnostic pour la surveillance des propriétés de transmission et les étincelles de la (MADA) avec bagues collectrices. Dans ce cas, les modifications des propriétés de transmission sont diagnostiquées à l'aide des courants de rotor surveillés par analyse FFT.

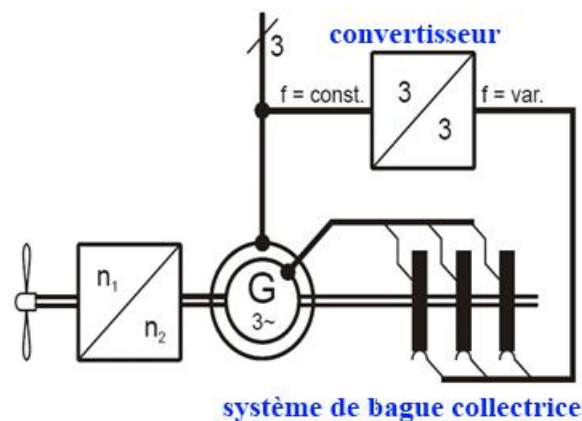


Figure I.9. Principe du système de générateur à bague collectrice.

I.5.2 les approches de surveillance de la boîte de vitesse d'éolienne

La fiabilité reste la préoccupation majeure des constructeurs et elle est réalisée en s'attaquant systématiquement aux défauts de stratégies et techniques capables de prévenir ou du moins de minimiser l'effet de ces défauts. Les défauts sont généralement classés comme suit: défauts électriques (défaillance de l'isolation de l'enroulement, défaut de mise à la terre, mauvaise connexion, etc.), défauts mécaniques (dégradation des barres de rotor, démagnétisation, flexion

de l'arbre, défaillance des paliers, dysfonctionnement de la boîte de vitesses, etc.) défaillances du système d'entraînement de la machine (défaillance de l'onduleur, rupture de la ligne d'alimentation, transitoires dans les sources de tension et de courant, etc.). De plus, les facteurs environnementaux et spécialement les transitoires éoliens ont un effet majeur sur les composants mécaniques en rotation.

Les défauts et les facteurs précédents poussent le système à présenter des symptômes irréguliers pendant le fonctionnement (vibrations et bruit, augmentation de la température, fluctuation de la puissance de sortie, bruit acoustique, variations de la tension et du courant, variation de vitesse brusque, etc.) [37-38]. L'objectif de maintenir de bonne fonctionnement du système éolienne est atteint grâce à des systèmes de surveillance de l'état efficaces. La surveillance de l'état des installations s'ajoute à celle de toutes les éoliennes installées afin d'établir des stratégies de maintenance.

1. Prévention prématurée des pannes avec maintenance précoce et protection des composants.
2. Éviter le remplacement de pièces intactes.
3. Surveillance à distance et diagnostic.
4. Actions de planification de la maintenance pendant les basses saisons de vent et augmentation du facteur de capacité globale des éoliennes.

Les stratégies de maintenance peuvent se résumer en trois critères: fonctionnement à la rupture, maintenance préventive et maintenance conditionnelle [38-39]. Cette dernière a le dessus sur la méthode traditionnelle du fonctionnement à la rupture non utilisée et la maintenance préventive non pratiquée [40]. Les stratégies de surveillance des conditions reposent sur des algorithmes en ligne autonomes responsables de la détection précoce des défauts mécaniques et électriques. Le plan de surveillance de l'état commence par l'analyse des données dans le domaine temporel et / ou fréquentiel, une décision est prise sur le type de défaut et sa gravité. À la fin, une commande de retour est envoyée soit à une interface graphique (homme / machine), soit à une routine préprogrammée, pour limiter ou arrêter le fonctionnement du système à des fins de maintenance. Comme mentionné ci-dessus, le remplacement des composants des éoliennes et spécialement des boîtes de vitesses et des générateurs est une tâche difficile et coûteuse et nécessite un arrêt complet du système. Cela prouve l'importance de la mise en place d'une surveillance conditionnelle.

Les techniques de la SDE utilisées de nos jours sont capables de détecter instantanément les défauts avant les pannes. Ils peuvent même prédire quel composant de la boîte de vitesses est défectueux. Les boîtes de vitesses sont des systèmes mécaniques dans lesquels certains composants fonctionnent dans un environnement lubrifié. L'analyse de la lubrification, l'analyse des émissions acoustiques et l'analyse des vibrations peuvent être appliquées pour détecter les défauts. Néanmoins, le défi consiste à appliquer l'analyse électrique à un système mécanique. Le contrôle de l'état des boîtes de vitesses peut être effectué selon les approches suivantes:

I.5.2.1 Analyse de lubrification

L'analyse de lubrification a pour objectif de préserver la qualité de l'huile et de garantir le meilleur environnement possible pour le fonctionnement des composants figure I.10. L'analyse de la lubrification est généralement effectuée en passant par l'examen et le test des échantillons. Les technologies et techniques récentes introduisent la surveillance en ligne via l'installation de

capteurs pour le comptage des particules et la surveillance du niveau d'humidité. De plus, les filtres à huile peuvent également être un bon indicateur de tout défaut lorsqu'ils sont excessivement pollués par l'usure des composants.

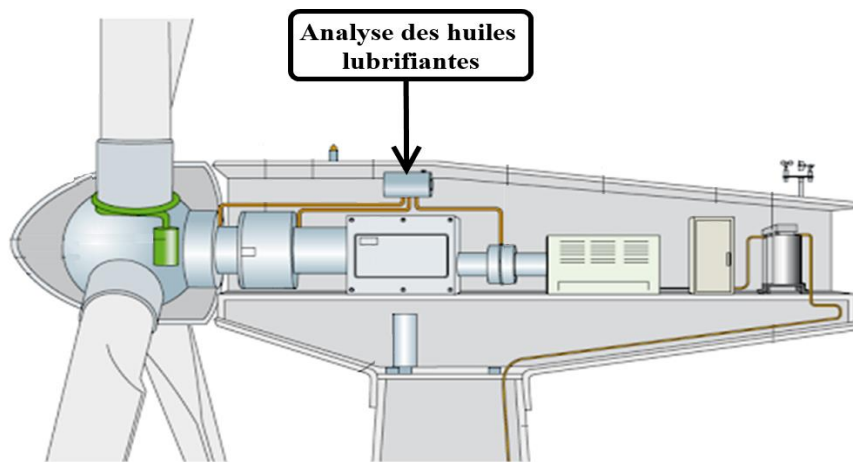


Figure.I.10 Analyse des huiles de la boîte de vitesse

L'analyse de l'huile et de la lubrification est l'une des nombreuses approches importantes de surveillance de l'état. La propreté de l'huile, la viscosité et la température permettent de mieux comprendre les performances de la boîte de vitesses d'une éolienne. La propreté de l'huile a un effet important sur la durée de vie des boîtes de vitesses, avec une estimation de l'augmentation / réduction de 50% de la durée totale de fonctionnement.

De nombreuses méthodes sont utilisées pour tester et analyser des échantillons de lubrifiant, notamment en ligne (comptage de particules, contrôle de la température et de la viscosité, etc.) et hors ligne (analyse du filtre à huile pour les caractéristiques de débit et de propreté) [41].

Préserver un environnement de travail propre pour les composants mécaniques à l'intérieur de la boîte de vitesses est essentiel pour détecter les défauts mécaniques et prolonger leur durée de vie. La surveillance de l'état de l'huile repose sur l'utilisation de capteurs à usage multiple [42] a détaillé les multiples types de capteurs comme présenté dans le tableau I.1. Certaines références dans le tableau 1 introduisent des capteurs utilisés dans des générateurs.

Tableau I.1 ; Résumé des méthodes d'analyse de la lubrification dans une boîte à engrenages d'éolienne.

Référence	Type de capteur	Paramètre de mesure
[43]	Capteur d'humidité	Pourcentage d'eau dans le lubrifiant
[44-45]	Capteur de concentration de particules	Répartition granulométrique
[46-48]	Capteur de conductivité	Niveau de conductivité électrique utilisé pour surveiller le taux d'oxydation de l'huile
[44-49]	Capteur de constant diélectrique	Constante diélectrique
[50]	Capteur de viscosité	Viscosité cinématique
[51]	Capteur de qualité et de propriétés	Spectroscopie d'impédance électrochimique (EIS)

I.5.2.2 Surveillance de l'état des émissions acoustiques (EA)

L'analyse des émissions acoustiques (EA) est appliquée à l'aide de capteurs responsable de capturer le son émis par le fonctionnement de la boîte de vitesses à travers des bruits sonores figure I.11. Les appareils avec anticrénelage et fréquence d'échantillonnage élevée sont utilisés lors de la mesure, pour convertir les niveaux de pression et de vibrations en signaux de tension. L'analyse des émissions acoustiques et des vibrations vise le même type de données collectées.

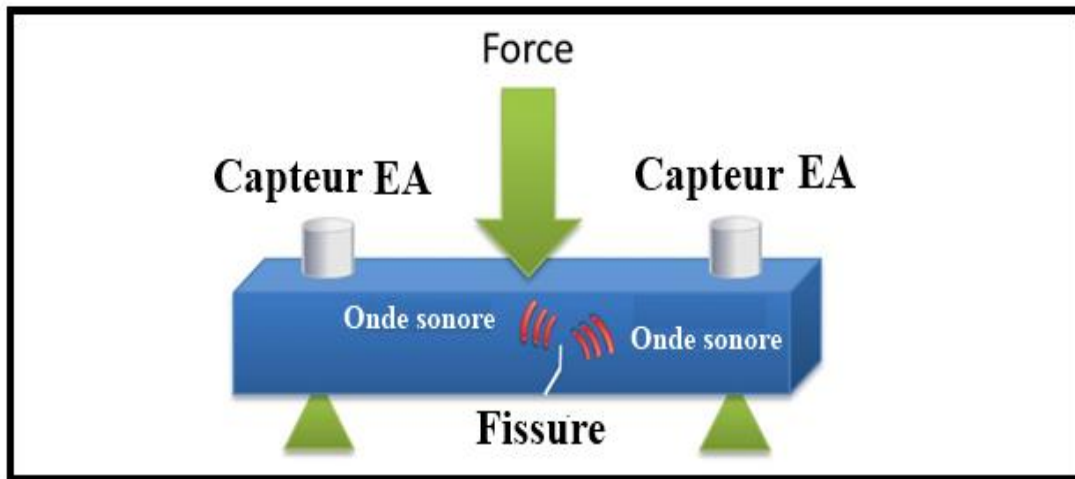


Figure.11 Analyse par le bruit acoustique

La surveillance de l'état d'émission acoustique (AE) étudie le son émis par les vibrations de systèmes mécaniques tels que des générateurs et boîtes de vitesses. Les hautes fréquences font l'objet d'études et d'analyses (100 kHz à 1 MHz). Tous les systèmes rotatifs mécaniques ayant une signature de vibration, des signatures acoustiques sont également disponibles et toute modification de ces signatures indique la détérioration d'un composant. L'inconvénient majeur et principal de la surveillance des conditions (AE) est l'arrière-plan bruyant qui introduit le bruit d'autres composants et réduit la précision de la détection des défauts du composant surveillé. De nombreuses applications (AE) pour la détection de pannes de systèmes mécaniques rotatifs peuvent être trouvées dans la littérature pour d'autres systèmes que l'éolienne [52-54]. Ci-après, les méthodes (AE) pour la détection des défaillances de la boîte de vitesses dans les éoliennes (tableau I.2).

Tableau I.2 : Résumé des méthodes de surveillance de l'état d'émission acoustique des boîtes de vitesses d'éoliennes.

Référence	Méthode
[55]	Système de surveillance en ligne basé sur LabView
[56]	Technique hétérodyne avec moyenne temporelle synchrone (TSA) et Kurtosis
[57]	DRFF et DBM pour 11 conditions de fonctionnement différentes de la boîte de vitesse
[58-59]	Etude comparative entre l'analyse des effets indésirables et des vibrations pour la détection de défauts de boîtes de vitesses d'éoliennes
[60]	Heure d'arrivée (TOA) avec transformation continue en ondelettes (CWT) sur les ondes de Morlet pour localiser les défauts

Les défauts de coupe partielle des dents dans la boîte à engrenages ont été étudiés dans [58], et les défauts de roulement de la boîte à engrenages d'éoliennes dans [59].

Une étude comparative a été menée entre les analyses d'effets indésirables et de vibrations. Les résultats ont montré que l'émission acoustique est plus stable en termes de performances de détection des défaillances, alors qu'il était capable d'isoler les niveaux de dommages. L'analyse des vibrations n'a pas abouti car elle est affectée par la résonance mécanique. Une étude récente a utilisé l'effet indésirable pour détecter et localiser les défauts d'engrenage [60]. L'étude repose sur l'obtention de l'heure d'arrivée des signaux l'AE, avec la transformation en ondelettes continue sur les ondelettes de Morlet, extraites des ondes de compression pour représenter les signaux d'émission acoustique. La corrélation linéaire entre l'heure d'arrivée et la distance de propagation localisera le défaut à l'intérieur de la boîte de vitesses. La méthode a montré son efficacité en termes de localisation de défaut.

I.5.2.3 Analyse de vibration

Il s'agit de la technique la plus connue et appliquée pour la surveillance des états. Toutes les machines tournantes ont une signature de vibration. Toute altération ou défaillance de l'un des composants mécaniques modifiera ce profil de vibration figure I.12. La surveillance de la fréquence de vibration permettrait de déterminer si un composant est défectueux ou non. Dans les éoliennes, l'analyse des vibrations peut être appliquée à tous les composants mécaniques tels que les pales, les roulements, la boîte de vitesses, le générateur, l'arbre et la transmission.

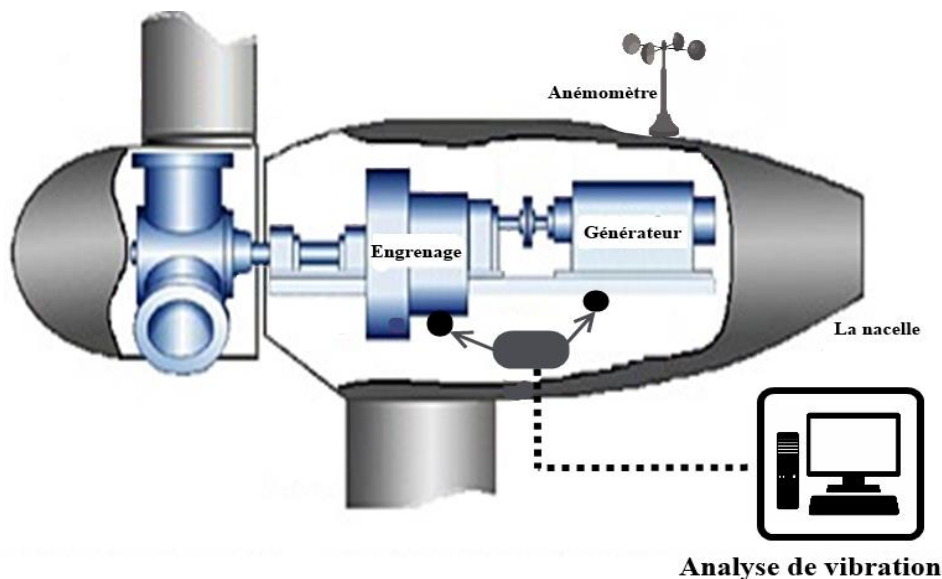


Figure I.12 Analyse de vibration en ligne des boîtes de vitesse d'éolienne

La plupart des techniques de traitement du signal reposent sur la transformée de Fourier (FT) pour représenter les signaux dans des domaines de fréquence ou temps-fréquence. Les méthodes de fréquence donnent des informations sur la fréquence, l'amplitude et la phase des signaux. En plus de toutes ces caractéristiques, les méthodes temps-fréquence donnent un aperçu de la manière dont les caractéristiques susmentionnées changent avec le temps. Le tableau I.4 présente les méthodes classiques de traitement du signal ainsi que les avantages et inconvénients de chacune d'elles [61].

Tableau I.3 : Résumé des méthodes de surveillance de l'état du signal de vibration des boîtes de vitesses d'éoliennes.

Méthode	Avantage	Inconvénient
Fourier Transform (FT)[62]	Application rapide et facile	Seulement analyse de fréquence
ShortTime Fourier(STFT)[63]	Donne résolution meilleur en temps et en fréquence	Ne permet pas de donner une bonne résolution temporelle et fréquentielle
Wigner-Ville Distribution (WVD)[64]	Bonne résolution en fréquence temporelle	Termes d'interférences croisées critiques
Empirical mode Decomposition (EMD)[65]	Traitement du signal non linéaire et non stationnaire	Mélange en mode effet final
Support Vector Machine (SVM) [66]	Discrimination linéaire et non linéaire des données	Méthode pour les données de type Bi-classes.

Les applications de traitement du signal pour l'analyse des vibrations de la boîte de vitesses ont commencé tôt dans les années 1980. McFadden et al. ont utilisé la modulation de phase pour la détection précoce des défauts dans les engrenages et la modulation d'amplitude et de phase pour la détection de fatigue des engrenages [67]. La HT a été largement utilisée dans la littérature pour l'analyse de vibrations de boîtes de vitesses [68] où Feldman [69] a élaboré une étude complète sur l'application de la HT au diagnostic et en analyse vibratoire de systèmes mécaniques. Staszewski et al. [70] ont appliqué le WVD à l'aide de deux procédures de reconnaissance de formes afin de détecter les défauts dentaires dans les engrenages. Un rapport technique de Zakrajsek [71] résumait certaines des recherches effectuées dans les années 1980 sur l'analyse des vibrations dans les boîtes de vitesses.

Les fissures dans la boîte de vitesse d'éoliennes ont été étudiées dans [72] par le spectre de kurtosis. Les auteurs ont obtenu les résultats sans calcul de moyenne temporelle(TSA). Ils ont observé que la fissure dentaire avait une très courte durée et se produisait rarement. Cela a conduit à une insuffisance d'informations pour retenir les impulsions à haute fréquence. Les variations de vent rapides ont été, également, étudiées afin d'observer l'effet sur les maillages. Les auteurs ont conclu que des algorithmes plus avancés devaient être déployés afin de rendre la méthode plus efficace et rapide dans la détection des défauts de fissure dentaire. De plus, un changement de charge détaillé peut grandement aider à comprendre leur effet sur l'analyse des vibrations.

I.5.2.4 Analyse de signature de courant machine (MCSA)

L'analyse des vibrations a été peut-être l'approche la plus utilisée et la plus appliquée pour la détection de défauts dans les machines tournantes et plus particulièrement dans les éoliennes. Cependant, l'application de l'analyse vibratoire nécessite des capteurs de vibrations et leurs circuits supports respectifs pour transformer le signal et les données mesurées en signaux utilisables, cela a augmenté le coût d'installation en plus les données plutôt bruyantes recueillies par les systèmes sensoriels nécessitant un filtrage supplémentaire. Toutes ces raisons ont poussé les opérateurs et la recherche à rechercher d'autres méthodes moins coûteuses à installer. L'analyse électrique est apparue comme une approche unique et efficace, considérant que les signaux de courant et de tension sont faciles à surveiller et que plusieurs études récentes telles que celles réalisées par Schoen et al. [73] et Marzebali et al. ont prouvé que des vibrations à l'intérieur des composants mécaniques (arbre, réducteur, palier, etc.) apparaissent dans les

signatures électriques de l'éolienne. Cependant, certains défauts naissants non significatifs peuvent ne pas être détectés tant que l'amplitude du bruit reste supérieure. Lin et al. [74] ont appliqué l'EMD pour l'analyse du signal de courant tandis que l'algorithme K-le plus proche était utilisé pour la détection de défaut de fuite d'huile dans la boîte de vitesses. La méthode a montré de bons résultats dans la détection du défaut.

Ardakani et al. [76] ont utilisé une nouvelle méthode TSA à deux niveaux, afin d'améliorer le contenu de la signature du courant tout en mettant l'accent sur les composants des défauts mécaniques à l'intérieur de la boîte de vitesses. La méthode était capable de diagnostiquer des défauts de piquûre et d'excentricité pendant des vitesses transitoires. Cette méthode a été appliquée dans un scénario sans charge. Les travaux futurs prendront en compte les transitoires dans les profils de charge ainsi que les transitoires de vitesse.

Tableau I.4 : Résumé des applications de la MCSA pour la détection de pannes de boîtes de vitesses d'éoliennes.

Référence	Méthode
[75]	MCSA avec DWT et FFT pour la détection de défauts de fissures dentaires
[76]	MCSA avec la nouvelle méthode TSA mettant l'accent sur la signature d'erreur mécanique
[77]	Amplification de signature d'erreur mécanique basée sur des signaux de courant et de tension
[78]	Algorithme de ré-échantillonnage adaptatif du signal avec extraction des caractéristiques de défaillance et détecteurs de défaillance pour l'analyse de la fréquence variable dans le temps
[79]	MCSA avec DWT et TSA à double niveau

1.6 Surveillance et diagnostic d'autres composants

Les autres composants clés de l'éolienne sont les roulements à rouleaux et les engrenages. Pour ces types de surveillance et de diagnostic des composants, l'utilisation des terminaux d'éoliennes n'a pas été explicitement étudiée.

En effet, dans [80] les auteurs ont traité la démodulation du signal de courant d'un moteur à induction entraînant une boîte de vitesses à plusieurs étages pour sa détection de défauts. Dans ce cas, la démodulation en amplitude et la démodulation en fréquence sont appliquées au courant du moteur à induction pour détecter les fréquences de l'arbre en rotation. Une transformée discrète en ondelettes est appliquée au signal de courant démodulé pour atténuer et supprimer les entités voisines intermédiaires. Un spectre d'un niveau particulier est utilisé pour la détection de défaut d'engrenage. Cette technique semble être très intéressante pour surveiller la boîte de vitesses de la MADA.

Dans le cas du diagnostic de défaut de roulement et les autres organes mécaniques, un article récemment publié semble convenir à la détection de défaut de roulement dans une éolienne. En effet, il utilise le courant statorique de l'éolienne. De plus, en raison de la nature non stationnaire de ce courant, la transformation de paquet en ondelettes fournit une meilleure analyse dans des conditions de charge variables. La transformation de paquet en ondelettes permet également d'adapter les bandes de fréquence pour couvrir la plage de fréquences induites par le défaut de roulement résultant de variations de vitesse du rotor).

I.7 Collecte de données

Aujourd'hui, la plupart des turbines sont équipées d'un équipement permettant de collecter à distance des données de surveillance de l'état via un modem ou via internet. De plus, étant donné que les éoliennes sont généralement construites dans des configurations de parcs éoliens terrestres ou offshore, il est nécessaire de créer des réseaux [35] Figure I.14

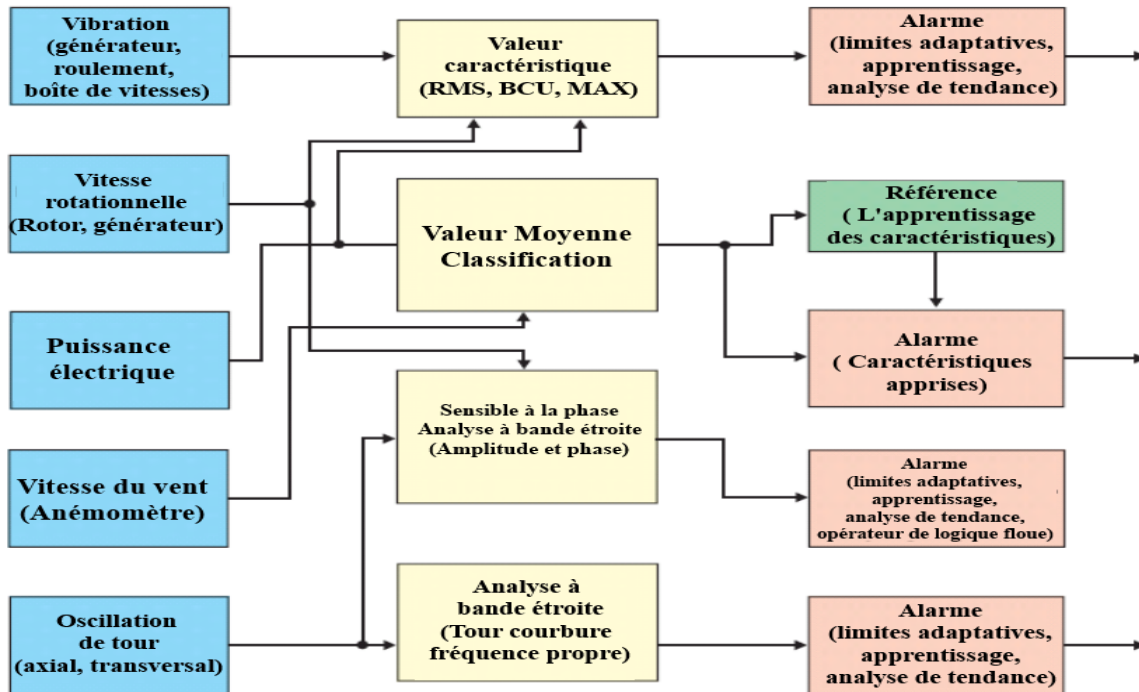


Figure. I.13. la Bases pour la surveillance et le diagnostic de la condition du WECS [35].

Avec cette approche réseau, le diagnostic de défaut sera optimisé en comparant le fonctionnement du (WECS) dans des conditions identiques. De plus, les mesures redondantes fournies par le parc éolien (par exemple, la vitesse du vent) seront utilisées pour améliorer les performances globales du parc éolien en minimisant les pertes opérationnelles dues aux défaillances d'un anémomètre

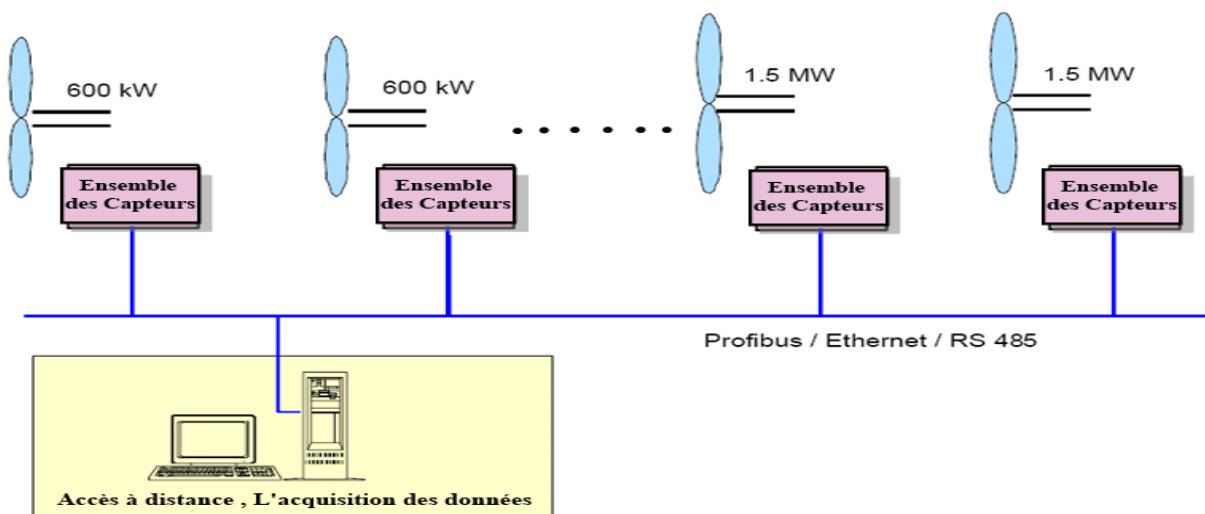


Figure.I.14. Réseau de surveillance de l'état dans les parcs éoliens

I.8 Application industrielle

La surveillance de l'état est un outil de maintenance de la machine (appelé Système de surveillance des conditions - CMS) qui devient un élément des offres de services à long terme fournies par certains fabricants d'éoliennes. La figure I.15 illustre l'intégration d'un CMS dans un (WECS) [81-82]. Dans ce cas, les fonctions de surveillance du CMS sont basées sur un équipement de capteur robuste. La figure I.16 illustre une configuration de capteur typique: le capteur est un capteur de distance inductif permettant de mesurer la position absolue du rotor; Les capteurs, 1 et 2 sont des accéléromètres statiques permettant de mesurer l'oscillation de la nacelle dans les sens axial et transversal, par rapport à l'axe du rotor. Les capteurs 1 à 6 sont des capteurs de vibrations permettant de mesurer les vibrations induites par les roulements et les roues dentées.

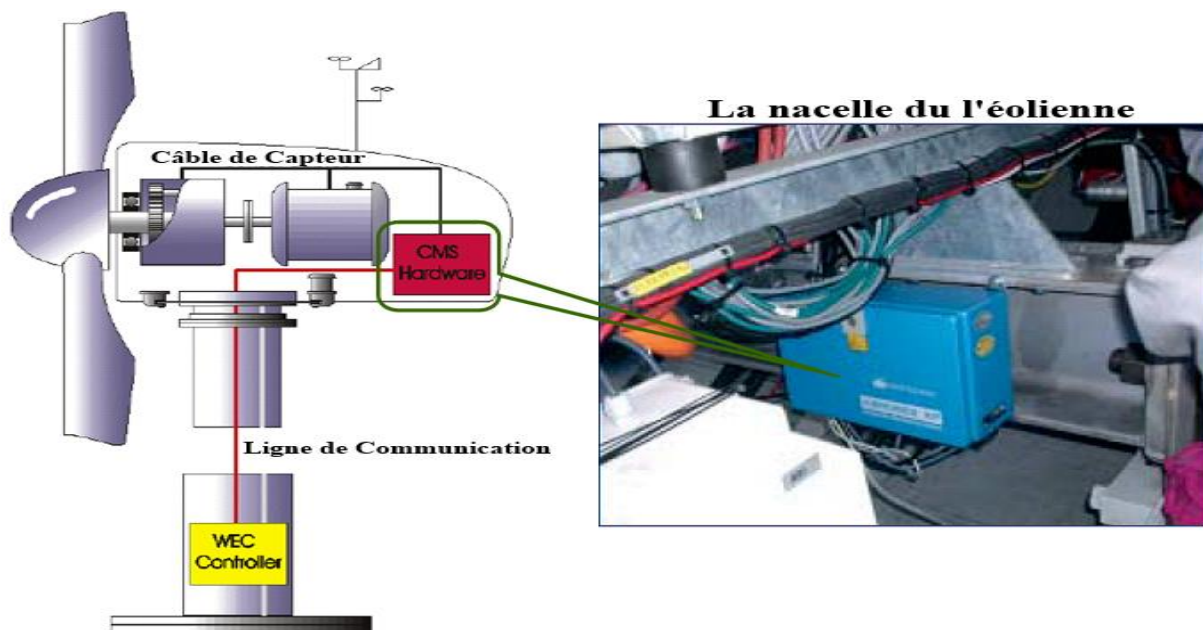


Figure. I.15 Intégration d'un SDE dans un WECS [81]

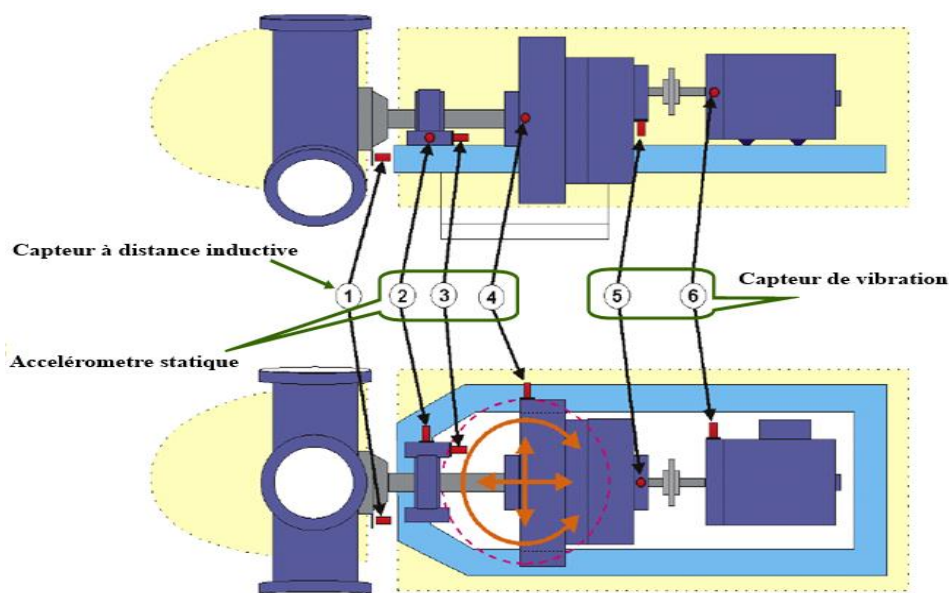


Figure.I.16. Position typique du capteur

I.9 Conclusion

Dans ce chapitre, on a brièvement passé en revue l'état actuel de la surveillance et du diagnostic de l'état des systèmes de conversion de l'énergie éolienne. L'accent a été mis sur les défauts pouvant être surveillés à l'aide de terminaux (éoliennes) pour tenter d'utiliser les techniques bien établies développées pour les moteurs à induction. En effet, il semble qu'il soit possible de détecter les défauts de la chaîne cinématique des éoliennes au travers des bornes du générateur associé.

Les boîtes de vitesses causent des temps d'arrêt des éoliennes en cas de panne. Le contrôle de l'état des boîtes de vitesses peut être effectué par plusieurs approches. L'analyse de la lubrification reste la plus difficile à appliquer. L'analyse des émissions acoustiques a été utilisée dans tous les systèmes rotatifs mécaniques. Il est capable de détecter les défauts et de les localiser récemment. Etant donné que l'analyse AE traite des signaux de haute fréquence, l'analyse des vibrations reste l'approche la plus utilisée. Alors que les systèmes sensoriels étaient développés en parallèle pour répondre aux exigences. Cependant, et étant donné que les éoliennes sont principalement transitoires, il est nécessaire de recourir à des techniques non stationnaires pour la détection des pannes. Enfin, l'application de la surveillance de l'état par l'industrie a été brièvement introduite via la SDE.

References

- [1] R. Thresher et al., "The status and future of wind energy technology," *IEEE Power & Energy Magazine*, vol. 5, no. 6, pp. 34-46, November/December 2007.
- [2] M.E.H. Benbouzid et al., "Condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems," in *Proceedings of IEEE IEMDC'07*, pp. 1434-1439, Antalya (Turkey), May 2007.
- [3] P. Caselitz et al., "On-line fault detection and prediction in wind energy converters," in *Proceedings of EWEC'94*, pp. 623-627, Thessaloniki (Greece), 1994.
- [4] P. Caselitz et al., "Development of a fault detection system for wind energy converters," in *Proceedings of EUWEC'96*, pp. 1004-1007, Göteborg (Sweden), 1996.
- [5] P. Caselitz et al., "Application of condition monitoring systems in wind energy converters," in *Proceedings of EWEC'97*, pp. 579-582, Dublin (Ireland), 1997.
- [6] J. Nilsson et al., "Maintenance management of wind power systems using condition monitoring systems—Life cycle cost analysis for two case studies," *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 22, n°1, pp. 223-229, March 2007.
- [7] M.E.H. Benbouzid et al., "The state of the art of generators for wind energy conversion systems," in *Proceedings of ICEM'06*, Chania (Greece), September 2006
- [8] P. Tchakoua, R. Wamkeue, M. Ouhrouche, F. SlaouiHasnaoui, T. A. Tameghe, and G. Ekemb, "Wind turbine condition monitoring: State-of-the-art review, new trends, and future challenges," *Energies*, vol. 7, no. 4, pp. 2595–2630, 2014.
- [9] B. N. Madsen, "Condition monitoring of wind turbines by electric signature analysis. A cost effective alternative or a redundant option for geared wind turbines," no. October, p. 118, 2011.

- [10] W. Qiao and D. Lu, "A Survey on Wind Turbine Condition Monitoring and Fault Diagnosis;2014;Part II: Signals and Signal Processing Methods," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, no. 10, pp. 6546–6557, 2015.
- [11] S. Pfaffel, S. Faulstich, and K. Rohrig, "Performance and reliability of wind turbines: A review," *Energies*, vol. 10, no. 11, 2017.
- [12] C. J. Crabtree, D. Zappalá, and P. J. Tavner, "Survey of commercially available condition monitoring systems for wind turbines.," vol. 44, no. May, pp. 0– 22, 2014.
- [13] H. Dias, M. De Azevedo, A. M. Araújo, and N. Bouchonneau, "A review of wind turbine bearing condition monitoring: State of the art and challenges," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 56, pp. 368–379, 2017.
- [14] S. Huang, X. Wu, X. Liu, J. Gao, and Y. He, "Overview of condition monitoring and operation control of electric power conversion systems in directdrive wind turbines under faults."
- [15] H. Luo, "Physics-based data analysis for wind turbine condition monitoring," *Clean Energy*, vol. 1, no. 1, pp. 4–22, Dec. 2017.
- [16] J. Ribrant et al., "Survey of failures in wind power systems with focus on Swedish wind power plant during 1997-2005," *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 22, n°1, pp. 167-173, March 2007.
- [17] J. Ribrant, Reliability performance and Maintenance – A Survey of Failure in Wind Power Systems, Master Thesis, KTH School of Electrical Engineering, 2006.
- [18] P.J. Tavner et al., "Reliability analysis for wind turbines," *Journal of Wind Energy*, vol. 10, n°1, pp. 1-18, March-April 2006.
- [19] P. J. Tavner et al., "Machine and converter reliabilities in wind turbines," in *Proceedings of IEE PEMD'06*, Dublin (Ireland), 2006.
- [20] M. Mohsin Khan et al., "Reliability and condition monitoring of a wind turbine," in *Proceedings of IEEE CCECE'05*, Saskatoon (Canada), 2005.
- [21] S. Nandi et al., "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors – A review," *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 20, n°4, pp. 719-729, December 2005.
- [22] R. Yacamini et al., "Monitoring torsional vibrations of electromechanical systems using stator currents," *ASME Journal of Vibration & Acoustics*, vol. 120, pp. 72-79, 1998.
- [23] M.R. Wilkinson et al., "Extracting condition monitoring information from a wind turbine drive train," in *Proceedings of UPEC'04*, vol. 1, pp. 591-594, Bristol (UK), 2004.
- [24] M.R. Wilkinson et al., "Condition monitoring of wind turbine drive trains," in *Proceedings of ICEM'06*, Chania (Greece), September 2006.
- [25] M.E.H. Benbouzid, "Bibliography on induction motors faults detection and diagnosis," *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 14, n°4, pp. 1065-1074, December 1999.

- [26] M.E.H. Benbouzid et al., "What stator current processing based technique to use for induction motor rotor faults diagnosis?," *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 18, n°2, pp. 238-244, June 2003.
- [27][19] M.E.H. Benbouzid, "A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 47, n°5, pp. 984–993, October 2000.
- [28][20] D. Casadei et al., "Diagnostic technique based on rotor modulating signals signature analysis for doubly fed induction machines in wind generator systems," in *Proceedings of IEEE IAS'06*, vol. 3, pp. 1525-1532, Tampa (USA), October 2006.
- [29] D. Casadei et al., "Experimental fault characterization of doubly fed induction machines for wind power generation," in *Proceedings of IEEE SPEEDAM'06*, pp. 1281-1286, Taormina (Italy), May 2006.
- [30] I. Albizu et al., "On-line stator winding fault diagnosis in induction generators for renewable generation," in *Proceedings of IEEE MELECON'04*, vol. 3, pp. 1017-1020, Dubrovnik (Croatia), May 2004.
- [31] Q.F. Lu et al., "Model of stator inter-turn short circuit fault in doubly-fed induction generators for wind turbine," in *Proceedings of IEEE PESC'04*, vol. 2, pp. 932-937, Aachen (Germany), June 2004.
- [32] L. Mihet-Popa et al., "Condition monitoring of wind generators," in *Proceedings of IEEE IAS'03*, vol. 3, pp 1839-1846, Salt Lake City (USA), October 2003.
- [33] H. Douglas et al., "The detection of interturn stator faults in doubly-fed induction generators," in *Proceedings of IEEE IAS'05*, vol. 2, pp. 1079-1102, Honk Kong, October 2005.
- [34] K. Kim et al., "Induction motor fault diagnosis based on neuropredictors and wavelet signal processing," *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 7, n°2, pp. 201-219, June 2002.
- [35] R. Datta et al., "Variable-speed wind power generation using doubly fed wound rotor induction machine—A comparison with alternative schemes," *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 17, n°3, pp. 414-421, September 2002.
- [36] M. Würfel et al., "monitoring of the properties of the rotor slip ring system of doubly-fed induction generators," in *Proceedings of IEEE IEMDC'05*, pp. 295-299, San Antonio (USA), May 2005.
- [37] R. Isermann, *Fault-diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, Springer Science & Business Media, 2006.
- [38] R.B. Randall, *Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications*, John Wiley & Sons, 2011.
- [39] A.R. Mohanty, *Machinery Condition Monitoring Principles and Practices*, CRS Press, Taylor & Francis Group, 2015.
- [40] J. Igba, K. Alemzadeh, K. Henningsen, C. Durugbo, Effect of preventive maintenance intervals on reliability and maintenance costs of wind turbine gearboxes, *Wind Energy* 18 (11) (2015) 2013–2024.

- [41] S. Sheng, Monitoring of wind turbine gearbox condition through oil and wear debris analysis: a full-scale testing perspective, *Tribol. Trans.* 59 (1) (2016) 149–162 ;
- [42] J. Zhu, D. He, E. Bechhoefer, Survey of lubrication oil condition monitoring, diagnostics, and prognostics techniques and systems, *J. Chem. Sci. Technol.* 2 (3) (2013) 100–115 (11) (2015) 2013–202.
- [43] B. Jakoby, M.J. Vellekoop, Physical sensors for water-in-oil emulsions, *Sens. Actuat. A: Phys.* 110 (1) (2004) 28–32.
- [44] J.D. Halderman, C.D. Mitchell, *Automotive Technology*, Pearson, 2014.
- [45] J. Turner, L. Austin, Electrical techniques for monitoring the condition of lubrication oil, *Meas. Sci. Technol.* 14 (10) (2003) 1794.
- [46] S.-I. Moon, K.-K. Paek, Y.-H. Lee, J.-K. Kim, S.-W. Kim, B.-K. Ju, Multiwall carbon nanotube sensor for monitoring engine oil degradation, *Electrochem. Solid-state Lett.* 9 (8) (2006) H78–H80
- [47] [A. Basu, A. Berndorfer, C. Buelna, J. Campbell, K. Ismail, Y. Lin, L. Rodriguez, S.S. Wang, Smart Sensing of Oil Degradation and Oil Level Measurements in Gasoline Engines, Tech. Rep., SAE Technical Paper, 2000.
- [48] S.S. Wang, H.-S. Lee, The development of in situ electrochemical oil-condition sensors, *Sens. Actuat. B: Chem.* 17 (3) (1994) 179–185.
- [49] S. Raadnui, S. Kleesuwan, Low-cost condition monitoring sensor for used oil analysis, *Wear* 259 (7) (2005) 1502–1506.
- [50] A. Agoston, C. Ötsch, B. Jakoby, Viscosity sensors for engine oil condition monitoring – application and interpretation of results, *Sens. Actuat. A: Phys.* 121 (2) (2005) 327–332
- [51] C.S. Byington, N.A. Mackos, G. Argenna, A. Palladino, J. Reimann, J. Schmitgal, Application of Symbolic Regression to Electrochemical Impedance Spectroscopy Data for Lubricating Oil Health Evaluation, Tech. Rep., Army Tank Automotive Research Development and Engineering Center Warren MI, 2012.
- [52] D. Mba, R.B. Rao, Development of acoustic emission technology for condition monitoring and diagnosis of rotating machines; bearings, pumps, gearboxes, engines and rotating structures.
- [53] T. Loutas, J. Kalaitzoglou, G. Sotiriades, E. Kayias, V. Kostopoulus, Diagnosis of artificial gear defects on single stage gearbox using acoustic emission, *Advanced Materials Research*, 13, Trans Tech Publ, 2006, pp. 415–420
- [54] T. Loutas, G. Sotiriades, I. Kalaitzoglou, V. Kostopoulos, Condition monitoring of a single-stage gearbox with artificially induced gear cracks utilizing on-line vibration and acoustic emission measurements, *Appl. Acoust.* 70 (9) (2009) 1148–1159.

- [55] X.B. Wei, W. Zheng, R. Lin, Design of labview-based system of noise measurement on gear box, *Advanced Materials Research*, vol. 328, Trans Tech Publ, 2011, pp. 2167–2171.
- [56] Y. Qu, E. Bechhoefer, D. He, J. Zhu, A new acoustic emission sensor based gear fault detection approach, *Int. J. Prog. Health Manage.* 4 (2) (2012) 32–45.
- [57] C. Li, R.-V. Sanchez, G. Zurita, M. Cerrada, D. Cabrera, R.E. Vásquez, Gearbox fault diagnosis based on deep random forest fusion of acoustic and vibratory signals, *Mech. Syst. Sign. Process.* 76 (2016) 283–293.
- [58] Y. Qu, D. He, J. Yoon, B. Van Hecke, E. Bechhoefer, J. Zhu, Gearbox tooth cut fault diagnostics using acoustic emission and vibration sensors – a comparative study, *Sensors* 14 (1) (2014) 1372–1393.
- [59] F. Elasha, M. Greaves, D. Mba, D. Fang, A comparative study of the effectiveness of vibration and acoustic emission in diagnosing a defective bearing in a planetary gearbox, *Appl. Acoust.* 115 (2017) 181–195.
- [60] Y. Zhang, W. Lu, F. Chu, Planet gear fault localization for wind turbine gearbox using acoustic emission signals, *Renew. Energy* 109 (2017) 449–460.
- [61] L. Wang, X. Zhang, Q. Miao, Understanding theories and methods on fault diagnosis for multi-fault detection of planetary gears, in: *Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chengdu)*, 2016, IEEE, 2016, pp. 1–8.
- [62] J.B.J. Baron Fourier, *The Analytical Theory of Heat*, The University Press, 1878.
- [63] J. Allen, Short term spectral analysis, synthesis, and modification by discrete fourier transform, *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.* 25 (3) (1977) 235–238.
- [64] T.A. Classen, *The Wigner distribution – a tool for time-frequency signal analysis, Part II: Discrete-time signals*, Philips J. Res. (1980).
- [65] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu, The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis, in: *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, The Royal Society, 1998, pp. 903–995.
- [66] C. Cortes, V. Vapnik, Support-vector networks, *Mach. Learn.* 20 (3) (1995) 273–297.
- [67] P. McFadden, J. Smith, A signal processing technique for detecting local defects in a gear from the signal average of the vibration, *Proc. Inst. Mech. Eng.*
- [68] D. Yu, Y. Yang, J. Cheng, Application of time–frequency entropy method based on Hilbert–Huang transform to gear fault diagnosis, *Measurement* 40 (9) (2007) 823–830
- [69] M. Feldman, Hilbert transform in vibration analysis, *Mech. Syst. Sign. Process.* 25 (3) (2011) 735–802.
- [70] W.J. Staszewski, K. Worden, G.R. Tomlinson, Time–frequency analysis in gearbox fault detection using the Wigner–Ville distribution and pattern recognition, *Mech. Syst. Sign. Process.* 11 (5) (1997) 673–692

- [71] J.J. Zakrajsek, An Investigation of Gear Mesh Failure Prediction Techniques, Tech. Rep., National Aeronautics and Space Administration Cleveland OH Lewis Research Center, 1989.
- [72] T. Barszcz, R.B. Randall, Application of spectral kurtosis for detection of a tooth crack in the planetary gear of a wind turbine, *Mech. Syst. Sign. Process.* 23 (4) (2009) 1352–1365
- [74] R.R. Schoen, T.G. Habetler, F. Kamran, R. Bartfield, Motor bearing damage detection using stator current monitoring, *IEEE Trans. Ind. Appl.* 31 (6) (1995) 1274–1279
- [75] D.-F. Lin, P.-H. Chen, M. Williams, Measurement and analysis of current signals for gearbox fault recognition of wind turbine, *Meas. Sci. Rev.* 13 (2) (2013) 89–93
- [76] A. Mohanty, C. Kar, Fault detection in a multistage gearbox by demodulation of motor current waveform, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 53 (4) (2006) 1285–1297
- [77] H.D. Ardakani, Z. Liu, J. Lee, I. Bravo-Imaz, A. Arnaiz, Motor current signature analysis for gearbox fault diagnosis in transient speed regimes, in: 2015 IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM), IEEE, 2015, pp. 1–6
- [78] M.L. Masmoudi, E. Etien, S. Moreau, A. Sakout, Amplification of single mechanical fault signatures using full adaptive PMSM observer, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 64 (1) (2017) 615–623
- [79] D. Lu, W. Qiao, X. Gong, Current-based gear fault detection for wind turbine gearboxes, *IEEE Trans. Sustain. Energy* 8 (4) (2017) 1453–1462, IEEE.
- [80] I. Bravo-Imaz, H.D. Ardakani, Z. Liu, A. García-Arribas, A. Arnaiz, J. Lee, Motor current signature analysis for gearbox condition monitoring under transient speeds using wavelet analysis and dual-level time synchronous averaging, *Mech. Syst. Sign. Process.* 94 (2017) 73–84
- [81] A.R. Mohanty et al., “Fault detection in a multistage gearbox by demodulation of motor current waveform,” *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 53, n°4, pp. 1285-1297, August 2006.
- [82] European Commission / DG TREN, “Advanced maintenance and repair for offshore wind farms using fault prediction and condition monitoring techniques,” Final Report, NNE5/2001/710, FP5 Contract, 2005.
- [83] P. Caselitz et al., “Rotor condition monitoring for improved operational safety of offshore wind energy converters,” *Journal of Solar Energy Engineering*, vol. 127, n°2, pp. 253-261, May 2005

II.1. Introduction

La technologie des éoliennes connaît une croissance rapide en termes de taille, et de la puissance de génération d'électricité. Les coûts des opérations de maintenance déterminent directement si le système est efficace en termes de production d'énergie par rapport aux autres types de production classique (centrale nucléaire, centrale à flamme...etc.). Plusieurs chercheurs se concentrent sur l'amélioration des techniques de détection de défaut afin de rendre les éoliennes plus fiables. La boîte de vitesse dans les éoliennes provoque souvent les temps d'arrêt parmi tous les autres composants affectant directement le coût de fonctionnement et de maintenance. Dans ce chapitre, la démodulation du signal de vibration due au défaut dans la boîte de vitesse est proposée. Elle sert à comprendre le comportement du défaut dans le domaine temporel et fréquentiel.

II.2. Taux du défaut des éoliennes

Les éoliennes sont une combinaison de plusieurs systèmes complexes et de diverses pièces des systèmes mécanique, électrique, hydraulique connectés ensemble (arbre de transmission, boîte de vitesses, générateur, entraînement électrique, etc.). En effet, si l'un des composants a une défaillance, il peut entraîner un dégât aux autres composants. Le taux d'échec signalé de différents composants du système sont illustrés à la Figure. II.1 [1]. Tous les composants du système éolien sont exposés au défaut. Néanmoins, les fabricants se focalisent sur les composants qui provoquent le plus long temps d'arrêt et de maintenance pour remédier aux coûts de réparation les plus élevés. La figure II.1b montre le temps d'arrêt causé par les différentes parties du système éolien. Les boîtes de vitesse arrivent en deuxième position dans le temps d'arrêt, en raison de leur taille et de leur lien robuste avec d'autres composants, ce qui rend plus difficile l'accès, la réparation et le remplacement [2] figure II.2.

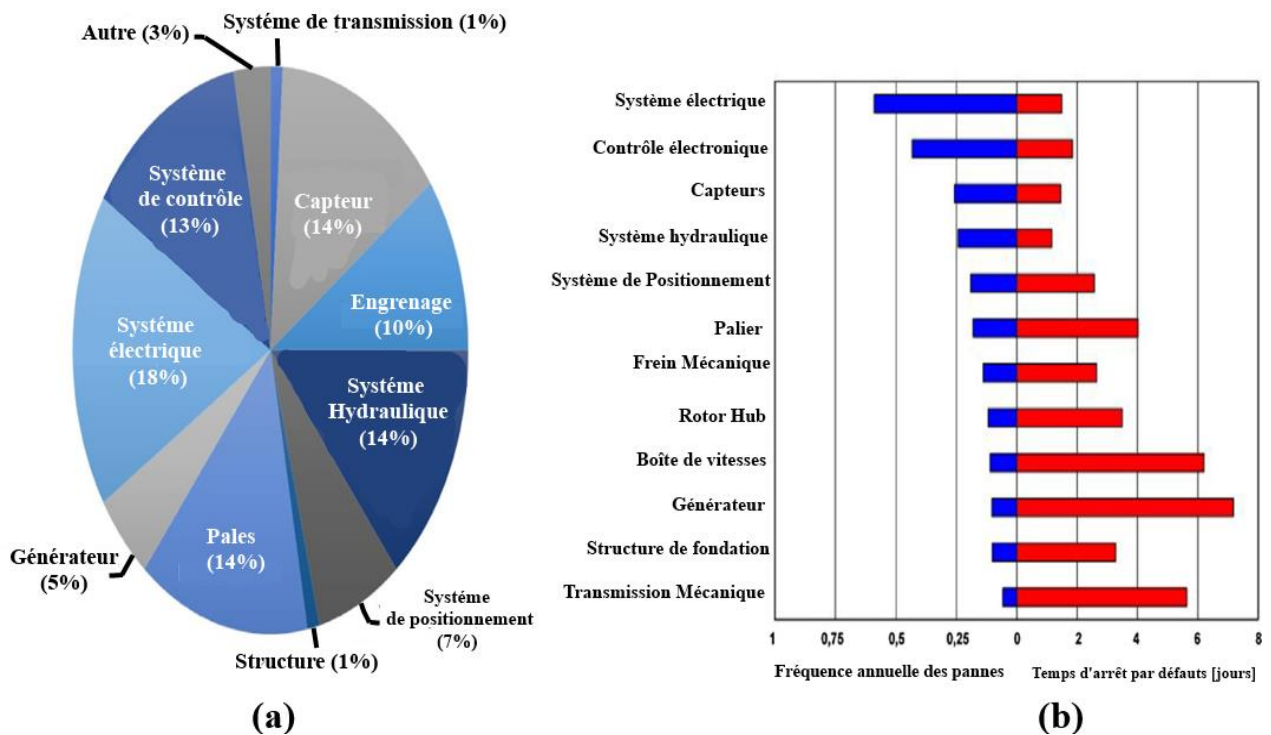


Figure II. 1. (a) Taux de défaillance des principaux composants des éoliennes. (b) Fréquence de défaillance en fonction du temps d'immobilisation par défaillance [1].

II.3 Classification des défauts d'engrenage

Les défaillances d'engrenage ont tendance à se produire lorsqu'un engrenage travaille dans des conditions anormales comme les stress, sur charge [3] [4] [5]. Les défauts locaux sont plus dangereux ils tendent à se développer rapidement une fois qu'elles sont initiées et ont généralement des effets importants sur la transmission de l'énergie. Les défauts comme les ruptures de dents, les piqûres et les rayures, les fissures des dents sont les défauts locaux les plus importants. Si elles ne sont pas détectées, elles peuvent avoir des conséquences dramatiques sur l'éolienne.



Figure II. 2 Les opérations de maintenance de la boîte de vitesse

II.3.1 les cassures des dents :

C'est le type le plus dangereux des pannes d'engrenage et il conduit à une insuffisance de l'entraînement mécanique en plus il peut influencer sur d'autres composants de la boîte de vitesses tels que l'arbre, les roulements ...etc. voir figure II.3. Cependant, la cause la plus courante est les surcharges répétitives sur les dents de l'engrenage. Celles-ci commencent généralement par une petite fissure qui se propage jusqu'à ce qu'une partie ou la totalité de la dent se détache, cela a un impact direct sur la transmission de l'énergie mécanique et donne la naissance à des ruptures aux autres dents de la boîte de vitesse.

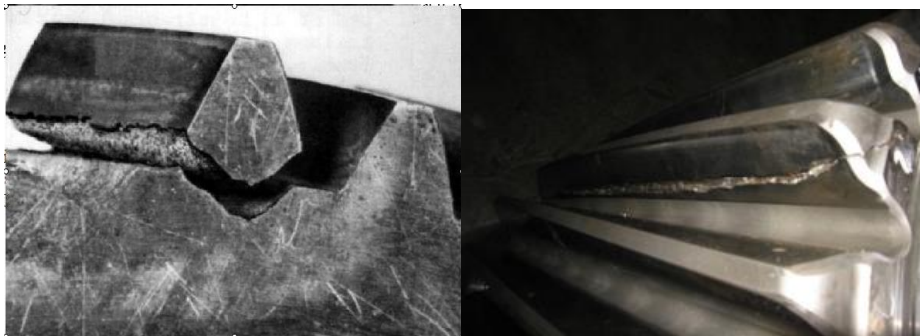


Figure. II.3 Les Ruptures de dent

II.3.2 Piqûre des dents

C'est une défaillance dans les surfaces des dents d'engrenage. Elle se produit lorsque la contrainte de contact est supérieure à la limite de tolérance à la fatigue. La figure II.4 montre les dommages typiques causés par les piqûres de dents. Après une certaine période de fonctionnement avec variation répétée de la charge : petites zones de métal sur la surface de la dent, fatigue et chute. Une fois que les piqûres se sont produites, elles tendent à se propager à

un rythme accéléré parce que les zones non piquées qui restent doivent supporter la charge supplémentaire précédemment.



Figure II.4 défaut de piquage des dents

II.3.3 Grippage

Il est la conséquence directe de la lubrification inadéquate, sous l'effet de la température résultant d'un frottement sous charge. Une surcharge et un mauvais alignement peuvent provoquer la dégradation du lubrifiant et permet un contact direct métal sur métal, comme indiqué à la figure II.5. La probabilité de grippage est influencée par l'état physico-chimique du lubrifiant et par les conditions de mise en service.



Figure II. 5 défauts de grippage des dents

II.3.4 fissuration

Elle progresse à chaque mise en service, à partir d'un point initial situé presque toujours au pied de la dent. Elle apparaît surtout sur des aciers fins,. L'apparition de ces fissures est la conséquence d'une contrainte au pied de la dent qui dépasse la limite de fatigue du matériau, et est en général située du côté de la dent Figure II.6.

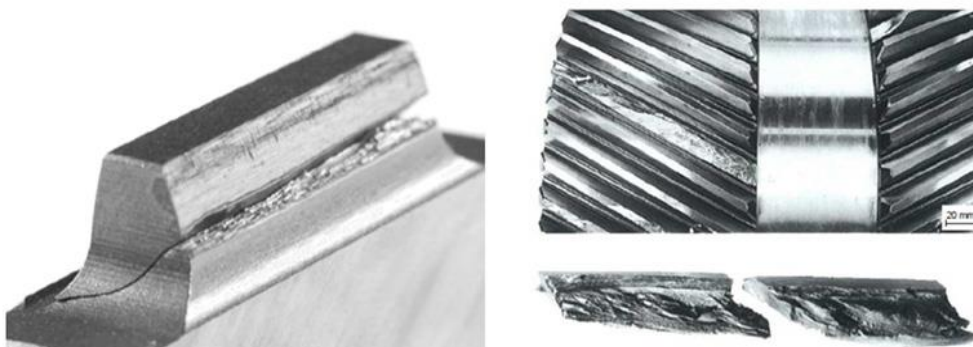


Figure II. 6 défauts de fissuration des dents

II.3.5 Cas des défauts de fabrication

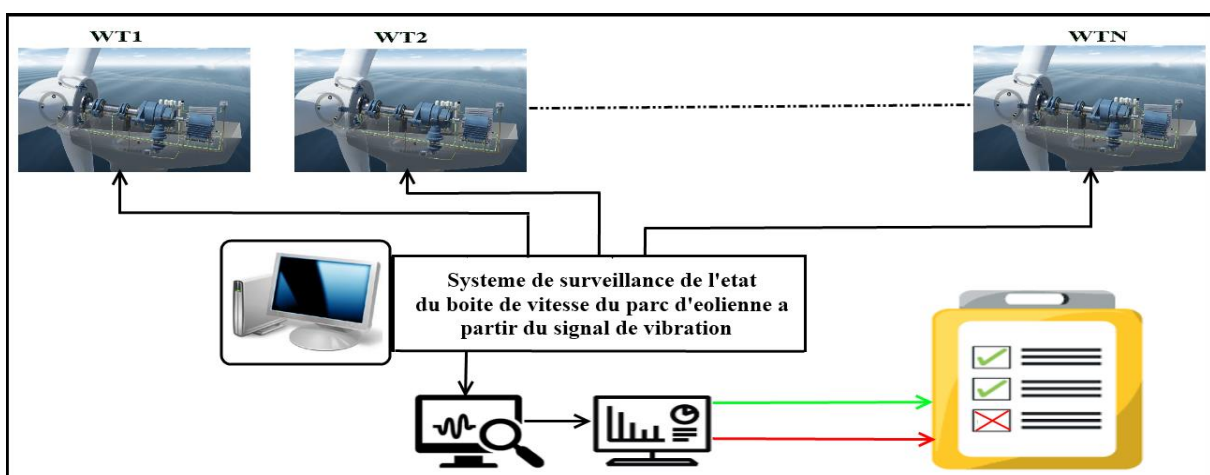
Les défauts de fabrication sont ceux qui proviennent d'un problème d'usinage et qui se traduisent par une déviation du profil de la denture par rapport au profil idéal qui aurait dû être obtenu ou par un écart entre l'entraxe théorique et l'entraxe réel de fonctionnement, ce qui risque de rendre la transmission bruyante [6].

Ces défauts peuvent être liés également à des problèmes survenant au niveau de la matière même à usiner tels que les imperfections de matière, l'inclusion de gaz accidentelle ou un mauvais traitement de la matière.

II.4. Détection du défaut de pignon dans un parc d'éolienne

De nos jours, les systèmes SCADA sont déployés pour tous les parcs éoliens. Ils sont responsables de la surveillance de plusieurs paramètres liés aux composants de l'éolienne (température de la boîte de vitesses, des roulements et du lubrifiant, niveaux de vibration...etc). En outre, ils surveillent de différents facteurs en tant qu'entrée dans les éoliennes (vitesse du vent, déviations du vent) ou sorties (vitesse du rotor, angle de pale, sortie puissance active et réactive). L'analyse des données SCADA permet une détection précoce des pannes afin de faciliter la décision de maintenance basée sur des données de début d'exploitation saines, et ceux mis à jour défectueux. Ces données ont tendance à s'accumuler rapidement et en grande quantité pour analyser et déduire l'état des composants de la turbine. Les applications de surveillance de l'état des éoliennes nécessitent des décisions concernant le composant à l'étude, les paramètres ou les signaux dont on doit déduire l'état du composant, ainsi que les méthodes (s) ou techniques utilisées pour le traitement et l'analyse des données.

Un système de surveillance d'état bien développé doit être capable de surveiller et détecter les pannes dans les premiers stades de chaque roulement, engrenage et arbre de la boîte de vitesses, ainsi que le générateur et tous les organes consécutifs de l'éolienne pour éviter le risque financier élevé lié à la maintenance imprévue. Cette détection précoce est essentielle pour éviter des dégâts secondaires dus à une défaillance catastrophique et aux coûts supplémentaires et les temps d'arrêt de la production d'énergie électrique.



FigureII.7 : système de surveillance à distance du parc éolienne

Les systèmes de surveillance de l'état est recueilli les données relatives aux vibrations du parc éolien pendant deux semaines(FigureII.7) au cours desquelles des seuils d'alarme et d'alerte ont été générés. Une fois les seuils établis, une alarme a été déclenchée pour le pignon grande

vitesse (le dernier engrenage de la boîte de vitesses avant le générateur) de l'une des turbines. Les alarmes sont déclenchées quand un ou plusieurs indicateurs de l'état étaient élevés par rapport aux seuils générés. La liste des indicateurs d'état qui ont réagi à cette défaillance indique qu'il y avait de forte évidence que l'alarme avait été déclenchée par une dent cassée.

L'un des indicateurs d'état très sensible au défaut comme la piqûre de dents et éraflure et pliant d'engrenage est appelé FM0 est défini comme le niveau crête à crête du signal TSA divisé par la somme de l'amplitude à la fréquence de maillage d'engrenage et les harmoniques correspondantes [7]. La description de la méthode (TSA) est représentée dans l'annexe A.

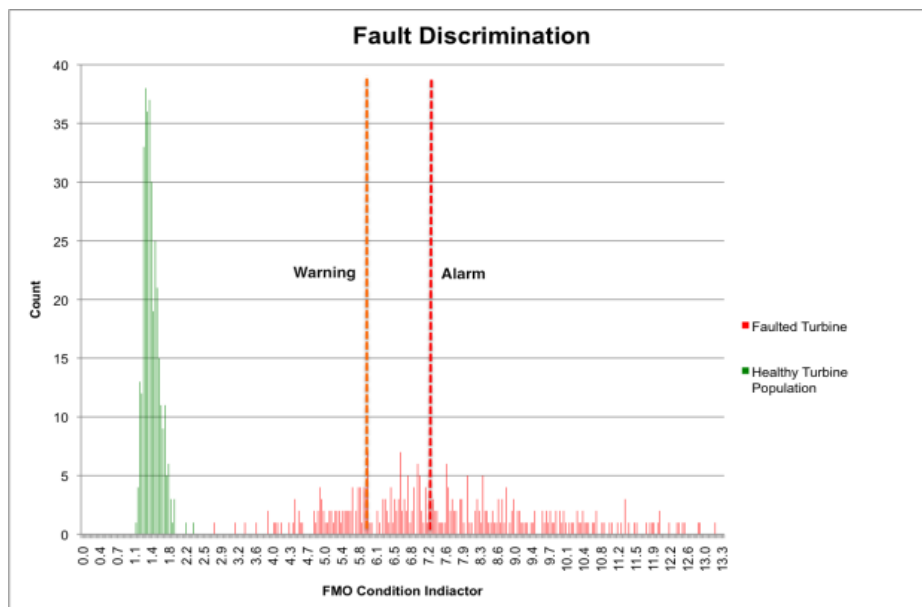
$$FM0 = \frac{S_{pic-pic}}{\sum_{i=1}^N A(i)} \dots \dots (II. 1)$$

$S_{pic-pic}$ est la valeur crête à crête du signal TSA.

$A(i)$ est Amplitude de l'harmonique à $i^{ème}$ fréquence du maillage.

Le FM0 est un paramètre statistique utilisé pour détecter les changements majeurs du motif de maillage. C'est un indicateur généralisé de défaut d'engrenage, sensible à l'usure / piqûre/pliant et les dents fissurées. La grande valeur du FM0 indique que le niveau de vibration général est supérieur à la normale. Dans ce cas, FM0 a été élevé au point que la discrimination des classes du défaut était parfaite, ce qui signifie qu'il n'existait absolument pas de valeurs qui se chevauchent entre le FM0 suiveur du pignon cassé et le FM0 suivant les pignons normaux d'autres turbines, comme le montre la figure. II 8 suivante.

Cela signifie que la probabilité d'une fausse alarme ou de détection était extrêmement faible.



FigureII.8. Discrimination de défaut basée sur le FM0

Bien que l'indicateur d'état FM0 ait contribué au déclenchement de l'alarme, les autres indicateurs d'état étaient moins sensibles à la défaillance. Comme expliqué précédemment, un système de surveillance devrait déterminer non seulement le composant qui ne fonctionne pas dans une condition nominale, mais également effectuer des diagnostics. Dans ce cas, l'inducteur Kurtosis ne présente aucune sensibilité au défaut comme le montre la figure II.9.

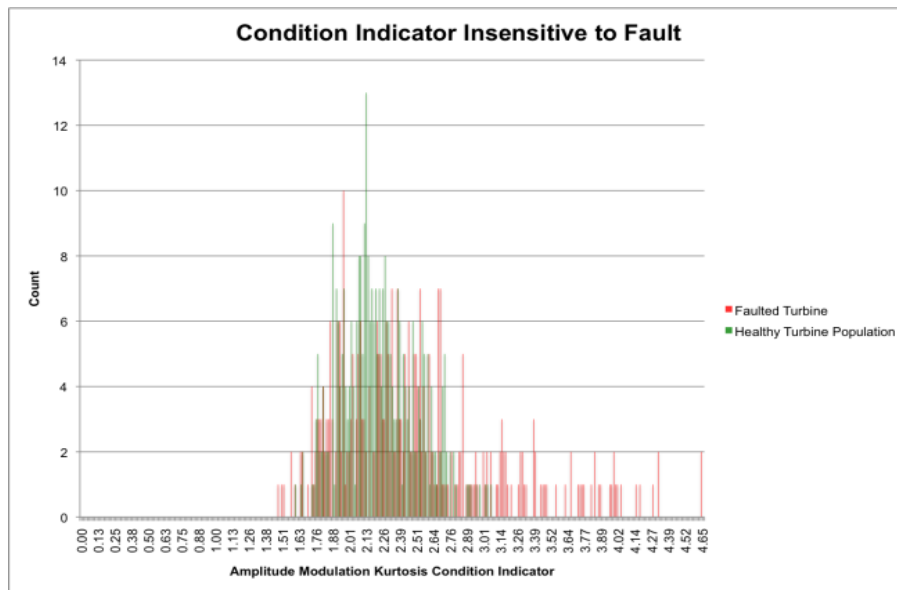


Figure II.9 Discrimination des fautes basée sur Kurtosis

Cette turbine spécifique a été arrêtée et inspectée. L’inspection initiale a révélé des dents endommagées sur le pignon de grande vitesse, comme illustré à la figure II.10 suivante.

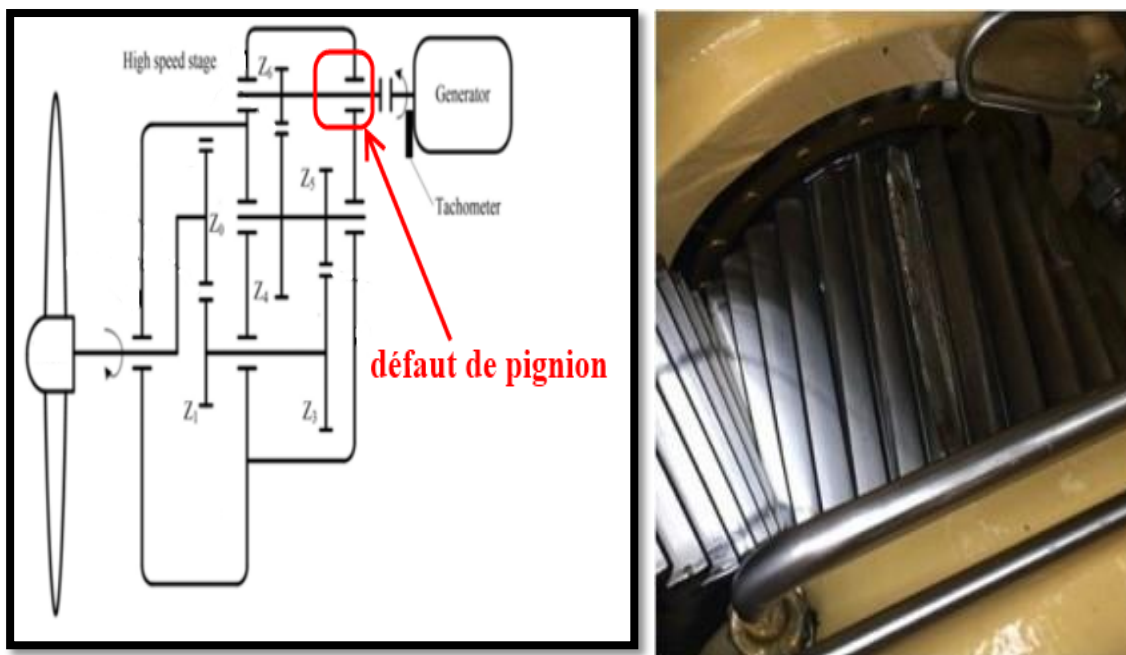


Figure II.10 Défaut de pignon d’une éolienne de 3 MW

Des mesures de vibrations radiales a été prises sur le pignon d'une éolienne de 3 MW avec défaut (Tableau II.1) Les mesures initiales des vibrations indiquent que le niveau de vibration est supérieur à la normal. La machine a été arrêtée au bout d'une semaine et un défaut du pignon a été détecté, comme indiqué sur la figure II.10. Deux autres mesures de vibration sont prises à partir d'engrenages de différentes éoliennes du même modèle dans le parc sans défaut connu

Tableau II. 1 Paramètres d'engrenage et de mesure

Vitesse nominale	1800 rpm
Number de dents du pignon	32
Fréquence d'échantillonnage	97656 Hz
Temps de mesure	6 seconds
Unité	'g'
Axe mesuré	Radial
Type de capteur:	Accéléromètre

Le but de ces mesures du signal de vibration est de déterminer les effets de défaut de la figure II.10 sur la dent cassée dans les domaines temporel et fréquentiel. La figure II.12 montre le domaine temporel du signal de vibration pour un engrenage sain et défectueux (dent cassée).

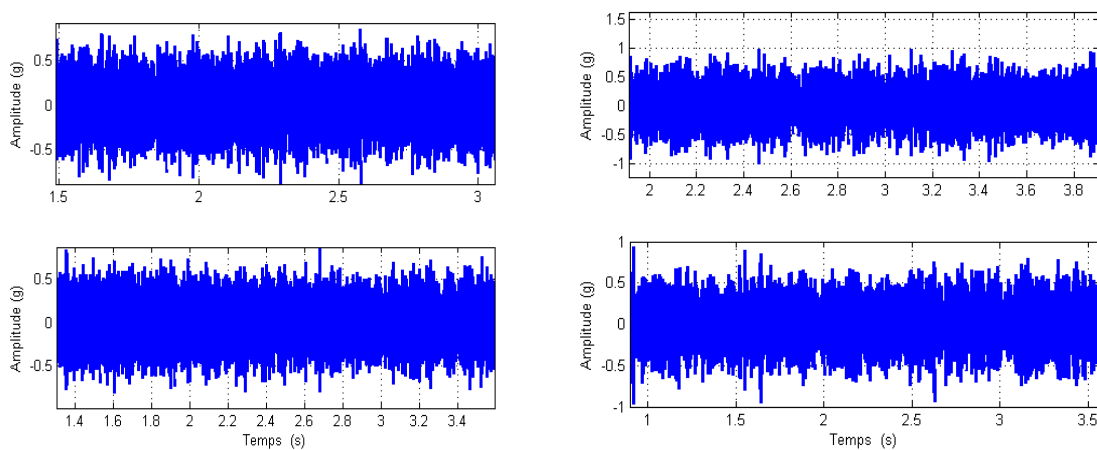


Figure II.11 les signaux de vibration du pignon sain

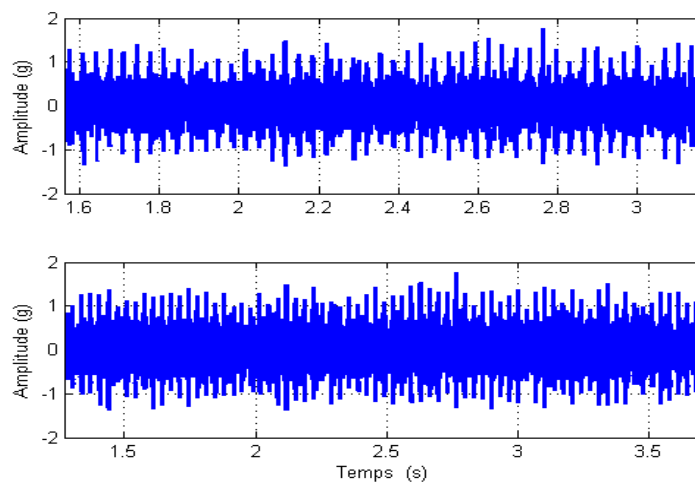


Figure II. 12. Signaux de vibration du pignon avec défaut

II.5 Analyse Fréquentielle:

L'analyse dans le domaine fréquentiel est une technique conventionnelle puissante. Elle a démontré son efficacité comme un outil de détection et diagnostic des défauts dans les machines tournantes à partir du signal de vibration. Le domaine temporel du signal de vibration est transformé en son équivalent en fréquence. Il a été constaté que le contenu spectral du signal mesuré est souvent beaucoup plus utile que le domaine temporel pour déterminer l'état de l'engrenage car le signal de domaine temporel complexe peut être décomposé en plusieurs composantes de fréquence. Il est donc facile pour les analystes de fréquences qui sont précieuses pour le diagnostic des pannes. Ainsi, l'approche commune d'analyse du signal de vibration est la transformée de Fourier rapide (FFT) pour transformer le signal de vibration mesuré dans le domaine fréquentiel qui convient. Cette approche est parfaitement acceptable si le signal mesuré ne varie pas dans le contenu spectral avec le temps (c'est-à-dire aucune variation de la vitesse de rotation de la machine).

Les bandes latérales générées par la modulation d'amplitude ou de fréquence du signal de vibration fournissent souvent des informations utiles. La modulation d'amplitude est attribuée à l'excentricité de l'engrenage ou de l'arbre avec une fracture des dents. Une dent endommagée générant des impulsions à une vitesse égale à la vitesse de l'engrenage dans le domaine temporel. En revanche, la modulation de fréquence est provoquée par des erreurs générées lors de la fabrication de l'engrenage (par exemple, un espacement non uniforme des dents). Comme indiqué précédemment, Randall a affirmé que les trois premiers harmoniques d'engrènement d'engrenages et leurs bandes latérales fournissent des informations suffisantes pour l'identification efficaces des défauts d'engrenage [8] [9].

Par conséquent, les changements dans l'amplitude de fréquence particulière ou des bandes latérales d'un signal peuvent fournir un bon indicateur de la défaillance de l'engrenage. En pratique, l'espacement des bandes latérales dépend des propriétés périodiques du chargement et le chemin de transmission. Il peut donc être difficile d'extraire directement des caractéristiques utiles des spectres de vibration basés uniquement sur une FFT. Lorsque le bruit (S / N) est faible et le spectre de vibration comporte un grand nombre de composantes de fréquence en raison de la complexité du système, il devient presque impossible de distinguer les pics dus aux défauts par rapport à des pics d'autres sources. C'est l'un des inconvénients de l'utilisation de la FFT au signal de vibration.

II.6 La base analytique de l'analyse fréquentielle :

La technique d'analyse de signal FFT est couramment utilisée pour l'analyse de données temporelles d'un signal. Au lieu d'analyser le signal de vibration directement dans le domaine temporel, la FFT permet de le convertir en domaine fréquentiel.

La transformée de Fourier (TF) est la base analytique de l'analyse de fréquence:

$$x(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{j2\pi ft} dt \quad \dots(\text{II.2})$$

Et l'inverse de la transformation est:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(f) e^{-j2\pi ft} dt \quad \dots(\text{II.3})$$

Où $x(t)$ est le signal dans le domaine temporel et $x(f)$ est le spectre de fréquence de $x(t)$.

Transformation de Fourier discrète (TFD). La TFD est définie par:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp\left(-j \frac{2\pi kn}{N}\right), 0 \leq k \leq N-1. \dots(\text{II.4})$$

Où: $x(n)$ est un signal temporel échantillonné qui est enregistré par une fréquence d'échantillonnage (fs) :

$$x(n) = x(t) | t = nTs \dots(\text{II.5})$$

Où (n) est un entier et Ts est un intervalle de temps spécifié d'enregistrement.

Le calcul de la (TFD) implique le calcul d'un grand nombre de multiplications complexes afin de générer un spectre de fréquence utile. Il s'agit d'un processus exhaustif sur le plan des calculs qui ne permet pas une analyse pratique en temps réel. Pratiquement, nous avons un nombre fini est bien déterminé de points $x(i) = x(t_i)$ avec $t_i = i/fs, i=1 \dots N$, où fs est la fréquence d'échantillonnage et (n) le nombre total des point du signal mesuré. De la même manière nous ne pouvons calculer la transformée de Fourier que pour un nombre fini de fréquences.

Pour cette raison, un algorithme a été développé, connu sous le nom de Transformée de Fourier Rapide (FFT), qui effectue une mise en œuvre rapide de la (TFD) en réduisant considérablement le nombre de calculs.

Les FFT du signal de vibration nous fournissent le spectre dans le domaine fréquentiel. Ce spectre fournit des informations indiquant le niveau de vibration à des fréquences données. Ainsi, toutes les composantes de fréquence majeures et leurs amplitudes peuvent être identifiées et utilisées dans la détection des défauts. Les fréquences identifient la source du défaut et les amplitudes identifient la gravité de ce dernier. Lorsque le défaut commence à se développer dans la boîte de vitesse, le spectre de vibration atteint son maximum à la fréquence du défaut avec ses harmoniques associés.

II.7 La modulation de la vibration de la boîte de vitesse

De nos jours, la mesure des vibrations est la technique la plus courante pour surveiller l'état des systèmes de transmission à engrenages. Les signaux des accéléromètres montés sur les boîtes de vitesses ont un spectre de fréquence qui dépend de la dynamique de maillage interne. Étant donné que le système de transmission à engrenages est périodique, son spectre contient des composants aux fréquences de rotation d'arbre et aux harmoniques associées. Ceux-ci sont considérés comme les composants réguliers du système (les fréquences fondamentales des engrenages et ses harmoniques).

Idéalement, en l'absence de défauts, les systèmes d'engrenage sont dominés par la composante régulière et le bruit de fond gaussien résultant en une transmission de puissance lisse et uniforme par un mouvement angulaire. Tout écart par rapport à l'idéal entraîne une variation de la puissance transmise, qui se traduit par une force fluctuante entre les dents d'engrènement [10].

Même lorsque la vitesse et la charge sont constantes, la force exercée peut varier. Si les dents d'une paire d'engrenages en maillage ne sont pas parfaitement rigides, la rigidité de contact variera périodiquement à la fois avec le nombre de dents en contact et la position de contact sur la surface de la dent. La force variable va exciter une vibration à la fréquence d'engrènement de la dent de la boîte de vitesse [11].

II.7.1 Modèle du signal de vibration de la boîte de vitesses parfaites

Dans les conditions de fonctionnement parfaites, les signaux de vibration générés par une boîte de vitesses peuvent être représentés mathématiquement en résumant simplement les vibrations générées par chacune de ces composants individuels. Généralement, si l'engrenage est en bon état, le signal de vibration sera dominé lorsque les dents des engrenages entreront en contact les unes avec les autres. Les forces d'excitation de vibration sont le résultat direct des forces de maillage entre les dents des engrenages. Comme les engrenages se comportent de manière rotative, les composantes du signal de vibration sont périodiques. Par conséquent, le signal de vibration global peut être simulé en utilisant une équation mathématique qui fait la somme de chacun des composants individuels.

Premièrement, la fréquence fondamentale de maillage f_{me} pour un engrenage particulier est calculée en utilisant l'équation suivante :

$$f_{me} = N \cdot f_r \quad \dots(\text{II.6})$$

Où N représente le nombre de dents de l'engrenage et f_r représente la fréquence de rotation de l'engrenage. Puisque le signal de vibration global consiste en une seule fréquence de maillage pour chaque ensemble d'engrenages, la source de la fréquence de maillage est facilement reconnaissable.

On considère une paire d'engrenages a des dents identique et qui sont également espacés entre en maillage sous une vitesse et une charge constante. Mathématiquement le signal de vibration est représenté par :

$$X(t) = \sum_{m=0}^M I_m \cos(2\pi m f_{me}(t) + \varphi_m) \dots(\text{II.7})$$

f_s Est la fréquence fondamentale de maillage donnés par $f_{me} = N1 \cdot f_{r1} = N2 \cdot f_{r2}$

N1, N2 sont le nombre des dents des deux engrenages respectivement. f_{r1} et f_{r2} Sont la vitesse de rotation et en Hz des deux engrenages.

M est le Nombre d'harmoniques de maillage

φ_m et I_m : sont l'amplitude et la phase de l'harmonique m de maillage.

L'équation (1) dans la condition normale. Le signal de vibration $x(t)$ est dominé par la fréquence de maillage f_{me} et ses harmoniques (M) comme le montre la figure II.13.

II.7.2 Modèle de signal de vibration de la boîte de vitesse défectueux

Les fissures des dents est une cause fréquente de défaillance des engrenages d'éolienne. Le défaut commence à apparaître car il y a relativement peu de dégâts sur la dent. Cependant, il va créer une différence dans la rigidité d'engrènement qui amplifiera encore les dégâts s'ils ne sont pas résolus.

Si un défaut est localisé sur une dent dans un engrenage, il va produire des chocs périodiques à chaque contact avec l'autre engrenage. Le changement dans le signal de vibration généré par le défaut peut se modéliser en amplitude et en phase par :

$$a_m(t) = \sum_{n=0}^N A_{mn} \cos(2\pi n F_r t + \alpha_{mn}) \dots(\text{II.8})$$

$$b_m(t) = \sum_{n=0}^N B_{mn} \cos(2\pi n F_r t + \beta_{mn}) \dots(\text{II.9})$$

N Est le Nombre de bandes latérales autour des harmoniques de la fréquence du maillage

F_r Est la fréquence de rotation de l'arbre qui porte l'engrenage défectueux

$A_{mn}(t)$ et $B_{mn}(t)$ Représentent l'amplitude au $n^{ième}$ bande latérale du signal de modulation d'amplitude et de phase, autour de l'harmonique de maillage.

α_{mn} et β_{mn} Sont les phase au $n^{ième}$ bande latérale du signal de modulation d'amplitude et de phase, autour de l'harmonique de maillage. Par conséquent, le signal de vibration modulé avec un défaut localisé dans le dent est exprimé par :

$$X(t) = \sum_{m=0}^M X_m (1 + a_m(t)) \times \cos(2\pi m f_{me} t + \varphi_m + b_m(t)) \dots (II.10)$$

$$= \sum_{m=0}^M I_m \left(1 + \sum_{n=0}^{M'} A_{mn} \cos(2\pi n F_r t + \alpha_{mn}) \right) \times \cos(2\pi m f_{me} t + \varphi_m + \sum_{n=0}^{M'} B_{mn} \cos(2\pi n F_r t + \beta_{mn})) \dots (II.11)$$

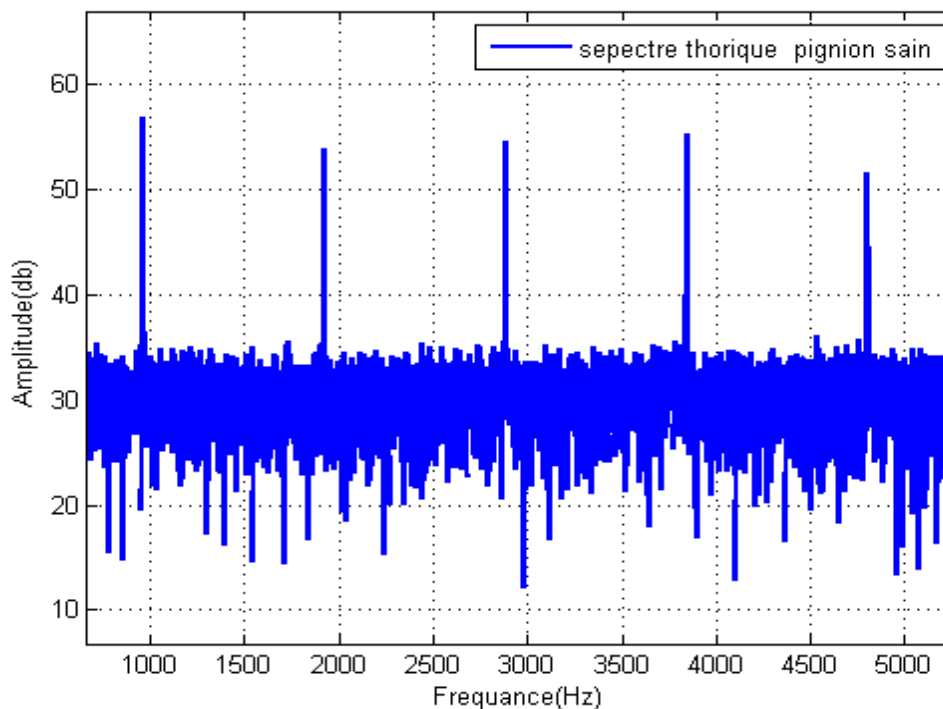


Figure II.13. Spectres théoriques du pignon sain

Ceci est un modèle de signal très générique proposé dans [12]. Il a été largement référé par de nombreux chercheurs tels que la dernière étude d'exploration de bi spectre conventionnel pour l'analyse des vibrations de défaut d'engrenage [13].

Le signal donné par l'équation (II.7) s'appelle le signal porteur (the carrier signal.), dans le domaine fréquentiel, de la transformation de fourrier au signal de vibration de l'équation (II.10), les composantes fréquentielles vont apparaître dans le spectre dues à la modulation figure II.14. La détection des $n^{èmes}$ bandes latérales autour de la fréquence de maillage va déterminer l'état de la boîte de vitesse d'éolienne.

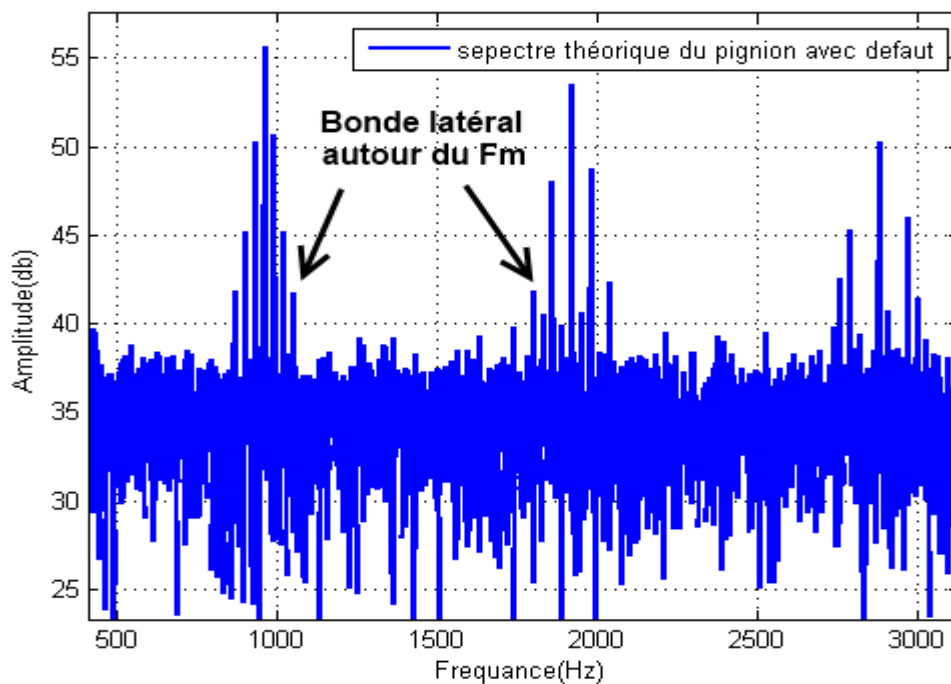


Figure II. 14 Spectres théoriques du pignon avec défaut

II.7.3 Caractéristiques de la vibration de la boîte de vitesses :

L'utilisation efficace du signal de vibrations pour surveiller l'état des engrenages et les systèmes de transmission mécanique demande de comprendre les caractéristiques les plus importantes de vibration générée par le défaut étudié.

Welbourn a suggéré que les principales sources de vibrations de la boîte de vitesses sont des erreurs géométriques [14]. Les imperfections (erreurs) des engrenages lors de la fabrication seront également une source de vibrations, de même que la déformation élastique des dents de l'engrenage lorsqu'elles engrènent. Il y aura aussi, bien sûr, de multiples harmoniques comme le montre le spectre théorique vibration de la figure II.14, il est important de noter que, pour la surveillance d'état des engrenages, il existe des bandes latérales séparées autour de la fréquence fondamentale de maillage détermine l'apparition du défaut.

Randall [15] dans ses travaux classiques sur les vibrations des engrenages, a classé les vibrations générées par les engrenages comme étant causées par :

- A) variations de la charge dentaire générant une modulation d'amplitude
- B) fluctuations de la vitesse de rotation et / ou espacement non uniforme des dents produisant des effets de modulation de fréquence
- C) défauts locaux des dents générant des impulsions supplémentaires.

II.7.4 Vibration d'engrenage

Pendant un engrènement réel de la boîte de vitesse, la charge et sa direction sur la dent varient avec le temps, faisant varier également la déflexion dentaire [16]. Cela produit la vibration dominante à la fréquence d'engrènement f_m et ses harmoniques.

$$f_m = N_T \cdot f_r \dots(\text{II.13})$$

Où N_T est le nombre des dents dans l'engrenage f_r est vitesse de rotation de l'arbre. Ce signal de base sera modulé en amplitude et en phase due à une imperfection dans les engrenages et les dents telles que l'excentricité. Cette modulation apparaît sous forme de bandes latérales autour de la fréquence d'engrènement (et ses harmoniques) dans le spectre de vibration [17]. En fait, il y aura un certain nombre de fréquences de modulation et leur détermination est souvent très utile pour le diagnostic des défauts. Même le signal de vibration généré par des engrenages sains contiendra des harmoniques et des bandes latérales de la fréquence d'engrènement comme le montre la figure II.15. Ainsi, les fréquences des bandes latérales seront:

$$f_{BL,mk} = m \cdot f_m \pm k \cdot f_r \dots(\text{II.14})$$

Où m est le nombre des fréquences de maillage et k est un intègre.

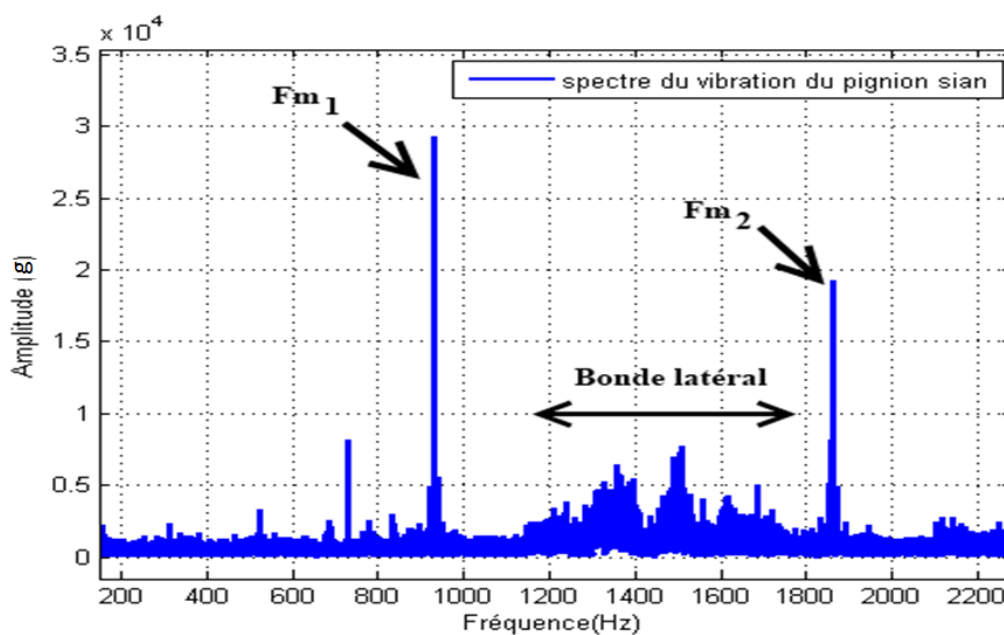


Figure II.15 le spectre de vibration pignon sain avec des bandes latérales dues à l'imperfection de fabrication

II.8 Analyse spectrale d'un défaut réel de pignon d'éolienne de 3 MW

Les figures II.16 et II.17 représentent la densité spectrale de puissance du signal d'accéléromètre monté sur la boîte de vitesse comme le montre la figure II.10. Le signal de vibration des deux cas sains et avec défaut dans le domaine temporel est donné par la figure II.11 et II.12. La comparaison des deux signaux (sain/défaut) montre des fluctuations d'amplitudes de périodes $(1 / f_r)$ [18]. Le (f_n) est la fréquence de rotation donnée par la relation $(f_r/60)$, la vitesse de rotation nominale $f_r = 1800 \text{ tr / min}$ (Tableau II.1).

Les données du pignon sont présentées dans le tableau II.1. La fréquence fondamentale de maillage (f_m) donnée par la relation II.13. Dans le cas sain les amplitudes des bandes latérales autour de (f_m) sont trop faibles, par contre, en présence d'une dent fissurée dans le pignon, nous remarquons une variation sur les amplitudes des bandes latérales, ce qui signifie que la

fissure des dents de pignon influe sur des composantes fréquentielles dans le spectre du signal de vibration.

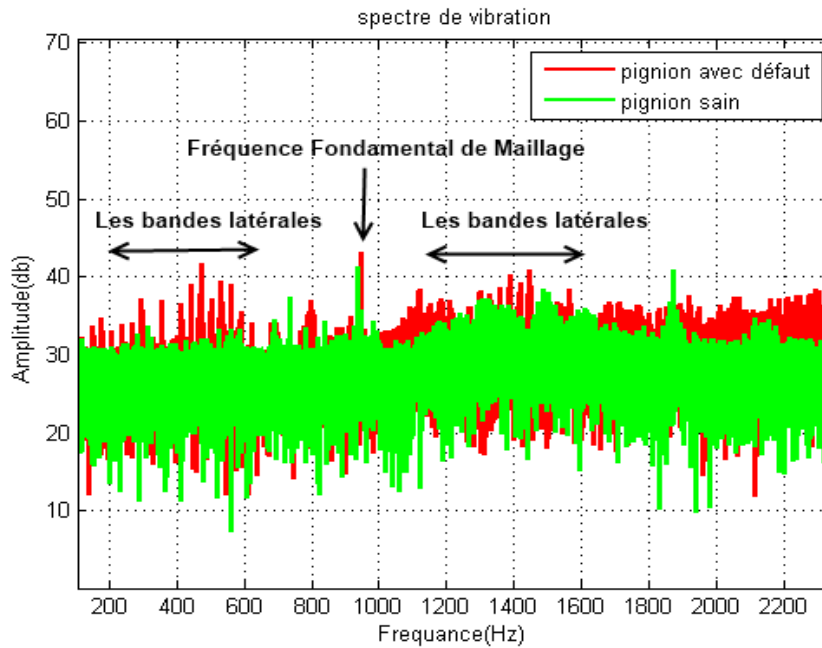


Figure II.16. Superpositions des spectres de vibration du pignon avec et sans défaut Test 1

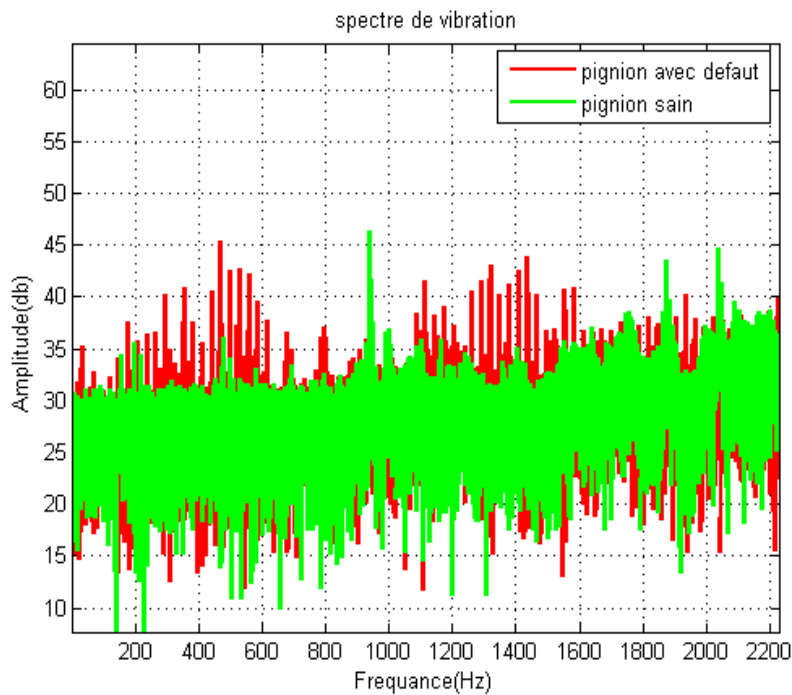


Figure II.17. Superpositions des spectres de vibration du pignon avec et sans défaut Test2

Une analyse de fréquence a été réalisée sur une large gamme de fréquence (Figures II.16 et II.17) montre que le spectre du signal de vibration d'engrenage défectueux contient des composantes fréquentielles de magnitude significative par rapport au spectre de l'engrenage sain situé dans la gamme de fréquences [0-2000] Hz. Cette analyse permet de déterminer la bande de fréquence [0-1500] Hz qui contient plus de pics par rapport au spectre de l'engrenage

sain. Pour confirmer notre choix, nous avons effectué plusieurs tests dans cette gamme de fréquences. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure II.18a.b.

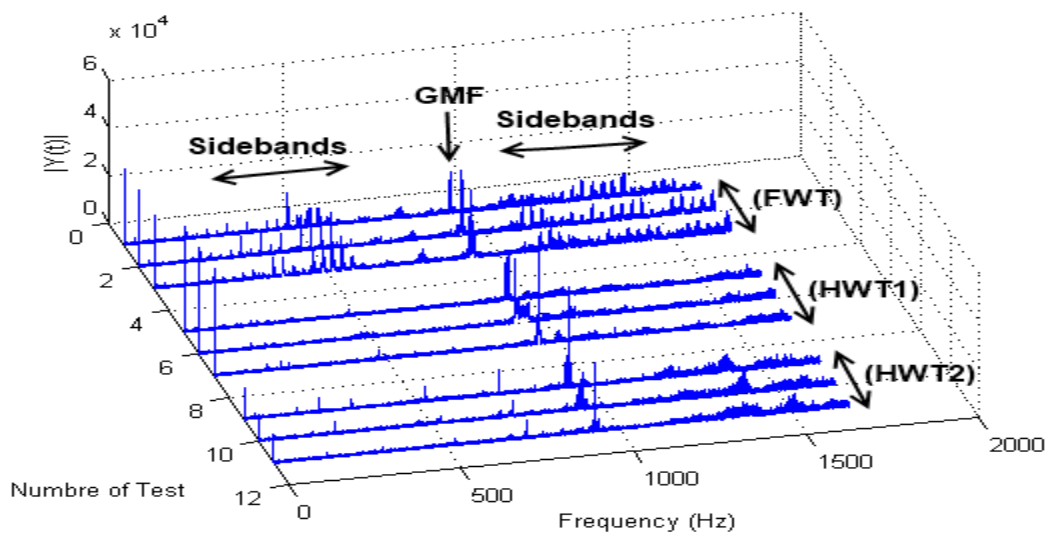


Figure II.18 .a. Spectre de vibration du pignon sain et avec défaut obtenue pour plusieurs tests

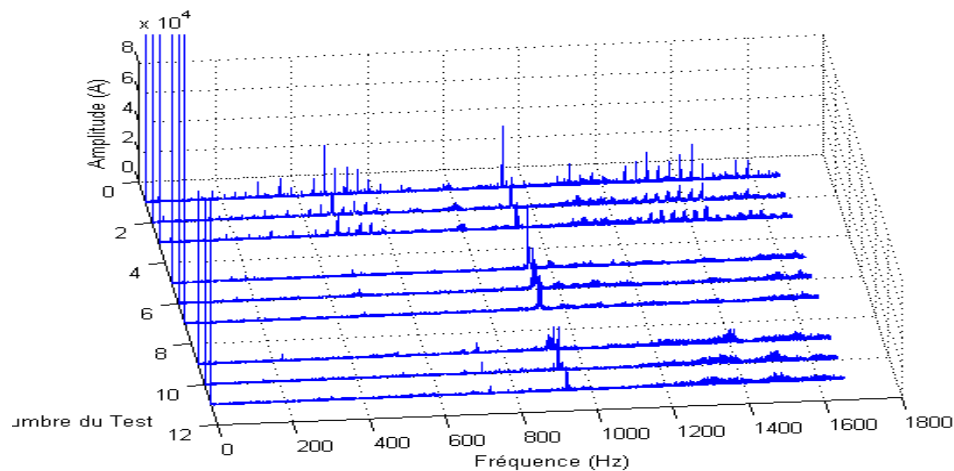


Figure II.18.b. Spectre de vibration du pignon sain et avec défaut obtenue pour plusieurs tests

L'examen du spectre de vibration indique si un composant dans la boîte de vitesse présente une source de défaut. En fait, un changement d'amplitude des bandes latérales doit être considéré comme un indicateur d'existence d'une défaillance.

La fréquence de maillage des engrenages est donnée par l'équation II.13. Une augmentation significative des pics spectraux correspondants à aucun changement de la vitesse ou la charge confirme le développement d'un défaut. Les spectres de vibration de la figure II.17 est d'une éolienne saine. Ces spectres sont utilisés comme une référence pour comparer les changements spectraux dus au défaut de pignon.

Les figures II.13 et 14 montrent un spectre de vibration typique pour une boîte de vitesse d'éolienne fonctionnant dans des conditions normales et avec défaut. Les deux spectres sont

riches en composants fréquentiels. Pour bien comprendre le spectre des vibrations, un examen spectral a été effectué en fonction des critères suivants (la fréquence de maillage (f_m) et ses bandes latérales qui sont autour du (f_m)).

La bande de fréquence autour de la fréquence fondamentale de maillage (f_m) contient des caractéristiques liées aux défauts. Le défaut de fissure de dent du pignon va générer des composants fréquentiels, des bandes latérales apparaissent dans le spectre qui définissent l'existence du défaut de la figure II.10. Plusieurs techniques ont exploité cette caractéristique, Pattabiraman et al [19] a utilisé cette propriété pour détecter les fissurations HS (high speed) des dents de pignon de la boîte de vitesse d'une éolienne de 3MW par le calcul du rapport de l'énergie des bandes latérales (SER). Pour mieux visualiser les composantes fréquentielles des bandes latérales Sharma, et al [20] a traité le signal de vibration par la (décomposition empirique modale) EMD et la DTW (Déformation temporelle dynamique). Cette procédure a montré son efficacité de détection de plusieurs types de défauts comme fissuration de dents, dent ébréchée, dent manquante. Par contre les techniques introduites demandent un temps de calcul.

II.9 Caractéristiques de la bande latérale

Les spectres de vibration des machines ont leur distribution d'énergie spectrale dans le domaine fréquentiel répartie sur plusieurs fréquences. Dans les systèmes de transmission à engrenages, la modulation de la force de maillage est un phénomène qui est communément observé [21]. Dans les systèmes mécaniques, de multiples bandes latérales sont observées autour de chaque fréquence fondamentale de maillage et ses harmoniques. Elles ne sont pas espacées symétriquement. Les bandes latérales ne doivent pas nécessairement être symétriques. Ces informations fréquentielles spectrales fournissent des informations importantes sur l'état de la denture d'engrenage d'éolienne, les bandes latérales peuvent être causées par une modulation d'amplitude ou une modulation de fréquence, ou une combinaison des deux. La structure des bandes latérales est souvent observée dans les signatures de vibration mesurées des machines tournantes telles que les boîtes de vitesses. Ces informations spectrales sont généralement utilisées pour le diagnostic des défaillances d'engrenage.

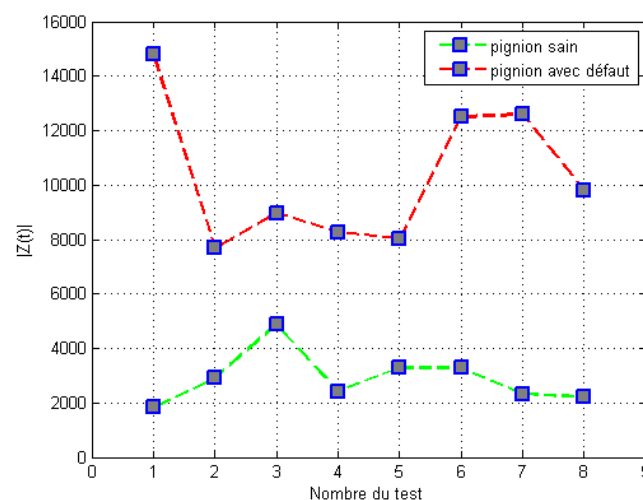


Figure II. 19 Les amplitudes des bandes latéraux des saines et avec défaut.

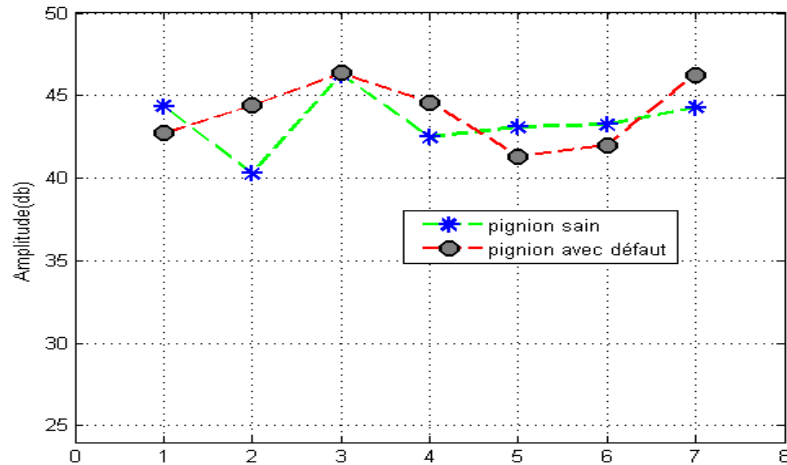


Figure II.20 les valeurs de la fréquence fondamentale de maillage sain et défaut

Les bandes latérales de la figure II.19 présentent une sensibilité aux défauts. Ces composants ne permettent pas de choisir un indicateur caractérisant le défaut étudié. En plus il est difficile de déterminer le pic de fréquence qui définit l'apparence du défaut. Car les composantes fréquentielles des bandes latérales ne gardent pas un taux de sensibilité et elles changent par amplitude et fréquence d'un test à un autre comme l'indique le tableau II.2. Cela est dû à la nature non stationnaire du signal de vibration en plus des bruits de fond mesurés.

Tableau II.2 Fréquence des bandes latérales

Nombre de test	Fréquence des bandes latérales							
	1	2	3	4	5	6	7	8
sain	313.3	154.7	475	861.8	470.3	521.8	318	154.2
défaut	472.8	443.3	531.8	551.5	464.3	485	514.8	543.5

Le FM0 est défini comme le rapport de l'amplitude crête à crête du signal TSA sur la somme des amplitudes de la fréquence fondamentale de maillage et de ses harmoniques. Dans le cas du défaut de pignon, tel qu'une fissure de dent, il entraînera une augmentation de la valeur de ce paramètre FM0 si le signal périodique. Le paramètre FM0 utilisé dans la section II.4, compte sur les valeurs du crête à crête du signal TSA et les amplitudes de la fréquence fondamentale de maillage (fm) comme le montre la figure II.20, l'amplitude du (fm) ne présente aucune sensibilité au défaut par contre les amplitudes des bandes latérales ont montré une meilleure sensibilité que les fréquences fondamentales de maillage.

II.10 Interactions des bandes latérales du défaut

Afin de comprendre le mécanisme d'interaction des bandes latérales, en considérant uniquement le 1^{er} ordre dans chacune des trois composantes AM, PM et le signal porteuse, cette simplification évite la complexité d'opérations mathématiques mais permet d'acquérir une compréhension approfondie des interactions entre AM et PM sans perte de généralité représentée dans l'équation (II.15).

Avec simplification, l'équation (II.15) est approximée comme suit:

f_c = La premier harmonique de la fréquence fondamentale de maillage.

$$X(t) = I_m [1 + A_m(t)] \cos[2\pi f_c t + B_m(t)] \dots (II.15)$$

Dans laquelle, en supposant des zéros de phase par rapport au signal porteur, le signal $A_m(t)$ est donné par :

$$A_m(t) = A \cos(2\pi f_F t) \dots (II.16)$$

Où f_F est la fréquence de défaut. En introduisant un indice de modulation de phase où le taux de fluctuation d'arbre β .

$$\beta = \frac{\Delta f_F}{f_F} \ll 1 \dots (II.17)$$

Pour exprimer les petites déviations de la fréquence Δf_F dans un fonctionnement pseudo-continu d'un système de rotation associé à une boîte de vitesses qui a toujours des fluctuations de vitesse. Ainsi, le signal de modulation de phase $B_m(t)$ est défini pour le 1^{er} ordre comme suit :

$$B_m(t) = \beta \cos(2\pi f_F t - \varphi) \dots (II.18)$$

L'équation (II.18) comprend un angle φ pour représenter la différence de phase par rapport au composants maillage, le signal porteur s'exprime comme suit:

$$X(t) = I_m [1 + A_m(t)] \cos[2\pi f_c t + B_m(t)] \dots (II.19)$$

$$X(t) \approx I_m [1 + A_m(t)] \cdot [\cos[2\pi f_c t] - B_m(t) \sin(2\pi f_c t)] \dots (II.20)$$

$$X(t) \approx I_m [\cos[2\pi f_c t] + A_m(t) \cos[2\pi f_c t] - B_m(t) \sin(2\pi f_c t) - A_m(t) B_m(t) \sin(2\pi f_c t)] \dots (II.21)$$

Dans lequel l'approximation est faite comme $\beta = \Delta f_F / f_F \ll 1$, $|B_m(t)| \ll 1$. Donc $\cos(B_m(t)) \approx 1$ et $\sin(B_m(t)) \approx 1$. Cette expansion de l'équation (II.15) permet d'examiner des caractéristiques d'amplitude des modulations mais il peut aussi donner des détails sur les influences de phase qui entraînent des interférences entre les composants MA et MP.

En plus $|A_m(t) \cdot B_m(t)| \ll 1$, Ce qui conduit à une expression plus simplifiée :

$$X(t) \approx I_m [\cos(2\pi f_c t) + A_m(t) \cos[2\pi f_c t] - B_m(t) \sin(2\pi f_c t)]. \dots (II.22)$$

En remplaçant $A_m(t)$ et $B_m(t)$ on obtient l'expression de la réponse du signal de vibration dans le format des composants de la bande latérale en tant que :

$$X(t) \approx I_m [\cos(2\pi f_c t) + A \cos(2\pi f_F t) \cos[2\pi f_c t] - \beta \cos(2\pi f_F t - \varphi) \sin(2\pi f_c t)].$$

$$X(t) = I_m [\cos(2\pi f_c t) + A \cos(2\pi f_F t) \cos[2\pi f_c t] - \beta \cos(2\pi f_F t - \varphi) \sin(2\pi f_c t)]$$

$$X(t) = I_m \left[\cos(2\pi f_c t) + \frac{A}{2} (\cos(2\pi(f_c - f_F)t) \cos(2\pi(f_c + f_F)t)) - \frac{\beta}{2} (\sin((2\pi(f_c - f_F)t - \varphi) \sin(2\pi(f_c + f_F)t - \varphi)) \right] \quad (II.23)$$

En combinant les termes sinus et cosinus de (4.26) pour obtenir des amplitudes en bande latérale:

$$X(t) = I_m \left[\cos(2\pi f_c t) + \frac{A}{2} (\cos(2\pi(f_c - f_F)t) \cos(2\pi(f_c + f_F)t)) - \frac{\beta}{2} [(\sin((2\pi(f_c - f_F)t) - \cos(\varphi) + \cos((2\pi(f_c - f_F)t) \sin(\varphi) + (\sin((2\pi(f_c + f_F)t) - \cos(\varphi) + \cos((2\pi(f_c + f_F)t) \sin(\varphi))] \quad (\text{II.24})$$

$$X(t) = I_m \left[\cos(2\pi f_c t) + \frac{A - \beta \sin(\varphi)}{2} \cos(2\pi(f_c - f_F)t) - \frac{\beta \cos(\varphi)}{2} \sin(2\pi(f_c - f_F)t) + \frac{A - \beta \sin(\varphi)}{2} \cos(2\pi(f_c + f_F)t) - \frac{\beta \cos(\varphi)}{2} \sin(2\pi(f_c + f_F)t) \right];$$

$$X(t) = I_m [\cos(2\pi f_c t) + A_L \cos(2\pi(f_c - f_F)t - \delta_L) + A_H \cos(2\pi(f_c + f_F)t - \delta_H)] \quad (\text{II.25})$$

Où les magnitudes des bandes latérales inférieures et supérieures sont :

$$A_L = \sqrt{\left(\frac{A - \beta \sin(\varphi)}{2}\right)^2 + \left(\frac{\beta \cos(\varphi)}{2}\right)^2}$$

$$A_L = \frac{1}{2} \sqrt{A^2 + \beta^2 - 2 A \beta \sin(\varphi)} \quad (\text{II.26})$$

$$A_H = \sqrt{\left(\frac{A + \beta \sin(\varphi)}{2}\right)^2 + \left(\frac{\beta \cos(\varphi)}{2}\right)^2}$$

$$A_H = \frac{1}{2} \sqrt{A^2 + \beta^2 + 2 A \beta \sin(\varphi)} \quad (\text{II.27})$$

Et les angles de phase associés sont

$$\text{Tang}(\delta_L) = \frac{-\beta \cos(\varphi)}{A - \beta \sin(\varphi)} \quad (\text{II.29})$$

Et

$$\text{Tang}(\delta_H) = \frac{-\beta \cos(\varphi)}{A + \beta \sin(\varphi)} \quad (\text{II.30})$$

Il montre que les amplitudes de la bande latérale inférieure et de la bande latérale supérieure ont des amplitudes différentes, en revanche, elles peuvent changer avec non seulement les niveaux de modulation mais également avec la différence de phase entre MA et MP. De plus, la phase présente les mêmes caractéristiques comme les amplitudes [22] [23]. Par conséquent, les résultats de diagnostic utilisant directement les amplitudes de la bande latérale seront instables ou peu fiables si la différence de phase n'est pas prise en compte adéquatement.

II.11 Conclusion

Ce chapitre explique les bases théoriques dû au défaut de pignon basées sur les signaux de vibration des engrenages. Lors de l'apparition du défaut, le spectre du signal de vibration résultant se caractérise par un nombre important des bandes latérales. En plus le spectre présente des composantes fréquentielles des autres parties de la boîte de vitesse. Donc on ne peut pas utiliser le signal de vibration directement à la tâche de détection. Cependant, des méthodes de traitement du signal plus efficaces sont nécessaires pour mieux analyser les mesures de vibrations et pour permettre une surveillance plus fiable. Dans le Chapitres suivants. On va

traiter la détection par enveloppe cette technique qui permet de donner des résultats plus précises sur l'identification du défaut étudié afin de faciliter la compréhension du comportement du défaut dans les trois domaines de détection (temps, fréquence et temps-fréquence).

Référence :

- [1] B. Hahn, M. Durstewitz, K. Rohrig, Reliability of wind turbines, *Wind Energy* (2007) 329–332.
- [2] F. Spinato, P.J. Tavner, G. Van Bussel, E. Koutoulakos, Reliability of wind turbine subassemblies, *IET Renew. Power Gener.* 3 (4) (2009) 387–401.
- [3] Merritt, H. E. - *Gears*, third edition, Pitman Press, ISBN 0-333-35045-6, 1954.
- [4] Alban E. - *Systematic Analysis of Gear Failures*, American Society of Metals. Metals Park, Ohio, 1985.
- [5] Smith, J.D. - *Gears and their Vibration: A Basic Approach to Understanding Gear Noise*, NY: Marcel Dekker, Inc., ISBN: 082471797X, 1983.
- [6] N. Driot, E. Rigaud & J. Perret-Liaudet. (2001), "Variability of critical rotational speeds of gearbox induced by misalignment and manufacturing errors". JSME International Conference on Motion and Power Transmission. Vol. 1. pp 63 –68. 2001. Fukuoka. Japon.
- [7] Vecer, P., Kreidl, M., & Smid, R. (2005), Condition Indicators for Gearbox Condition Monitoring Systems. *ACTA Polytechnica*. Vol. 45, No. 6, pp. 35 – 43.
- [8] OGNJANOVIC, Milosav et AGEMI, Fathi. Gear Vibrations in Supercritical Mesh-Frequency Range Caused by Teeth Impacts. *Strojniski Vestnik/Journal of Mechanical Engineering*, 2010, vol. 56, no 10.
- [9] Randall, R. B.- *A New Method of Modelling Gear Faults*, ASME Journal of Mechanical Design, Vol. 104, No. 2, pp. 259-267, 1982.
- [10] Barber, A. - *Handbook of Noise and Vibration Control*, sixth Edition), Elsevier Science Publisher Ltd., UK, 1992.
- [11] Smith, J. D. - *Gear Noise and Vibration*, Marcel Dekker, NY, 1999.
- [12] Randall, R. B. "A new method of modelling gear faults." *Journal of Mechanical Design* 104.2 (1982): 259-267.
- [13] Rivola A, and White P.R. "Bispectral analysis of the bilinear oscillator with application to the detection of fatigue cracks", *Journal of Sound and Vibration*. (1998): 889-910.
- [14] Welbourn D. B. - *Fundamental Knowledge of Gear Noise*, A Survey. Proc. Noise & Vib. of Eng. and Trans., I Mech E., Cranfield, UK, July pp. 9–14, 1979.
- [15] Randall, R. B.- *A New Method of Modelling Gear Faults*, ASME Journal of Mechanical Design, Vol. 104, No. 2, pp. 259-267, 1982.
- [16] Chad E. F. - *Synchronous Sampling Sideband Orders from Helical Planetary Gear Sets* Master Thesis, Aug., Blacksburg, Virginia, USA, 1998.
- [17] White, C.J. - *Detection of gear failure*, Workshop in On-condition Maintenance, ISVR, Southampton Jan 5-6, 1972.
- [18] OGNJANOVIC, Milosav et AGEMI, Fathi. Gear Vibrations in Supercritical Mesh-Frequency Range Caused by Teeth Impacts. *Strojniski Vestnik/Journal of Mechanical Engineering*, 2010, vol. 56, no 10.
- [19] PATTABIRAMAN, T. R., SRINIVASAN, K., et MALARMOHAN, K. Assessment of sideband energy ratio technique in detection of wind turbine gear defects. *Case Studies in Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, vol. 2, p. 1-11.

[20] SHARMA, Vikas et PAREY, Anand. Frequency domain averaging based experimental evaluation of gear fault without tachometer for fluctuating speed conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, vol. 85, p. 278-295.

[21] Blankenship G. W. and Singh R., "Analytical Solution for Modulation Sidebands Associated with a Class of Mechanical Oscillators," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 179, no. 1, pp. 13-36, 1995.

[22] Shen, G. et al, "Theoretical and experimental analysis of bispectrum of vibration signals for fault diagnosis of gears", *Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 43, Issues 1–2, 3(2014): 76-89.*

[23] Jia, S., Howard I. and Wang, J., "The Dynamic Modelling of Multiple Pairs of Spur Gears in Mesh, Including Friction and Geometrical Errors", *International Journal of Rotating Machinery*, (2003): 437–442.

III.1 Introduction :

Le signal de vibration offre des composantes fréquentielles sur une large gamme de fréquences. En plus les bandes latérales de défaut ne permettent pas de déduire l'état du pignon de la boîte de vitesse. En revanche ces composantes fréquentielles provoquées par le défaut peuvent aussi être présentes sur le spectre du signal de vibration du cas sain, dans ce chapitre on va proposer une autre technique ayant la possibilité de bien identifier les composantes dues au défaut de cassure du dent du pignon dans les trois domaines de détection (temps, fréquence, temps-fréquence).

III.2 Démodulation du signal de vibration par transformation de Hilbert

III.2.1 Détection par extraction d'enveloppe

Le signal de vibration mesuré des défauts ponctuels du roulement contient les signatures dues au passage des éléments de roulement (Outer Race, Inner Race) sur le défaut local. Des chocs périodiques de courte durée d'une forte amplitude sont générés comme le montre la figure III.1.a

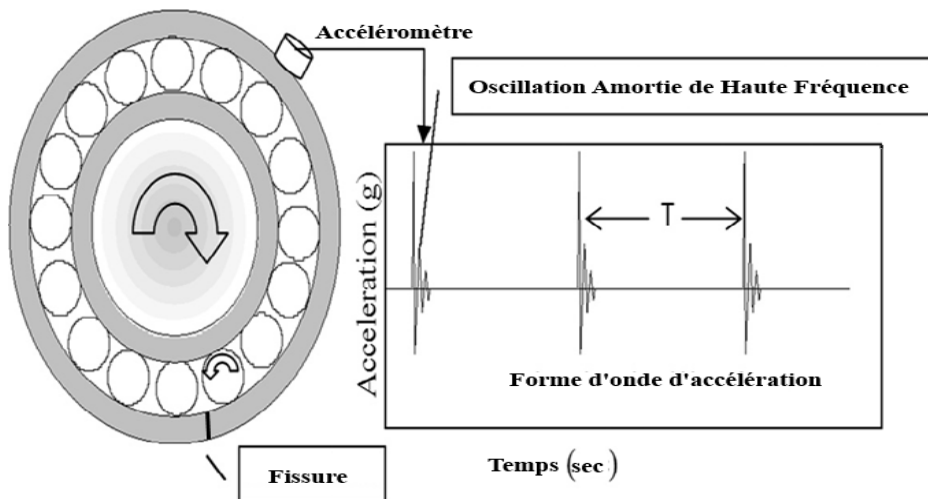


Figure III.1 .a) Impulsions périodiques générées par le défaut de roulement [1]

Les défauts ponctuels sont représentés comme un défaut visible apparu dans les différentes composantes de roulement (the race ways, rolling elements, or cage). Ce type de défaut va produire des fréquences prédictives dans le spectre de vibration. Il dépend de la surface de roulement qui contient le défaut. Chaque élément de roulement est caractérisé par une fréquence spécifique qui définit l'apparition du défaut. Les valeurs de ces fréquences sont calculées en fonction de la vitesse de rotation de l'arbre et la géométrie du roulement [2]. Le problème majeur de l'analyse du signal de vibration est que les fréquences caractéristiques du défaut de roulement (the bearing characteristic frequencies (BCF)) représentent une faible énergie par rapport aux autres composantes fréquentielles qui apparaissent dans le spectre qui ne sont pas liés à l'impact du défaut de roulement tels que engrenages, le déséquilibre de masse...etc. Pour surmonter le problème d'extraction des (BCF), l'analyse de l'enveloppe du signal de vibration est une solution alternative. Cette technique est basée sur des étapes illustrées dans la figure III.1.b)

Dans les étapes (a) et (b) le signal de vibration $x(t)$ est filtré passe-bande dans le but d'éliminer les bruit aléatoires de haute fréquence. Dans l'étape (c) l'enveloppe est extraite par

l'application de la transformée de Hilbert (HT). La dernière étape (d) est la conversion de l'enveloppe de l'étape (c) du domaine temporel au domaine fréquentiel pour obtenir le spectre de l'enveloppe qui facilite la détection des (BCF).

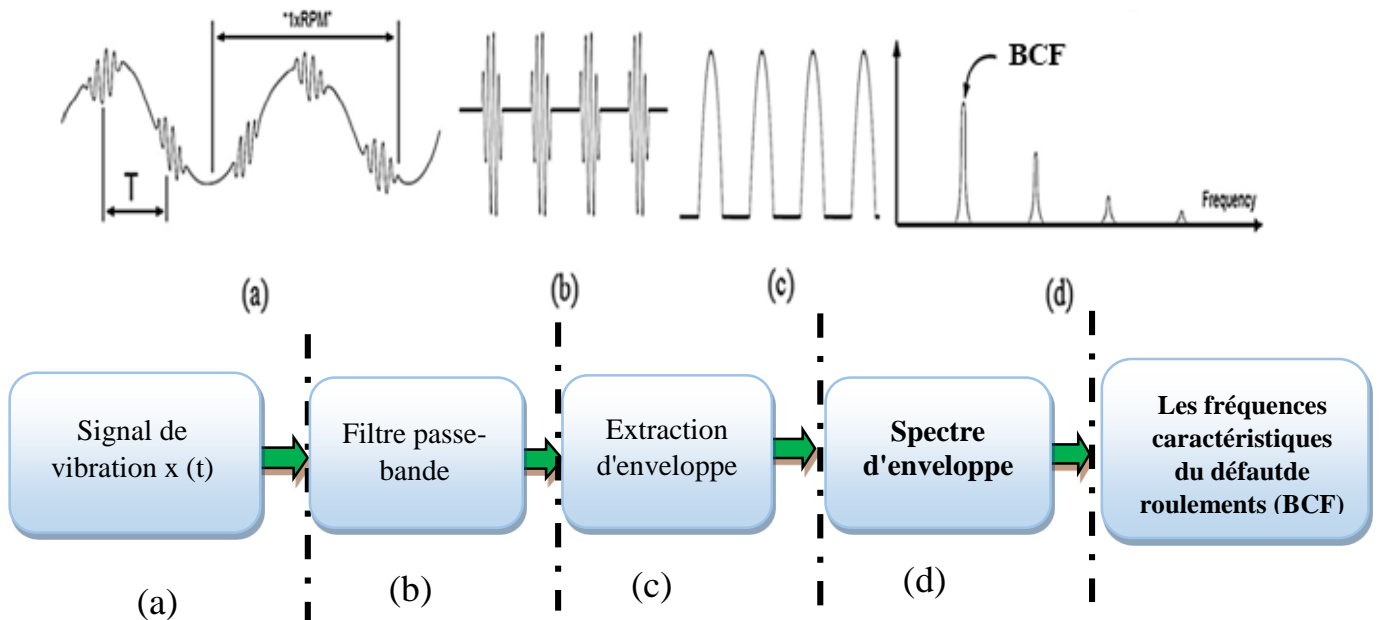


Figure III.1.b) Les étapes d'extraction du FBC par le spectre enveloppe de signal de vibration

Plusieurs recherches ont utilisé la technique de la détection par le spectre d'enveloppe [3] [4] Dans [1] une méthode basée sur le PSO (particle swarm optimisation) est développée pour sélectionner la fenêtre optimale du filtre passe-bande de l'enveloppe des signaux de vibration. La méthode proposée a bien détecté les fréquences caractéristiques du défaut de roulement (FCR) en revanche le spectre de vibration a montré une limite de détection des composantes fréquentielles générées par le défaut. XU et al [5] a introduit le rapport harmonique sur bruit (The harmonic-to-noise ratio (HNR)) pour caractériser les impulsions périodiques induites par le défaut de roulement. Les résultats obtenus par le (HNR) ont démontré son efficacité de l'identification du (BCF) dans le spectre de l'enveloppe.

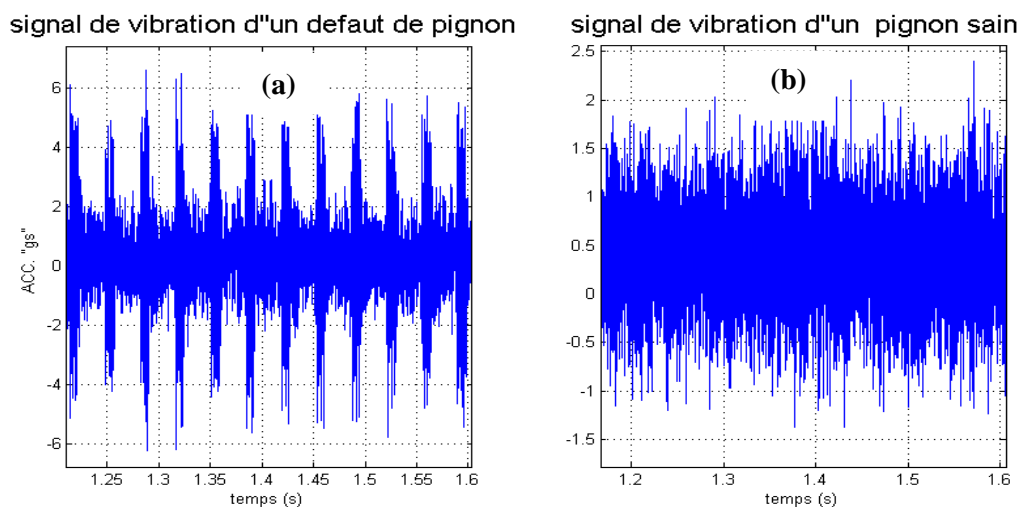


Figure III.2 Signal de vibration d'un pignon a) avec défaut b) sain.

Le défaut étudié (cassure de dent) provoque des chocs périodiques représentant l'impact de la rencontre entre la dent cassée du pignon avec les autres dentures. Les pics de forte amplitude de période (1/fn) apparaissent dans le signal de vibration défectueux, si l'on compare avec le signal de vibration du cas sain dans le domaine temporel figure III.2 .3. Ceci est similaire aux impulsions générées par le défaut des éléments de roulement. Voir(Figure III.1 .a) . Cette propriété du défaut nous conduit à l'application de la méthode de détection par enveloppe pour analyser le comportement du défaut du pignon.

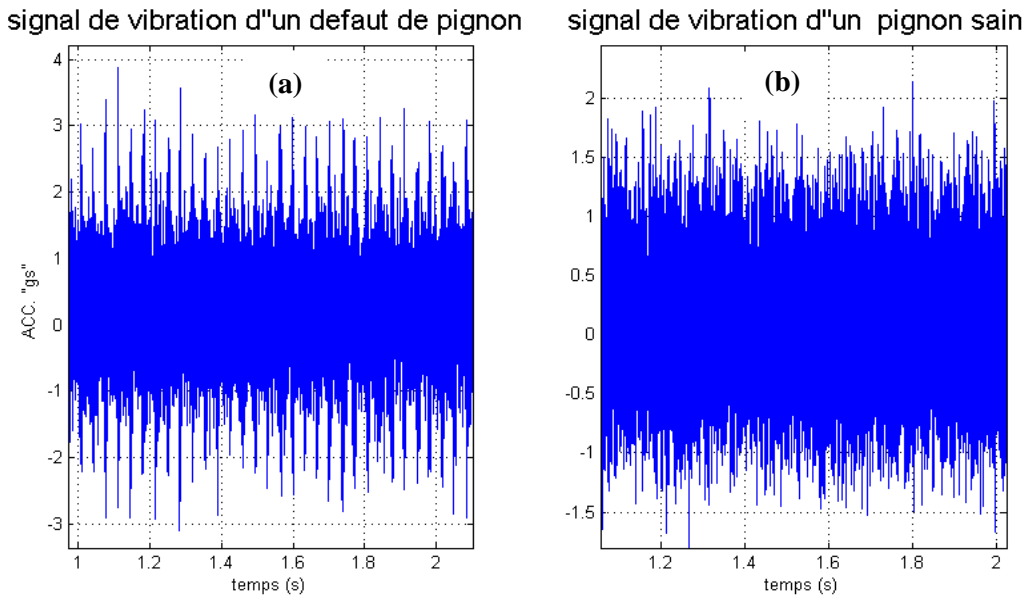


Figure III.3 signal de vibration d'un pignon a) avec défaut b) sain

La démodulation d'amplitude et de phase $a_m(t)$ et $b_m(t)$ des équations (II.8) et (II.9) peut être déduite par la transformation de Hilbert. La transformation de Hilbert est souvent appliquée lors de la démodulation du signal de vibration pour fournir un signal complexe. Par conséquent, la démodulation de $a_m(t)$ pourrait être obtenue à partir de la valeur absolue du signal complexe. De nombreux travaux ont appliqué cette méthode pour détecter l'état du moteur [6], de la boîte de vitesses [7], défaut de roulement [8] par l'enveloppe (amplitude instantanée). $Y(t)$ est un signal de vibration, la transformation de Hilbert est définie par:

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \tag{III.1}$$

Le signal analytique est défini par $z_i(t)$:

$$z_i(t) = x(t) + j H [x(t)] \tag{III.2}$$

La forme exponentielle du $z_i(t)$:

$$z_i(t) = a_i(t) \exp(j\omega_i(t)) \tag{III.4}$$

L'enveloppe (l'amplitude instantanée) $EV(t)$ est obtenue par :

$$EV(t) = |z_i(t)| = |c_i(t) + H [c_i(t)]| = \sqrt{c_i^2(t) + H^2[c_i(t)]} \tag{III.5}$$

L'extraction de l'enveloppe du signal de vibration sain et avec défaut sont représentées dans la figure III.4

III.2.2 Détection Analyse dans le domaine temporel :

L'analyse temporelle des signaux de vibration est l'une des méthodes de détection les plus simples de mise en œuvre. L'analyse classique du domaine temporel tente d'utiliser les informations temporelles contenues dans le signal pour détecter les défaillances. Les changements d'amplitude peuvent être utilisés pour signaler la présence d'un défaut sur l'engrenage. Les approches dans le domaine temporel sont appropriées lorsque les défauts produisent des impulsions périodiques sur le signal de vibration. L'utilisation de la forme d'onde permet de détecter les modifications provoquées par des défauts.

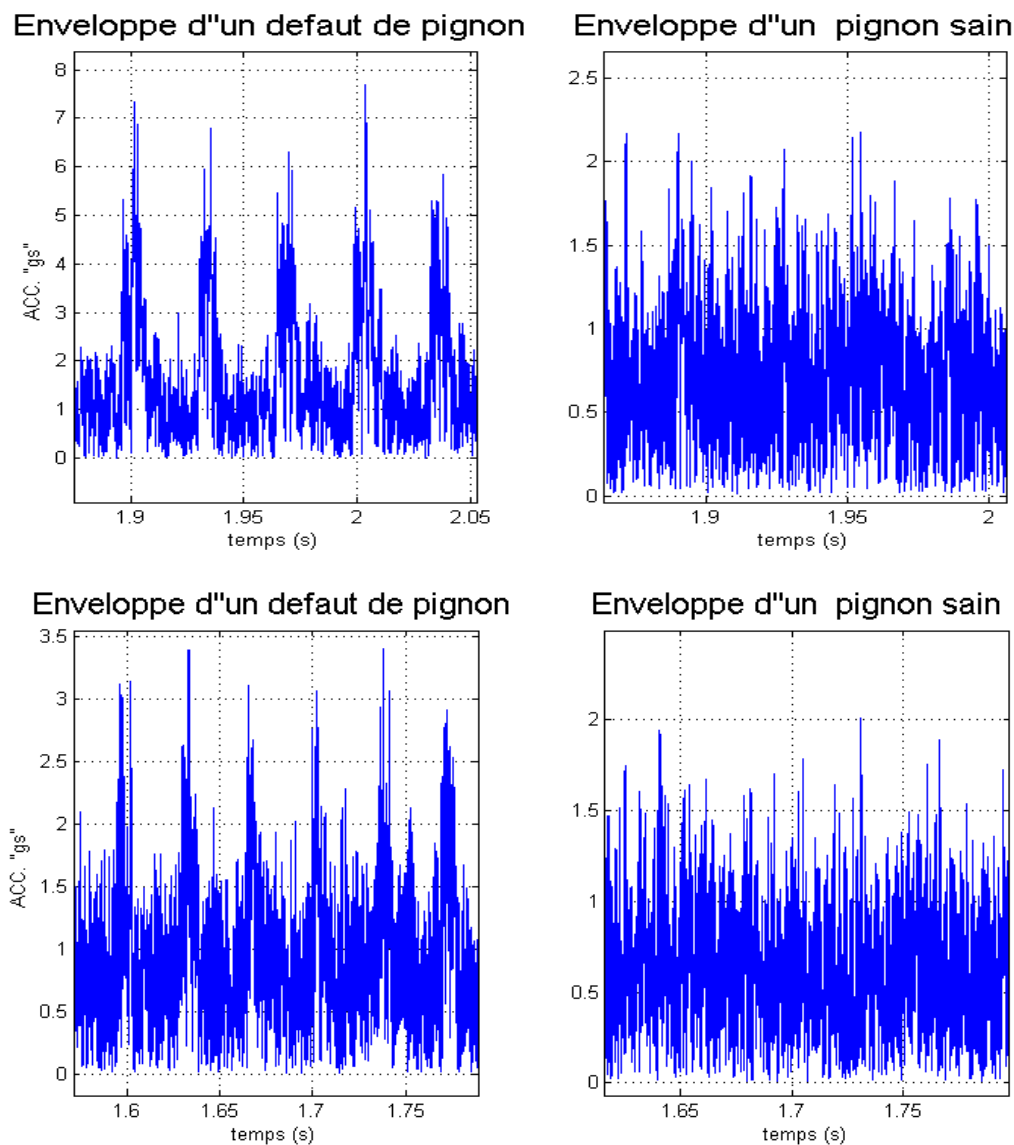


Figure III.4 Enveloppe d'un pignon sain et avec défaut

Certains systèmes mécaniques génèrent des niveaux de vibration élevés tout au long de leur fonctionnement. Lorsque ces systèmes développent une défaillance progressive, le niveau de vibration qui en résulte est susceptible d'augmenter de manière constante avec le temps, mais l'augmentation de la vibration peut être très faible et difficile à identifier. Si le taux de développement du défaut est faible, il ne peut pas être possible à déterminer clairement un ou des symptômes à partir de variations de la forme d'onde du signal [9].

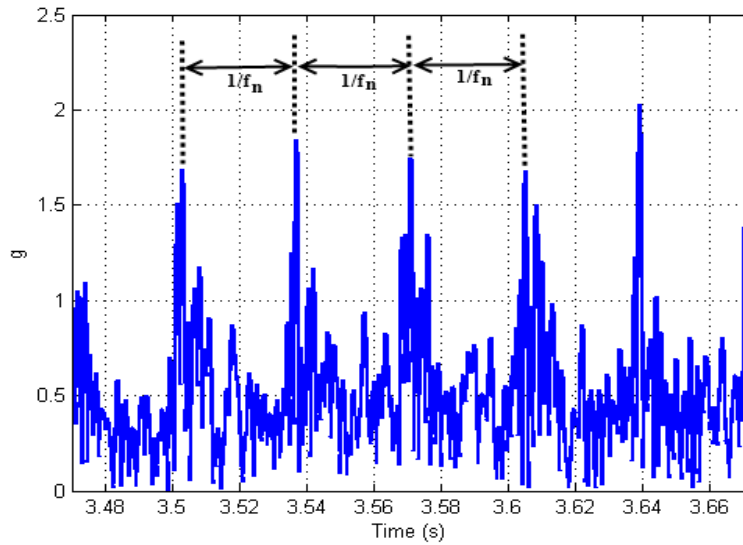


Figure III.5 L'enveloppe du signal de vibration du pignon défectueux

Les systèmes mécaniques tels qu'une boîte de vitesses avec une défaillance localisée (cassure des dents, fissuration ...etc.) révèlent des caractéristiques qui ne peuvent pas être estimées dans le temps. Les caractéristiques de tels systèmes, appelés aléatoires ne peuvent pas être prédites avec précision, mais elles peuvent être estimées à l'aide de paramètres statistiques qui peuvent être utilisés pour prédire la progression des défaillances [10].

Les indicateurs statistiques, couramment utilisés pour la détection de défauts mécaniques et basés sur la forme d'onde du domaine temporel, incluent :Root Mean Square(RMS), le Kurtosis et le Crest Factor (CF)...etc. Toutefois, l'inconvénient majeur de cette analyse est qu'elle ne permet pas l'identification de l'origine des défauts. Alors, ce que nous pouvons faire avec ce type d'analyse est de comparer les valeurs des paramètres statistiques calculés entre les cas sain et défaut. Mais il est plus probable que le signal de domaine temporel sera traité pour fournir un paramètre statistique (caractéristique) qui porte une relation connue à la sévérité du défaut.

III.2.1.1 La racine moyenne carrée (RMS)

Le RMS est la valeur efficace liée à l'énergie du signal. La présence de défauts peut être directement détectée par l'augmentation de l'amplitude du signal ou le changement du niveau de vibration global du système mécanique étudié. Mais ce la ne donne pas d'informations significatives pour identifier le composant défaillant.

Le RMS peut être défini comme :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2} \tag{III.6}$$

$$\text{Avec } \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n)) \tag{III.7}$$

N est le nombre d'échantillons pris dans le signal

\bar{x} Est la valeur moyenne des N échantillons.

X(n) : est l'amplitude du signal pour le n^{eme} échantillon.

A partir de cette définition la valeur du RMS calculée n'est pas sensible aux défaillances de court durée (pics d'amplitude isolés dans le signal). Ainsi il n'est pas assez sensible pour détecter les défaillances dentaires au début de l'apparition dans la boîte de vitesse de l'éolienne. Les valeurs du RMS calculées deviennent plus utiles pour surveiller la progression de la défaillance dentaire des engrenages. Il est donc considéré comme un très bon descripteur de l'état général des boîtes de vitesses et est sensible aux changements des conditions de fonctionnement telles que la charge et la vitesse.

III.2.1.2 Le Kurtosis :

Le Kurtosis est une quantité non dimensionnelle utilisée pour détecter la présence de pique significative dans le domaine temporel du signal de vibration. Kurtosis est le moment statistique du 4^{ème} ordre du signal de vibration. Parce qu'il soulève le signal à la quatrième puissance, il amplifie efficacement les pics isolés du signal [11]. Le kurtosis normalisé pour la distribution $x(t)$ du signal donné par les échantillons $x_1, x_2, x_3, \dots, x_N$, mesuré en temps $t_1, t_2, t_3, \dots, t_N$, peut être défini comme:

$$\text{Kurtosis} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x(i) - \bar{x})^4}{\sigma^4} \quad (\text{III.8})$$

Lorsque le signal de vibration est un bruit aléatoire, il suit la distribution gaussienne (normale) la valeur de kurtosis égale à 3,0 et -1,5 pour une onde sinusoïdale pure. Un signal de vibration provenant d'un engrenage sain montre un motif uniforme et la valeur de kurtosis est d'environ 3,0 ou moins. Lorsque le défaut progresse, le kurtosis augmente indiquant que la distribution de la vibration n'est plus une distribution gaussienne. Ceci est principalement dû aux impulsions (pics isolés de forte amplitude) générées par les engrenages défaillants [11]. Par conséquent, le kurtosis est couramment utilisé comme paramètre de détection des défauts d'engrenage [12].

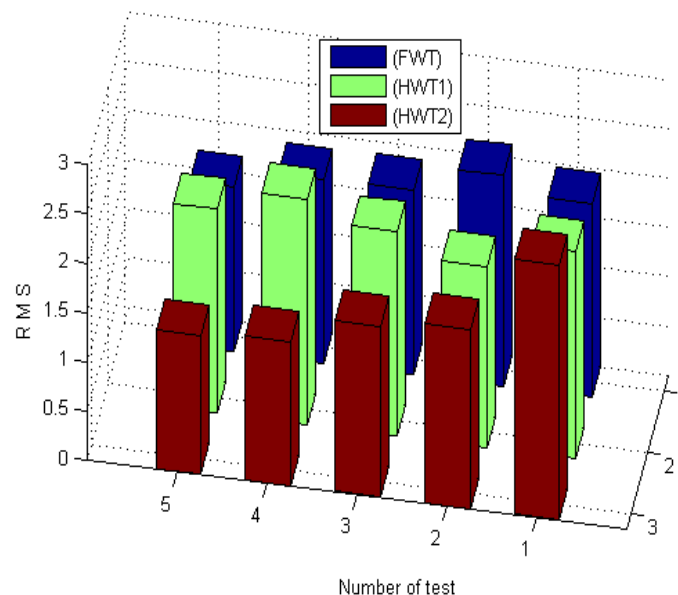


Figure III.6 Les valeurs de RMS du ((FWT) ,HWT1, HWT2)

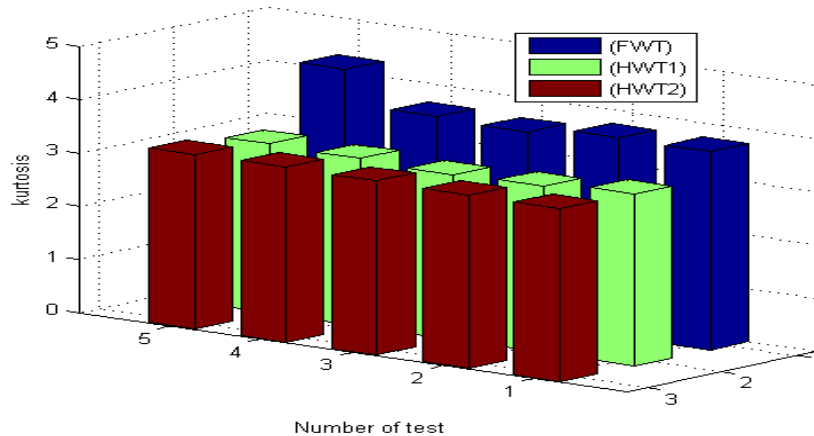


Figure III.7 Les valeurs des Kurtosis de ((FWT) HWT1 HWT2)

III.2.1.3 Le Skewness

Le skewness est le moment statistique du troisième ordre, normalisé par l'écart type à la troisième puissance. Il est défini par la formule suivante :

$$\text{Skewness} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x(i) - \bar{x})^3}{\delta^3} \quad (\text{III.9})$$

Où δ est l'écart type. Ce moment indique l'asymétrie de la probabilité de fonction de la densité, ce qui signifie le degré de déviation de la symétrie d'une distribution. Cela signifie le degré d'asymétrie d'une distribution autour de sa moyenne.

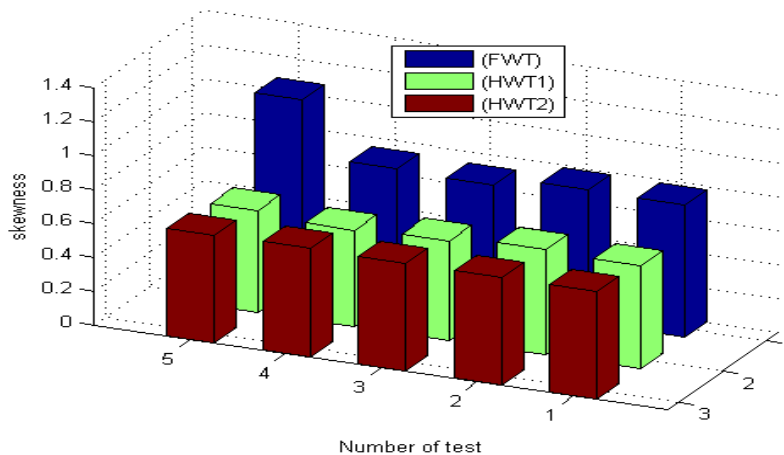


Figure III.8 les valeurs du Skewness de ((FWT) HWT1 HWT2)

III.2.1.4 La gamme d'amplitude

La gamme d'amplitude du signal de vibration est définie comme la différence entre l'amplitude maximale et minimale du signal de vibration. Les défauts d'engrenage génèrent des impulsions périodiques à la vitesse de rotation. Le calcul de ce paramètre permet d'identifier l'écart entre la valeur maximale et minimale du signal sain et défaillant.

$$\text{La gamme d'amplitude} = \max(x) - \min(x) \quad (\text{III.10})$$

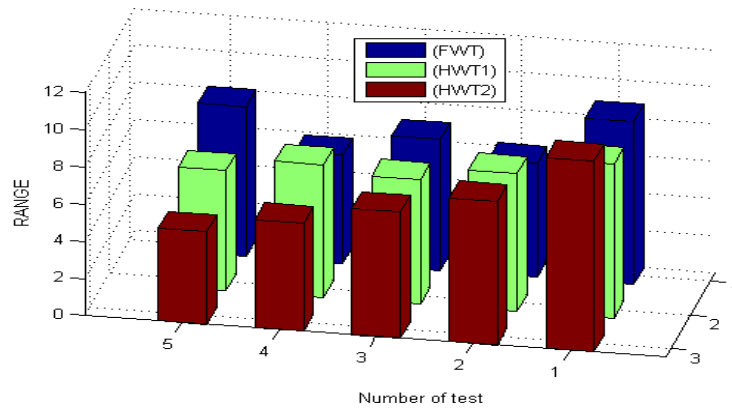


Figure III.9 les valeurs de la gamme de l'amplitude ((FWT) HWT1 HWT2))

A partir des enveloppes de la figure III.5.4, on calcule les paramètres statistiques des trois éoliennes. Les paramètres (The root-mean-square (RMS), la gamme d'amplitude, Skewness et Kurtosis) ont été utilisés dans [13] avec la caractéristique de fréquence de l'enveloppe de Hilbert marginale pour détecter les défauts (usure, dent cassée et déséquilibre) des engrenages à l'aide du réseau de neurone.

Les valeurs des paramètres statistiques Skewness, Kurtosis ont montré une sensibilité à la denture du pignon de fissure. Par contre, les valeurs des deux éoliennes saines sont presque égales (Figure III.7 et 8). Les valeurs efficaces et la gamme de l'amplitude (figure III.6.9) ne sont pas sensibles au défaut dans le domaine temporel. Nous pouvons déduire l'état du pignon en calculant le (Skewness, Kurtosis).

Sharma, et al [14] a calculé le Kurtosis des fonctions de mode intrinsèque (IMF) du signal de vibration pour les différents défauts tels que (dent manquante, dent ébréchée... etc.). Il a été observé que la sensibilité de Kurtosis a augmenté lorsqu'ils appliquent le (Dynamic Time Warping) (DTW), l'application de ces deux méthodes (DTW) et décomposition modale empirique EMD pour l'extraction des IMF nécessite un temps de calcul très grand. Dans notre cas, les valeurs du Skewness, Kurtosis des enveloppes pour les cinq tests ont une sensibilité significative ce qui confirme la sensibilité des deux paramètres statistiques à l'impact périodique de la fissure de la dent du pignon.

III.2.2 Détection dans le domaine fréquentiel

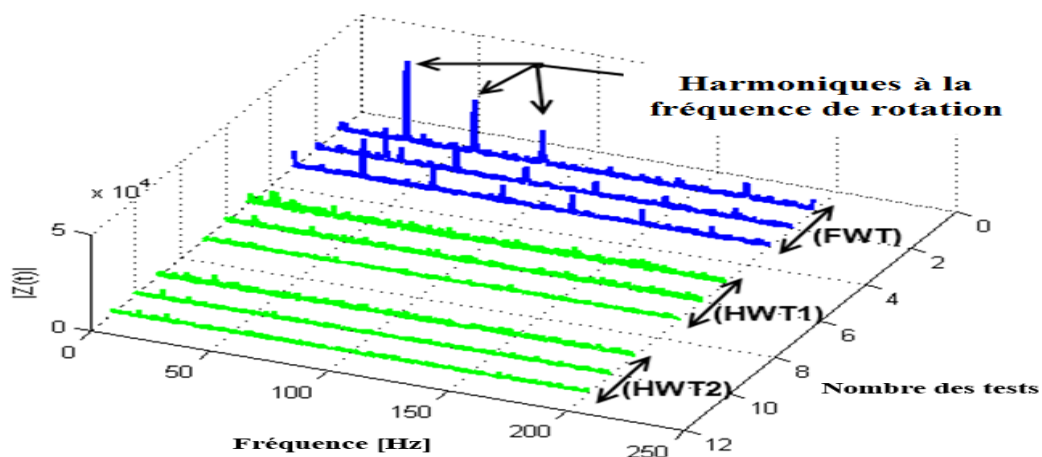


Figure III. 10 : le spectre de l'enveloppe obtenu pour les cas sain et avec défaut

Dans le domaine temporel, les paramètres statistiques (Skewness, kurtosis) ont montré une sensibilité au défaut. L'analyse de fréquence du spectre d'enveloppe figure III.10 du signal de vibration contient des harmoniques (f_n $2f_n$ $3f_n$) d'amplitude significative à la fréquence de rotation définie par la relation suivante (6):

$$f_n = \frac{n}{60} \quad (\text{III.11})$$

avec f_n est de 30Hz et n égal a 1800 rpm

Ces pics d'amplitude montrent les impacts périodiques causés par la dent cassée. Les spectres d'enveloppe des deux éoliennes saines (HWT1, HWT2) ne montrent aucune harmonique à la fréquence de rotation. Ces composants (f_n $2f_n$ $3f_n$) n'apparaissent que dans le spectre du pignon avec la denture cassé. Sur la base des résultats de la figure III.10, nous considérons les harmoniques (f_n $2f_n$ $3f_n$) comme un bon indicateur de cassure de la denture du pignon dans l'éolienne de 3 MW.

Le spectre du signal d'enveloppe contient des pics dans une plage de fréquences réduite [0-100] Hz. Les caractéristiques de défaut sont définies à partir du signal d'enveloppe et reflètent exactement l'état de fonctionnement du pignon d'engrenage de l'éolienne.

L'analyse de l'enveloppe du signal de vibration est largement utilisée pour détecter les anomalies signalées dans les pièces en rotation (pignon, engrenage, défaut de roulement). ZHANG et al. [15] ont utilisé le time varying filtering based empirical mode decomposition (EMD) (TVF-EMD) et le grey wolf optimizer, pour extraire la fréquence de défauts d'engrenages de grande vitesse (the Large gear fault frequency) de l'enveloppe du signal de vibration. Cette méthode a démontré son efficacité par rapport à l'analyse classique du spectre des vibrations, qui souffre d'une résolution basse fréquence, car le signal de vibration contient un bruit de fond qui fait face à la détection. Dans [16], le spectrogramme enveloppant à plusieurs échelles (la *Multi-scale enveloping spectrogram*) a été introduit pour détecter les défauts de la boîte de vitesses. Les signaux de vibrations ont été pris par 12 transducteurs installés dans les différentes parties de la boîte de vitesses. Des harmoniques à la vitesse de rotation du grand engrenage (du *big gear on sun shaft*) sont apparus dans le spectre de l'enveloppe. Après avoir démonté la boîte de vitesses, il a découvert une grosse fissuration sur la dent d'engrenage. Dans notre cas, les harmoniques ne nécessitent pas de traitement par des méthodes de traitement du signal [15]-[17]. Les résultats obtenus démontrent avec plusieurs tests des éoliennes (sain/défaut) que le défaut cassure d'engrenage génère des pics périodiques dans l'amplitude instantanée du signal de vibration. Le spectre de l'enveloppe produit des harmoniques multiples à la fréquence de rotation (f_r). Ce qui rend la détection du défaut ne dépend pas de la fréquence fondamentale de maillage et ses bandes latérales provoquées par le défaut, cela va résoudre le phénomène du grand nombre de bandes latérales sur une large plage de fréquences dans le spectre du signal de vibration (sain/défectueux).

III.2.3 Détection dans le domaine temps-fréquence

III.2.3.1 La Distribution Wigner-Ville :

La distribution de Wigner-Ville (WVD) est une méthode qui fournit une très haute résolution qui permet une représentation précise dans le domaine temps et fréquence. La WVD est basée sur la détermination du spectre de puissance (τ) de la fonction d'auto corrélation $r_{xx}(\tau)$.

Pour construire la fonction d'auto corrélation, la forme d'onde est comparée à elle-même pour tous les décalages relatifs possibles. L'équation est représentée sous la forme continue et discrète par les équations (III.12) (III.13).

$$r_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)x(t + \tau)dt \quad (\text{III.12})$$

Et sous la forme discrète.

$$r_{xx}(n) = \sum_{k=1}^M x(k)x(k + n) \quad (\text{III.13})$$

Où (τ) et (n) sont le décalage de la forme d'onde par rapport à lui-même.

La distribution de Wigner-Ville utilise la fonction d'auto corrélation instantané $R_{xx}(t, \tau)$ par la comparaison de la forme d'onde avec lui-même pour tous les décalages possibles, mais au lieu d'intégrer par rapport au temps, la comparaison est faite pour toutes les valeurs possibles du temps, les équations (III.14) (III.15)..

$$R_{xx}(t, \tau) = x\left(t + \frac{\tau}{2}\right)x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \quad (\text{III.14}).$$

Et sous la forme discret.

$$R_{xx}(t, \tau) = x(n + k)x^*(n - k) \quad (\text{III.15}).$$

Où (τ) et (n) est le décalage de la fonction auto d'auto corrélation instantanée, et $(*)$ représente le complexe conjugué du signal analysé $x(t)$.

Les méthodes classiques calculant la densité spectrale de la fonction d'auto corrélation standard sont données par les relations (III.16)(III.17). La WVD applique la transformation de Fourier de la fonction d'auto corrélation instantanée mais seulement sur τ .

$$w_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right)x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right)e^{-2\pi f\tau}d\tau \quad (\text{III.16})$$

$$w_x(t, f) = R_{xx}(\tau) e^{-2\pi f\tau}d\tau \quad (\text{III.17})$$

Lorsque le spectre de puissance à une dimension a été calculé à l'aide de la fonction d'auto corrélation, il était courant de filtrer la fonction d'auto corrélation avant de prendre la transformée de Fourier pour améliorer les caractéristiques du spectre de puissance résultant. Tandis qu'aucun filtrage n'est fait dans la construction de la distribution de Wigner-Ville. Toutes les autres approches appliquent un filtre (dans ce cas, un filtre bidimensionnel) à la fonction d'auto corrélation instantanée avant la transformation de Fourier. En fait, la principale différence entre de nombreuses distributions de la classe de Cohen est simplement le type de filtre utilisé (le noyau).

L'équation formelle permettant de déterminer une distribution temps-fréquence à partir de la classe de Cohen plus précisément, et donnée par l'équation générale suivante:

$$\rho(t, f) = \iiint g(v, \tau) e^{j2\pi v(u-\tau)} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right)x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} dv du d\tau \quad (\text{III.18})$$

Où $g(v, \tau)$ fournit le filtrage bidimensionnel de la fonction l'auto corrélation instantanée et est également appelé le noyau, c'est cette fonction semblable à un filtre qui différencie les

différentes distributions de la classe de Cohen. Notez que le reste de l'intégrante est la transformée de Fourier de la fonction d'auto corrélation instantanée filtrée par $g(v, \tau)$.

Il y a plusieurs façons de simplifier l'équation (III.18) pour un noyau spécifique. Pour la distribution de Wigner-Ville le noyau $g(v, \tau)$ est égal à 1. Il n'y a pas de filtrage, et l'équation générale de l'équation (8), après intégration par (dv) réduit à Eq. (III.19), présentés sous forme continue et discrète.

$$W(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (III.19)$$

Sous forme discrète :

$$W(n, m) = 2 \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(n+k) x^*(n-k) e^{\frac{j2\pi mn}{N}} \quad (III.20)$$

$$W(n, m) = 2 \sum_{m=-\infty}^{\infty} R_{xx}(n, k) e^{\frac{j2\pi mn}{N}} = FTT_k [R_{xx}(n, k)] \quad (III.21)$$

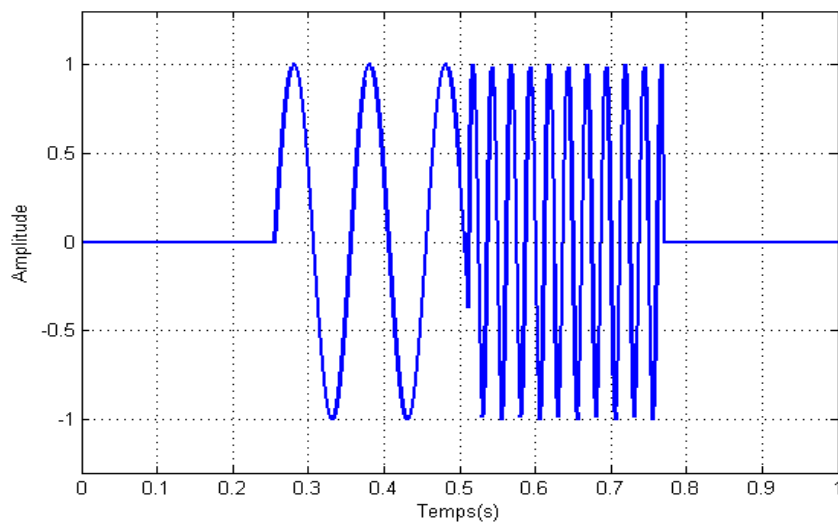


Figure III.11 signal du test

La WVD à un certain avantage, elle permet d'avoir une très bonne image de la structure temps fréquence [18]. L'inconvénient majeur de cette représentation est le terme croisé pour les signaux à composantes multiples, cela va générer des énergies inexistantes. Par exemple le signal $x(t)$ composé de deux signaux $x_1(t)$ et $x_2(t)$, $x(t) = x_1(t) + x_2(t)$. On construit une série temporelle composée de deux sinusoïdes séquentielles de 10 et 40 Hz, chacune active pendant 0,5 seconde. Les sinusoïdes doivent être précédées et suivies de 0,5 seconde d'absence de signal (zéros) comme le montre la figure III.11

la WV du signal $x(t)$ est donnée par:

$$w_x(t, f) = w_{x_1}(t, f) + w_{x_2}(t, f) + 2R_{xx}(w_{x_1, x_2}(t, f)) \quad (III.22)$$

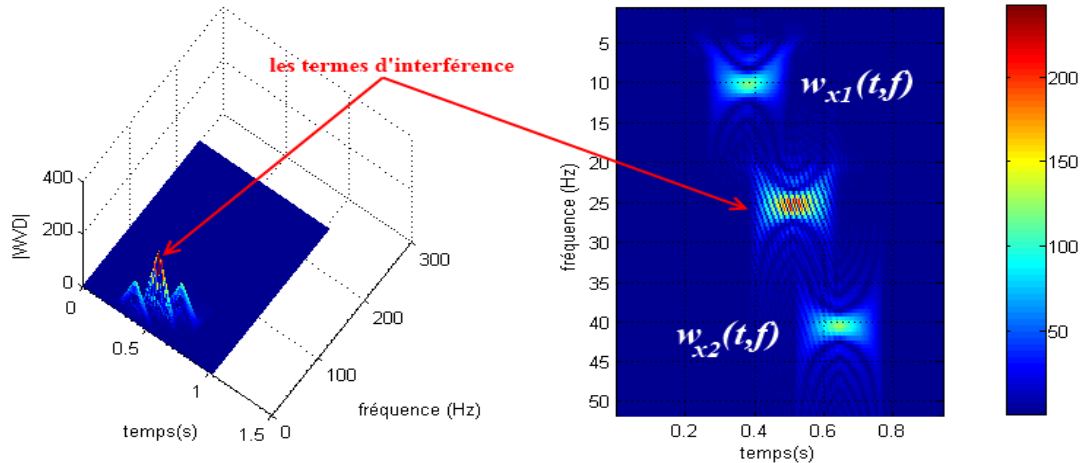


Figure III.12 la distributions de WVD

Ou $w_{x1}(t, f)$, $w_{x2}(t, f)$ sont les auto-termes de distribution de WV et $2R_t(w_{x1,x2}(t, f))$ est le terme croisé (les termes d'interférence) comme le montre la Figure III.12 le terme $2R_t(w_{x1,x2}(t, f))$ présente une énergie importante. Ces termes croisés affectent la représentation temps-fréquence car ils sont toujours présents entre les auto-termes en plus la distribution de Wigner-Ville peut avoir des régions négatives qui n'ont pas rapport avec le signal. Les lacunes de la WVD principalement les termes croisés sont donnés par la motivation de développer d'autres distributions qui appliquent divers filtres à la fonction d'auto corrélation instantanée dans le but d'obtenir une représentation plus précise.

III.2.3.2 Le noyau pour réduire les termes d'interférences :

La WVD donne la naissance des termes d'interférences. Pour surmonter ce problème les autres distributions sont également définies par Eq. (III.18) où $g(v, \tau)$ est le noyau de filtrage. L'équation générale (équation (III.18)) peut être simplifiée de deux manières différentes, pour tout noyau donné l'intégration par rapport à la variable (dv) peut être effectuée à l'avance puisque le reste de la transformation n'est pas une fonction de (v). Dans la première approche, le noyau est multiplié par l'exponentielle dans Eq. (III.19) pour donner une nouvelle fonction, $G(u, \tau)$.

$$G(u, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(v, \tau) e^{j2\pi v(u-\tau)} dv \quad (III.23)$$

Où la nouvelle fonction $G(u, \tau)$ est appelée fonction déterminante. Alors Eq. (III.19) est réduite à (III.24):

$$\rho(t, f) = \iiint g(u - \tau, \tau) x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} du d\tau \quad (III.24)$$

Notez que le second ensemble de termes sous le double intégral est juste la fonction d'auto corrélation instantanée. En termes de fonction déterminante et de fonction d'auto corrélation instantanée en la forme discrète de l'Eq. (III.24) devient:

$$\rho(t, f) = \sum_{\tau=0}^M R_{xx}(t, \tau) G(t, \tau) e^{-j2\pi f\tau} \quad (III. 25)$$

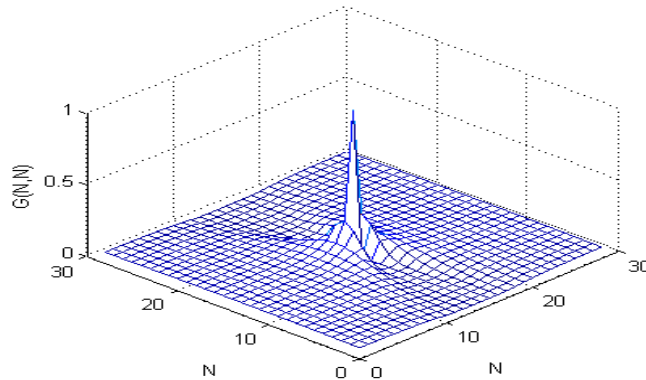


Figure III.13 le noyau de filtrage exponentiel de Choi-Williams

Une des distributions populaires est la distribution de Choi-Williams qui est également appelée distribution exponentielle (ED) puisqu'il a un noyau de type exponentiel Figure III.13. Plus précisément, le noyau et la fonction déterminante de la distribution de Choi-Williams sont :

$$g(v, \tau) = e^{\frac{-v^2 \tau^2}{\delta}} \quad (III. 26)$$

Après avoir intégré l'équation ci-dessus comme dans Eq. (III.23), G (t, τ) devient:

$$G(t, \tau) = \left(\frac{\sqrt{\frac{\delta}{\pi}}}{2\tau} \right) e^{\frac{-\delta t^2}{4\tau^2}} \quad (III. 27)$$

La distribution de Choi-Williams pour les deux sinusoïdes séquentielles (figIII.11) est comparée à la distribution de Wigner-Ville de la figIII.14. Le filtre exponentiel appliqué par la distribution de CWD a réduit les termes d'interférence et l'énergie des auto-termes a augmenté .

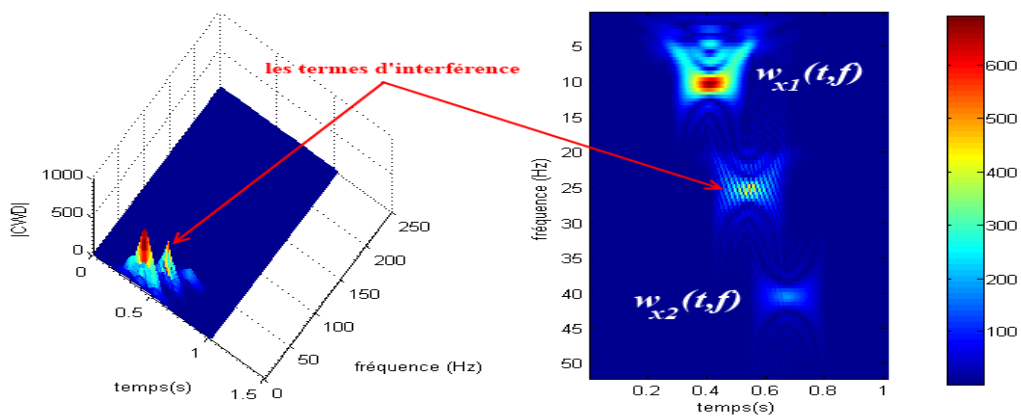


Figure III.14 la représentation temps-fréquence exponentielle de Choi-Williams

Il existe un autre moyen pour réduire les termes d'interférences. Nous utilisons le signal analytique de l'équation (III.1), une version complexe du signal réel. Le signal analytique présente plusieurs avantages. L'avantage le plus important est le signal résultant ne contient pas des fréquences négatives. Seules les fréquences positives sont représentées et diminuent l'interaction des composantes positives et négatives du signal.

$$X(f)=X(f)+j\hat{X}(f)=\begin{cases} 0, & \text{si } f < 0 \\ x(f), & \text{si } f = 0 \\ x(f), & \text{si } f > 0 \end{cases} \quad (III.28)$$

III.2.3.3 L'application de la représentation temps-fréquence au défaut de pignon

On applique la WVD et le signal analytique de l'équation III.18 sur l'enveloppe du signal de vibration nous réduisons la taille du signal par sous-échantillonnage tout en préservant les signatures de fréquence caractérisant le défaut de fissure de la dent du pignon. Nous éliminons les fréquences qui ne sont pas utiles dans notre étude. Seule la gamme de fréquence souhaitée est préservée [0 100] Hz. Le spectre d'enveloppe de la vibration défectueuse contient plusieurs harmoniques à la fréquence de rotation ($f_n, 2f_n, 3f_n$) $Fr = 30$ Hz. L'enveloppe du signal de vibration est échantillonnée à une fréquence d'échantillonnage en aval de 200 à la fréquence d'échantillonnage initiale $f_s = 97656$ Hz. tableau II.1. limite le temps de calcul. Les résultats obtenus dans le domaine temps-fréquence sont représentés à la figure 18.

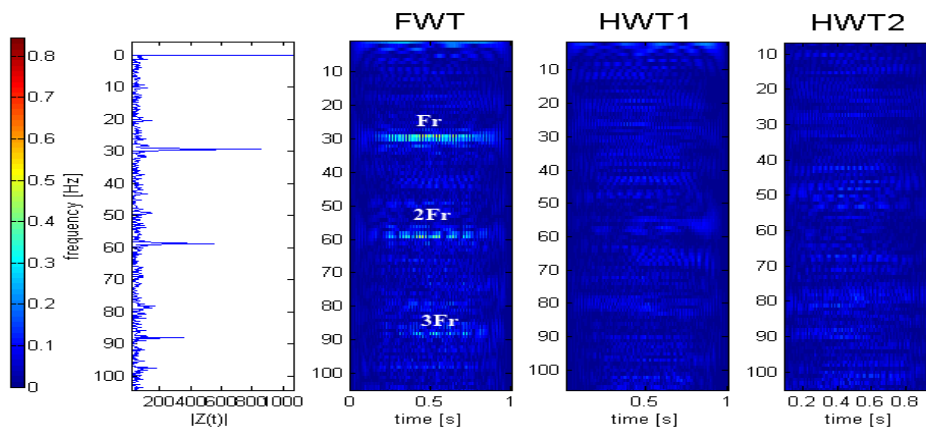


Figure III.15 la distribution wvd du défaut de pignon.

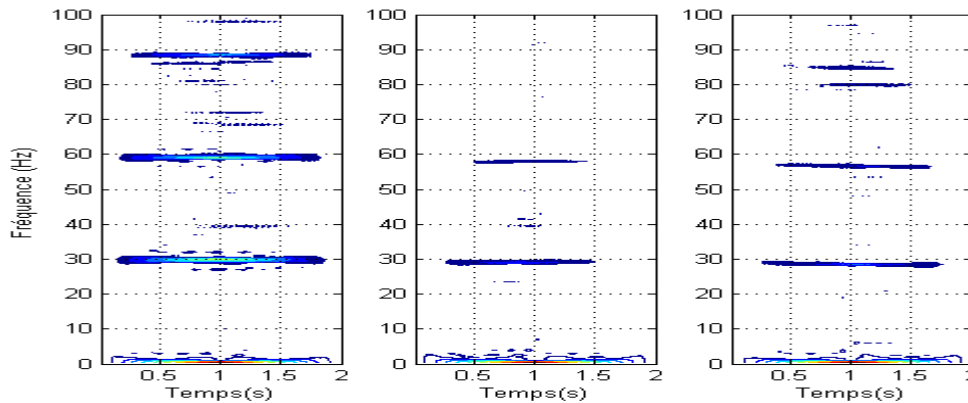


Figure III.16 la distribution WVD du pignon pour les trois cas d'éoliennes (FWT, HWT1, HWT2).

Dans le domaine fréquentiel, les harmoniques à la fréquence de rotation sont apparus dans le spectre de l'enveloppe du pignon représentant un défaut de denture. figureIII.15. Dans le domaine temps-fréquence, les auto-termes (f_n , $2f_n$, $3f_n$) de la distribution de Wigner-Ville pour (FWT) présentent une énergie très importante par rapport aux deux cas sains (HWT1, HWT2) figure III.16. Elles confirment que ces composantes sont très sensibles pour étudier les défauts dans les trois domaines: fréquence et fréquence-temps. Dans [19], la représentation du contenu temps-fréquence par l'analyse de spectre marginal de Hilbert des différents défauts, (engrenage avec rupture de dent - engrenage avec moins de dents... etc.) ne permettent pas d'identifier clairement les caractéristiques des fréquences de défaillance dans ce domaine. XUE et al. [20] ont introduit la distribution pseudo de Wigner-Ville (PWVD) pour représenter la distribution d'énergie des composantes de fréquence générées par l'impact de la «fissure de l'engrenage » autour de la fréquence du maillage. Bien que le PWVD soit caractérisé par la limitation du terme croisé, le comportement non stationnaire du signal de vibration fait apparaître les termes croisés avec une distribution d'énergie importante qui a affecté la représentation des caractéristiques de défaut dans le domaine temps-fréquence.

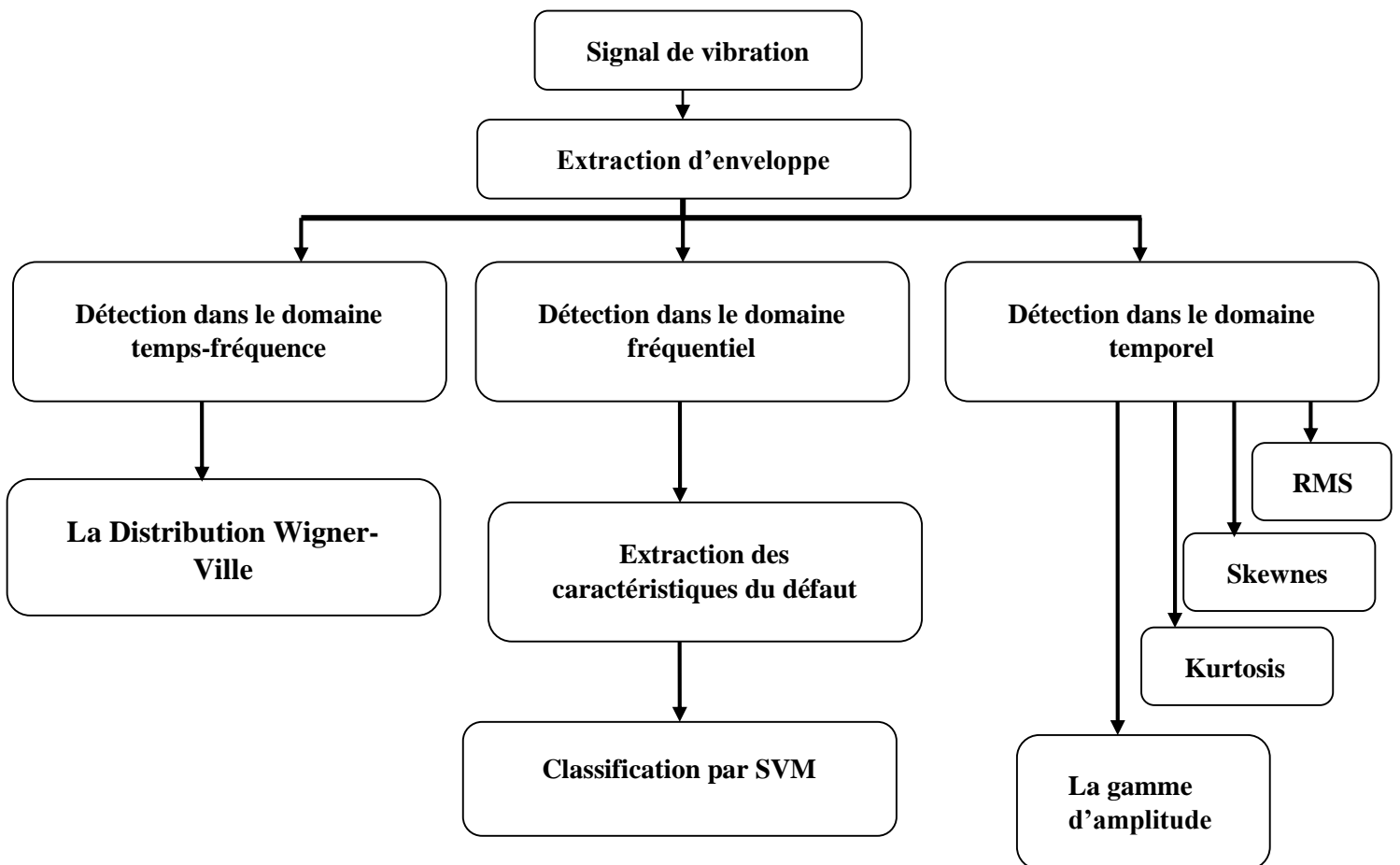


Figure III.17 l’algorithme de détection

III. 3 Classification par SVM

La classification des données est une tâche commune, En utilisant SVM, nous pouvons séparer des classes de données par un hyper plan. Le SVM est un concept pour un ensemble de méthodes d'apprentissage supervisé associé qui analyse les données pour la classification et

l'analyse de régression. Cette méthode a été développée par Vapnik en 1995 [21]. La différence entre SVM et les autres classificateurs consiste à diviser l'espace de décision d'une manière à minimiser le risque de l'erreur de classification. Cela signifie que deux classes ont une distance maximale par rapport au deux lignes. Comme il est démontré dans la (fig III.18.a), la ligne "a" classificateur pourrait être inappropriée de diviser un espace à deux dimensions en deux classes. La Ligne "b" illustrée à la (fig III.18.a) divise l'espace de manière appropriée. Cependant, le risque d'erreur de classification est élevé en cas d'ajout de nouveaux points de données. Parmi les autres la ligne "c" (figure III.18 .a) divise l'espace avec le risque associé qui minimise autant que possible.

Il existe de nombreux hyperplans qui pourraient classer les données, comme le montre la (figure III.18.a) les différentes lignes de classification a, b, c ou la ligne "a" présente un mauvais classificateur, la ligne "b" un classificateur instable et la ligne "c" un classificateur stable. Le choix raisonnable pour déterminer le meilleur hyper plan est celui qui représente la plus grande séparation ou la marge entre les deux classes (fig III.18.b). Alors le SVM choisit l'hyperplan pour que la distance entre les points des données le plus proche de chaque côté sont maximisés. Pour décrire l'algorithme du SVM, on considère un problème de classification bidimensionnelle d'un ensemble d'échantillons qui sont divisés par une ligne comme indiqué sur la (fig III.18.b). L'équation de l'hyperplan séparant les deux classes est définie par :

$$w^T \cdot x + b = 0 \tag{III.29}$$

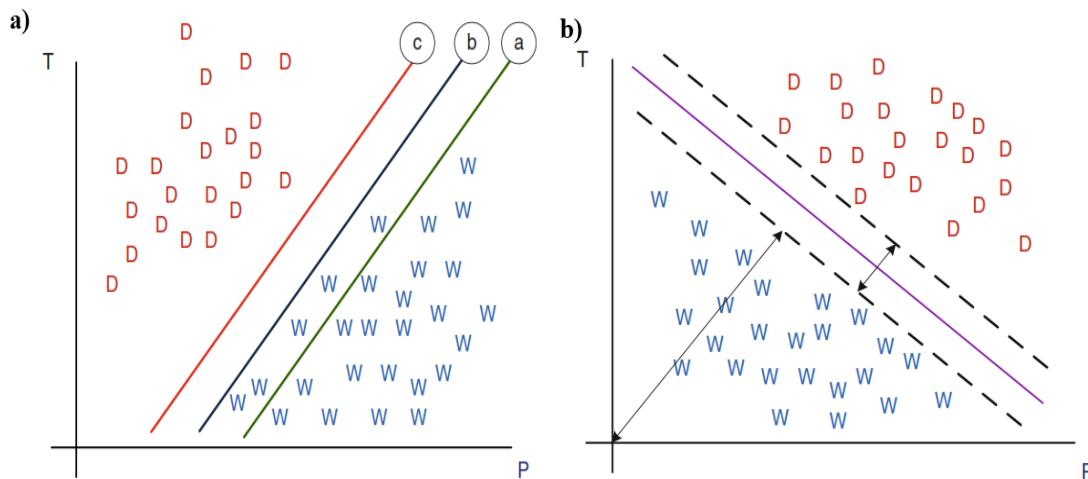


Figure III.18 a) ; Les différents exemples de classification b) classification par SVM

Ou $S = \{(x_1, x_2)_{i=1}^n | x_n \in \mathcal{R}^n, y_i \in \{1, -1\}, i = 1, 2, \dots, l\}$, x_n présente l'ensemble des échantillons (fig .III.18.a) , y_i est la catégorie de l'échantillon

Les paramètres du classificateur «w» est un vecteur de poids et «b» est un biais. L'équation de la ligne marginale est la suivante:

$$w^T \cdot x + b = 1 \tag{III.30}$$

Et

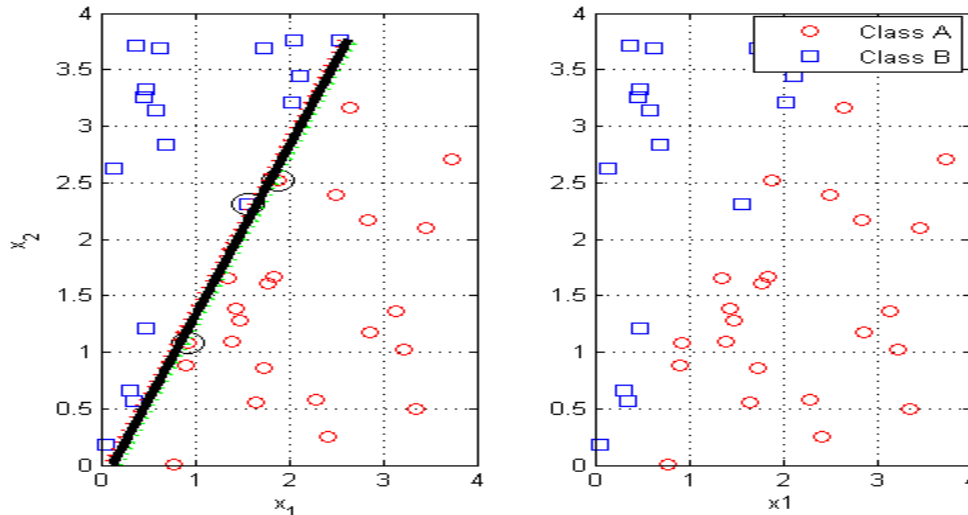
$$w^T \cdot x + b = -1 \tag{III.31}$$

La distance (d) entre les lignes marginales et l'hyperplan séparent les deux classes données par:

$$d = \left| \frac{|b-1|}{\|w\|} - \frac{b}{\|w\|} \right| = \frac{1}{\|w\|} \tag{III.32}$$

La largeur 'D' de la marge est définie par:

$$D=2d=\frac{2}{\|w\|} \tag{III.33}$$



FigurIII.19 classification linéaire des échantillons

L'objectif de la classification par SVM est de minimiser l'équation (III.34),

$$\begin{cases} \text{Min } \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s. t} \\ y_i(wx_i + b) \geq 1, i = 1 \dots l \end{cases} \tag{III.34}$$

Elle est soumise aux contraintes suivantes

$$\text{Si } y=1 \quad \text{alors } w^T \cdot x + b \geq 1 \tag{III.35}$$

$$\text{Si } y= -1 \quad \text{alors } w^T \cdot x + b \leq -1 \tag{III.36}$$

Pour rendre les lignes marginales plus flexibles, une erreur «ε» est ajoutée à chaque ligne de bordure définissant les deux classes, l'équation (25) devient alors:

$$\begin{cases} \text{Min } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \varepsilon_i, \varepsilon_i \geq 0 \\ \text{s. t} \\ y_i(wx_i + b) \geq 1 - \varepsilon_i, i = 1 \dots l, \end{cases} \tag{III.37}$$

C'est un paramètre de généralisation. En introduisant les multiplicateurs de Lagrange, l'équation (25) se présente sous la forme suivante:

$$L = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(wx_i + b) - 1], i = 1, \dots, l \tag{III.38}$$

La dérivée de l'équation (III .38) par rapport à (b) et (w) nous obtenons:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dL}{dw} = 0 \Rightarrow w - \sum_{i=0}^l \alpha_i y_i x_i \Rightarrow w = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \\ \frac{dL}{db} = 0 \Rightarrow \sum_{i=0}^l \alpha_i y_i = 0 \end{array} \right. \quad (\text{III. 39})$$

Le problème d'optimisation peut être transformé à sa double forme comme suit:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max L(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_i \sum_j y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \\ s. t \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, l \end{array} \right. \quad (\text{III. 40})$$

La fonction de décision donnée par:

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i (x_i, x_j) + b) \quad (\text{III. 41})$$

Si les données reparties d'une façon non linéaire (fig III.19), le problème d'optimisation est transformé en sa double forme comme suit:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max L(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_i \sum_j y_i y_j \alpha_i \alpha_j k\langle x_i, x_j \rangle \\ s. t \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, l \end{array} \right. \quad (\text{III. 42})$$

Les fonctions du noyau $k\langle x_i, x_j \rangle$ fréquemment utilisées dans les formulations du SVM sont les suivantes:

$$k\langle x_i, x_j \rangle = (\phi(x_i), \phi(x_j)) \quad (\text{III.43})$$

Linéaire:

$$k\langle x_i, x_j \rangle = x_i^T x_j \quad (\text{III.44})$$

Polynôme:

$$k\langle x_i, x_j \rangle = (\gamma x_i^T x_j + r)^d \quad (\text{III.45})$$

Fonction de base radiale (RBF):

$$k\langle x_i, x_j \rangle = \exp(\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (\text{III.46})$$

Sigmoid:

$$k\langle x_i, x_j \rangle = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r) \quad (\text{III.47})$$

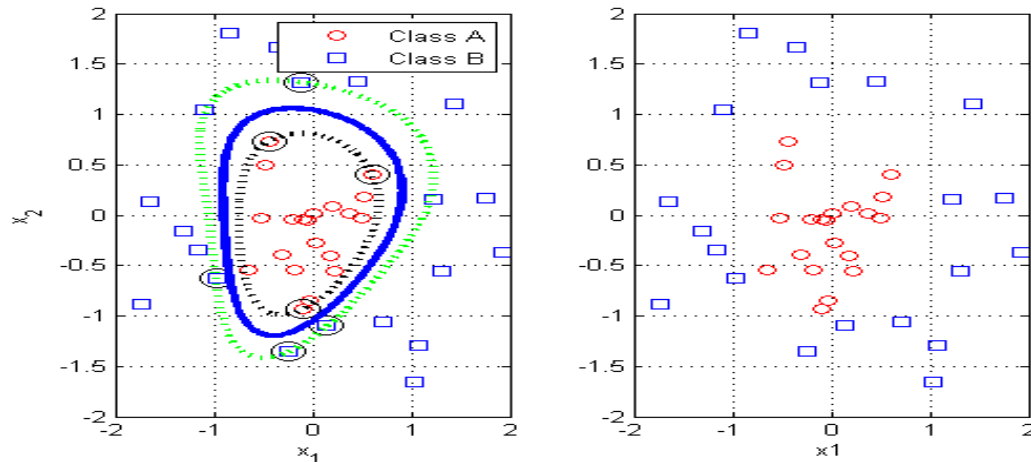


Figure III.20 classification non linéaire des échantillons

Comme le montre la fig III.20 les deux classes ont une répartition non linéaire ou linéaire, l'utilisation du SVM avec un noyau exponentiel ou linéaire équation III.44 et III.46 respectivement a permis de bien définir les marges et les frontières de chaque classe. Le choix des paramètres du noyau a une très grande importance. Elle peut affecter la performance de la classification de répartition non linéaire des données.

III.3.1 l'Application du SVM au défaut de pignon :

L'analyse du défaut dans les trois domaines (temps, fréquence, temps-fréquence) nous offre des indicateurs très sensibles au défaut. Les pics d'amplitude illustrés à la (fig III.21) ou la combinaison des indicateurs du domaine temporel et fréquentiels augmente la précision de la détection. Tout type de classificateur (réseaux de neurones, logique floue, etc.) permet de construire un système expert décrivant l'état d'une éolienne.

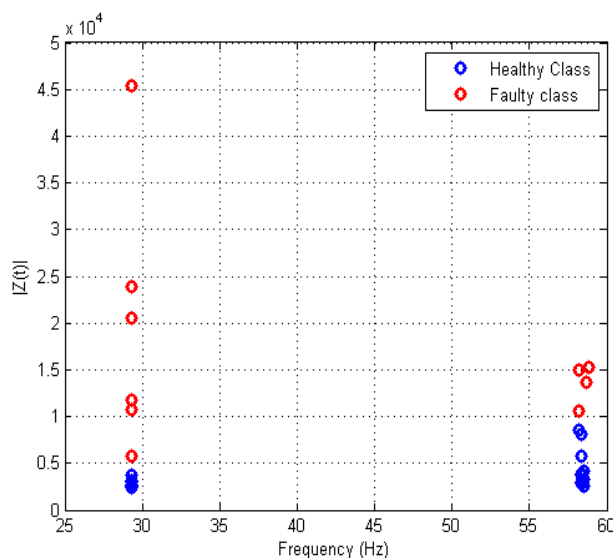


Figure III.21 .La discrimination entre classe saine et défaut

Dans la section III.2, l'amplitude et la fréquence des harmoniques (f_n , $2f_n$) ont montré une sensibilité au défaut. Il est possible de séparer les deux classes (sain, défectueux) par un

hyperplan à l'aide du classificateur SVM (Support Vector Machines) [21]. Nous utilisons le SVM linéaire sur les données collectées (28 point), quatre test de (HWT1), Cinq de test de (HWT2), et cinq test pour (FWT), afin de déterminer l'hyperplan idéal pour définir les marges de classe. Nous considérons les données d'entraînement $C=\{(x_i, y_i), i = 1, \dots, l\}$ de la (fig III.21) où (l) est le nombre d'essais de chaque éolienne. Les échantillons $x_i = (freq_i, Amp_i)$ sont l'amplitude et la fréquence des harmoniques (fn, 2fn) respectivement, $x_i \in \mathcal{R}^m$ et «m» est le nombre de dimensions en entrée. $y_i \in \{1, -1\}$, y_i est l'étiquette du x_i . L'équation de l'hyperplan séparant les deux classes est définie par:

$$w \cdot x + b = 0 \tag{III.29}$$

Les paramètres du classificateur : «w» est un vecteur de poids et «b» est un biais. L'équation de la ligne marginale est la suivante:

$$w \cdot x + b = 1 \tag{III.30}$$

Et

$$w \cdot x + b = -1 \tag{III.31}$$

Les résultats de l'application du SVM sont représentés sur la (fig.III.22.a). Les données d'apprentissage de la figure III.21 (classes saines et classes défectueuses) sont bien séparées par un hyperplan. La fig.III.22.b montre un zoom sur l'hyperplan et les limites de chaque classe. La précision de la classification de l'entraînement est de 92,85%. Erreur de classement de deux points.

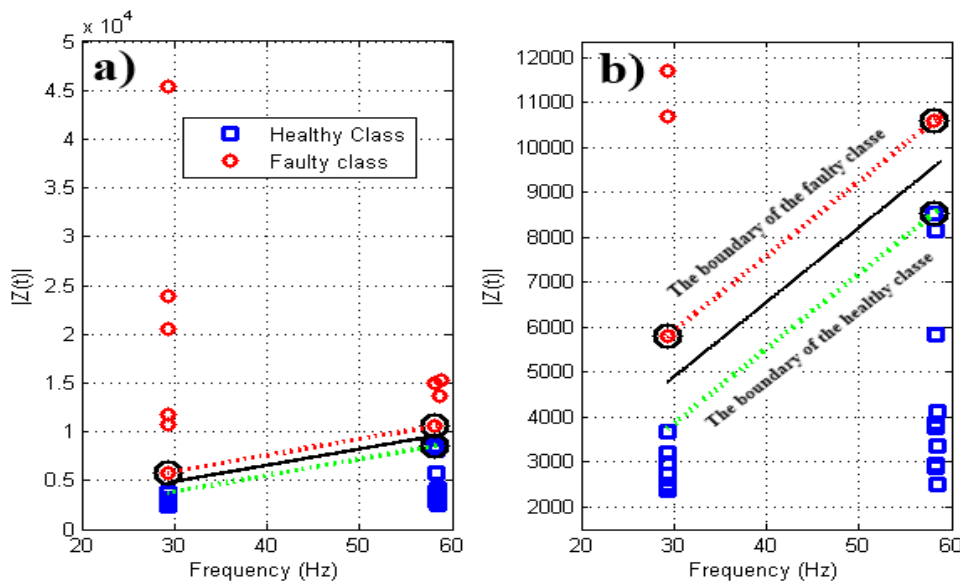


Figure III. 22 a) classification par SVM b) zoom sur la ligne de démarcation entre les deux classes saine et défectueuse.

III.3.2 Phase de test

Un test a été effectué pour vérifier si l'hyperplan de la phase d'apprentissage a la capacité de classer un nouveau point (16 points) (10 points de HW1 et HWT2), (6 points de FWT) dans la classe correspondante. Le résultat obtenu montre que l'hyperplan a séparé les points du test avec précision, comme le montre la figure III. 23 qui correspond à la sensibilité de l'élément de fréquence (fn, 2fn) au défaut du pignon de fissure.

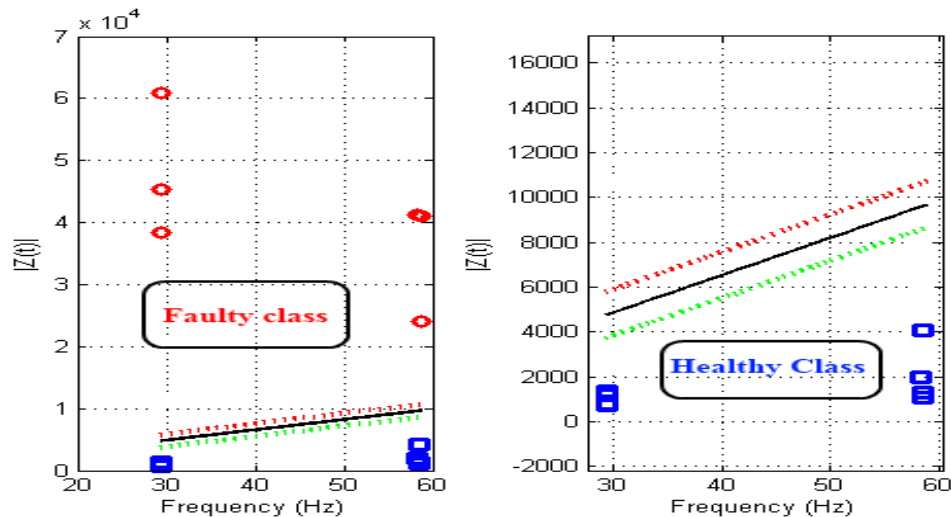


Figure III. 23 Classifications du point de test

III.4 Conclusion

Les défauts de la boîte de vitesses des éoliennes ont un impact important sur les temps d'arrêt et les opérations de remplacement. Plusieurs méthodes de diagnostic basées sur des signaux de vibration ont été introduites dans la littérature pour éviter des effets pouvant affecter d'autres composants.

Le spectre du signal de vibration contient des informations qui caractérisent l'apparition du défaut de pignon dans une large gamme de fréquences. Le grand nombre des bandes latérales rend la tâche de détection difficile. Par contre, le spectre d'enveloppe de Hilbert a permis l'extraction des inductances du défaut étudié dans les trois domaines (temps, fréquence et temps-fréquence).

Le signal de l'enveloppe permet d'éliminer le signal de porteuse et ces harmoniques. L'analyse fréquentielle du comportement périodique du pignon de fissure offre des indicateurs très sensibles pour une classification linéaire.

Références

- [1] TYAGI, Sunil et PANIGRAHI, S. K. An improved envelope detection method using particle swarm optimisation for rolling element bearing fault diagnosis. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2017, vol. 4, no 4, p. 305-317.
- [2] IMMOVILLI, Fabio, BELLINI, Alberto, RUBINI, Riccardo, *et al.* Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: A critical comparison. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2010, vol. 46, no 4, p. 1350-1359
- [3] YANG, Tangfeng, GUO, Yu, WU, Xing, *et al.* Fault feature extraction based on combination of envelope order tracking and cICA for rolling element bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, vol. 113, p. 131-144.
- [4] FENG, Guojin, ZHAO, H., GU, Fengshou, *et al.* Efficient implementation of envelope analysis on resources limited wireless sensor nodes for accurate bearing fault diagnosis. *Measurement*, 2017, vol. 110, p. 307-318
- [5] XU, Xiaoqiang, ZHAO, Ming, LIN, Jing, *et al.* Envelope harmonic-to-noise ratio for periodic impulses detection and its application to bearing diagnosis. *Measurement*, 2016, vol. 91, p. 385-397.
- [6] OUANAS, Ali, MEDOUED, Ammar, MORDJAoui, Mourad, *et al.* Fault diagnosis in yaw drive induction motor for wind turbine. *Wind Engineering*, 2018, p. 0309524X18780379.

- [7] FAN, Xianfeng et ZUO, Ming J. Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform. *Mechanical systems and Signal processing*, 2006, vol. 20, no 4, p. 966-982.
- [8] Medoued, A., Mordjaoui, M., Soufi, Y., & Sayad, D. (2016). Induction machine bearing fault diagnosis based on the axial vibration analytic signal. *International Journal of Hydrogen Energy*, 41(29), 12688-12695
- [9] Yesilyurt, I. *Gear fault detection and severity assessment using vibration analysis*, PHD. Thesis. Manchester: The University of Manchester, 1997.
- [10] Martin, H. R.. *Detection of gear damage by statistical vibration analysis*, Proceeding of the Institute of Mechanical Engineers, Part-C, 395-401, 1992.
- [11] Jaehong Suh'. On-Line Machinery Health Diagnosis and Prognosis for Predictive Maintenance and Quality Assurance of Equipment Functioning A .PhD Thesis, Pennsylvania State University May 2001.
- [12] Stewart, R.M. 1982, Application of Signal Processing Techniques to Machinery Health Monitoring, Chap 23 of Noise and Vibration, John Wiley & Sons.
- [13] YANG, C. Y. et WU, T. Y. Diagnostics of gear deterioration using EEMD approach and PCA process. *Measurement*, 2015, vol. 61, p. 75-87.
- [14] SHARMA, Vikas et PAREY, Anand. Frequency domain averaging based experimental evaluation of gear fault without tachometer for fluctuating speed conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, vol. 85, p. 278-295.
- [15] ZHANG, Xin, LIU, Zhiwen, MIAO, Qiang, et al. An optimized time varying filtering based empirical mode decomposition method with grey wolf optimizer for machinery fault diagnosis. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, vol. 418, p. 55-78.
- [16] MA, Zhiyong, TENG, Wei, LIU, Yibing, et al. Application of the multi-scale enveloping spectrogram to detect weak faults in a wind turbine gearbox. *IET Renewable Power Generation*, 2017, vol. 11, no 5, p. 578-584.
- [17] FENG, Zhipeng, LIANG, Ming, ZHANG, Yi, et al. Fault diagnosis for wind turbine planetary gearboxes via demodulation analysis based on ensemble empirical mode decomposition and energy separation. *Renewable Energy*, 2012, vol. 47, p. 112-126.
- [18] Jeong, J., & Williams, W. J. (1992). Kernel design for reduced interference distributions. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 40(2), 402-412.
- [19] CHENG, Gang, CHENG, Yu-long, SHEN, Li-hua, et al. Gear fault identification based on Hilbert–Huang transform and SOM neural network. *Measurement*, 2013, vol. 46, no 3, p. 1137-1146.
- [20] XUE, Song et HOWARD, Ian. Torsional vibration signal analysis as a diagnostic tool for planetary gear fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, vol. 100, p. 706-728.
- [21] V. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer Verlag, New York, 1995

IV.1 Introduction

Les éoliens sont largement exploitées à travers le monde. La disponibilité et la fiabilité des éoliens offshore demandent d'imposer une stratégie de maintenance. Dans ce chapitre, nous proposons une méthode qui nous permet de filtrer le signal du convertisseur de fréquence alimentant le yaw drive. Les informations redondantes sont éliminées via la transformée en ondelettes discrète et la décomposition empirique modale (DEM). Les trois types de défauts sont détectés à partir de l'enveloppe de la transformation de Hilbert du signal de courant et de vibration. La détection du déséquilibre d'amplitude est effectuée dans le domaine temporel. Les valeurs (RMS) des enveloppes du système triphasé constituent un bon indicateur pour le système flou afin d'évaluer la gravité du défaut. Dans le domaine fréquentiel, la signature du défaut de barre cassé est située dans la bande passante de basse fréquence. Les harmoniques apparaissent dans le spectre, sont sensibles en amplitude et en fréquence à la variation de charge. En plus les fréquences caractéristiques du défaut cyclique du roulement sont bien identifiées par l'algorithme de filtrage.

Le problème majeur rencontré pour rendre l'énergie éolienne compétitive comparé à d'autres sources conventionnelles est le coût de maintenance. Dans les éoliens terrestres le coût est estimé à 10% du prix total de l'énergie éolienne et à 35% pour les éoliennes offshore [1]. Le site du parc éolien présente une maintenance fragile qui ne permet pas de garantir un bon taux de disponibilité de puissance constante. En cas de pannes imprévues et en raison de la difficulté d'accès au site distancé où des éoliens en mer sont installés, le coût de la maintenance devient très chère [2].

Les problèmes des éoliens en mer sont résolus en installant des équipements de surveillance et de diagnostic. Les pannes de l'éolien peuvent affecter toutes les parties consécutives car le système éolien fonctionne d'une manière cohérente et complémentaire. Dans ce contexte, les systèmes d'auto surveillance en ligne nous offrent la possibilité d'accroître la fiabilité ainsi que la disponibilité de la production d'énergie électrique. Les algorithmes de détection des défauts mécaniques et électriques permet d'obtenir une alerte rapide afin d'éviter tout impact négatif dû au défaut.

IV.2 Le système positionnement (yaw drive)

Les éoliens à axe horizontal dépendent beaucoup du moteur de positionnement ou (yaw drive induction motor). Ce système à un rôle très important pour maintenir la nacelle face au vent afin de capturer le maximum d'énergie causé par la variation de direction du vent de temps à autres. Les défaillances inattendues dans les moteurs à induction provoquent des arrêts longs. Une étude quantitative statique [3], présente le taux de défaillance du système éolien (offshore éolienne ($> 1,5$ MW), et de 8% des défauts sont causés par le mécanisme de positionnement (yaw mécanisme) Figure VI.1.

Le mécanisme de positionnement sert à faire tourner la nacelle et les pales de la turbine face au vent. Presque tous les éoliens à axe horizontal utilisent ce mécanisme pour le maintenir dans la direction du vent. Deux configurations sont utilisées : hydraulique et électrique (Fig VI.2). La configuration électrique est de plus en plus utilisée grâce à la robustesse et la rentabilité du moteur à induction.

Les moteurs à induction alimentés par un convertisseur de fréquence sont le composant principal de la configuration électrique du système de positionnement. Il est essentiel de

surveiller les défauts susceptibles d'affecter le stator et le rotor, tels que déséquilibre de phase, cassure de barre, excentricité, défaut de roulement cyclique...etc. La répartition de pourcentage de défauts dans le moteur à induction est généralement [4]. Défaut de stator (38%); défaut de rotor (10%); défaut de roulement (40%); autres défauts (12%). Dans la littérature, de diverses méthodes sont utilisées pour le diagnostic des pannes des moteurs à induction. Parmi celles-ci, on peut citer, l'analyse des signatures dans le signal de courant, les méthodes basées sur les outils de traitement de signal comme la wavlette, la représentation temps-fréquence [5]-[6]

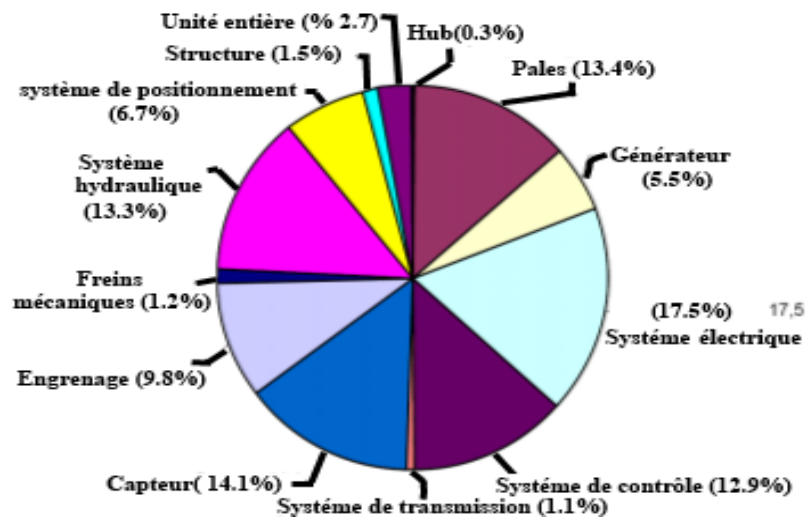


Figure VI.1 Taux de défaillance des composantes d'éoliens en mer

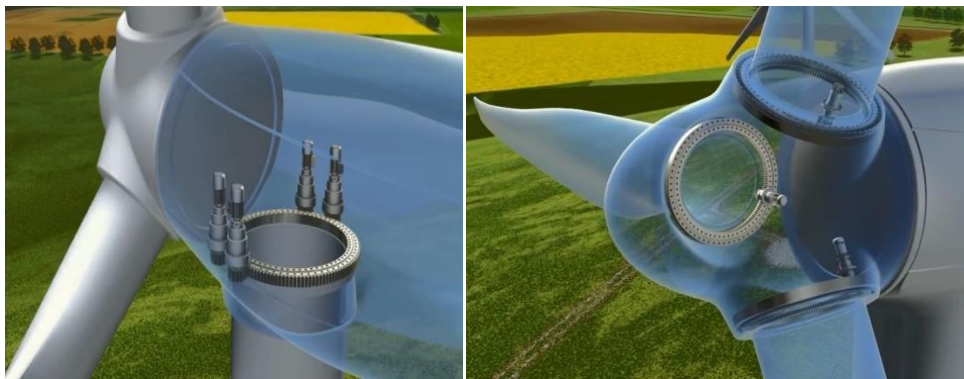


Figure VI.2 le mécanisme de positionnement de la nacelle

IV.3 Détection du défaut cassure de barre

Lorsqu'une barre dans le rotor est cassée, cela ne peut pas provoquer une défaillance immédiate au moteur à induction. Dans le temps, elle génère une augmentation des vibrations dans la machine, oscillations dans le courant du stator, changements de température, etc. Si le problème persiste et le moteur à induction continue à fonctionner sous le défaut, le rotor aura probablement plus de barres cassées et les symptômes de défaut se multiplient. La détection de la première barre cassée a une priorité cruciale pour éviter tout type d'endommagement grave.

Le signal de courant a un potentiel d'information important sur l'existence des différents défauts (court-circuit, barre cassée, défaut de roulement, etc.). Le signal de courant est facile à mesurer en utilisant un transformateur de courant pendant le fonctionnement du système. Cet

avantage a permis à la méthode MCSA d'assurer un diagnostic de défaut en ligne tel que le défaut de cassure de barre.

Des harmoniques à la fréquence $[(1 \pm 2k)s]f$ (f est la fréquence fondamentale, s est le glissement et $k = 1,2,3$) indiquent la présence d'un défaut. La méthode MCSA est largement utilisée en raison de sa simplicité et de son caractère de détection en ligne. D'autre part, cette technique a certaines limites pratiques dans le milieu industriel pour plusieurs raisons.

La méthode MCSA est basée sur la précision de la FFT. La limitation de la mesure des données produit la fuite spectrale (le phénomène du (the spectral leakage))[7]. Les magnitudes des composantes de fréquence des bandes latérales gauches et droites sont très petites comparées aux magnitudes de la fréquence fondamentale. L'énergie de ce dernier se propage et peut facilement cacher les composantes $[(1 \pm 2k)fs]$ associées au défaut de barre cassé qui influencent sur la performance de détection.

Les fuites spectrales ont un impact négatif sur la résolution de fréquence lorsque le moteur fonctionne avec un glissement (s) faible. Les composantes des bandes latérales gauches et droites sont très proches de la fréquence fondamentale. Dans ce cas, la détection de défaut devient assez difficile

La figure IV. 3,4 présentes le spectre du signal du courant. La bande latérale a montré une sensibilité au défaut sauf dans le cas de 3 barres cassées en pleine charge. Par contre les cas d'une barre cassée, les composantes $(1 \pm 2ks)f$ ne montrent aucune sensibilité dû au phénomène du (the spectral leakage). La composante fondamentale d'alimentation a une énergie importante dissimulant les composantes $(1 \pm 2ks)f$ associées au défaut barre casse ce qu'il influe sur les performances de détection [5].

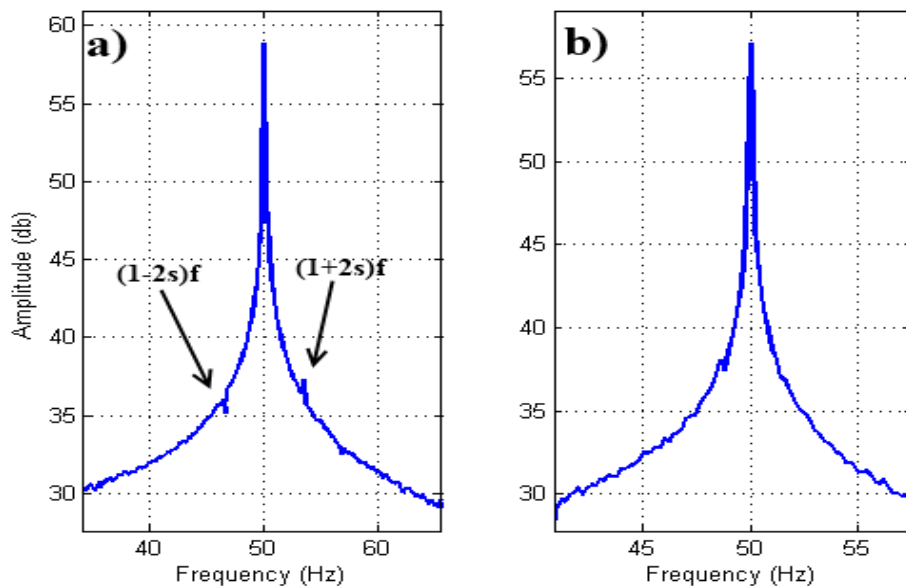


Figure IV. 3 Spectres du courant d'un défaut de barre cassé a) 100% plein de charge b) 50% de la charge

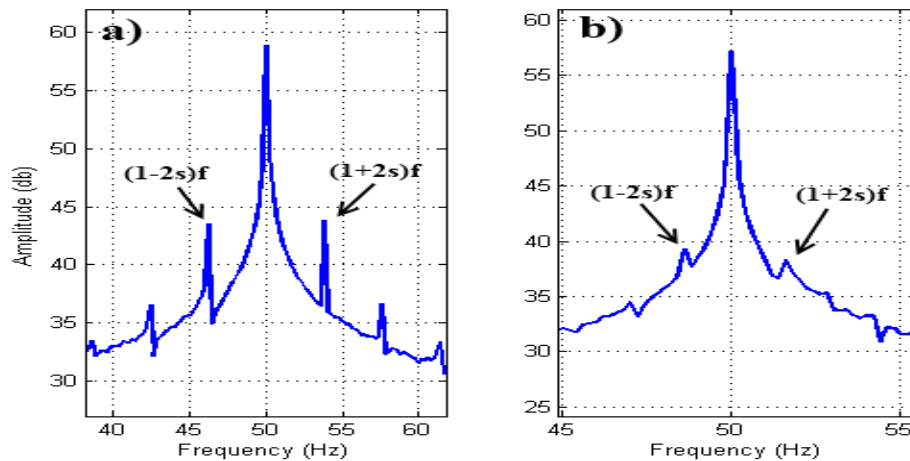


Figure IV. 4 le spectre du courant de défaut trois barres cassées a) Plein de charge b) 50% du la charge

La figure IV.5 montre le signal du courant dans le domaine temporel, des fluctuations d'amplitude ont été provoquées par le défaut cassure de barre. Cette caractéristique nous conduit à l'analyse de l'amplitude instantanée.

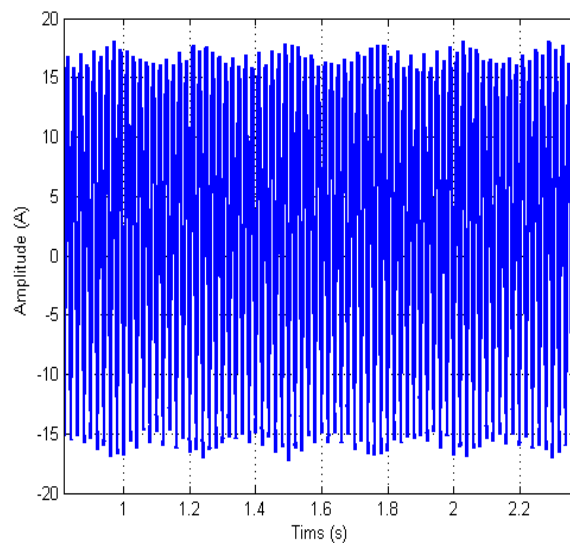


Figure IV.5 le signal de courant d'un défaut trois barres cassées

IV. 3.1 La détection à partir de la composante (2fs)

Les difficultés de la méthode MCSA, et particulièrement la détection de défaut barre cassée avec un glissement faible, sont résolues par une MCSA alternative basée sur la transformé du Hilbert. Il repose sur le spectre d'une seule phase du signal de courant. L'analyse spectrale du signal analytique présente des avantages importants par rapport au MCSA traditionnel. Cette méthode est très appropriée pour la détection en ligne, hors ligne et dans des applications industrielle.

Des composantes de fréquence liée au défaut cassure de barre apparaissent sur le spectre de l'amplitude instantané extraite à partir de la transformée de Hilbert. Dans [4] [8] il est montré que le spectre de l'enveloppe de Hilbert fournit des harmoniques dans la bande de fréquence

réduite qui caractérise mieux le défaut de barre cassé par rapport au MCSA traditionnel. La détection avec un glissement faible constitue un véritable défi pour le MCSA traditionnel.

Théoriquement, lorsque le défaut de barre cassé se produit dans le moteur à induction, les signatures de fréquence des bandes latérales apparaissent dans le signal de courant du stator. [9]:

$$i_A(t) = I_f \cos(2\pi f t - \varphi) + \sum_k I_{LMHC}^k \cos((\omega - \omega_f^k)t - \varphi_{LMHC}^k) + \sum_k I_{RMHC}^k \cos((\omega + \omega_f^k)t - \varphi_{RMHC}^k) \quad (IV.1)$$

Where :

I_f Est la valeur maximale du courant de phase

f Est la fréquence fondamentale

φ Est l'angle de la phase du courant

I_{LMHC}^k Est l'amplitude de l'harmonique de la bande latérale gauche f_{LMHC}

φ_{LMHC}^k Est l'angle de déphasage gauche de la composante f_{LMHC}

I_{RMHC}^k Est l'amplitude de l'harmonique de la bande latérale gauche f_{RMHC}

φ_{RMHC}^k Est l'angle de déphasage gauche de la composante f_{RMHC}

$\omega_f^k = 2kfs\omega$ and $k=1, 2, 3, \dots$

$$i_A(t) = I_f \cos(2\pi f t - \varphi) + \sum_k I_{LMHC}^k \cos((\omega - 2kfs\omega)t - \varphi_{LMHC}^k) + \sum_k I_{RMHC}^k \cos((\omega + 2kfs\omega)t - \varphi_{RMHC}^k) \quad (IV.2)$$

$$= I_f \cos(2\pi f t - \varphi) + \sum_k I_{LMHC}^k \cos(2\pi(f - 2kfs)t - \varphi_{LMHC}^k) + \sum_k I_{RMHC}^k \cos(2\pi(f + 2kfs)t - \varphi_{RMHC}^k) \quad (IV.3)$$

L'expression (8) peut être réécrite comme suit:

$$i_A(t) = A(t)\cos(2\pi f t) + B(t)\sin(2\pi f t) = A_{IM}\sin(2\pi f t + \varphi(t)) \quad (IV.4)$$

$$A(t) = I_f \cos(\varphi) + \sum_k [((I_{LMHC}^k \cos(\varphi_{LMHC}^k) + I_{RMHC}^k \cos(\varphi_{RMHC}^k))\cos(\omega_f^k t)) + ((I_{RMHC}^k \sin(\varphi_{RMHC}^k) - I_{LMHC}^k \sin(\varphi_{LMHC}^k))\sin(\omega_f^k t))] \quad (IV.5)$$

$$A(t) = I_f \cos(\varphi) + \sum_k [((I_{LMHC}^k \cos(\varphi_{LMHC}^k) + I_{RMHC}^k \cos(\varphi_{RMHC}^k))\cos(2\pi(2kfs)t)) + ((I_{RMHC}^k \sin(\varphi_{RMHC}^k) - I_{LMHC}^k \sin(\varphi_{LMHC}^k))\sin(2\pi(2kfs)t))] \quad (IV.6)$$

$$B(t) = I_f \sin(\varphi) + \sum_k [((I_{LMHC}^k \sin(\varphi_{LMHC}^k) + I_{RMHC}^k \sin(\varphi_{RMHC}^k))\cos(\omega_f^k t)) + ((I_{LMHC}^k \cos(\varphi_{LMHC}^k) - I_{RMHC}^k \cos(\varphi_{RMHC}^k))\sin(\omega_f^k t))] \quad (IV.7)$$

$$B(t) = I_f \sin(\varphi) + \sum_k [((I_{LMHC}^k \sin(\varphi_{LMHC}^k) + I_{RMHC}^k \sin(\varphi_{RMHC}^k))\cos(2\pi(2kfs)t)) + ((I_{LMHC}^k \cos(\varphi_{LMHC}^k) - I_{RMHC}^k \cos(\varphi_{RMHC}^k))\sin(2\pi(2kfs)t))] \quad (IV.8)$$

With

$$A_{IM} = \sqrt{A(t)^2 + B(t)^2} \quad (IV.9)$$

$$\phi(t) = \arctan\left(\frac{A(t)}{B(t)}\right) \quad (\text{IV.10})$$

$$A_{IM} \approx I_f^2 + \sum_k (I_{LMHC}^{2k} + I_{RMHC}^{2k}) + [2I_f \sum_k \sqrt{I_{LMHC}^{2k} + I_{RMHC}^{2k} + (2 I_{LMHC}^k I_{RMHC}^k \cos(2\varphi - \varphi_{LMHC}^k - \varphi_{RMHC}^k))}] \sin(2k\omega t - \varphi') \quad (\text{IV.11})$$

$$\text{With } : \varphi' = \arctan\left(\frac{u}{v}\right) \quad (\text{IV.12})$$

$$u = (I_{LMHC}^k \cos(\varphi - \varphi_{LMHC}^k) + I_{RMHC}^k \cos(\varphi - \varphi_{RMHC}^k)) \quad (\text{IV.13})$$

$$v = (I_{LMHC}^k \sin(\varphi - \varphi_{LMHC}^k) - I_{RMHC}^k \sin(\varphi - \varphi_{RMHC}^k)) \quad (\text{IV.14})$$

La composante la plus importante de l'expression (IV.11) est le (2Kfs) qui apparaît dans l'amplitude instantanée. Il est possible d'extraire l'amplitude instantanée appelée l'enveloppe de Hilbert.

IV.3.2 Acquisition des données expérimentales

Les données du banc d'essai utilisées dans cette thèse sont celles du laboratoire "Ampère" site université Claude Bernard, Lyon1, France. Le banc est composé d'un moteur asynchrone triphasé à cage d'écurieul Leroy Somer LS132S, IP 55, Classe F, T°C Normalisée = 40°C, régime Nominal S1. Ce moteur est caractérisé par :

- La tension nominale entre phases : 400 [V].
- La fréquence d'alimentation : 50 [Hz].
- La vitesse nominale : 1440 [tr/min].
- La puissance utile nominale : 5.5 [kW].
- Le facteur de puissance : $\cos\phi = 0.84$.
- Le courant nominal : 11.4 [A].
- Le nombre de paires de pôles : $p = 2$.
- La résistance stator par phase : 1.315 [Ω].
- Le nombre d'encoches au rotor $N_r = 28$,
- Le nombre d'encoches au stator $N_s = 48$.



Figure IV.6 Moteur 5.5 [kW] accouplé à sa charge

Les enroulements du stator sont couplés en étoile. Le moteur est chargé par un frein à poudre. Son couple maximal (100 [Nm]) est atteint à la vitesse nominale. Ce frein est dimensionné pour dissiper une puissance maximale de 5 [kW]. La figure suivante représente le banc moteur.

Toutes les acquisitions seront réalisées en régime permanent sur une durée de 5s. Avec une fréquence d'échantillonnage de 20 [kHz], on obtient 100.000 points pour chacun des signaux mesurés.

IV.3.3 L'application de la transformé de Hilbert

La transformation de Hilbert (HT) est une méthode de démodulation de signal utilisé dans le domaine du diagnostic des défauts tel que le défaut de roulement [6]. L'extraction de l'enveloppe permet d'identifier des indicateurs caractérisant l'apparition de défaut. Les détails théoriques sont représentés dans le chapitre 3 section III.2.1.

IV.3.3.1 L'extraction de l'enveloppe

La transformation de Hilbert donne l'amplitude instantanée du signal de courant alimenté par un convertisseur de fréquence sur une machine avec une 3 barre cassée. Figure VI.7

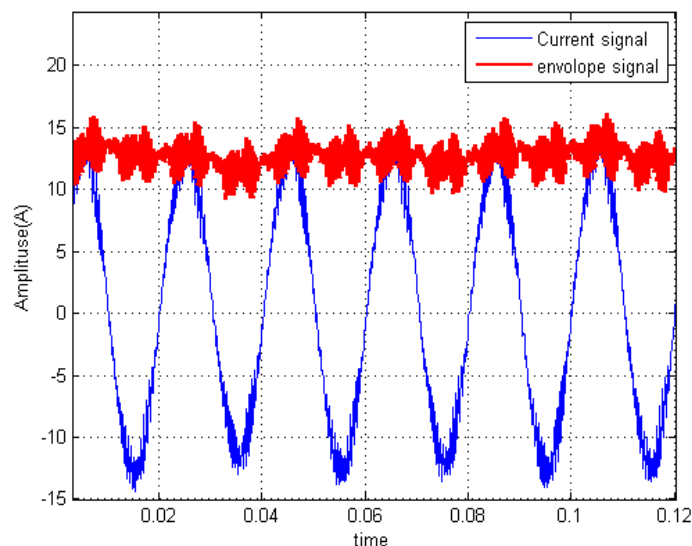


Fig.IV.7 Amplitude instantanée de trois barres cassées.

L'enveloppe obtenue de la figure IV.7 est traitée avec FFT. Comme le montre la figure IV.8 le spectre d'amplitude instantanée (avec un niveau de charge de 25%, 50% et 75%) présente des composantes fréquentielles importantes qui sont localisées dans la bande de fréquence réduite. L'analyse spectrale de l'amplitude montre que les harmoniques ($2f_s$) se détachent du reste du spectre. Cet harmonique obtenu expérimentalement révèle l'existence de défaut cassure de barre. Et confirme le développement théorique de l'équation IV.11.

La fréquence de l'harmonique (f_{2f_s}) de l'équation IV.11, est très sensible à la variation du niveau de charge. En revanche, l'amplitude est également évaluée avec la gravité de défaut (nombre de barres cassées). L'observation des deux indicateurs permet de déduire l'état du rotor et de suivre l'évolution de la composante ($2f_s$) représentée à la figure IV.8 dans le spectre d'une barre cassée ainsi que du cas sain.

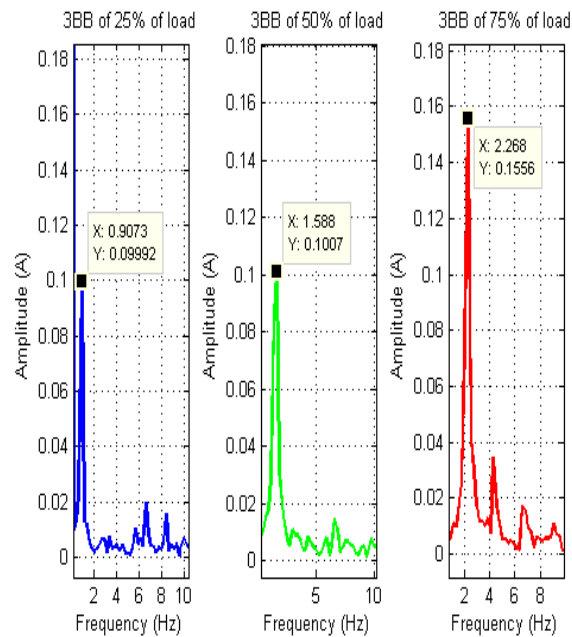


Figure IV.8 Spectre d'enveloppe pour (25%, 50% et 75%) des niveaux de charge du Cas trois barres cassées.

IV.3.3.2 Algorithme d'apprentissage et détection.

IV.3.3.2.1 Le C moyenne floue de regroupement (FCM) :

Le regroupement des données numériques constitue la base de nombreux algorithmes de classification et de modélisation des systèmes. Le regroupement a pour but d'identifier des regroupements naturels de données à partir d'un grand ensemble, afin de produire une représentation consistante du comportement du système. Dans notre cas, il est le moteur à induction. Le regroupement est un outil mathématique qui tente de découvrir les structures d'un certain modèle étudié. Les objets à l'intérieur de chaque groupe ou les sous-ensembles représentent un certain degré de similitude dans une base de données globale.

L'observation fréquentielle de la composante (f_{2f_s}) et l'amplitude associée dans le spectre du défaut une barre cassée et le cas sain sur plusieurs niveaux de charge (25%, 50%, 75%) nous permettent de déduire l'état du rotor. Les données sont représentées dans l'espace à deux dimensions fréquence, amplitude (Freq, Amp). A l'aide de FCM, la méthode a un rôle principal et de regrouper tous les données en classes sain et défaut. Le FCM est une technique de regroupement qui permet à un point d'appartenir ou plusieurs classes. La méthode a été développée par Dunn [10] et améliorée par Bezdek [11]. Elle est fréquemment utilisée dans les domaines de diagnostic de défaut d'une machine à induction.

Les données d'apprentissage (x_i) (Δ) de taille N de la composante (f_{2f_s}) collectées dans tous les cas de fonctionnement du moteur (sain et défaut) sont représentées dans le plan bidimensionnelle (Freq, Amp) (Fig IV.9.10.11). " C_j " est le nombre des groupes, dans notre cas est égal à trois classes $C = \{C_{25\%}, C_{50\%} \text{ et } C_{75\%}\}$ pour chaque type de défaut. On considère (c_j) le centre de chaque groupe définie par l'équation:

$$C_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad IV.15$$

Ou u_{ij} est le degré d'appartenance de la donnée x_i dans le groupe, $u_{ij} \in [0,1]$. Le paramètre $m \in [1, \infty]$ contrôle le poids des données à chaque centre du groupe.

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad IV.16$$

La valeur optimale de (c_j) est donnée par la minimisation de la fonction objective (J) fournie par (IV.17) en résolvant les équations (IV.15) et (IV.16):

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad IV.17$$

Le FCM est appliqué séparément à chaque type de défaut afin d'avoir les centres des différentes classes. Dans les figures IV9, 10 et 11, les résultats de regroupement ont été séparés de manière précise par la définition du centre (c_j) de chaque mode de fonctionnement (sain, une barre cassée, trois barres cassées). Il existe trois classes. Les centres (x) identifient chaque classe. Le C_1, C_2 et C_3 sont les centres de la classe saine. C_4, C_5 et C_6 sont les centres de la classe d'une barre cassée. C_7, C_8 et C_9 sont les centres de la classe trois barres cassées. Les résultats de regroupements confirment que l'indicateur (f_{2fs}) choisi est très efficace pour détecter le défaut de barre cassée.

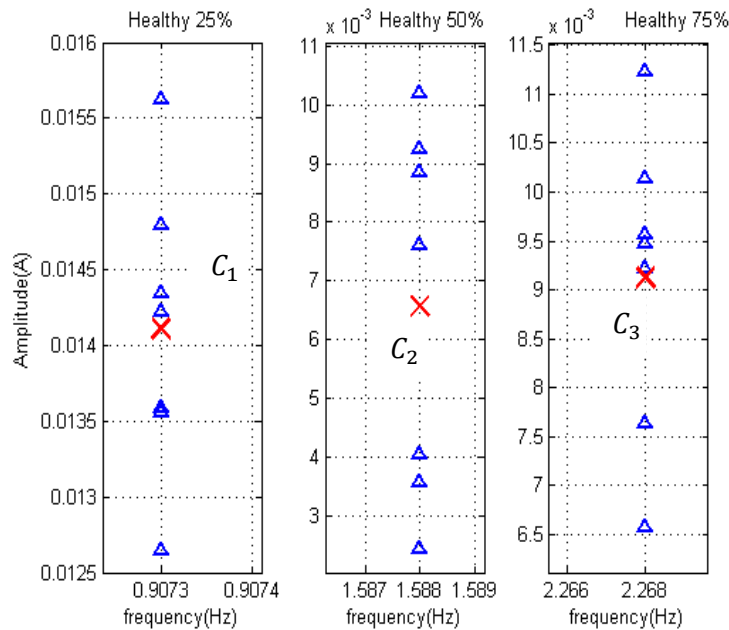


Figure.IV.9. les centres de la classe saine

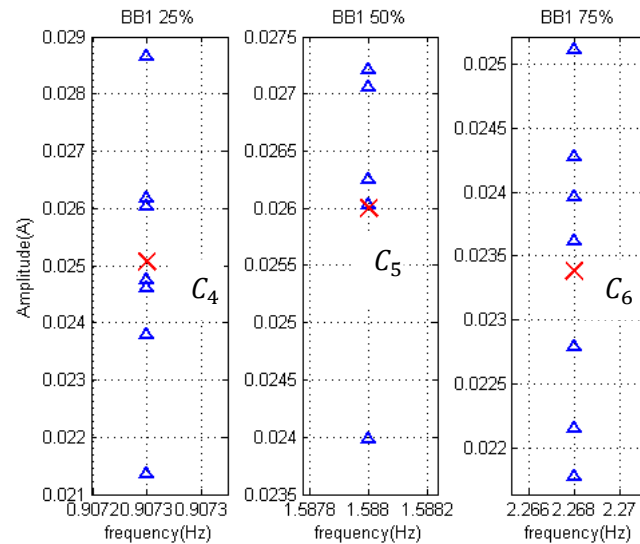


Figure.IV.10. les centres de la classe une barre cassée

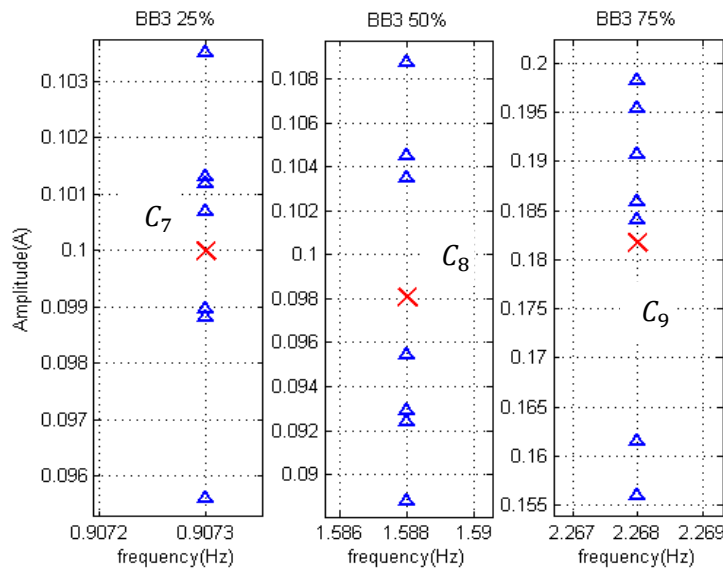


Figure.IV.11. les centres de la classe trois barres cassées

IV.3.3.2.2 Le critère de distance :

Le FCM définit les centres (c_j) de chaque classe. Le Calcul de la distance euclidienne est défini en (IV.18) entre le point de test (P) illustré à la figure IV.11 et le centre de chaque classe.

$$\text{Dist}(C_i, P) = \sqrt{(C_{iFreq} - P_{Freq})^2 + (C_{iAmp} - P_{Amp})^2} \quad \text{IV.18}$$

$i \in [1, 9]$;

Ou (i) est le nombre des classes permettant d'obtenir la matrice de confusion de distance.

Tableau.IV.1 la matrice de confusion de distance

Classification par la distance euclidienne	Mode de fonctionnement		
	sain	1BB	3BB
Niveau de charge			
75%	D3	D6	D9
50%	D2	D5	D8
25%	D2	D4	D7

La valeur minimale de la distance de matrice de confusion nous permet de distinguer la classe la plus proche du point de test (P). En conséquence, les points test sont classifiés dans des classes correspondantes.

La figure IV.12 montre la distance (D) du point de test (P) et le centre des classes C_1, C_4 et C_5 qui sont respectivement le centre de la classe saine à 25% du niveau de charge, la classe de défaut 1BB à 25% et la classe de défaut 1BB à 50%.

Selon la figure IV.12, la petite distance est D5. Le point de test (P) est plus proche du centre C_5 . Cela signifie que P est un défaut d'une barre cassée.

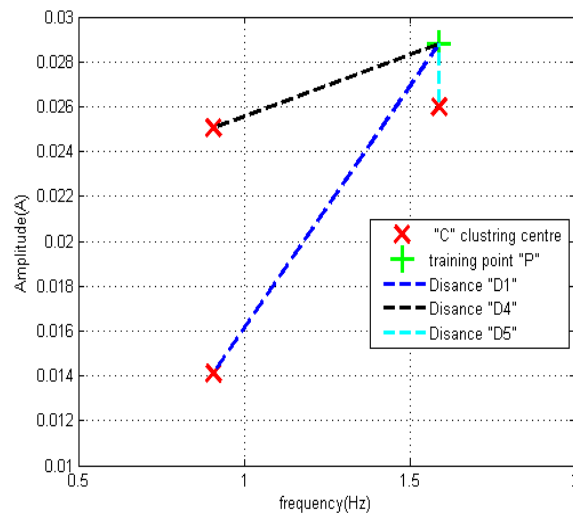


Figure IV.12 Les distances entre le point test P et les centres des classes (c_j)

IV.3.3.2.3 Algorithme de K le plus proche voisin :

Le KNN est un algorithme de classification simple et très puissant, il est basé sur la mesure de la similarité (en fonction de la distance) des échantillons d'un ensemble. Sans la phase d'apprentissage, le KNN emmagasine tous les cas disponibles. Il classe les nouveaux cas en calculant la matrice de distance. Le nombre K détermine les points les plus proches du point que nous voulons classer

L'algorithme KNN est utilisé dans ce travail pour classer les points test définissant les classes (saine et défectueuse) à l'aide de FCM. L'objectif principal est de déterminer à quelle classe le point (P) test appartient par un vote à la majorité de ses voisins de la classe saine et avec défaut

cassure de barre (une barre casse ou trois barres cassées). Le même exemple (figure IV.12). La figure IV.13 représente le point test P par (+) et les points les plus proches par (o). Cela signifie que le point (P) est un défaut de barre cassée.

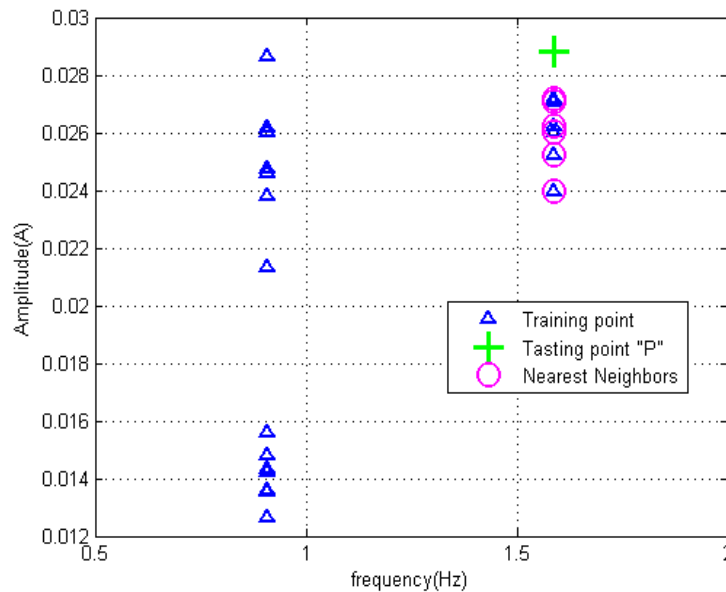


Figure IV.13.l'application du KNN par le point du test (P)

IV.3.3.2.4 Conception du réseau de neurones (NN)

Dans cette section, nous utilisons le réseau de neurones multicouches (RN). Le (backpropagation algorithm) (BP) est largement utilisé dans les problèmes de classification pour détecter automatiquement le défaut de barre cassée. L'entrée du NN est fixée sur la base des indicateurs de défaut, afin d'obtenir un NN efficace pour la phase de la détection.

L'apprentissage du (RN) est effectué à l'aide des données des figures IV 9 .10.11, car le réseau conçu doit être généralisé à l'aide des données d'apprentissage couvrant toute la gamme des états fonctionnelles possibles (sains et défectueux).L'entrée du (RN) est [Amp, Freq] de la composante 2fs (Figures IV .10-11) forme une rangée de 63 échantillons successifs. Les trois conditions de fonctionnement de la machine: niveau de charge de 25%, 50% et 75% sont les suivantes:

- ❖ Le cas sain (21 échantillons)
- ❖ Le cas une barre cassée (21 échantillons)
- ❖ Le cas trois barres cassées (21 échantillons)

Un ensemble de données à la sortie du RN est nécessaire pour réaliser un apprentissage supervisé. Cet ensemble est construit en fonction de chaque échantillon de l'ensemble d'entrée par la sortie souhaitée T_i . La cible obtenue $T = [T1; T2; T3]$ est présentée à la figure IV.14 comme suit:

- ❖ $T=[0 ;0 ;0]$ pour le cas sain
- ❖ $T=[0 ;1 ;0]$ pour les cas une barre cassée
- ❖ $T=[0 ;0 ;1]$ pour les cas trois barres cassées

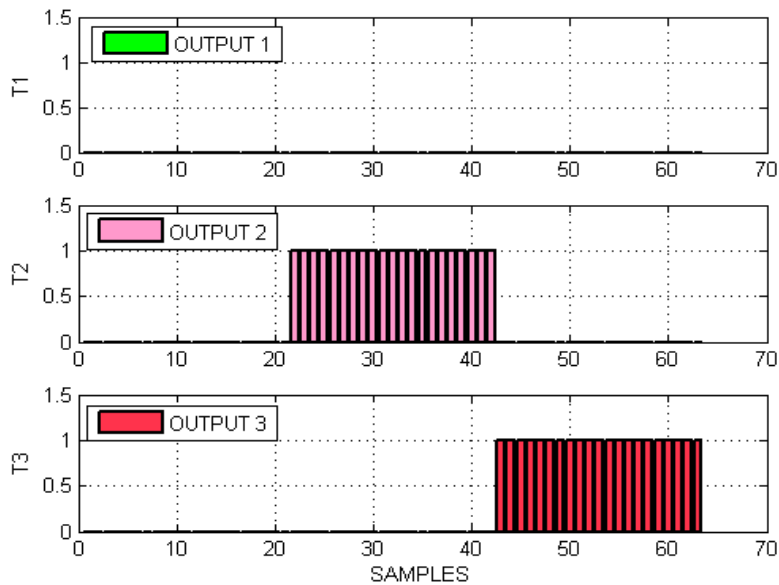


Figure IV. 14 la sortie désirée du RN

Le NN utilisé comprend une seule couche cachée. Dans le but de trouver une structure optimale du nombre de neurones de la couche cachée, nous commençons avec quelques neurones et nous effectuons un apprentissage, puis ajoutons plus de neurones jusqu'à atteindre le nombre final dans cette couche. Elle permet de donner une erreur quadratique moyenne (MSE) minimale.

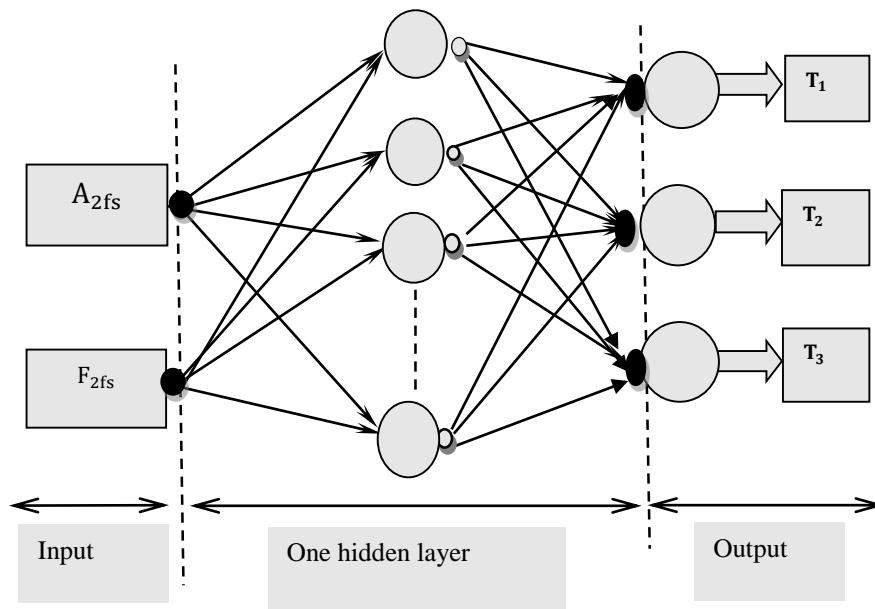


Figure IV.15 L'architecture du RN

La structure optimale du réseau de neurones MLP est obtenue par 6 neurones dans la couche cachée (Figure IV.15). Après 600 époques, la performance du MSE est atteinte $1.2107 \cdot 10^{-22}$ en utilisant l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt. La fonction d'activation des couches cachées est "tansig" et la couche du sortie est "logsig". Le RN

est capable de produire une sortie désirée d'une faible erreur (Figure IV.16). Cela montre que le RN a bien appris les données d'entrée.

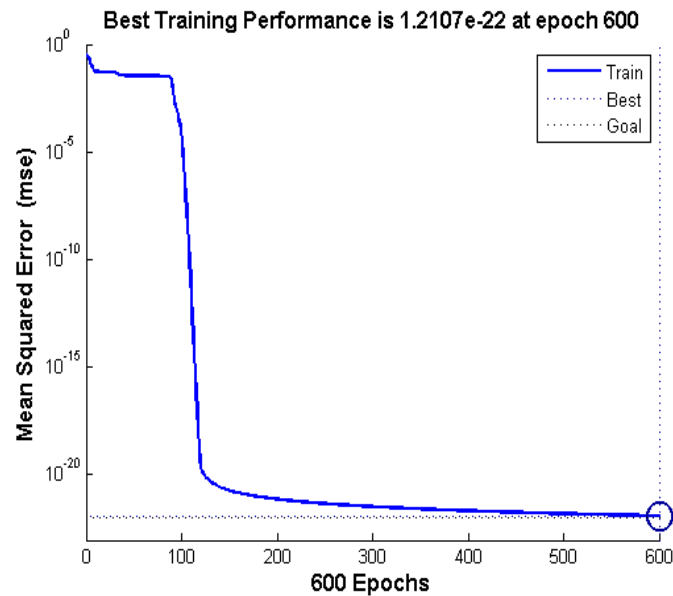


Figure IV.16. La performance d'apprentissage du RN

IV.3.3.2.5 Interface graphique du système de détection des défauts et les résultats expérimentaux

L'algorithme de détection illustré à la figure IV.17 comprend la phase d'apprentissage de la méthode proposée et du RN. Nous introduisons un test pour voir sa capacité de détecter un défaut de barre cassée avec des données expérimentales non apprises par le RN et la méthode proposée. L'algorithme de la figure IV. 17 est intégré dans une interface graphique (GUI). Son rôle principal est d'évaluer les signaux test acquis depuis la machine de la (fig IV.19.a). La méthode proposée et RN sera contrôlée selon 15 signaux: 5 signaux pour chaque niveau de charge. Le signal test introduit par le bouton (Update signal). L'interface graphique (fig IV.17) exécute le chemin du test représenté par la flèche rouge dans l'algorithme lorsque le bouton (Diagnostic) est cliqué. L'architecture obtenue à la figure IV.15 sera évaluée.

Les résultats des tests sont présentés à la figure 15. D'après les résultats, nous pouvons remarquer que le RN est capable de détecter et d'identifier correctement le nombre de barres cassées dans le rotor pour tous les échantillons expérimentaux figure IV.19.b. La méthode proposée a démontré une efficacité élevée de détection et de classification des signaux d'essai. Les résultats sont présentés dans le tableau 2.

Tableau IV. 2. Résultats de la méthode proposée sur les signaux du convertisseur de fréquence.

Méthode	Le cas sain	Une barre cassée	Trois barres cassées
KNN	15/15	15/15	15/15
Critère de la distance	15/15	15/15	15/15

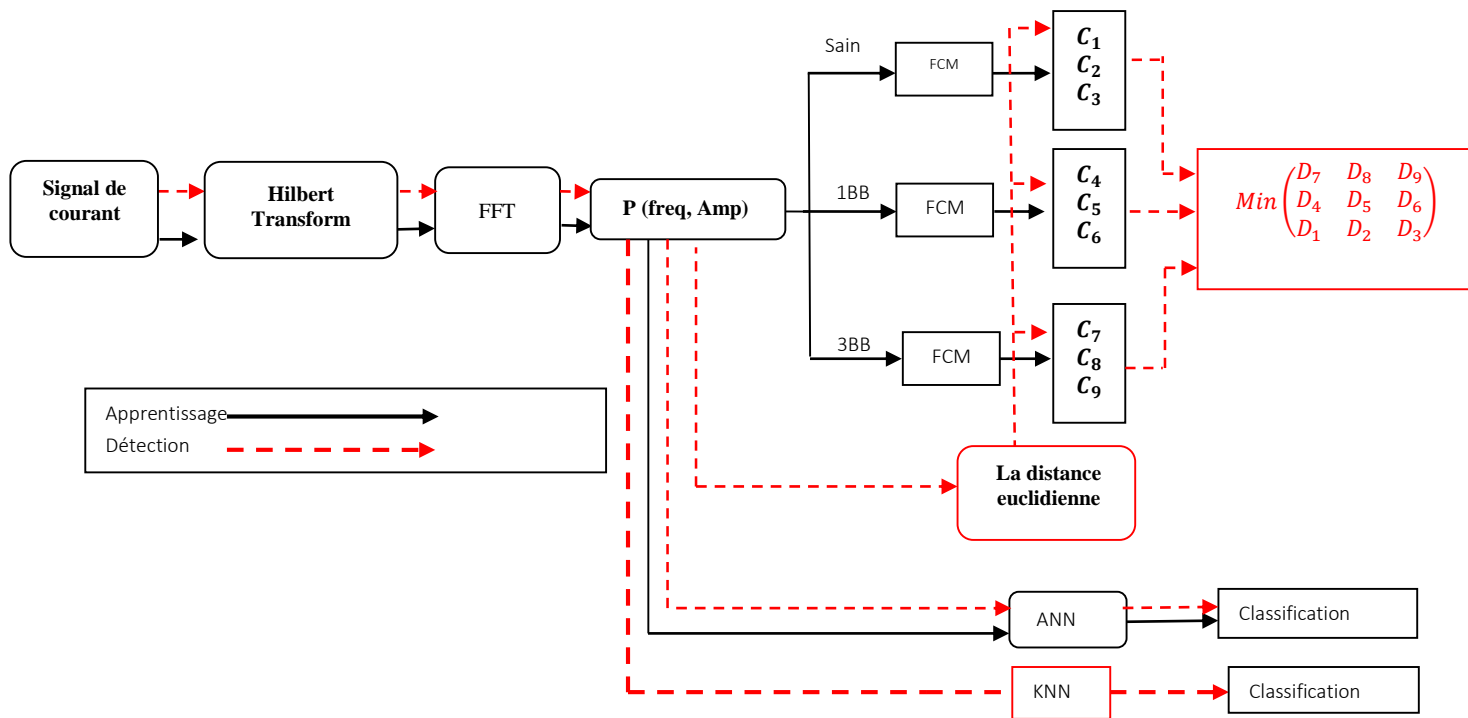


Figure IV.17. Algorithme de détection du défaut barre cassé



Figure IV. 18 .GUI développé pour la surveillance des défauts de barres cassées.

IV.3.3.2.6 ÉVALUATION EXPERIMENTALE

Un autre essai est effectué pour évaluer l'algorithme développé à la figure IV.17 intégré dans l'interface graphique de la figure IV.18. La GUI a démontré une capacité de détection importante (tableau 2) et figure 19.b. Le moteur à induction (fig IV.19.a) avec des barres cassées est alimenté par le réseau d'alimentation dans la phase test. Cette procédure nous a permis de générer des harmoniques à partir du spectre de l'enveloppe de Hilbert comme l'illustre la figure IV.20. Ces harmoniques ne sont pas appris par l'interface graphique pour tester la capacité de détection.

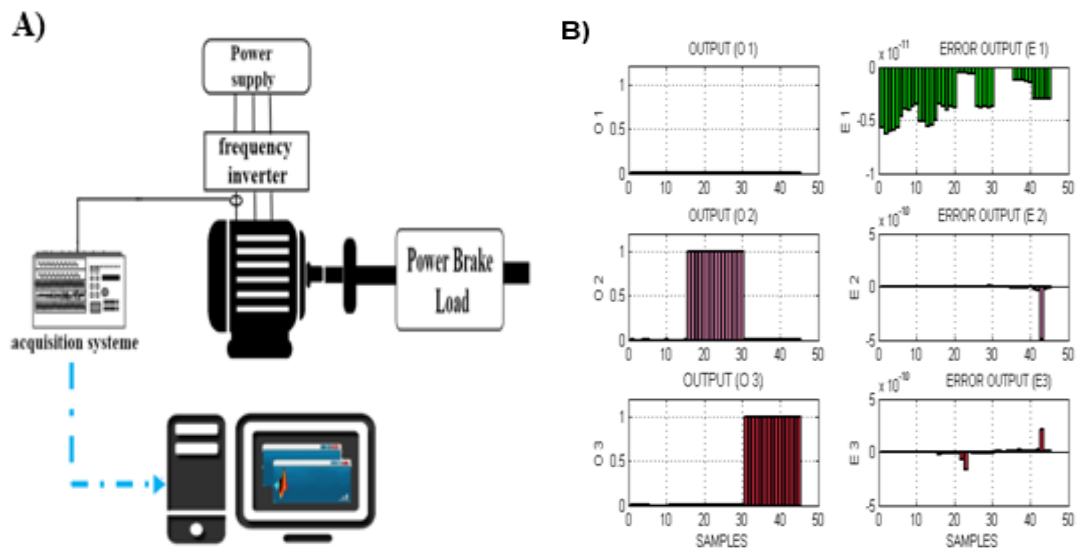


Figure IV.19 a) L'implémentation du GUI ;b) la sorties du RN de test (à gauche) et erreur (à droite).

La figure IV.20 montre le spectre de l'enveloppe d'un moteur à induction trois barres cassées. Le pic spectral obtenu caractérise l'apparition du défaut gardant la sensibilité du ce dernier. Le processus de classification des points tests est défini par la flèche rouge dans l'algorithme de la figure 16. Nous effectuons un test calculant la distance euclidienne entre les centres des classes (figures IV9-11) et le pic spectral de la figure IV.20. Les résultats sont résumés dans le tableau 3.

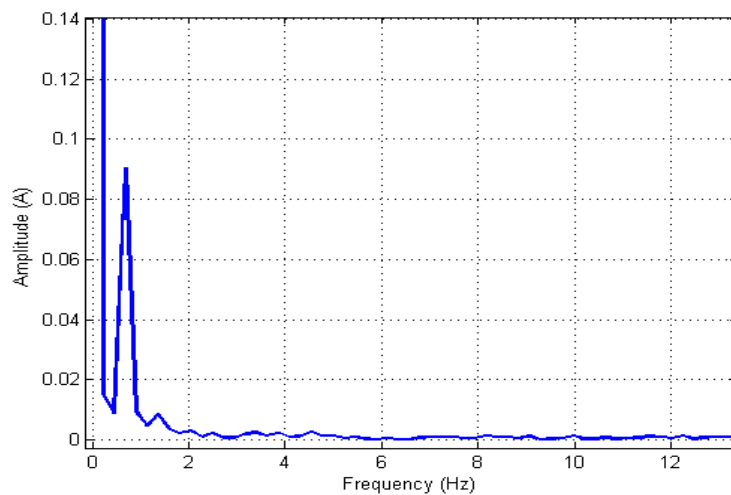


Figure IV.20.a Spectre d'enveloppe du défaut 3BB d'un moteur alimenté par le réseau.

Tableau IV.3 : Les résultats de la classification par le critère de distance euclidienne.

Niveau de charge	Le cas sain	Une barre cassée	Trois barres cassées
75%	1.5904	1.5896	1.5894
50%	0.9128	0.9109	0.9076
25%	0.2442	0.2404	0.2269

Dans le tableau 3, la distance minimale (= 0,2269) est comprise entre le point de test et le centre C7. Cela signifie que le point de test est proche de la classe du défaut trois barres cassées à un niveau de charge de 25%.

Une autre méthode de classification a été utilisée dans l'algorithme de la figure 13 basée sur le critère de distance KNN. La phase d'apprentissage est réalisée par 63 échantillons (Fig.IV.9-11), chaque type de défaut contient 21 échantillons. Le KNN détermine les points les plus proches du point test. Le vote majoritaire peut définir à quelle classe appartiennent les points que l'on souhaite classer. Le KNN calcule la distance entre le point de test de la figure IV.20 .a et tous les données d'apprentissage (63 échantillons) des (figIV.9.10.11). Chaque classe de défauts contient 7 échantillons, le point de test (figIV.20.b) est le plus proche de la classe de défaut à trois barres cassées à 25% de charge,

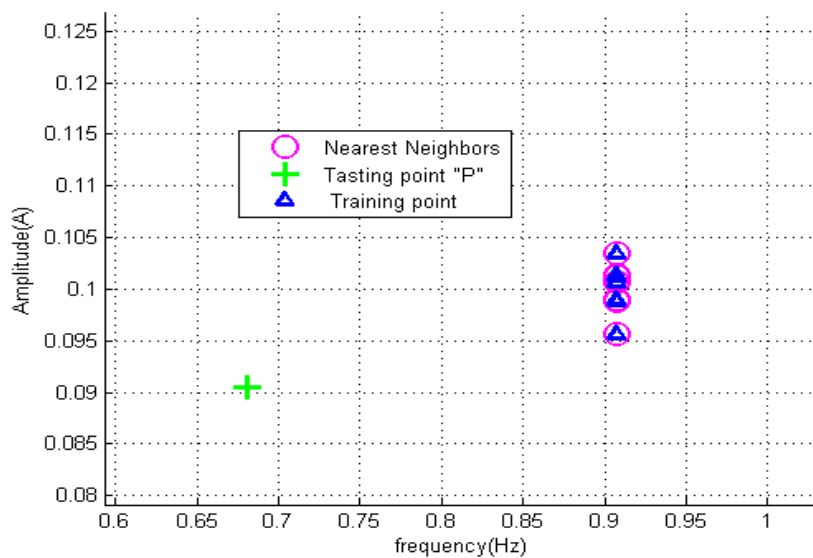


Figure IV .20 .b La classe la plus proche du point test (P).

Le tableau 4 résume la précision des résultats selon les méthodes proposées des cas sains, les défauts 1BB et 3BB d'une charge de 25%, 50% et 75%. Les trois méthodes de classification sont testées sur 45 échantillons (15 signaux pour chaque niveau de charge).

Le tableau IV. 4 La précision de détection

Méthode	Le cas sain	Une barre cassée	Trois barres cassées
Le critère de distance	97.77%	93.33%	100%
Le KNN	97.77%	93.33%	100%
Le RN	97.77%	93.33%	100%

La précision obtenue par l'algorithme proposé est identique à celle du (RN) qui dépend de l'indicateur choisi, présente une bonne sensibilité au défaut. Par ailleurs, la détection d'un faible glissement détermine la cause d'utilisation du MCSA sur la base du spectre d'enveloppe de Hilbert. La détection dans ce cas est effectuée avec une erreur réduite. La cause de l'erreur pourrait-être attribuée à l'imperfection de la base des données d'apprentissage dû à des erreurs de mesure.

IV.4 Détection du défaut déséquilibre des phases :

Le déséquilibre des phases peut se produire dans tous les systèmes triphasés. Il provoque des effets négatifs sur le moteur à induction tels que l'augmentation des pertes : température, vibrations, le bruit acoustique, dégradation de l'isolation électrique, et la réduction de la durée de vie [12]. La surveillance du niveau de déséquilibre appliquée à l'extrémité moteur est essentielle. Selon les directives de la National Electrical Manufacturers Association (NEMA)[13] : le fonctionnement du moteur d'une durée supérieure à 5% d'un déséquilibre n'est pas recommandé. L'évaluation du degré de déséquilibre de phase est basée sur la définition de la norme NEMA (voltage Unbalanced Percentage (VUP)) ou de la (the International Electrotechnical Commission (CEI))(Facteur de tension non équilibrée (VUF))[15]-[16]. La définition du CEI dépend de la relation entre l'amplitude des séquences directes et inverses pour déterminer le degré de déséquilibre. L'analyse de ce type de défaut a été dominée par la méthode des composantes symétriques. Le schéma équivalent des séquences inverses et directes du moteur à induction est utilisé dans [17]-[18]. Elle nécessite un long procédé de calcul. Le déséquilibre se caractérise également par l'apparition d'une composante de fréquence inverse à (-50 Hz) dans le spectre du vecteur courant et tension du stator [19]. Ce déséquilibre produit un champ en rotation opposé au champ produit par la séquence directe qui affecte le couple développé par le moteur à induction. Lashkari et al [20] présentent une technique basée sur l'évaluation de l'amplitude de séquence négative pour détecter le défaut de déséquilibre de tension. Une autre technique dans [21] a introduit la transformée de Hilbert et Park pour détecter le défaut de déséquilibre de tension et le défaut de barre cassé du spectre (Hilbert Modulus Current Space Vector)(HMCSV) et Hilbert Phase Current Space Vector (HPCSV). D'autre part, l'analyse a été réalisée dans une large bande de fréquence pour extraire les indicateurs caractérisant l'apparition des défauts considérés.

IV.4.1 La théorie de l'algorithme de détection

IV.4.1.1 L'analyse multi- résolution

Les ondelettes sont des fonctions satisfaisantes à l'exigence de localisation temporelle et fréquentielle dans le temps (par la translation) et la fréquence (par la dilatation). Elle peut produire plusieurs résolutions dans les deux domaines. Le signal peut-être reproduit avec précision.

IV.4.1.2 La motivation de l'utilisation de la transformée d'ondelette discrète

La transformée en ondelette est largement utilisée dans le domaine du diagnostic. Elle donne une meilleure description des signaux non stationnaires par rapport à d'autres outils classiques tels que la transformée de Fourier à court terme (STFT) [22]. Les transformées en ondelette continue et discrète sont les deux principales catégories de transformées. L'analyse multi-résolution en ondelette (MRA) est une méthode puissante d'analyse bien adaptée aux signaux générés par les défauts.

La transformée en ondelette continue (CWT) d'un signal $x(t)$ est défini comme suit :

$$CWT(w, a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad IV.19$$

Ou :

Ψ : la fonction d'ondelette

a: le paramètre d'échelle(dilatation)

b: le paramètre de translation

La *CWT* fournit un outil puissant d'analyse multi-résolutions temps-fréquence pour révéler les caractéristiques transitoires des signaux non stationnaires (vibration ou courant) utilisées dans le domaine du diagnostic. La transformée en ondelette discrète (*DWT*) est basée sur les sous-bandes des fréquences. Les fonctions de base orthogonale sont des familles de fonction de dilatation, $\varphi(t)$ et d'ondelette (t).

La discret ondelette est définie par la relation :

$$DWT(x, a, b) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_k^N x(k) \Psi\left(\frac{t - ka_0^m}{a_0^m}\right) \quad IV. 20$$

Où les paramètres (a) et (b) de (5.1) sont remplacés par (a_0^m) et (ka_0^m) respectivement (k) et (m) étant des variables entières associés à l'ondelette est une fonction de l'échelle $\varphi(t)$. La fonction de l'échelle $\varphi(t)$ avec la fonction d'ondelette (t) crée un (AMR) du signal ou l'analyse multi résolution.

La fonction de l'échelle d'un niveau peut être représentée comme la somme d'une fonction de l'échelle du prochain niveau.

$$\varphi(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(n) \sqrt{2} \varphi(2t - n) \quad IV. 21$$

La fonction d'ondelette est également liée à la fonction de l'échelle par :

$$\Psi(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h_1(n) \sqrt{2} \varphi(2t - n) \quad IV. 22$$

Où $h_1(n)$ et $h(n)$ représentent respectivement les fonctions de la mise de l'échelle et d'ondelettes et sont liés par :

$$h_1(n) = (-1)^k h(1 - k) \quad IV. 23$$

Alors le signal peut être représenté en coefficients d'approximation $A_{j,k}$ à travers le produit scalaire du signal $x(t)$ et l'échelle $h(n)$ défini par la relation suivant :

$$A_{j,k} = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(n) A_{j-1,2k+n} \quad IV. 24$$

Les coefficients de détails $D_{j,k}$ sont obtenus à partir des coefficients d'approximation $A_{j,k}$ par filtrage en utilisant le filtre $h_1(n)$:

$$D_{j,k} = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h_1(n) A_{j-1,2k+n} \quad IV. 25$$

Mallat introduit une mise en œuvre très puissante bien adaptée aux signaux non stationnaires [23]. Grâce au processus de filtrage passe-bande dyadique, le signal peut être représenté sous la forme d'une série d'approximations et de détails successifs, comme illustré à la Figure.IV.21. La décomposition est effectuée par un processus répétitif utilisant un système de filtrage [24]. Le

signal d'entrée $x(t)$ subit un filtrage: un filtre passe-bas (LPF) et un filtre passe-haut (HPF). À chaque niveau de décomposition, les coefficients du filtre passe-haut sont appelés coefficients de détail (D) et les coefficients du filtre passe-bas sont appelés coefficients approximation (A). Le résultat de la décomposition donne le signal $x(t)$ sous la forme d'approximations (A_n) et des détails (D_n). (N_t) Est la longueur totale du signal $x(t)$. (j) est les niveaux de décomposition et (n) présente le nombre total de décomposition $f_s=20000\text{Hz}$. Le détail (D_n) contient les informations concernant les composantes de fréquence comprises dans l'intervalle:

$$f(d) \in [2^{-(j+1)} \cdot f_s, 2^{-j} \cdot f_s] \text{Hz} \quad \text{IV. 26}$$

Le signal d'approximation (A_n) contient les composantes de basse fréquence du signal dans l'intervalle:

$$f(a) \in [0, 2^{-(n+1)} \cdot f_s] \text{Hz} \quad \text{IV. 27}$$

La somme des détails et de l'approximation nous permet de reconstruire le signal $x(t)$.

$$x(t) = a_j + \sum_{i=1}^n d_j \quad (i < j) \quad \text{IV. 28}$$

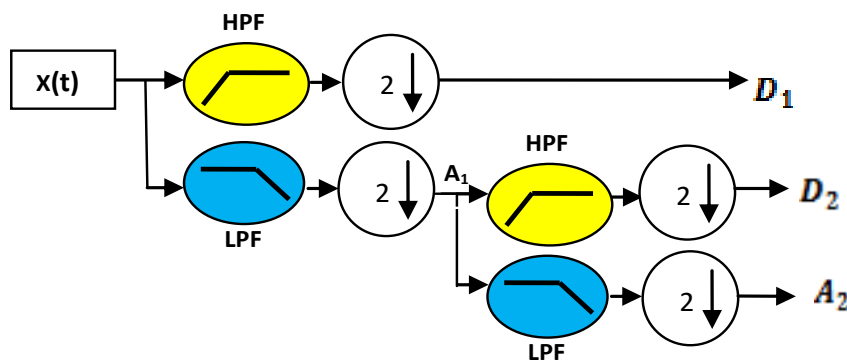


Figure IV.21 ; Principe de décomposition DWT

Les résultats obtenus par cette transformation sont une meilleure résolution en fréquence pour les basses fréquences et une résolution temporelle élevée en hautes fréquences, en supprimant les informations redondantes du signal.

IV.4.1.3 La Transformée du Hilbert Huang

Le HHT est une nouvelle méthode d'analyse temps-fréquence, introduite pour la première fois en 1998 par Huang et al [25]. Cette méthode présente une certaine souplesse dans le traitement des signaux non stationnaires. Il décompose un signal complexe en plusieurs composantes modulées en amplitude et en fréquence nommée IMFs (Intrinsic Mode Function). L'extraction des IMF est non linéaire, alors que leur recombinaison est assez linéaire. Cette méthode a montré ses capacités en tant qu'outil puissant d'analyse adaptative multi-échelles de signaux non stationnaires.

L'DEM n'a pas de formulation analytique, c'est une méthode algorithmique définie par l'algorithme de tamisage. Il décompose d'une façon adaptative un signal d'une somme de composantes oscillantes ont une forme d'onde de moyenne nulle. Le processus de tamisage suit l'algorithme de la figure IV.22. Le processus d'extraction IMF est terminé lorsque le résidu ne contient plus d'extrema. Cela signifie que le résidu devient une fonction monotone. Les IMFs

résultantes suivent une loi de modulation en amplitude et en fréquence (comportement oscillant) naturellement de type mono-composante.

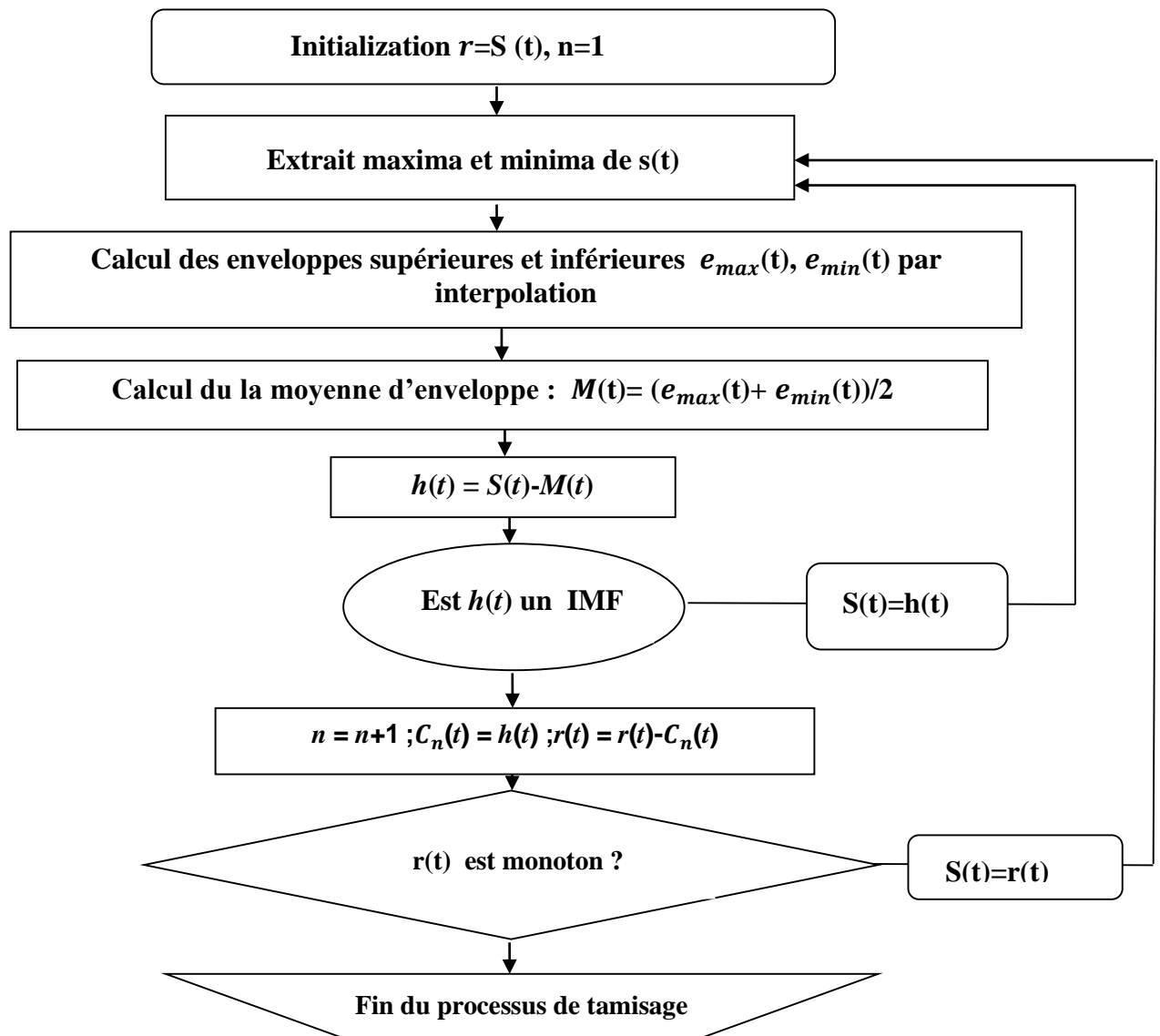


Figure .IV. 22. L’Organigramme de l’algorithme EMD

IV.4.1.4 L’application de l’algorithme de détection

Le nombre approprié des niveaux de décomposition (n_d) basé sur la fréquence d’échantillonnage du signal analysé est montré dans le tableau 5. Ce paramètre doit-être choisi de manière à que le niveau minimum de décomposition est nécessaire pour obtenir un signal d’approximation (A_{nf}) d’une façon à ce que la limite supérieure de la fréquence associée à la décomposition soit inférieure à la fréquence fondamentale qui est décrite par la condition suivante:

$$2^{-(n_d+1)} f_s \leq f \quad IV. 29$$

A partir de cette condition, les niveaux de décomposition du signal sont donnés par l'intégrale suivante :

$$n_d \geq \text{int} \left(\frac{\log \left(\frac{f_s}{f} \right)}{\log(2)} \right) + 1 \quad \text{IV.30}$$

Tableau IV.5: Différentes bandes de fréquence des signaux défectueux et sains

niveau	bandes de fréquences fs = 20000 Hz	niveau	bandes de fréquences fs = 20000 Hz
D1	5000 - 10000 Hz	D6	156.25 - 312.5 Hz
D2	2500 - 5000 Hz	D7	78.125 - 156.25 Hz
D3	1250 - 2500 Hz	D8	39.0625 - 78.125 Hz
D4	625 - 1250 Hz	D9	19.531- 39.0625Hz
D5	312.5 - 625 Hz	D10	9.765 - 19.531 Hz

Après avoir défini le nombre approprié de niveau de décomposition (tableau IV.5), la sélection de l'ondelette mère présente une étape très importante. Il existe plusieurs types d'ondelettes mères (Daubechies, coiflet, simlet, biorthogonal, etc ...) avec des propriétés différentes, [26]. Dans notre étude, la famille d'ondelette de Daubechies a été utilisée pour l'analyse multi-résolution et précisément le (db44). Selon les résultats de [26], l'ondelette orthogonale de daubechies d'ordre supérieur (db44) a été employée dans le domaine de diagnostic de défaut de barre cassée. Par conséquent, elle nous donne un filtrage plus idéal et minimise le chevauchement entre les bandes de fréquence. Cela est dû à la longueur du filtre de (db44), comme illustré dans la figure IV.23.

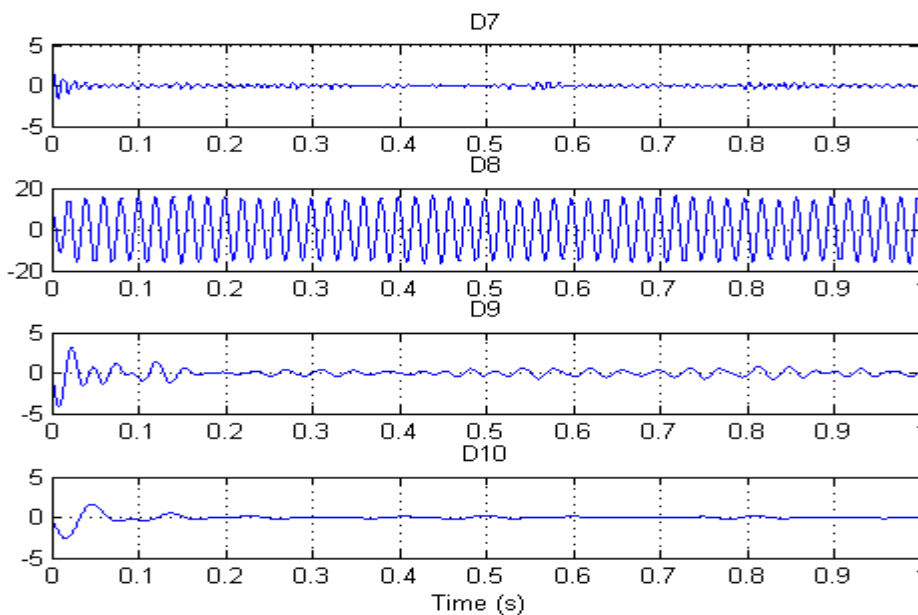


Figure.IV.23 La décomposition du signal de courant défectueux pour trois barres cassées alimentées par un convertisseur de fréquence

On peut affirmer que la bande de fréquence pouvant fournir des informations sur l'existence ou non du défaut cassure de barre et le défaut déséquilibre de phase peut être limitée à la bande de fréquence [39.0625 78.125 Hz]. Dans cette bande de fréquences, on recherche la signature du défaut après l'application de l'algorithme EMD de décomposition empirique modale (figure IV.22).

La bande de fréquence D8 obtenue du DWT est décomposée en une somme de signaux mono-composante appelée fonction de mode intrinsèque (IMF). La figure IV.24 décrit les quatre premières IMF après l'application du DEM (figure IV.24). Les composantes avec la période la plus courte (haute fréquence) sont identifiées et décomposées dans le premier IMF. Les composantes de longues périodes (basses fréquences) sont ensuite identifiées et décomposées par ordre Figure IV.24.

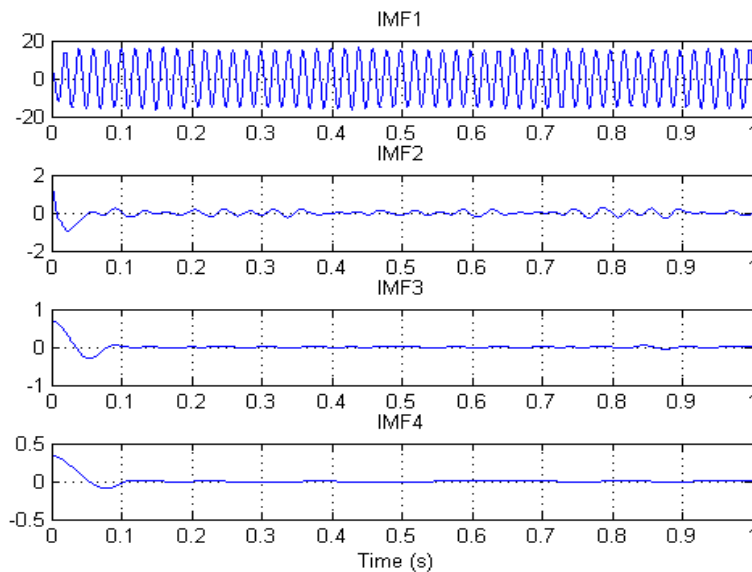


Figure .IV.24 Les IMF du D8 d'un défaut trois barres cassées alimentées par un convertisseur de fréquence

Les différentes étapes de l'algorithme de filtrage et de détection du défaut de barre cassé et du déséquilibre de phase sont schématisées à la figure. IV.25

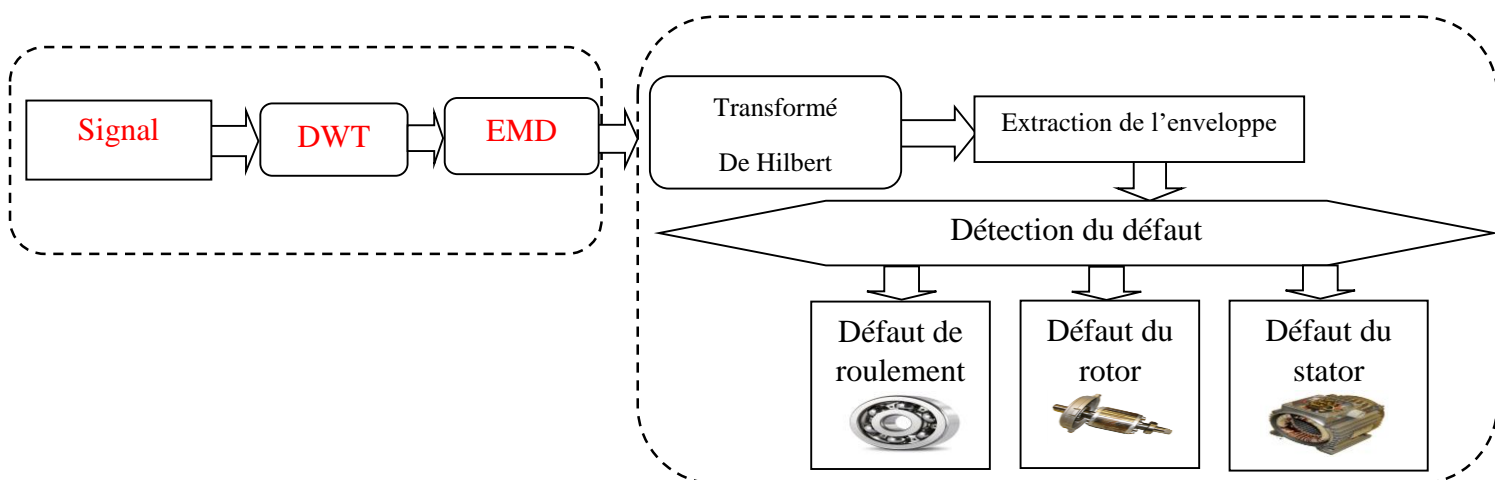


Figure .IV.25 Les différentes étapes de l'algorithme de filtrage et de détection

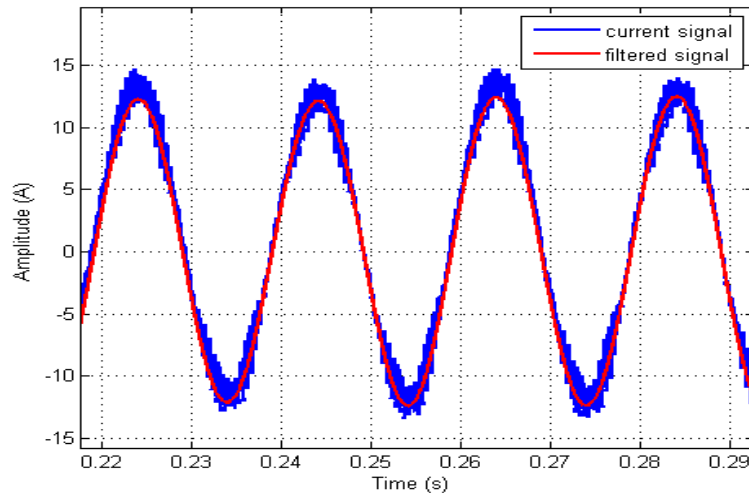


Figure. IV.26. Le courant de défaut du signal trois barres cassées alimentées par un convertisseur (bleu), le signal filtré par l'algorithme (rouge)

La figure. IV.26 représente le signal de courant du convertisseur de fréquence en bleu et le signal filtré (en rouge) analysé par DWT et EMD, d'où les informations redondantes ont été totalement supprimées. L'algorithme de détection de la figure IV.25 a été testé sur les différents niveaux de charge du défaut (cassure de barre et déséquilibre des phases) d'un moteur alimenté par un convertisseur de fréquence.

La figure IV.27 définit la différence entre l'enveloppe filtrée et l'enveloppe non filtrée du signal courant contenant un défaut à trois barres cassées. L'analyse du signal par l'algorithme (figIV.25) nous permet d'éliminer les informations redondantes et donne une enveloppe qui montre clairement les fluctuations produites par le défaut de barre cassée.

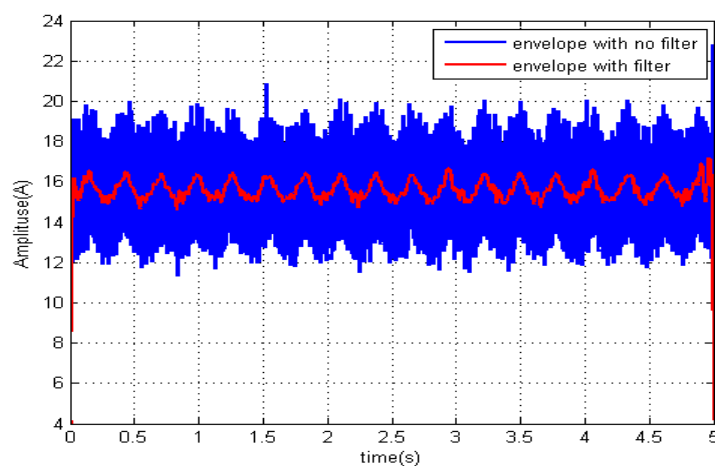


Figure IV.27 L'enveloppe de trois barres cassées est alimentée par un convertisseur (bleu), l'enveloppe du même défaut filtré par l'algorithme (rouge).

La figure IV.28 représente l'enveloppe extraite par l'algorithme pour un niveau de charge (100%), des fluctuations de durée de $1 / 2f_s$ pour le défaut à trois barres cassées par rapport au cas sain.

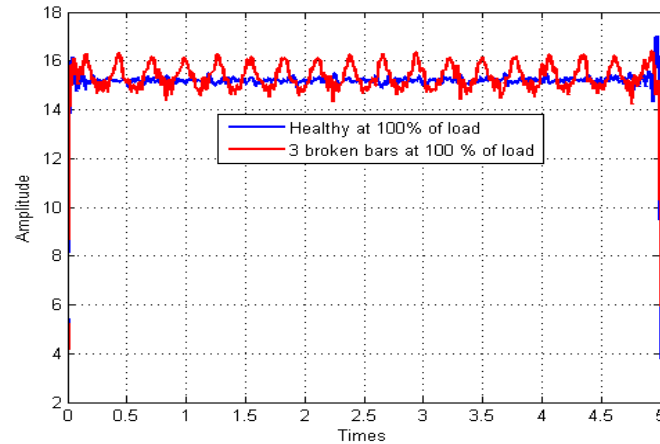


Figure. IV.28. l'amplitude instantanée du IMF avec trois barres cassées (rouge) et sain (bleue) à 100% de la charge fournie par un convertisseur de fréquence.

La figure. IV.29 montre le spectre de l'amplitude instantanée traitée à l'aide du FFT qui représente la composante de fréquence ($2fs$), où (f) est la fréquence fondamentale et (s) le glissement. L'amplitude et la fréquence de ces composantes ($2fs$) sont directement proportionnelles à l'augmentation du niveau de charge (25%, 50%, 75% et 100%).

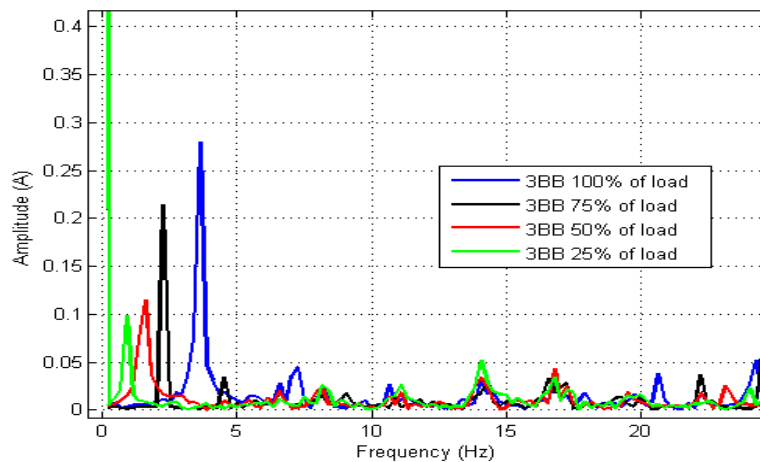


Figure. IV.29–La superposition du spectre des quatre enveloppes pour les niveaux de charge (100%, 75%, 50% et 25%), pour un rotor à trois barres cassées (3BB) alimenté par un convertisseur de fréquence.

IV.4.1.5 Le défaut déséquilibre des phases

La figure IV.30 représente le système d'alimentation triphasée avec un déséquilibre de 5%. L'extraction de l'enveloppe des trois phases du signal de courant permet d'identifier de manière précise la phase défaillante par rapport au cas sain.

Les figures IV.31 démontre les variations de la valeur RMS de l'enveloppe extraite en fonction de la variation du niveau de charge (25%, 50%, 75% et 100%). Les valeurs du RMS sont extrêmement sensibles au défaut et présente un bon indicateur de défaut déséquilibré de phase (5%,10%).

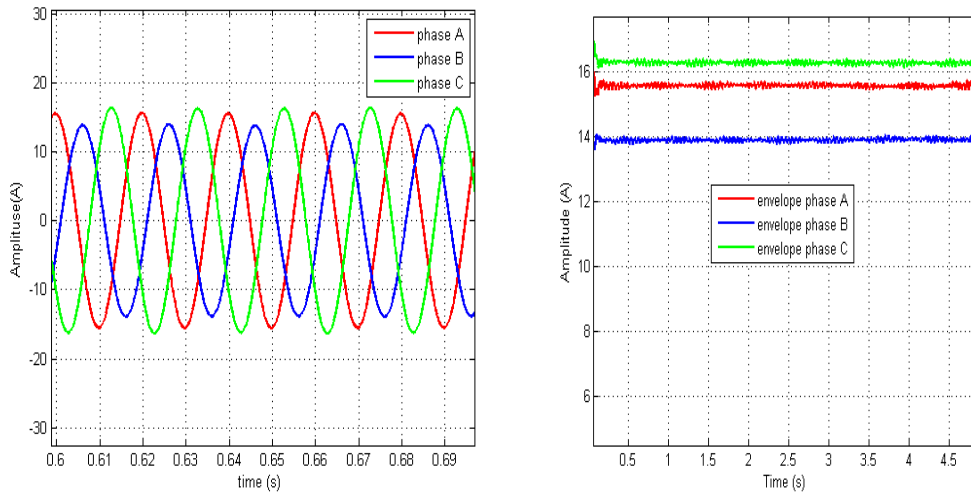


Figure IV.30 Le déséquilibre de 5% en phase B

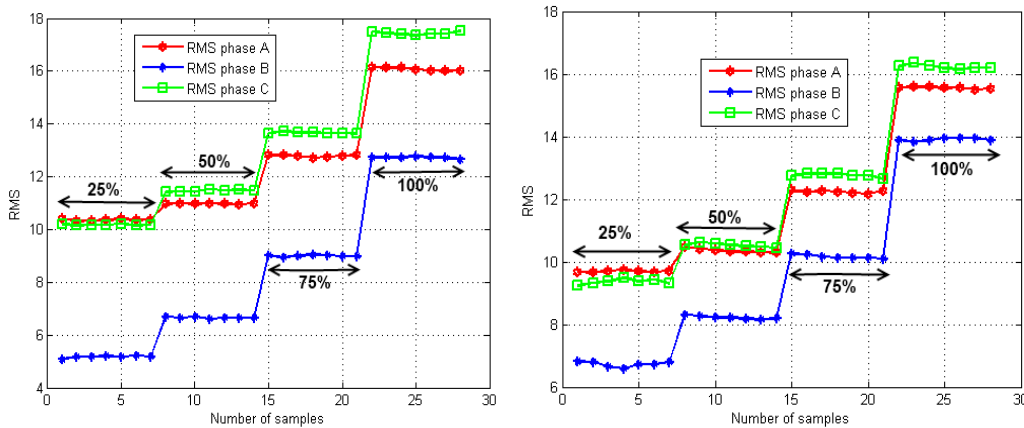


Figure IV.31. Les valeurs du RMS de l'enveloppe pour un déséquilibre de 5% et 10% en phase (B)

IV.4.1.6 La classification du défaut déséquilibre des phases

Dans cette section, il est proposé de classer le défaut de déséquilibre de phase, via la logique floue. L'objectif principal est de construire un système expert intégré dans une interface graphique (GUI) sous le logiciel Matlab afin de réaliser un diagnostic en ligne. Les résultats expérimentaux ont montré que les valeurs RMS ont un indicateur très sensible et efficace à tous les niveaux de charge pour classer le défaut. D'autre part, les valeurs RMS interférentes des phases défaillantes et saines compliquent la tâche de classification. Sur la figure IV.31, les valeurs RMS d'une phase non équilibrée d'un niveau de charge de 75% interfèrent avec les valeurs RMS des phases saines à un niveau de charge de 50%. Le même phénomène se répète avec les autres niveaux de charges. Si nous considérons ces valeurs comme des entrées du système flou, chaque entrée doit être représentée sous la forme d'une variable linguistique et des fonctions d'appartenance. La tâche de classification est compliquée par la construction des règles qui déterminent avec précision l'état de la machine. Le nombre des règles devient très grand pour éviter toutes les erreurs de classification entre un RMS sain et un RMS défectueux. Pour résoudre ce problème, la variance (VAR) et la valeur moyenne (AVR) entre les trois valeurs du RMS des enveloppes sont considérées pour donner une meilleure solution et de réduire à deux le nombre d'entrées dans le système flou. La variance et la moyenne sont définies par:

La moyenne des valeurs des RMS (AVR) est définie par :

$$AVR = \frac{\sum_{i=1}^N RMS_i}{N} \quad (IV.31)$$

La variance des valeurs des RMS (AVR) est définie par :

$$VAR = \frac{\sum_{i=1}^N (RMS_i - AVR)^2}{N} \quad (IV.32)$$

N=3 le nombre des valeurs du RMS d'enveloppe du système triphasé

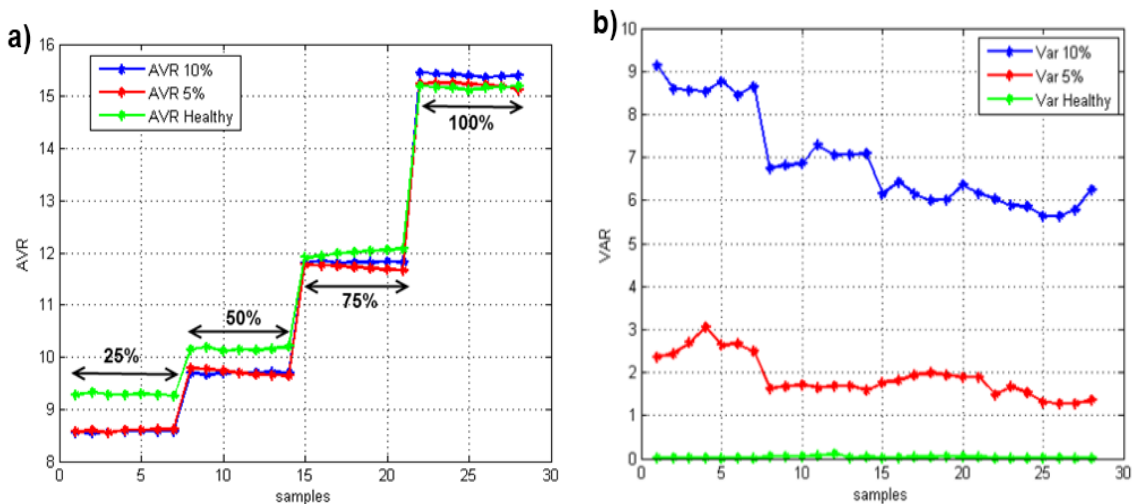


Figure IV.32 a) La moyenne (AVR) b) la variance entre les valeurs RMS des enveloppes du système triphasé

L'analyse de la variance et les valeurs moyennes représentées à la figure. IV.32 indiquent que lorsque la variance est proche de zéro, cela signifie que le système est symétrique. Lorsqu'il y a une augmentation de la variance entre les valeurs RMS, cela est équivalent à la présence d'un défaut de déséquilibre de phase. La moyenne entre les valeurs RMS des trois enveloppes est évaluée avec la variation du niveau de charge. Par ailleurs, la valeur de la variance est évaluée avec la gravité du défaut de déséquilibre de phase. Les deux entrées (VAR) et (AVR) permettent d'identifier clairement le degré de défaillance.

IV.4.1.7 Les Variables linguistiques

L'observation des données est employée pour créer des règles floues et des fonctions d'appartenance. L'état du moteur peut-être déterminé à partir les deux entrées (VAR) et (AVR). Les données numériques sont représentées par des informations linguistiques.

Les fonctions d'appartenance des deux entrées sont construites à l'aide de l'analyse de la variance et la moyenne des valeurs RMS. Ainsi, l'entrée (AVR) varie de [8 16] en fonction du niveau de charge. Les quatre fonctions d'appartenance sont définies et correspondent à des variables linguistiques. Elles sont catégorisés par (AVR25%) , (AVR50%) et (AVR75%) (AVR100%). L'entrée (var) change entre [0 10] en fonction de la gravité du défaut. Le processus similaire est répété pour déterminer les trois fonctions d'appartenance qui correspondent à des variables linguistiques. Ils sont classés en trois catégories: petit (S), moyen (M) et large (L);

Les fonctions d'appartenance, tels que triangulaire, trapézoïdale et gaussienne sont utilisées pour tester le système. Il a été constaté que les fonctions triangulaires et trapézoïdales sont les plus appropriées pour distinguer l'état du moteur à induction. La forme des fonctions d'appartenance des entrées de la moyenne et de la variance est illustrée aux figures .IV33.a.b.

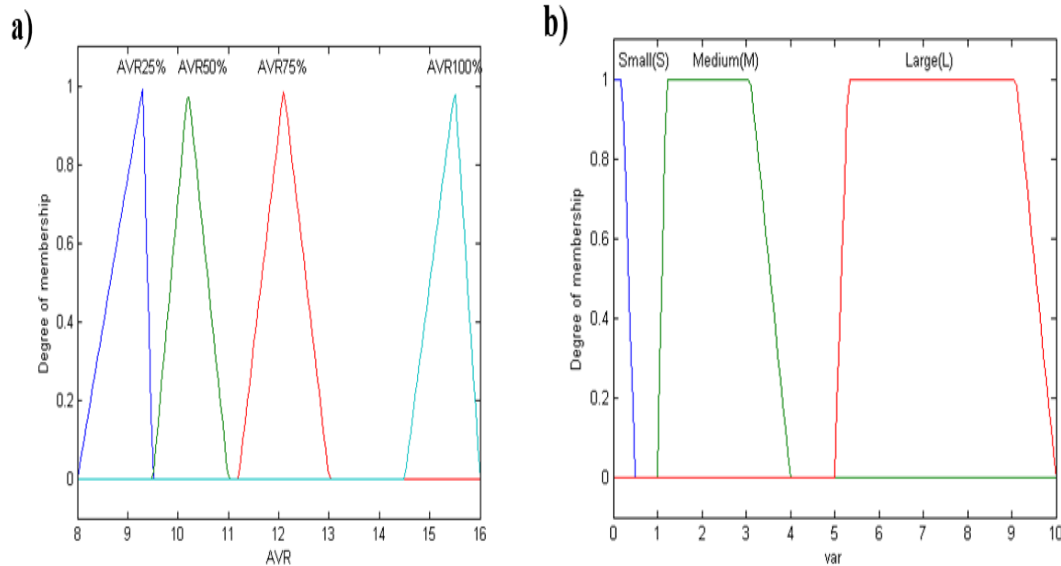


Figure.IV.33 Les fonctions d'appartenance des entré a) Variance b) Moyenne

IV.4.1.8 La Sortie du système flou.

Les variables linguistiques du système flou de sortie (SC) et leurs plages de valeurs de la fonction d'appartenance sont présentées dans le tableau IV.6 pour différents types de défauts de déséquilibre de phase.

Tableau IV.6: La sortie du système flou

La plage de la sortie	Le degré du déséquilibre	Stator Condition (SC)
0 <sortie<0.1	sain	Equilibré (B)
4.5 <sortie<5	5% du déséquilibre	Déséquilibré (I)
9.5 <sortie<10	10% du déséquilibre	Déséquilibre grave (SI)

Règles floues : Toutes les règles qui incluent l'état de la machine sont définies comme suit:

- Règles 1: SI (AVR) EST (AVR25%) ET (var) EST (S) ALOR (SC) EST (B).
- Règles 2: SI (AVR) EST (AVR 50%) ET (var) EST (S) ALOR (SC) EST (B).
- Règles 3: SI (AVR) EST (AVR 75%) ET (var) EST (S) ALOR (SC) EST (B).
- Règles 4: SI (AVR) EST (AVR 00%) ET (var) EST (S) ALOR (SC) EST (B).
- Règles 5: SI (AVR) EST (AVR 25%) ET (var) EST (M) ALOR (SC) EST (I).
- Règles 6: SI (AVR) EST (AVR 50%) ET (var) EST (M) ALOR (SC) EST (I).
- Règles 7: SI (AVR) EST (AVR 75%) ET (var) EST (M) ALOR (SC) EST (I).
- Règles 8: SI (AVR) EST (AVR 100%) ET (var) EST (M) ALOR (SC) EST (I).

Règles 9: SI (AVR) EST (AVR 25%) ET (var) EST (L) ALOR (SC) EST (SI).

Règles 10: SI (AVR) EST (AVR 50%) ET (var) EST (L) ALOR (SC) EST (SI).

Règles 11: SI (AVR) EST (AVR 75%) ET (var) EST (L) ALOR (SC) EST (SI).

Règles 12: SI (AVR) EST (AVR 100%) ET (var) EST (L)ALOR (SC) EST (SI).

L'implémentation du système d'inférence est de type Mamdani et la méthode du centroïde a été utilisée pour la défuzzification.

IV.4.1.9 La détection en ligne des défauts à l'aide de l'interface graphique

Le diagnostic en ligne est l'un des aspects les plus importants du diagnostic des pannes d'éoliennes. Ce dernier est la propriété la plus importante de la logique floue. L'impact du défaut déséquilibre des phases est la surchauffe de l'équipement et particulièrement le moteur à induction. La température augmente en fonction de la charge du moteur. Pendant une longue période de fonctionnement en pleine charge, la valeur de la température atteint le seuil maximal ; dans le cas d'une phase de déséquilibrée à ce niveau de charge, on constate une dégradation de l'isolation électrique réduisant la durée de vie du moteur. Pour la résolution de ce problème, nous avons développé un HMI (interface homme-machine) qui a pour objectif principal de détecter ce défaut et de donner des informations sur l'état du moteur. L'algorithme de détection (figure IV.25) est intégré à l'interface graphique (GUI).

L'utilisation de l'interface développée (FigureIV.34) est très simple. Une fois le signal obtenu dans (GUI), le bouton (Diagnostic) exécute l'algorithme de détection, les deux autres boutons (signal d'enveloppe et (RMS, AVR, VAR)) affichent les valeurs (RMS), la forme du signal des trois enveloppes (A ,B , C) et les deux entrées (VAR et AVR) du système flou.

La tâche de classification est effectuée à l'aide du bouton (Fuzzy). Les résultats de l'évaluation des données sont présentés à un opérateur par un message texte avec une indication claire.

Pour vérifier l'efficacité de l'interface graphique, plusieurs tests (24 tests) ont été effectués dans différents cas et niveaux de charge. La méthode proposée sera testée par 8 signaux, 2 signaux pour chaque niveau de charge pour les cas (sain, déséquilibre -5% - déséquilibre 10%) ; Les résultats obtenus sont présentés dans les tableaux 7, 8 et 9.

L'interface développée a montré une précision de détection importante pour le défaut étudié.

TableauIV.7. Les résultats du cas sain

Niveau de charge	AVR	VAR	La sortie (SC)
25%	9.21634	0.0047	0%
	9.21989	0.0017	0%
50%	10.2043	0.0319	0%
	10.1263	0.0192	0%
75%	11.7901	0.0240	0%
	11.7825	0.0104	0%
100%	15.0271	0.0117	0%
	15.0365	0.0087	0%

Tableau IV 8. Les résultats obtenus pour un déséquilibre de 5%

Niveau de charge	AVR	VAR	La sortie (SC)
25%	8.67235	2.82166	4.833%
	8.66899	2.65168	4.83276%
50%	9.61292	1.74045	4.8%
	9.62973	1.74211	4.8%
75%	11.5421	1.72519	4.81987%
	11.5497	1.63604	4.82045%
100%	15.061	1.33369	4.83681%
	15.075	1.37609	4.83794%

Tableau IV 9. Les résultats obtenus pour un déséquilibre de 10%

Niveau de charge	AVR	VAR	La sortie (SC)
25%	8.61297	8.0767	9.82074 %
	8.62126	8.38581	9.82074%
50%	9.73493	7.77277	9.81075%
	9.73105	7.11681	9.81075%
75%	11.7785	5.89571	9.81075%
	11.7765	5.77077	9.8345 %
100%	15.304	5.91452	9.84543%
	15.3096	5.76467	9.84581%

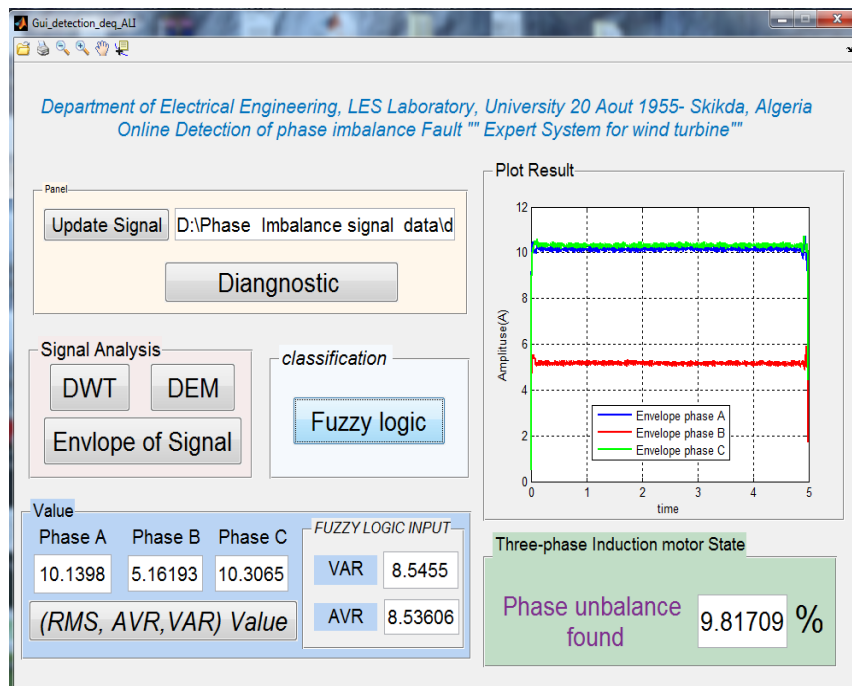


Figure. IV.34 L'interface graphique développée pour la surveillance du déséquilibre de phase.

IV.5 Le défaut de roulement à billes

IV.5.1 Les types de défaut de roulement

Le défaut de roulement se divise en deux catégories (défaut ponctuels, rugosité généralisée) [27]. Les défauts ponctuels sont représentés comme défaut visible paru dans les différentes composantes de roulement (Figure.IV.35) (bague intérieure, bague extérieure, cage, billes). Ce type de défaut produit des fréquences prédictives dans le spectre de vibration. Il dépend de la surface de roulement qui contient le défaut. Chaque élément de roulement est caractérisé par une fréquence spécifique qui définit l'apparition de défaut. Les valeurs de ces fréquences sont calculées en fonction de la vitesse de rotation de l'arbre et de la géométrie du roulement [28]. Contrairement au défaut ponctuel, la deuxième catégorie (défaut rugosité généralisée) représente des fréquences associées qui ne sont pas prédictives cela est dû à différentes causes comme la corrosion, manque de lubrification et le montage incorrect sur l'arbreetc [29].

IV.5.2 La constitution du roulement à billes

D'une manière générale (Fig. IV.35), les roulements sont constitués de quatre composants essentiels.

- un organe externe/ bague extérieure ;
- un organe interne/bague intérieure ;
- des organes roulants /une rangée de billes ;
- un organe de lubrification/ cage.

Cependant, les organes de roulement peuvent être des billes, des rouleaux ou des aiguilles ayant des caractéristiques spécifiques en termes de charges radiales et axiales supportées de vitesse limite ou encore de défaut d'alignement admissible. Par ailleurs, les roulements à billes se distinguent selon la forme de leur bague : roulement à billes à gorge profonde, contact oblique, rotule sur billes et buté à billes.

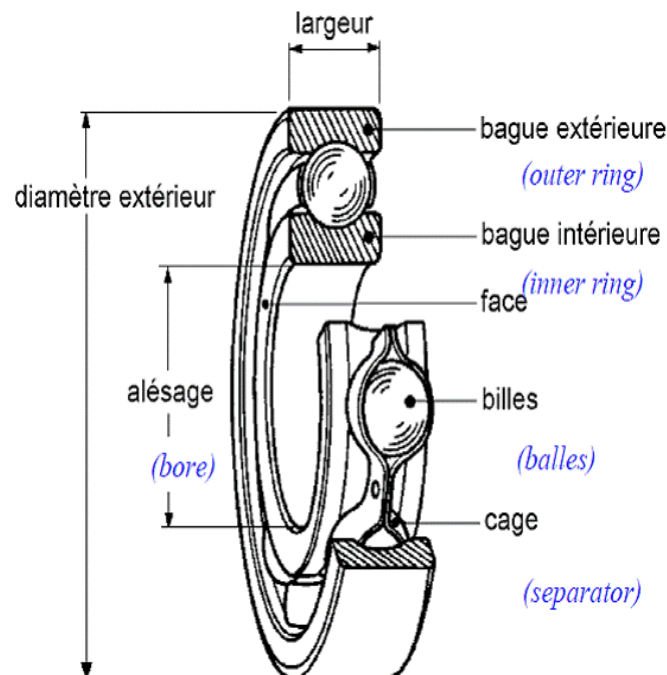


Figure. IV.35 La constitution d'un roulement à billes

IV.5.3 Le type de signal utilisé dans le diagnostic du défaut de roulement

Les signaux de vibration dans réalité venant à partir du défaut de roulement sont de type non-stationnaire. La détection dans les trois domaines (temps, fréquence, temps- fréquence) a des avantages et des inconvénients. Malgré que l'analyse fréquentielle est une méthode standard et fiable par les méthodes classiques (FFT, WT, DEM, ...etc.), des méthodes alternative sont été proposées pour plus de fiabilité et compatible avec la nature de ces signaux. SAIDI et al [29] ont montré que les résultats obtenus par la combinaison entre la DEM et BI Spectrum sont très appropriés pour les signaux de vibration bruités qui ne conviennent pas avec l'analyse fréquentielle. CAO et al [30] ont introduit la EWT (empirical wavelet transform) cette méthode est basée sur la segmentation du spectre de signal de vibration. Cette procédure a montré une efficacité de détection par contre le problème majeur pour cette technique, c'est comment segmenter le spectre de manière adaptative. Les méthodes proposées dans [29]-[30] comptent sur le traitement par la DEM. Mais d'autres chercheur sont appliqué des outils de traitement de signal aux signaux de vibration pour permettre d'obtenir une représentation temps-fréquence en apercevant le comportement des indicateurs du défaut dans ce domaine. LIU et al [31] ont utilisé le ATW (auto termwindow) dans le but réduire les termes d'interférence générés par la distribution de vignette et renforcer l'extraction de caractéristiques du défaut. Les signatures des défauts de roulement sont parfois faibles par rapport au bruit aléatoire de vibrations d'engrenage. LaWigner-Ville spectrum basé sur le cyclic spectral density (CSWVS) [32] présente une solution parfaite pour extraire les motifs reliés aux défauts de roulement et d'obtenir une représentation temps-fréquence avec des termes d'interférence réduite'une résolution fréquentielle améliorée .

IV.5.4 Les fréquences caractéristiques des défauts de roulement

Les défauts dans les éléments du roulement sont généralement localisés dans la bague extérieure, la bague intérieure, l'élément roulant, ou la cage. Le contact de tels défauts avec les surfaces génère une série d'impulsions périodiques. Grâce à différentes techniques de traitement du signal, les fréquences caractéristiques de roulement (BCF) peuvent être identifiées à partir des signaux de vibration. Pour un fonctionnement à vitesse constante, on peut considérer les fréquences caractéristiques données par les formules ci-dessous.

- La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague extérieure donnée par l'équation suivante :

$$f_{b\text{exe}} = 0.5 f_r n \left[1 - \left(\frac{d}{b} \cos \alpha \right) \right] \quad (\text{IV.33})$$

(n) est le nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles), (d) est le diamètre moyen, (b) est le diamètre des éléments roulants, (α) est l'angle du contact, $f_r = (Nr/60)$ est la fréquence de rotation de l'arbre où (Nr) est la vitesse de rotation de l'arbre.

- La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague intérieure, placé sur l'arbre tournant est donnée par l'équation suivante :

$$f_{b\text{int}} = 0.5 f_r n \left[1 + \left(\frac{d}{b} \cos \alpha \right) \right] \quad (\text{IV.34})$$

- La fréquence de passage d'un défaut de cage est donnée par l'équation suivante :

$$f_{cage} = 0.5 f_r \left[1 - \left(\frac{d}{b} \cos \alpha \right) \right] \quad (IV.35)$$

- La fréquence de passage d'un défaut de bille (ou rouleau) sur la bague externe ou sur la bague interne est donnée par l'équation suivante :

$$f_{bille} = 0.5 f_r \frac{d}{b} \left[1 - \left(\frac{d}{b} \cos \alpha \right) \right] \quad (IV.36)$$

Le fonctionnement à faible vitesse ou à vitesse variable, les impulsions de défaut n'apparaissent pas dans un intervalle de temps constant qui doit générer des niveaux de vibration en fonction de la vitesse de rotation instantanée. Lors des vitesses plus rapides, les niveaux différents de vibration sont plus élevés et les impulsions sont étroitement espacées. L'inverse se produit à des vitesses plus basses comme le montre la figure IV.36.

Comme illustré dans la figure IV.37, les fréquences caractéristiques de défaut du roulement ne présentent pas un pic d'amplitude important dans le spectre de fréquence (défaut bague extérieur). Le spectre du roulement défectueux montre généralement une concentration en énergie et des pics importants dans la plage des hautes fréquences (> 2 kHz), car les impacts excitent de diverses résonances structurelles du roulement.

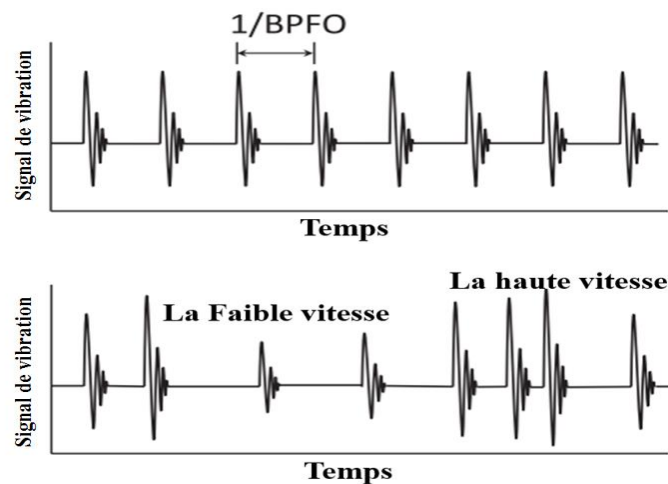


Figure IV.36 La représentation schématique des signaux de vibration idéaux pour le fonctionnement avec défaut bague extérieur

IV.5.6 La détection par enveloppe du défaut de roulement

Pour résoudre le problème de la détection des fréquences caractéristiques du défaut de roulement dans le spectre du signal de vibration, on emploie la technique d'enveloppe (également connue sous le nom de technique de résonance haute fréquence [TRHF]). La méthode de détection d'enveloppe (ED) est basée sur l'extraction des forces impulsive dû au passage des éléments roulants sur le défaut, il excite la résonance structurelle des roulements. Les résonances sont ainsi modulées en amplitude à la fréquence de défaut caractéristique en démodulant l'une de ces résonances. La mise en œuvre de l'ED comporte trois étapes principales. Dans la première étape, le signal de vibration est filtré pour éliminer le bruit aléatoire de haute fréquence. La deuxième étape, on applique la transformé de Hilbert dans le but d'extraire l'enveloppe du signal de vibration filtré. En dernier, le signal d'enveloppe est converti en domaine de fréquence pour détecter les fréquences caractéristiques du défaut de roulement.

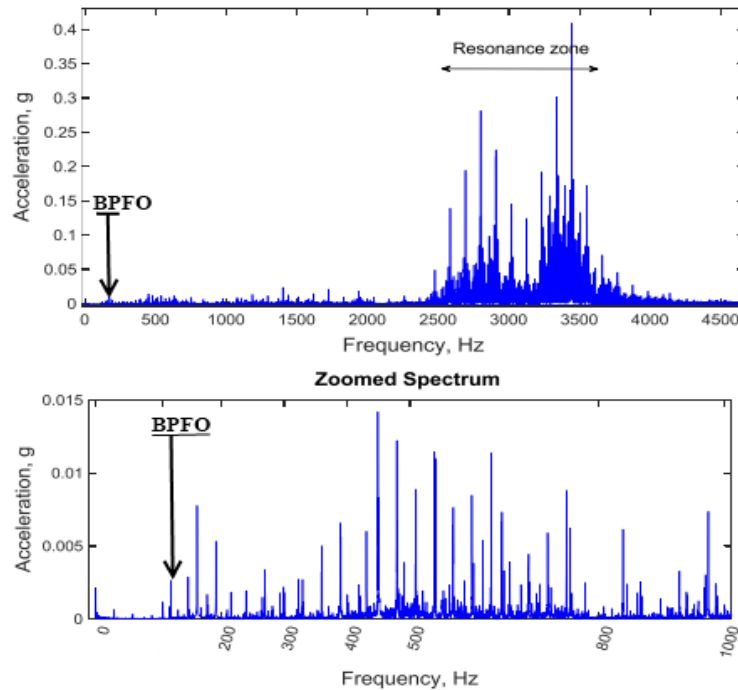


Figure IV.37 Le spectre de vibration avec un défaut de roulement bague extérieure

IV.5.7 l’algorithme de détection

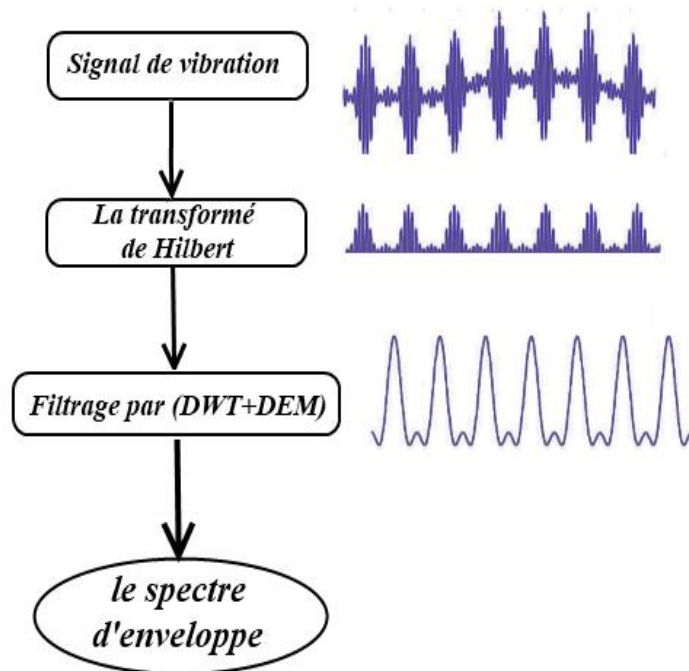


Figure IV.38 l’extraction de l’enveloppe idéale

La méthode de détection par enveloppe est basée sur l’extraction de l’enveloppe du signal de vibration du défaut. On utilise un filtre qui se compose par la (DEM et DWT) pour obtenir une enveloppe idéale qui permet d’avoir une détection précise du défaut.

IV.5.8 Les Données expérimentales du défaut de roulement

L'ensemble de données provient d'un banc d'essai de roulements, un défaut de la bague externe et un défaut bague intérieure à différents niveaux de charges,

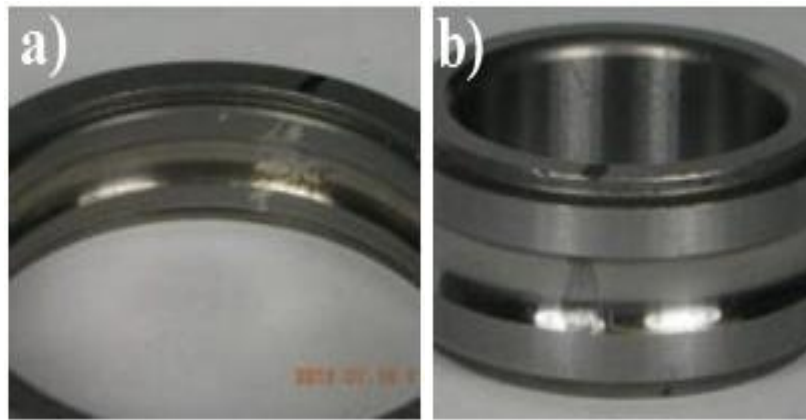


Figure IV.39. Les défauts de roulement a) La bague extérieure b) La bague intérieure

Le banc d'essai est équipé d'un roulement avec les paramètres suivants:

- Pitch diamètre: 1.245
- Nombre des billes :8
- Diamètre extérieur D: 0.235
- L'angle du contact :0

La vitesse de rotation de l'arbre est de 25 Hz et la fréquence d'échantillonnage égale à $f_s = 48828 \text{ Hz}$. On applique l'algorithme de détection de la figure IV.37 sur les signaux de vibration ; on utilise la même ondelette mère du tableau 5 et l'équation IV.30 pour calculer le niveau de décomposition qui est donné par le tableau IV.10.

Tableau 10: Les différentes bandes de fréquences des signaux de vibration du défaut de roulement

NIVEAU	bandes de fréquences $f_s = 48828 \text{ Hz}$	NIVEAU	bandes de fréquences $f_s = 48828 \text{ Hz}$
D1	24414 - 48828 Hz	D6	762.937 - 1525.875 Hz
D2	12207 - 24414 Hz	D7	381.468 - 762.937 Hz
D3	6103.5 - 12207 Hz	D8	190.73 - 381.468 Hz
D4	3051.75 - 6103.5 Hz	D9	95.36 - 190.73 Hz
D5	1525.875 - 3051.75 Hz	D10	47.86 - 95.36 Hz

Les résultats de DEM et DWT sont représentés sur la figure IV.40

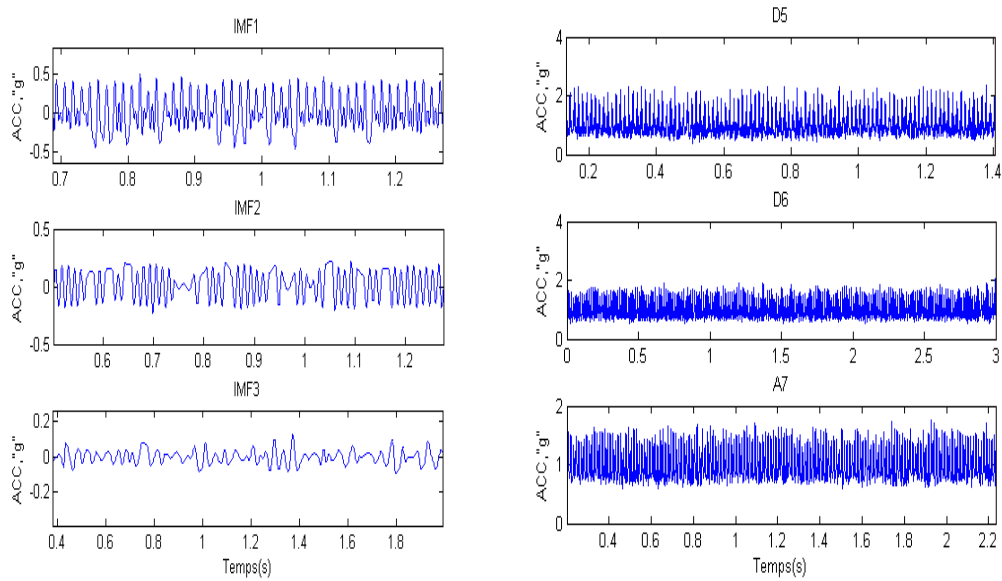


Figure.IV.40 les résultats de la décomposition de l'enveloppe du défaut bague extérieure par DEM et DWT

La combinaison entre la DEM et DWT a permis d'avoir une enveloppe idéale qui contient uniquement des impacts périodiques générés par le défaut. La figure IV.41 montre la différence entre l'enveloppe du signal de vibration et le filtrage de l'enveloppe filtrée par l'algorithme de la figure IV.38

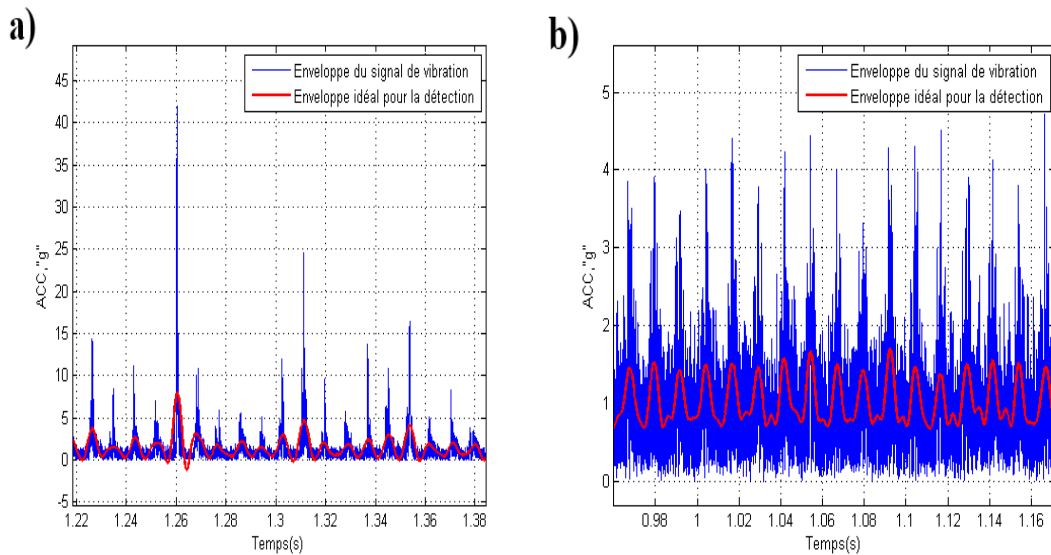


Figure IV.41 L'enveloppe idéale du défaut de roulement a) la bague intérieure b) la bague extérieure.

A partir des équations IV33. IV34, on calcule les fréquences caractéristique du défaut de roulement (bague extérieure, bague intérieure), et déterminons ces fréquences dans le spectre d'enveloppe. A la base des données du roulement, la signature du défaut bague extérieure(SDBE) est égale à 118 Hz et pour le défaut bague intérieure est égal à 81.2 Hz. Les figures IV42.43 montrent les résultats obtenus par l'algorithme de la Fig.IV.38 ou les

fréquences caractéristique du défaut bague intérieure (FCBI) bague extérieure (FCBE) ont été bien identifiés dans les spectres de l'enveloppe des signaux de vibration .

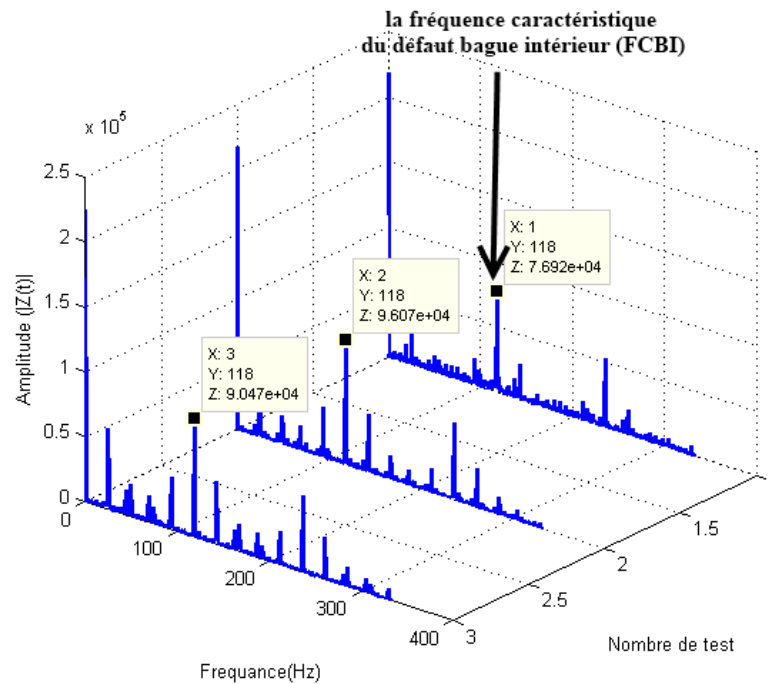


Figure IV.42 les fréquences caractéristique du défaut bague intérieure (FCBI)

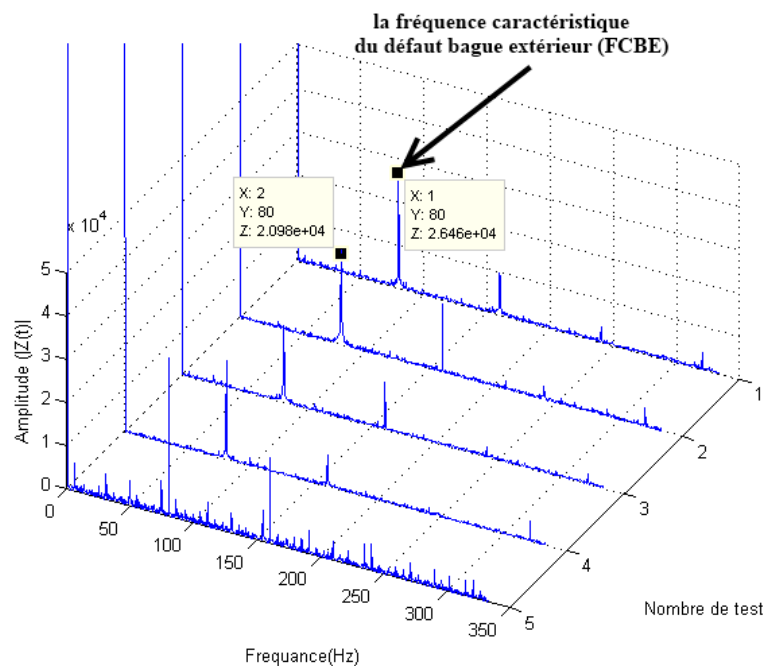


Figure IV.43 les fréquences caractéristique du défaut bague extérieure (FCBE)

IV .6 Conclusion :

Nous proposons un algorithme de diagnostic capable de détecter la défaillance du stator et du rotor et le défaut de roulement dans le mécanisme de positionnement d'éolienne .En fait, la configuration électrique du mécanisme d'ajustement des pales (angle d'inclinaison) utilise un

moteur à induction alimenté par un convertisseur de fréquence, rend l'algorithme proposé approprié pour la surveillance en ligne des deux systèmes .

La détection en ligne de défaut de rotor a permis de quantifier le nombre de barres cassées à l'aide des réseaux de neurones, le regroupement par le (C moyen flou) et les critères de distance. Le spectre d'enveloppe donne une composante très sensible à la gravité et la variation du niveau de charge. L'utilisation de l'indicateur (2fs) du spectre de l'enveloppe nous fournit une bonne lisibilité du défaut étudié.

A partir de l'extraction de l'enveloppe du signal de courant du système triphasé on peut déduire le niveau de déséquilibre à l'aide de la logique flou.

Il est également démontré que l'utilisation du processus de filtrage par DEM et DWT améliorent le pic de fréquence caractéristique du défaut est sensiblement amplifié dans le spectre de l'enveloppe par rapport au spectre direct du signal de vibration pour les deux cas étudiées. La détermination de la fréquence de résonance du roulement est une tâche difficile, la combinaison entre DEM et DWT à donner une enveloppe idéale pour une détection précise.

Référence

- [1] Gray, C. S., & Watson, S. J. (2010). Physics of failure approach to wind turbine condition based maintenance. *Wind Energy*, 13(5), 395-405.
- [2] Sarker, B. R., & Faiz, T. I. (2016). Minimizing maintenance cost for offshore wind turbines following multi-level opportunistic preventive strategy. *Renewable Energy*, 85, 104-113.
- [3] Hyers, R. W., McGowan, J. G., Sullivan, K. L., Manwell, J. F., & Syrett, B. C. (2006). Condition monitoring and prognosis of utility scale wind turbines. *Energy materials*, 1(3), 187-203.
- [4] Puche-Panadero, R., Pineda-Sanchez, M., Riera-Guasp, M., Roger-Folch, J., Hurtado-Perez, E., & Perez-Cruz, J. (2009). Improved resolution of the MCSA method via Hilbert transform, enabling the diagnosis of rotor asymmetries at very low slip. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 24(1), 52-59.
- [5] Medoued A, Lebaroud A, Laifa A, et al. (2014) Classification of induction machine faults using time frequency representation and particle swarm optimization. *Journal of Electrical Engineering & Technology* 9(1): 170–177.
- [6] Medoued A, Mordjaoui M, Sufi Y, et al. (2016) Induction machine bearing fault diagnosis based on the axial vibration analytic signal. *International Journal of Hydrogen Energy* 41(29): 12688–12695.
- [7] Culbert, I., & Rhodes, W. (2005, September). Using current signature analysis technology to reliably detect cage winding defects in squirrel cage induction motors. In *Petroleum and Chemical Industry Conference, 2005. Industry Applications Society 52nd Annual* (pp. 95-101). IEEE.
- [8] Wang, J., Liu, S., Gao, R. X., & Yan, R. (2012). Current envelope analysis for defect identification and diagnosis in induction motors. *Journal of Manufacturing Systems*, 31(4), 380-387.

- [9] Kia, S. H., Henao, H., & Capolino, G. A. (2009). Diagnosis of broken-bar fault in induction machines using discrete wavelet transform without slip estimation. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 45(4), 1395-1404.
- [10] Dunn, J. C. (1973). A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters.
- [11] Bezdek, J. C., Ehrlich, R., & Full, W. (1984). FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers & Geosciences*, 10(2-3), 191-203.
- [12] Lee, C. Y. (1999). Effects of unbalanced voltage on the operation performance of a three-phase induction motor. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 14(2), 202-208.
- [13] NEMA Standard MG1 (2002) Motor and Generators Part 14.36: Effects of unbalanced voltages on the performance of polyphase induction motors, 1998.
- [15] Cummings, P. B., Dunki-Jacobs, J. R., & Kerr, R. H. (1985). Protection of induction motors against unbalanced voltage operation. *IEEE transactions on industry applications*, (3), 778-792.
- [16] Lee, C. Y., Chen, B. K., Lee, W. J., & Hsu, Y. F. (1997, May). Effects of various unbalanced voltages on the operation performance of an induction motor under the same voltage unbalance factor condition. In *Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference, 1997. Conference Record, Papers Presented at the 1997 Annual Meeting., IEEE 1997* (pp. 51-59). IEEE.
- [17] Anwari, M., & Hiendro, A. (2010). New unbalance factor for estimating performance of a three-phase induction motor with under-and overvoltage unbalance. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 25(3), 619-625.
- [18] Wang, Y. J. (2001). Analysis of effects of three-phase voltage unbalance on induction motors with emphasis on the angle of the complex voltage unbalance factor. *IEEE Transactions on energy conversion*, 16(3), 270-275.
- [19] Moussa, M. A., Maouche, Y., Louze, L., & Khezzar, A. (2014, December). A practical implementation of online computational tool for unbalanced voltage supply detection in induction motor. In *Power and Energy (PECon), 2014 IEEE International Conference on* (pp. 93-98). IEEE.
- [20] LASHKARI, Negin, POSHTAN, Javad, et AZGOMI, Hamid Fekri. Simulative and experimental investigation on stator winding turn and unbalanced supply voltage fault diagnosis in induction motors using Artificial Neural Networks. *ISA transactions*, 2015, vol. 59, p. 334-342.
- [21] BACHA, Khmais, SALEM, Samira Ben, et CHAARI, Abdelkader. An improved combination of Hilbert and Park transforms for fault detection and identification in three-phase induction motors. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2012, vol. 43, no 1, p. 1006-1016.
- [22] L. Coppola et al. , -wavelet transform as an alternative to the short-time Fourier transform for the study of Conducted Noise in power electronics,|| *IEEE Trans. Industrial Electronics*, Vol. 55, No. 2, pp. 880-887, February 2008

- [23] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution decomposition signal: the wavelet representation," *IEEE Trans Pattern Anal Machine Intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693, 1989
- [24] F. Ponci, A. Monti, L. Cristaldi, and M. Lazzaroni, "Diagnosis of a Faulty Induction Motor Drive via wavelet decomposition," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 56, No. 6, pp. 2606-2615, 2007.
- [25] N. Huang, Z. Shen, S. Long, Mr. Wu, H. Shih, Q. Zheng, N. Yen, C. Tung, and H. Liu, "The empirical decomposition mode and Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary Time Series Analysis," *Proc. Roy. Soc. London*, Vol.454, pp.903-995, 1998.
- [26] J. A. Daviu, M. Riera-Guasp, J. Roger-Folch, F. Martínez-Giménez, and A. Peris, "Application and optimization of the discrete wavelet transform for the detection of broken rotor bars in induction machines," *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, vol. 21, no. 2, pp. 268–279, Sep. 2006.
- [27] STACK, Jason R., HABETLER, Thomas G., et HARLEY, Ronald G. Fault classification and fault signature production for rolling element bearings in electric machines. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2004, vol. 40, no 3, p. 735-739.
- [28] IMMOVILLI, Fabio, BELLINI, Alberto, RUBINI, Riccardo, *et al.* Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: A critical comparison. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2010, vol. 46, no 4, p. 1350-1359.
- [29] SAIDI, Lotfi, ALI, Jaouher Ben, et FNAIECH, Farhat. Bi-spectrum based-EMD applied to the non-stationary vibration signals for bearing faults diagnosis. *ISA transactions*, 2014, vol. 53, no 5, p. 1650-1660.
- [30] CAO, Hongrui, FAN, Fei, ZHOU, Kai, *et al.* Wheel-bearing fault diagnosis of trains using empirical wavelet transform. *Measurement*, 2016, vol. 82, p. 439-449.
- [31] LIU, W. Y., HAN, J. G., et JIANG, J. L. A novel ball bearing fault diagnosis approach based on auto term window method. *Measurement*, 2013, vol. 46, no 10, p. 4032-4037
- [32] DONG, Guangming et CHEN, Jin. Noise resistant time frequency analysis and application in fault diagnosis of rolling element bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, vol. 33, p. 212-236.

Conclusion générale

L'objectif principal de ce travail de recherche présenté dans cette thèse consiste à identifier la meilleure stratégie pour garantir une surveillance de l'état d'éolienne qui permettra de répondre le mieux à des exigences spécifiques et les conditions de fonctionnements. Nous avons proposé une méthode efficace pour une détection précoce des différents défauts qui peuvent affecter les organes qui constituent le système éolien.

Après avoir dressé un état de l'art sur les défauts, les causes, les effets et les statistiques, nous nous sommes intéressés dans le chapitre II aux modèles mathématiques du signal de vibration du défaut de pignon. Ce modèle nous a aidés à comprendre l'effet des défauts sur la forme théorique du signal dans le domaine temporel et fréquentiel. Dans le cas réel, le paramètre FM0 a été utilisé par un parc d'éoliens dans le but de détecter le défaut de pignon. L'apparition de ce type de défaut provoque des pics de forte amplitude périodique à la vitesse de rotation d'arbre. Les bandes latérales au tour de la fréquence fondamentale de maillage caractérisent l'état de la boîte de vitesse qui est une partie essentielle dans la chaîne de conversion de l'énergie du vent à une autre forme d'énergie mécanique pour entraîner le générateur. Le nombre important de bandes latérales sur une large gamme de fréquence ne permet pas de bien analyser le comportement du défaut et ne facilite pas la tâche de détection car il ne retient pas un taux de sensibilité et il change à chaque test.

Le défaut de pignon provoque des chocs périodiques proportionnels à la vitesse de rotation de l'arbre. Cette caractéristique nous conduit à extraire l'enveloppe du signal de vibration. Dans le chapitre III nous avons proposé, une méthode basée sur la transformé de Hilbert. A partir de l'enveloppe nous déterminons le comportement du défaut dans les trois domaines de détection (temps, fréquence, temps-fréquence). Les paramètres statiques dans le domaine temporel ont montré une sensibilité au défaut étudié comme le kurtosis et Skewness. Dans le domaine fréquentiel le spectre de l'enveloppe présente des pics d'amplitude importants multiple de la fréquence de rotation sur une gamme réduite en plus la détection ne sera pas dépendante de la fréquence fondamentale de maillage et ces bandes latérales, mais elle se base sur une composante fréquentielle due à l'impact du défaut à l'autre engrenage sain. La détection dans le domaine temps-fréquence se fait avec la distribution de wigner vill. Cette technique est performante concernant la résolution temporelle et fréquentielle des signaux non stationnaires et multi-composants. L'inconvénient majeur de cette technique, c'est les termes d'interférence qui sont apparus dans la représentation et ne présentent aucune interprétation au défaut étudié. Dans le but de remédier de ces termes, l'utilisation du noyau comme le noyau exponentielle (Choi-Williams) ou le signal analytique peut éliminer certain terme d'interférence pour avoir une présentation qui contient que les autos termes et définit l'apparition de défaut. La tâche de classification met l'exigence de choisir des indicateurs sensibles au défaut, d'une autre part la méthode de classification occupe aussi une importance capitale. Le SVM est une méthode bi-classe qui permet de classer les données linéaires et non, linéaire par des frontières. Les fréquences du défaut dans le domaine fréquentiel présentent des inducteurs qui donnent un diagnostic précis et efficace du défaut étudié.

Cette démarche d'extraction d'enveloppe a permis de mettre en évidence la détection des autres types de défauts dans le mécanisme de positionnement qui a un rôle très important pour maintenir la nacelle face au vent pour un maximum d'extraction d'énergie cinétique. Des défauts comme : roulement, cassure de barre du rotor et le déséquilibre des phases, sont détectés par l'enveloppe. L'application de l'ondelette et la décomposition empirique modale permettront d'avoir une enveloppe idéale filtrée contenant les caractéristiques des défauts (roulement, déséquilibre des phases, cassure de barre).

Conclusion générale

Le défaut de cassure de barre est aussi détecté par la démarche d'extraction d'enveloppe. Le spectre a montré une composante fréquentielle avec deux types d'alimentation du moteur à induction sensible à toute variation de charge et la gravité du défaut.

Cette technique a une efficacité concernant la surveillance, le diagnostic et le temps de calcul.

Perspective et les futurs travaux :

La continuité de service est une contrainte forte dans le système éolien. Elle nous conduit à établir un diagnostic précoce. La discrimination des défaillances nous oblige à exploiter des signatures qui sont sensibles à la variation de charge et la gravité du défaut.

L'enjeu pour mettre l'énergie éolienne compétitive avec les autres énergies classiques est d'imposer une stratégie de supervision et de classification capable de prédire l'état de santé (la durée de vie restante) des composants critiques tels que (boite de vitesse, générateur ...etc.) avant l'arrêt total de l'éolienne ou un dégât fatal exige des coûts de maintenance très élevés. Les indicateurs des défauts de ce travail représentent un excellent choix pour la procédure du pronostic, l'évaluation avec les défauts nous amène à l'opportunité de développer une méthode unifiée de prévision valable pour décrire l'état (la durée de vie restante) des composantes étudiées (boite de vitesse, moteur à induction).

La construction d'un système se compose du diagnostic et du pronostic qui nous offrent la propriété de remédier aux interventions inutiles et d'assurer un taux de fonctionnement parfait.

Les futurs travaux :

Le pronostic est basé sur des données expérimentales qui suivent la dégradation des composantes. En revanche, le diagnostic tente de détecter les organes défaillants. La mixture entre les deux disciplines est une stratégie moderne du marché des éoliennes, car les recherches actuelles dans ce domaine préfèrent le jumelage des deux fonctions (diagnostic, pronostic) en même temps. Plusieurs opportunités pour continuer les recherches au-delà de l'étendue de cette thèse.

Quelques idées formulées sont présentées comme suit :

- l'impact du défaut sur la qualité de l'énergie délivrée aux réseaux électriques concernant le diagnostic et le pronostic.
- Développer des méthodes de pronostic permettant d'évaluer la durée de vie des organes à long terme et court terme.
- La mise au point des méthodes de détection qui se repose sur des outils de traitement du signal puissants à l'avantage d'identifier des signatures de défaillance avec la naissance du défaut.
- L'intégration des algorithmes de (pronostic-diagnostic) au système SCADA a un objectif de définir la précision réelle, la performance des méthodes développées et la mise en œuvre des modifications nécessaires dans le but d'avoir un taux de fausse alarme réduit.

Time Synchronous Averaging (TSA) :

La moyenne temporelle synchrone, ou moyenne synchrone, est une procédure qui permet de supprimer le bruit de composant non stationnaire d'un signal de vibration. La méthode TSA est bien adaptée à l'analyse des engrenages, car elle permet de séparer la signature vibratoire de l'engrenage analysé des autres engrenages et des sources de bruit qui ne sont pas synchrones avec cet engrenage.

La TSA repose sur le fait que toutes les vibrations liées aux engrenages de l'arbre se répètent périodiquement avec la rotation de l'arbre. Cette technique est utilisée pour représenter le domaine temporel du signal de vibration produit par l'engrènement des dents de l'engrenage sur un tour complet.

Le TSA de signal de vibration peut aider à éliminer toutes les fréquences sauf les harmoniques fondamentales et harmoniques de la fréquence de maillage des dents. De cette manière, la variation du signal de vibration générée par une seule dent d'engrenage peut souvent être identifiée par inspection visuelle

Time Synchronous Averaging» (TSA) a été utilisée dans les défauts des réducteurs pour moyenniser les signaux bruts de vibration sur un nombre d'évolutions dans le but d'annuler les bruits aléatoires. Elle est formulé par :

$$\overline{S(t)} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{n-1} S(t - nT) , 0 < t < T$$

Où (t) est le signal de vibration, T est la période moyennée et N est le nombre des échantillons pour le moyen calculé.

En pratique, un signal de vibration émis par une machine en rotation contient de petites variations de fréquence, même lorsqu'il fonctionne à une vitesse nominale constante, L'utilisation de techniques d'interpolation et de ré-échantillonnage est essentielle pour réduire l'effet des variations de vitesse de l'arbre.