



RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE



MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ DES FRÈRES MENTOURI – CONSTANTINE

FACULTÉ DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE  
DÉPARTEMENT DE GÉNIE MÉCANIQUE

N° de Série : 59/ D3C /2018

N° d'ordre : 01/ GM / 2018

## THÈSE

Présentée pour obtenir le diplôme de Doctorat 3<sup>ème</sup> Cycle LMD  
En Génie Mécanique

### Développement d'un outil de pronostic pour la maintenance des systèmes mécaniques

OPTION : Maintenance Industrielle

Par : **DEBBAH Younes**

Soutenue le : 28 Mai 2018

Devant le jury composé de :

Président :	M. BOUCHOUCHA Ali	Prof. Univ. des Frères Mentouri–Constantine
Rapporteur :	M. CHERFIA Abdelhakim	MC <sub>A</sub> des Frères Mentouri–Constantine
Examineurs:	M. BENISSAAD Smail	Prof. Univ. Univ. des Frères Mentouri–Constantine
	M. KHELIF Rabia	Prof. Univ. Badji Mokhtar Annaba
	M. SAHRAOUI Yacine	MC <sub>A</sub> Univ. Cherif Messaadia Souk Ahras

**Résumé** La maintenance prend une part croissante dans les entreprises et tend à évoluer pour des besoins de réactivité et de coût. Une évolution particulière porte sur la manière d'appréhender les phénomènes de défaillance : peu à peu les industriels tendent, non seulement à les anticiper par le recours à des actions préventives, mais en plus à le faire de manière la plus juste possible dans un objectif de réduction des coûts et des risques. Cette évolution a donné une part grandissante au processus de pronostic.

L'activité de pronostic de défaillances est aujourd'hui considérée comme un processus clef dans les stratégies de maintenance industrielle. Cependant, dans la pratique, les outils de pronostic sont encore rares. Les approches aujourd'hui stabilisées reposent sur un historique des incidents assez conséquents pour être représentatifs des événements potentiellement prévisibles

L'objet de cette thèse est de proposer un outil permettant de prédire la dégradation d'un équipement sans connaissance a priori sur son comportement, et de générer les indicateurs de pronostic permettant d'optimiser les stratégies de maintenance. Diverses techniques, de traitement des signaux vibratoires, ont été explorées et expérimentées, sur un banc d'essai conçu et réalisé dans le cadre des axes de recherches de ces travaux. Deux techniques de l'intelligence artificielle ont été exploitées au diagnostic et au pronostic des défauts des machines tournantes, où des techniques de sélection d'indicateurs ont été explorées.

La combinaison des techniques de traitement des signaux vibratoires et de l'intelligence artificielle par réseaux de neurones, a permis, de fournir un outil de pronostic efficace et de quantifier la pertinence des sources d'information exploitées et proposées.

**Mots-clés** : Pronostic, diagnostic, prédiction, intelligence artificielle, analyse vibratoire, systèmes experts, réseaux de neurones.

**Summary** Maintenance is becoming increasingly important in companies and tends to evolve for reactivity and cost needs. A particular evolution concerns the way to apprehend the phenomena of failure: little by little the industrialists tend, not only to anticipate them by the recourse to preventive actions, but in addition to do it in the most just possible way with a goal reducing costs and risks. This evolution has given a growing share to the prognosis process.

The activity of fault prognosis is today considered as a key process in industrial maintenance strategies. However, in practice, prognostic tools are still rare. Today's stabilized approaches rely on a history of significant incidents to be representative of potentially predictable events

The purpose of this thesis is to propose a tool to predict the degradation of equipment without prior knowledge of its behavior, and to generate prognostic indicators to optimize maintenance strategies. Various techniques, of vibratory signal processing, have been explored and tested, on a test bench designed and realized as part of the research axes of this work. Two techniques of artificial intelligence have been exploited in the diagnosis and prognosis of defects in rotating machines, where indicator selection techniques have been explored.

The combination of vibration signal processing techniques and artificial intelligence by neural networks has made it possible to provide an efficient prognostic tool and to quantify the relevance of the sources of information used and proposed.

**Keywords:** Prognosis, diagnosis, prediction, artificial intelligence, vibration analysis, expert systems, neural networks.

**ملخص** أصبحت الصيانة مهمة بشكل متزايد في الشركات وتميل إلى التطور من أجل التفاعل واحتياجات التكلفة. هناك تطور محدد يتعلق بطريقة إدراك ظاهرة العطب: شيئاً فشيئاً يميل الصناعيين ، ليس فقط لتوقعهم من خلال اللجوء إلى الإجراءات الوقائية ، ولكن إلى القيام بذلك بأكثر الطرق الممكنة مع هدف تقليل التكاليف والمخاطر. أعطى هذا التطور حصة متزايدة من عملية التنبؤ.

يعتبر نشاط "خطأ التشخيص" اليوم بمثابة عملية رئيسية في استراتيجيات الصيانة الصناعية. ومع ذلك ، من الناحية العملية ، لا تزال أدوات الإنذار نادرة. تعتمد مقاربات اليوم التي استقرت على تاريخ من الأحداث الهامة لتمثيل الأحداث المحتملة التي يمكن التنبؤ بها

الغرض من هذه الرسالة هو اقتراح "أداة" للتنبؤ بتدهور المعدات دون معرفة مسبقة بسلوكها ، ولتوليد مؤشرات تكهنية لتحسين استراتيجيات الصيانة. تم استكشاف واختبار تقنيات مختلفة ، من معالجة الإشارة الإهتزازية ، على منصة اختبار مصممة ومحققة كجزء من محاور البحث لهذا العمل. استُخدمت طريقتان للذكاء الاصطناعي في تشخيص وتقسيم العيوب في الآلات الدوارة ، حيث تم استكشاف تقنيات اختبار المؤشرات.

وقد أتاح الجمع بين تقنيات معالجة الإشارات الاهتزازية والذكاء الاصطناعي بواسطة الشبكات العصبية توفير أداة تشخيصية فعالة وتحديد مدى ملاءمة مصادر المعلومات المستخدمة والمقترحة.

**الكلمات المفتاحية:** التنبؤ ، التشخيص ، الذكاء الاصطناعي ، تحليل الاهتزاز ، النظم الخبيرة ، الشبكات العصبية.

# DÉDICACES

*Je dédie cette thèse A :*

*Ma très chère mère ;*

Affable, honorable, aimable : Tu représentes pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi.

Ta prière et ta bénédiction m'ont été d'un grand secours pour mener à bien mes études.

Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce que tu mérites pour tous les sacrifices que tu n'as cessé de me donner depuis ma naissance, durant mon enfance et même à l'âge adulte.

*Mon très chère Père*

Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour vous. Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation et ma formation.

*Ma très chère femme*

Tu es toujours là pour moi, tu m'écoutes quand je te raconte mes soucis, tu me remontes le moral quand je suis triste et fatigué, tu m'encourages quand je baisse les bras, et tu me consoles quand je subis un échec. Tu fais tout ça pour moi. Merci beaucoup.

Et encore merci pour votre générosité, votre gentillesse, les belles valeurs que tu portes en toi, tu embellis ma vie de bonheur.

Qu'ALLAH réunisse nos chemins pour un long commun serein et que ce travail soit témoignage de ma reconnaissance et de ma fidélité.

*Mes deux charmantes filles « Bouchra » et « Sara »*

À celles qui éclairent ma vie, Je vous dédie ce travail avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de réussite aujourd'hui et demain.

*Mes deux chers frères*

Les mots ne suffisent guère pour exprimer l'attachement, l'amour et l'affection que je porte pour vous. Je n'oublierais jamais les moments que nous avons passé ensemble.

Je vous dédie ce travail avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de réussite.

*À tous ceux qui m'aiment et tous ceux qui j'aime.*

# Remerciements

Ce travail a été réalisé au Laboratoire de Mécanique, Département de génie Mécanique, Université des Frères Mentouri Constantine1.

Je tiens à remercier en premier lieu, monsieur, Cherfia Abdalhakim, Maitre de conférences « A » à l'université des Frères Mentouri Constantine1, qui a dirigé ces travaux de thèse, et m'a accordé sa confiance pour mener à bien ce travail de recherche.

Je remercie très vivement Monsieur Ali Bouchoucha, Professeur à l'Université des Frères Mentouri Constantine1, pour l'honneur qu'il me fait en présidant le jury de cette thèse.

Je remercie également : Monsieur smail Benissaad, Professeur à l'Université des Frères Mentouri Constantine1, Monsieur Khelif Rabia, Professeur à Université Badji Mokhtar d'Annaba, Monsieur Sahraoui Yacine, Maitre de Conférences A à l'université Cherif Messaadia de Souk Ahras, de l'intérêt qu'ils ont montré pour ce travail et d'avoir accepté d'être examinateurs de cette thèse.

Je remercie le professeur Salim Meziani, Directeur du laboratoire de mécanique, pour nous avoir aidé dans la phase de réalisation et d'exploitation du banc d'essai.

Mes remerciements vont aussi à Monsieur Abdalhafid Saadi pour son accueil aux ateliers de mécanique, ses conseils et échanges. Aussi, je tiens à remercier Monsieur Taha Yacine Bentchaker, pour ses orientations et ses conseils.

Je voudrais aussi remercier les membres de l'équipe de doctorants (les deux Djamel, Salim, Taki eddine, Achraf) mes partenaires durant les expérimentations, et les ingénieurs et les attachés du labo (Djilali, Abdalhak, Hicham, Mourad, Nazim, Okba, Rabih, Ahmad, Youcef) pour leur appui durant les manips.

Je remercie également, Monsieur Ait OuMeziane Rabih, Ingénieur en électronique au niveau de la plateforme Science et Technologie pour son soutien, ses encouragements apportés, mais aussi pour les bons moments passés ensemble.

Je voudrais aussi exprimer ma reconnaissance à tous les membres du département Génie Mécanique (administrateurs, enseignants, techniciens et ingénieurs), pour l'aide que chacun d'eux a pu m'apporter.

Mes pensées vont également à ma famille : Mes très chères Parents ; grands-parents ; ma chère femme, mes deux adorables filles (Bouchra et Sara), mes deux chères frères (Med al Amine et Zakaria); oncles et tantes ; mes beaux-parents et leurs deux fils (Fouad et AbdAldjalil) et Tante (Mouna). Je les remercie de leurs aides, soutien et encouragements tout au long de mes études.

Je voudrais remercier mes amis (Wadie, Houcine, Nabil, Mounir, Lotfi, et tous les autres que je ne trouve pas de place pour les citer). Merci beaucoup.

Enfin, Merci à tous les « anonymes » qui auraient certainement mérité d'être cités.

# TABLE DES MATIERES

Résumé .....	I
Dédicaces.....	1
Remerciements.....	2
TABLE DES MATIERES.....	3
Notations et abréviations.....	9
LISTE DES TABLEAUX.....	10
LISTEDES FIGURES.....	11
INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	14
<b>CHAPITRE 1 : ÉTAT DE L'ART</b>	
1.1 INTRODUCTION.....	17
1.2 POLYTIQUES DE MAINTENANCE.....	17
1.3 LES DIFFERENT ASPECTS POUR NL'APPLICATION D'UNE MAINTENANCE PRÉDICTIVE.....	18
1. Acquisition de données.....	18
1.4 LE DIAGNOSTIC .....	18
1.4.1 Diagnostic basé sur un modèle physique .....	19
1.4.1.1 Observateurs .....	20
1.4.1.2 Estimation paramétrique.....	20
1.4.2 Diagnostic orienté données .....	20
1.4.2.1 Système expert.....	21
1.4.2.2 Méthodes statistiques multivariées .....	21
1.4.2.3 Réseau de neurones.....	22
1.4.2.4 Classification .....	22
1.5 AUTRE CLASSIFICATION DES MÉTHODES DE DIAGNOSTIC.....	22
1.5.1 Méthodes inductives et déductives.....	22

1.5.2 Diagnostic à base de méthodes internes.....	22
1.5.3 Méthodes externes.....	23
1.6 LE PRONOSTIC.....	23
1.6.1 Définition.....	24
1.6.2 Classification des approches de pronostic .....	25
1.6.3 Méthodes fondées sur un modèle physique.....	27
1.6.4 Méthodes fiabilistes.....	28
1.6.5 Méthodes guidées par les données de surveillance.....	29
1.6.6 Outils utilisés dans le pronostic guidé par les données.....	30
1.6.6.1 Les Réseaux de neurones.....	30
1.6.6.2 Les réseaux bayésiens.....	36
1.6.6.3 Arbres de décision.....	38
1.6.6.4 Les Systèmes experts. ....	40
1.6.6.5 Les Systèmes Hybrides.....	41
1.7 CONCLUSION.....	41
 <b>CHAPITRE 2 : CONCEPTION, RÉALISATION ET TESTS DU BANC EXPÉRIMENTAL « DADP »</b>	
2.1 INTRODUCTION.....	43
2.2 LA MAINTENANCE CORRECTIVE OU ACCIDENTELLE.....	45
2.2.1 La maintenance corrective palliative.....	45
2.2.2 La maintenance corrective curative.....	45
2.3 LA MAINTENANCE PRÉVENTIVE.....	46

2.3.1 La maintenance préventive systématique.....	46
2.3.2 La maintenance préventive conditionnelle.....	47
2.3.3 La maintenance préventive prévisionnelle ou prédictive.....	48
2.4 LES TECHNIQUES DE LA MAINTENANCE PREDICTIVE.....	49
2.4.1 Surveillance des vibrations.....	49
2.4.2 Thermographie.....	50
2.4.3 Tribologie.....	50
2.4.4 Inspections visuelles.....	51
2.5 LA SURVEILLANCE PAR ANALYSE VIBRATOIRE. ....	51
2.6 DÉFINITION D'UNE VIBRATION.....	52
2.7 CARACTÉRISTIQUES D'UNE VIBRATION.....	52
2.7.1 L'Amplitude.....	52
2.7.2 La fréquence.....	53
2.8 LES DIFFÉRENTS DÉFAUTS D'UNE MACHINE TOURNANTE.....	53
2.8.1 Le balourd.....	54
2.8.2 Le désalignement.....	55
2.8.3 Les défauts de roulements.....	55
2.8.4 Les défauts d'engrenages.....	57
2.9 SOURCE D'EXPLOITATION DES DONNÉES.....	58
2.9.1 Le domaine temporel.....	58
2.9.2 Domaine fréquentiel.....	59
2.9.3 Le cepstre.....	61

2.9.4 Ondelettes.....	61
2.9.5 Analyse d'enveloppe.....	61
2.9.6 Les indicateurs scalaires.....	62
2.9.6.1 RMS.....	62
2.9.6.2 Facteur crête.....	63
2.9.6.3 Kurtosis.....	63
2.10 CONCEPTION ET TESTS DU BANC EXPÉRIMENTAL.....	64
2.10.1 Conception assistée par ordinateur du banc d'essai.....	64
2.10.2 Test de mesures vibratoires.....	66
2.10.2.1 Test à vide.....	66
2.10.2.2 Test avec charge.....	67
2.10.2.3 Excitation du système par défauts de balourd et de désalignement.....	71
2.10.2.4 Discussion.....	77
2.11 CONCLUSION.....	77
 <b>CHAPITRE 3 : APPLICATION DU PRONOSTIC BASÉ SUR LES DONNÉES</b>	
3.1 INTRODUCTION.....	79
3.2 BREVE DESCRIPTION DES SYSTEMES EXPERTS.....	80
3.3 MISE EN PLACE D'UN SYSTEME EXPERT.....	81
3.3.1 Etude de faisabilité.....	81
3.3.2 Extraction des données.....	81
3.3.3 Formalisation.....	82
3.3.4 Design et développement.....	82

3.3.5 Tests et optimisations.....	82
3.4 LES AVANTAGES DES SYSTEMES EXPERTS.....	83
3.5 PROBLEMES ADAPTÉS AUX SYSTEMES EXPERTS .....	83
3.6 APPLICATION DE PRONOSTIC PAR SYSTEME EXPERT.....	84
3.6.1 Procédure expérimentale .....	84
3.6.2 Résultats.....	84
3.6.2.1 Mesures du désalignement.....	84
3.6.2.2 Mesures du balourd.....	87
3.6.3 Discussion.....	89
3.6.3.1 Désalignement.....	89
3.6.3.2 Balourd.....	90
3.6.4 Conception du système expert.....	91
3.6.5 Test du programme.....	95
3.7 CONCLUSION.....	96
 <b>CHAPITRE 4 : APPLICATION DU PRONOSTIC PAR RÉSEAUX DE NEURONES</b>	
4.1 INTROUCTION.....	97
4.2 BREVE DESCRIPTION DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.....	98
4.3 APPLICATION DE DIAGNOSTIC PAR RESEAUX DE NEURONES.....	99
4.3.1 Architecture du réseau de neurone.....	99
4.3.2 Application au système expérimental .....	101
4.3.3. Résultats et discussion.....	101

<b>4.4 APPLICATION DE LA PRÉDICTION PAR RÉSEAUX DE NEURONES.....</b>	<b>104</b>
4.4.1 Procédure expérimentale.....	104
4.4.2. Choix des fonctions d'activation .....	105
4.4.3 Résultats d'apprentissage.....	106
4.4.4 Les résultats de la prédiction.....	107
4.4.5 Calcul de l'RUL.....	109
<b>4.5 L'INFLUENCE DES DÉFAUTS DE BALOURD ET DE DÉALIGNEMENT ET DÉFAUTS COMBINÉS SUR LE COMPORTEMENT DYNAMIQUE DU SYSTÈME DADP.....</b>	<b>109</b>
4.5.1 Tests du système.....	110
4.5.2 Résultats et discussion.....	111
<b>4.6 LE PRONOSTIC PAR RÉSEAUX DE NEURONES.....</b>	<b>114</b>
<b>4.7 CONCLUSION.....</b>	<b>119</b>
<b>CONCLUSION GÉNÉRALE.....</b>	<b>121</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE.....</b>	<b>124</b>

# Notations et abréviations

- VSMN → modèle de structure variable de neurone
- RF → forêt aléatoire
- GBRT → arbres de régression à gradient de gravité
- DT → arbres de décision
- RNA, ANN → Réseaux de neurones artificiels
- STAN → analyse du segment ST
- MTBF → Temps moyen entre défaillances
- PM → maintenance préventive
- $A_c$ , Cr → Amplitude crête
- $A_{cc}$ , Cr-Cr → Amplitude crête à crête
- FFT → Transformée de Fourier Rapide
- STFT → Short Time Fourier Transform ou transformée de Fourier à court terme
- $W_{ij}$  → poids synaptiques
- PU → La fonction identité
- TN → La fonction Tangente Hyperbolique
- LOG → la fonction Logistique Sigmoidé.
- RMS → (Root Mean Square) (écart quadratique par rapport à une moyenne).
- RMSE, MSE → (Root Mean Square Error) (Erreur quadratique moyenne)
- MAE → Erreur relative absolue moyenne
- ACP → Analyse en composantes principales

# LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1. Pronostic fondé sur un modèle physique.....	28
Tableau 1.2. Pronostic fondé sur les méthodes fiabilistes. ....	29
Tableau 1.3. Pronostic guidé par les données de surveillance.....	30
Tableau 2.1. Les fréquences caractéristiques des défauts de roulements.....	57
Tableau 2.2 Pourcentage de la variation après décharge.....	71
Tableau 3.1. Essai à vide du désalignement.....	84
Tableau 3.2. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 0.5 mm.....	85
Tableau 3.3. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 0.6 mm.....	85
Tableau 3.4. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 1.0 mm.....	85
Tableau 3.5. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 1.1 mm.....	86
Tableau 3.6. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 1.2 mm.....	86
Tableau 3.7. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 1.6 mm.....	86
Tableau 3.8. Essai à vide du balourd.....	87
Tableau 3.9. Mesures des paramètres dont la masse ajoutée = 7.6 g.....	87
Tableau 3.10. Mesures des paramètres dont la masse ajoutée = 11.8 g.....	88
Tableau 3.11. Mesures des paramètres dont la masse ajoutée = 16 g.....	88
Tableau 4.1. L'erreur commise par le réseau (Prédiction).....	108
Tableau 4.2. Effets du désalignement.....	111
Tableau 4.3. Effets du balourd.....	113

# LISTE DES FIGURES

Figure 1.1. Système de diagnostic à base sur le modèle physique.....	19
Figure 1.2. Générateur de résidus à base d'un observateur.....	20
Figure 1.3. Système de diagnostic orienté données.....	21
Figure 1.4. Principe de suivi en maintenance prévisionnelle.....	25
Figure 1.5 Classification d'approches de Pronostic.....	26
Figure 1.6 Taxonomie des approches de pronostic .....	27
Figure 1.7. Architecture d'un réseau de neurone.....	31
Figure 1.8. Réseau Bayésien pour le diagnostic d'un moteur électrique.....	37
Figure 1.9. Arbre de décision.....	39
Figure 2.1. Formes de maintenance selon la norme NF EN 13306 (2010).....	44
Figure 2.2. Principe du suivi en maintenance Conditionnelle.....	48
Figure 2.3. Caractéristiques d'une vibration Sinusoïdale ou quelconque.....	53
Figure 2.4. Défauts d'usure causant le balourd.....	54
Figure 2.5. Les types de mauvais alignements.....	55
Figure 2.6. Défauts de roulements.....	56
Figure 2.7. Défauts d'engrenages.....	58
Figure 2.8. Spectre temporel.....	59
Figure 2.9. Spectre fréquentiel.....	60
Figure 2.10. FFT de l'enveloppe du signal temporel (avec filtre + hanning) (g).....	62
Figure 2.11. Conception sous SolidWorks du banc d'essai .....	64
Figure 2.12. Banc d'essai en vue éclatée.....	65
Figure 2.13. Banc d'essai « DADP ».....	65
Figure 2.14. Position de l'accéléromètre.....	66
Figure 2.15. Le système d'acquisition.....	66
Figure 2.16. Spectre temporel d'un test à vide à 900 (tr/min).....	67
Figure 2.17. Spectre temporel d'un test à vide à 2200 (tr/min).....	67
Figure 2.18. Le système de chargement.....	68

Figure 2.19. La valeur de l'RMS de l'accélération avant charge.....	68
Figure 2.20. La valeur de l'RMS de l'accélération en charges.....	69
Figure 2.21. La valeur efficace de l'accélération RMS en fonction de la charge.....	69
Figure 2.22. La valeur de l'RMS de l'accélération après décharge.....	70
Figure 2.23. Mesure de l'RMS de l'accélération sur palier1.....	72
Figure 2.24. Mesure de l'RMS de la vitesse sur palier1.....	72
Figure 2.25. Mesure de l'RMS du déplacement sur palier1.....	73
Figure 2.26. Mesure du Kurtosis sur palier1.....	73
Figure 2.27. Mesure de la valeur Cr_Cr de l'accélération sur palier1.....	74
Figure 2.28. Mesure de l'RMS de l'accélération sur palier2.....	74
Figure 2.29. Mesure de l'RMS de la vitesse sur palier2.....	75
Figure 2.30. Mesure de l'RMS du déplacement sur palier2.....	75
Figure 2.31. Mesure du Kurtosis sur palier2.....	76
Figure 2.32. Mesure de la valeur Cr_Cr de l'accélération sur palier2.....	76
Figure 3.1. Accélération en fonction des cales ajoutées.....	90
Figure 3.2. Variation de l'accélération en fonction du balourd.....	91
Figure 3.3. Variation de l'accélération en fonction de l'excentricité.....	91
Figure 3.4. Organigramme du programme.....	94
Figure 3.5. Interface du système expert.....	95
Figure 3.6. Interface du système expert.....	96
Figure 4.1. La structure du réseau de neurones artificiels.....	100
Figure 4.2. Interface principale de l'application.....	101
Figure 4.3. Comportement de la distance « d ».....	102
Figure 4.4. Comportement de la masse « m ».....	102
Figure 4.5. Interface du système de diagnostic.....	103
Figure 4.6. Résultat du diagnostic.....	104
Figure 4.7. Structure du réseau de neurones artificiels.....	105
Figure 4.8. Différentes combinaisons des fonctions d'activation.....	106
Figure 4.9. Approximation du comportement de l'RMS.....	107

Figure 4.10. Comparaison de l'estimation extrapolée avec les résultats réels.....	108
Figure 4.11. Estimation du RUL.....	109
Figure 4.12. Position du balourd.....	110
Figure 4.13. Position des cales pour le mauvais alignement.....	111
Figure 4.14 Influence du défaut de délignage (Valeur RMS).....	112
Figure 4.15 Influence du défaut de délignage (valeur Cr-Cr).....	112
Figure 4.16 Influence du défaut de balourd (valeur RMS).....	113
Figure 4.17 Influence du défaut de balourd (valeur Cr-Cr).....	113
Figure 4.18 Influence du défaut combiné (balourd- mauvais alignement).....	114
Figure 4.19. Évolution de la valeur RMS mesurée en fonction du temps.....	115
Figure 4.20. Structure du modèle de réseau de neurone.....	116
Figure 4.21. Comparaison entre l'RMS mesuré et l'RMS d'apprentissage.....	117
Figure 4.22 Prédiction de 60 pas sur le même système.....	117
Figure 4.23. Apprentissage et prédiction dans le premier mois de mesure.....	118

# **INTRODUCTION GÉNÉRALE**

L'activité de maintenance prend une part croissante dans les entreprises et tend à évoluer pour des besoins de réactivité et de coût. Une évolution particulière porte sur la manière d'appréhender les phénomènes de défaillance : peu à peu les industriels tendent, non seulement à les anticiper par le recours à des actions préventives, mais en plus à le faire de manière la plus juste possible dans un objectif de réduction des coûts et des risques. Cette évolution a donné une part grandissante au processus de pronostic qui est aujourd'hui considéré comme un des principaux leviers d'action dans la recherche d'une performance globale.

La prédiction de défaillance est essentielle pour la maintenance prédictive en raison de sa capacité à prévenir les défaillances et les coûts de maintenance. À l'heure actuelle, les modélisations mathématique et statistique sont les principales approches utilisées en pronostic. Celles-ci sont basées sur des modèles physiques de dégradation de l'équipement et des méthodes d'apprentissage automatique.

L'objectif de notre travail est de développer un outil de pronostic basé sur des données pour prédire les performances futures d'un système mécanique. Cet outil est formalisé en une discipline systématique qui se base sur une évaluation technique complète des événements survenus pendant les phases expérimentales ou d'exploitation. Cette méthode de pronostic apporte, à la conception de produit, des informations qui permettent de prévoir le comportement futur d'un matériel nouveau. Il est opportun d'en anticiper l'apparition afin de recourir à des actions protectrices en conséquence.

Les machines tournantes font partie intégrante et indissociable de l'industrie moderne. Un défaut de roulement, de fixation ou d'alignement peut compromettre la production et conduire à la baisse technicoéconomique de l'entreprise.

La surveillance des machines par analyse vibratoire occupe une place prépondérante dans le diagnostic et le pronostic de défauts des machines tournantes. La maintenance prédictive est devenue synonyme de surveillance des caractéristiques vibratoires des machines tournantes pour détecter les problèmes de bourgeonnement et prévenir les pannes catastrophiques. C'est pour cette raison que nous avons développé notre modèle de pronostic autour des indicateurs vibratoires pertinents.

Pour atteindre l'objectif assigné de cette étude, nous avons conçu et réalisé un banc d'essai qui nous a permis de développer notre outil de pronostic en appliquant deux techniques de l'intelligence artificielle.

Les travaux menés dans cette thèse ont été scindés en quatre chapitres.

Le premier chapitre se présente comme Etat de l'art, c'est une entrée en matière dans le domaine de diagnostic et de pronostic en orientant les directions de recherche de ces travaux de thèse.

Le deuxième chapitre, est consacré à la surveillance et au diagnostic des machines tournantes. Les différentes défaillances pouvant altérer leur fonctionnement ainsi que les techniques et moyens actuels mis en place pour leur surveillance seront ainsi décrits. Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous présentons la conception du banc d'essai nommé « DADP », ainsi que les tests effectués sur ce dernier en l'excitant par des charges et des défauts de balourd et de désalignement.

Dans le troisième chapitre, nous exposons une méthode de surveillance de l'état global du système DADP en testant l'influence des défauts de balourd et de désalignement sur le comportement vibratoire de ce dernier pour pouvoir extraire les paramètres vibratoires pertinents dont nous allons utiliser pour réaliser un outil de pronostic basé sur les systèmes experts.

Dans le quatrième chapitre, et à partir des données recueillies sur le banc d'essai, nous avons exploité la technique des réseaux de neurone, avec un apprentissage approfondi, sur un large horizon pour pouvoir réaliser un pronostic avec un taux d'erreur réduit.

La thèse s'achève par une conclusion générale présentant une synthèse des contributions apportées ainsi que les pistes définissant des perspectives possibles pour de futurs travaux.

# **CHAPITRE 1**

## **ÉTAT DE L'ART**

### **1.1 INTRODUCTION**

L'activité de maintenance devient un marché à part entière et beaucoup d'entreprises spécialisées dans ce domaine ont été créées ces dernières années. Parmi les facteurs qui ont favorisé cette nouvelle direction, la recherche de la performance globale prend une place très importante dans l'organisation des entreprises. L'implémentation du concept de performance globale a généré une évolution importante vers l'externalisation de la fonction maintenance pour mieux se concentrer sur leur activité principale.

### **1.2 POLYTIQUES DE MAINTENANCE**

Le maintien en condition opérationnelle des systèmes industriels à moindre coût est devenu un facteur critique quant à la performance des entreprises, et l'activité de "pronostic de défaillances" est aujourd'hui considérée comme un processus clef dans les stratégies de maintenance : plutôt que de comprendre *a posteriori* un phénomène qui vient de se manifester (défaillance...), il est opportun d'en "anticiper" l'apparition afin de recourir à des actions protectrices en conséquence.

Hongzhu [1] a effectué des recherches relatives au développement et à l'exécution de plans de maintenance dans le but de garantir la fiabilité et la sûreté de fonctionnement des systèmes. Dans ses recherches, il définit la maintenance comme étant une action corrective pour réparer une panne déjà existante ou une action préventive pour empêcher l'apparition d'une

panne. Au terme de ces recherches, deux méthodes de maintenance ont été identifiées : la maintenance corrective et la maintenance préventive.

### **1.3 LES DIFFERENTS ASPECTS POUR L'APPLICATION D'UNE MAINTENANCE PREDICTIVE**

La maintenance préventive conditionnelle se compose d'un certain nombre de modules fonctionnels : acquisition de données, traitement du signal, surveillance, diagnostic, pronostic et l'aide à la décision. En outre, une interface homme-machine peut être ajoutée afin de fournir un moyen d'afficher des informations vitales sur l'état de santé du système. [2]

Le (MIMOSA) « Machinery Information Management Open Standard Alliance » a proposé une architecture standardisée pour la MPC qui est décrite en termes de couches fonctionnelles : de l'acquisition de données jusqu'à l'interface homme-machine. [2]

#### **1.3.1 Acquisition de données**

Le module d'acquisition de données permet d'accéder aux signaux et aux données numériques des capteurs. Hongzhu[2], Roemer[3] et Hountalas[4] ont été les premiers chercheurs ayant pris des mesures mécaniques comprenant les vibrations, l'émission acoustique, la pression, le débit, la température et les contraintes pour les exploiter dans le domaine de la maintenance préventive conditionnelle. Tandis que Walter [05] a pris des mesures électriques d'intensité de courant et de tension, alors que d'autres chercheurs, Mba [6], Tsoumas [7] et Kar [8] ont exploité des mesures tribologiques et des mesures non destructifs réalisées sans contacts.[2]

### **1.4 LE DIAGNOSTIC**

En raison d'une demande croissante pour de meilleures performances ainsi que pour assurer la fiabilité et la sûreté de fonctionnement des systèmes, le diagnostic, qui est défini comme étant un processus de détection et de localisation de défauts, est devenu une étape incontournable dans le domaine de la surveillance. Le diagnostic d'un défaut, alors que le système est en cours de fonctionnement, permet d'éviter des arrêts imprévus et par la même occasion, réduit les coûts liés à la maintenance. Par conséquent, le diagnostic des défauts est devenu un sujet de recherche qui suscite auprès des industriels un intérêt grandissant qui a

débouché sur de nombreux travaux de recherche afin de développer des méthodes de diagnostic encore plus efficaces. Les chercheurs, Chungyang [9], Cquan Yuan [10], Bouallegue [11], Ayoub [12] et Hakim [13] ont réalisé des travaux de recherches basés sur les méthodes de diagnostic analytiques, statistiques et sur l'intelligence artificielle [2].

Les méthodes de diagnostic étudiées par Venkat [14] ont été classées en deux grandes catégories : les méthodes basées sur un modèle physique et les méthodes orientées données.

#### 1.4.1 Diagnostic basé sur un modèle physique

La plupart des méthodes utilisant un modèle physique sont basées sur les résidus. Ces méthodes nécessitent deux étapes. La première étape génère des irrégularités entre le comportement réel du système et celui estimé par le modèle. De telles irrégularités, aussi appelées résidus, reflètent les défauts potentiels du système. Chaque résidu représente une signature unique d'un défaut et donc les éléments défectueux peuvent être facilement identifiés.

La deuxième étape choisit une règle de décision pour le diagnostic. La figure 1.1 donne le schéma conceptuel du diagnostic basé sur un modèle[2].

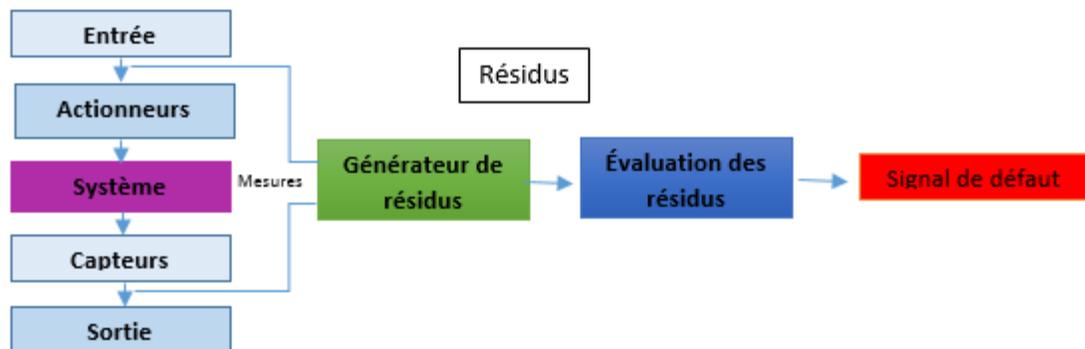


Figure 1.1. Système de diagnostic à base sur le modèle physique

Il existe une grande variété de méthodes basées sur les résidus, par exemple les méthodes à base d'observateurs, espace de parité, et les méthodes basées sur l'estimation paramétrique.

### 1.4.1.1 Observateurs

Les méthodes à base d'observateurs consistent à reconstruire à partir d'un modèle analytique et d'un ensemble d'observations partielles du système (entrées/sorties) les variables d'états ou sortie du système. Les différences entre les variables mesurées du système et les valeurs estimées par le modèle sont utilisées comme des résidus. Un résidu proche ou égal à zéro signifie que le système fonctionne normalement. Par contre, un résidu éloigné de zéro indiquera une divergence entre la sortie du système et la sortie estimée par le modèle. Cette différence permet la détection d'un défaut dans le système. La figure 1.2 donne le schéma conceptuel d'un générateur de résidus à base d'un observateur [2].

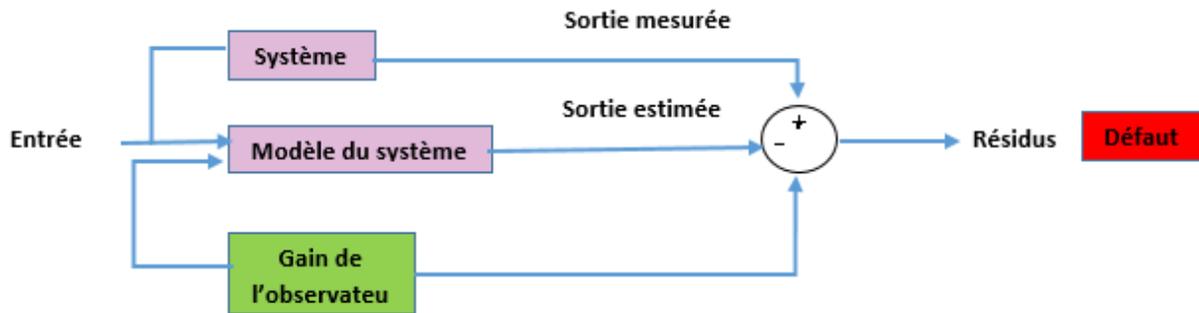


Figure 1.2. Générateur de résidus à base d'un observateur

### 1.4.1.2 Estimation paramétrique

L'estimation paramétrique a été proposée par Bask [15] et Isermann [16] pour la détection et le diagnostic des défauts. Elle est basée sur l'hypothèse que les défauts sont reflétés par les paramètres physiques du système [2].

### 1.4.2 Diagnostic orienté données

Contrairement aux méthodes basées sur un modèle physique où la connaissance a priori sur le système est nécessaire, dans les méthodes orientées données, seule la disponibilité des données de mesure est nécessaire. Les méthodes orientées données peuvent être : des systèmes experts, des méthodes statistiques comme l'analyse en composantes principales (ACP), la classification et des méthodes basées sur l'intelligence artificielle comme les réseaux de neurones. La figure 1.3 donne le schéma conceptuel du diagnostic orienté données [2].

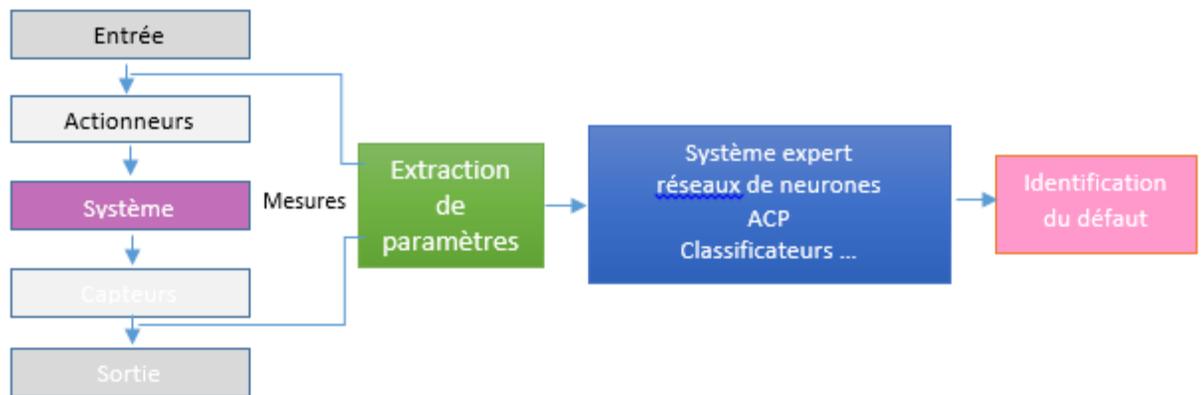


Figure 1.3. Système de diagnostic orienté données

#### 1.4.2.1 Système expert

Un système expert est défini comme « un programme informatique intelligent qui utilise une base de connaissances et un moteur d'inférence pour résoudre les problèmes qui sont d'une complexité telle qu'ils nécessitent une importante expertise humaine pour leur solution ». Un grand nombre de chercheurs ont travaillé sur l'application des systèmes experts pour des problèmes de diagnostic. Lee [17] a combiné entre réseaux de neurones et systèmes. Un réseau de neurones est utilisé comme un filtre pour diagnostiquer les défauts les plus fréquemment rencontrés dans le système. Une fois que les défauts sont localisés par le réseau neuronal, un système expert analyse le résultat et confirme le diagnostic ou offre une solution alternative. L'inconvénient d'un système expert est qu'il ne parvient pas à détecter les nouveaux défauts sans signatures connues.

#### 1.4.2.2 Méthodes statistiques multivariées

Les applications des méthodes statistiques multivariées pour le diagnostic des défauts telles que l'analyse en composantes principales (ACP) ont été largement rapportées dans la littérature. Un aperçu de l'utilisation de l'ACP dans le diagnostic des défauts a été donné par Kresta [18], MacGregor [19] et Wise [20].

### **1.4.2.3 Réseau de neurones**

Les réseaux de neurones, utilisés pour le diagnostic des défauts, peuvent être classés selon l'architecture du réseau et la méthode d'apprentissage. Il y a eu un certain nombre de documents qui abordent le problème du diagnostic des défauts par des réseaux de neurones. En génie chimique, Watanabe [21], Ungar [22] et Hoskins [23] ont été parmi les premiers chercheurs à démontrer l'utilité des réseaux de neurones pour le diagnostic. Leur force réside dans l'aptitude à apprendre et à capturer les relations entre l'entrée du réseau de neurones et sa sortie même si ces relations sont inconnues ou difficiles à décrire. Cependant, leur principal inconvénient réside dans l'acquisition et la disponibilité des données d'apprentissage [2].

### **1.4.2.4 Classification**

Soualhi [24] a prouvé que le diagnostic d'un défaut dans un système peut être interprété comme un problème de classification.

Les problèmes de la classification ont été abordés par la reconnaissance des formes (Rdf) dans le passé, et l'utilisation des réseaux de neurones plus récemment. Il existe deux types de classifications : la classification supervisée et la classification non supervisée [2].

## **1.5 AUTRE CLASSIFICATION DES MÉTHODES DE DIAGNOSTIC**

Hamou [25] a démontré que lorsque les observations sont sous forme de faits, de nature symbolique ou qualitative, on s'oriente plutôt vers des méthodes inductives et déductives, alors que face à des observations numériques les méthodes externes et internes sont plus adéquates.

### **1.5.1 Méthodes inductives et déductives**

Zwingelstein [26] a assimilé ces méthodes à des systèmes experts qui ont pour but de reproduire le raisonnement d'un expert humain le conduisant à l'identification du mode de fonctionnement d'un système à partir d'observations qualitatives et symboliques de ce dernier.

### **1.5.2 Diagnostic à base de méthodes internes**

Les méthodes de diagnostic sont dites internes, car elles exploitent les paramètres de fonctionnement internes du système pour la surveillance de son comportement. La première

étape étant la génération d'un modèle « Entrées-Sorties », descriptif du fonctionnement d'un système donné. Trois méthodes sont principalement catégorisées :

– Les modèles « **boîte noire** » : ce type de modélisation vise à décrire le comportement global d'un système sans considération par rapport à son fonctionnement interne, en exploitant les relations existantes entre ses entrées et ses sorties.

– Les modèles « **boîte blanche** » : ils reposent entièrement sur les lois physiques régissant le système, et consistent à décrire les différents phénomènes observés via une modélisation analytique.

– Les modèles « **boîte grise** » : Ce sont des modèles situés à mi-chemin entre les modèles « boîte noire » et les modèles analytiques « boîte blanche », utilisés pour palier à l'insuffisance des connaissances et sont exprimés sous forme d'équations afin de concevoir un modèle analytique satisfaisant, qui prend en compte des connaissances disponibles et incluant des modèles « boîte noire » pour combler les insuffisances [2].

### **1.5.3 Méthodes externes**

Face à la difficulté liée à la génération de modèles physiques représentatifs du fonctionnement d'un système et de ses différents composants, les méthodes externes ont souvent prouvé leur efficacité. Ces méthodes exploitent les informations délivrées par les signaux des capteurs installés sur les machines, tels que les signaux vibratoires pour le cas des machines tournantes, pour construire une image représentative « instance, observation » et l'assigner à son mode de fonctionnement. Pour ce, les techniques de classification et de l'intelligence artificielle sont les outils adéquats pour la réalisation de cette tâche [2].

## **1.6 LE PRONOSTIC**

Dans un contexte de surveillance de santé, l'objectif principal du pronostic est d'estimer le temps résiduel avant défaillance d'un équipement (RUL, Remaining Useful life), indicateur permettant d'optimiser les stratégies de maintenance. Pour ce faire, trois approches de pronostic ont été proposées dans la littérature : les approches basées sur un modèle physique, les approches guidées par les données et les approches basées sur l'expérience.

Les systèmes industriels étant généralement complexes, il est souvent difficile de construire un modèle formel de pronostic. En revanche, les technologies de mesure (capteurs) permettent aujourd'hui de récupérer en temps réel les données de fonctionnement des équipements [2].

### **1.6.1 Définition**

Le terme pronostic provient du grec « progignôskein » qui signifie : connaître à l'avance. C'est une notion essentiellement utilisée en médecine où il concerne la prévision, après le diagnostic, du degré de gravité et de l'évolution ultérieure d'une maladie, y compris son issue, en se référant à l'évolution habituellement observée pour des troubles similaires chez de nombreux autres patients. La définition précédente est transposable dans le cadre de la maintenance prévisionnelle de systèmes industriels, à condition de remplacer le patient par une machine. Ainsi, le rôle du pronostic consiste à prédire quel pourrait être l'état d'une installation industrielle dans le futur, au vu de son état actuel et passé. Plusieurs définitions sont proposées pour en préciser la finalité.

La norme ISO 13381-1 décrit de façon standard ce que devrait être le processus de pronostic: Estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance et du risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un ou de plusieurs modes de défaillance. La durée de fonctionnement avant défaillance est communément appelée RUL (Remaining Useful Life).

Le pronostic est généralement efficace pour les modes de défaillance résultant d'un processus de dégradation progressive, le plus simple étant linéaire. Une défaillance doit donc être définie en termes de paramètres ou de descripteurs surveillés. Cela suppose évidemment que la situation courante peut être saisie. Par ailleurs, le concept même de défaillance implique que le pronostic doit être associé à un degré d'acceptabilité à cause qu'un système doit exécuter une fonction exigée. Le pronostic devrait donc être fondé sur les critères d'évaluation, dont les limites dépendent du système lui-même et d'objectifs de performance.

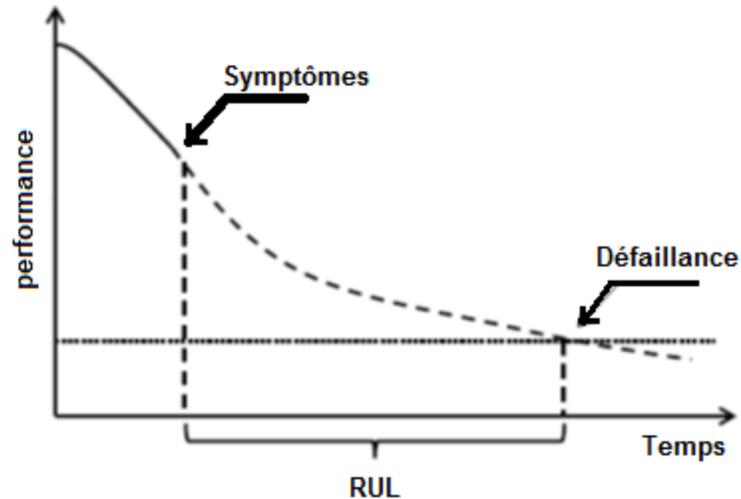


Figure 1.4. Principe de suivi en maintenance prévisionnelle

### 1.6.2 Classification des approches de pronostic

De nombreux outils et méthodes de pronostic de défaillances ont été proposés durant la dernière décennie. Elles diffèrent généralement par le type d'application considérée, alors quelques outils mis en œuvre dépendent principalement de la nature des données et connaissances disponibles pour construire un modèle de comportement du système réel incluant le phénomène de la dégradation. Aussi, ces méthodes et outils peuvent être regroupés dans un nombre limité d'approches.

Lebold et Thurston [27] ont proposé un premier classement des approches de pronostic. Dans leur papier, les auteurs suggèrent une classification pyramidale à trois niveaux des approches de pronostic : les approches fondées sur l'expérience, celles guidées par les données, et les approches fondées sur les modèles. Pour dissocier ces trois types d'approche, les critères suivants sont considérés : le coût et la complexité de mise en œuvre, la précision des résultats obtenus, et l'applicabilité des approches (Figure 1.5).

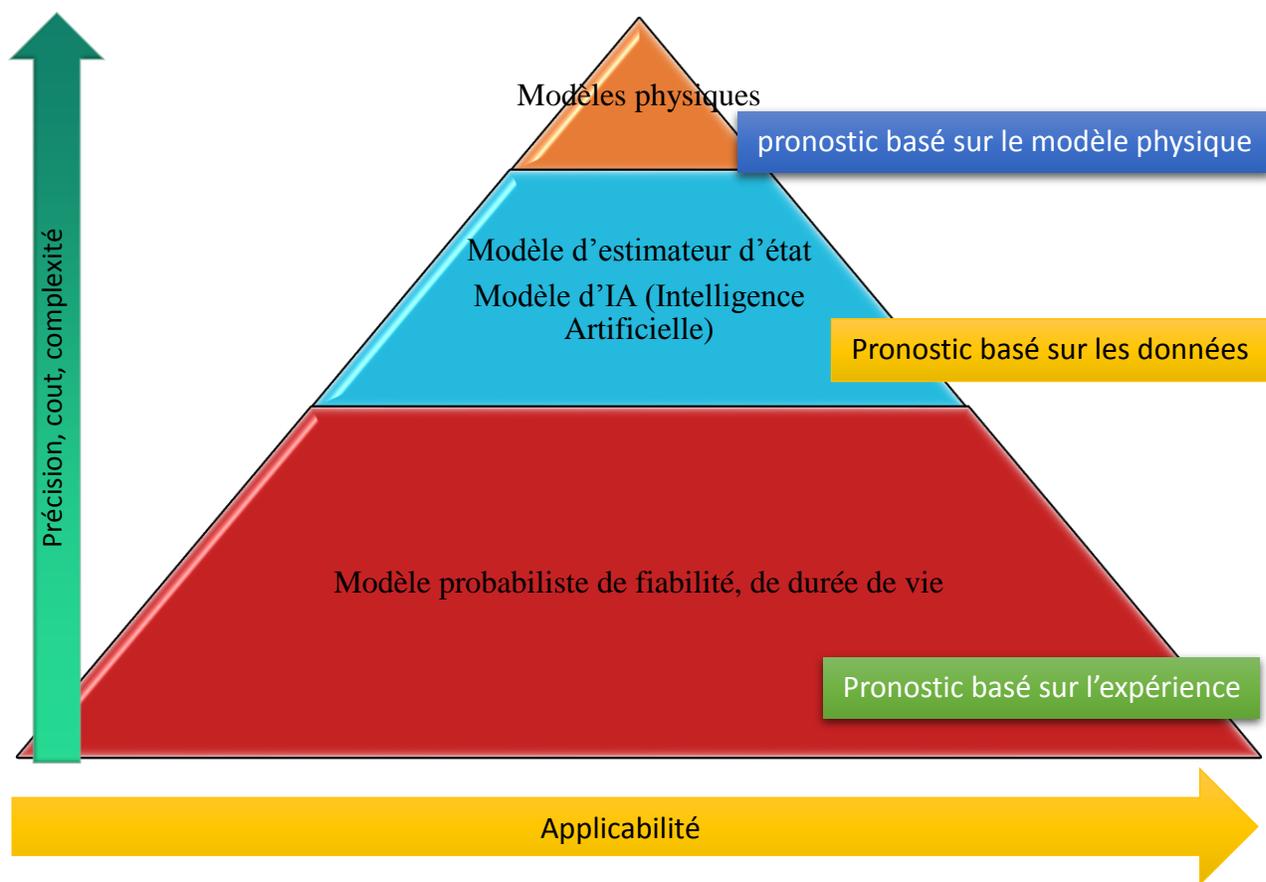


Figure 1.5 Classification d'approches de Pronostic

En 2011, Tobon-mejia, Medjaher et Zerhouni [28] ont proposé une nouvelle taxonomie des méthodes de pronostic fondée sur les trois approches suggérées. Le positionnement relatif de ces types d'approches ainsi que leurs principales caractéristiques sont schématisés sur la figure 1.6.

Notons que les approches guidées par les données de surveillance et les approches fiabilistes sont parfois regroupées en une seule catégorie d'outils orientés « données ». Aussi, certains types d'applications permettent de fusionner des modèles physiques et des méthodes guidées par les données en approches hybrides.

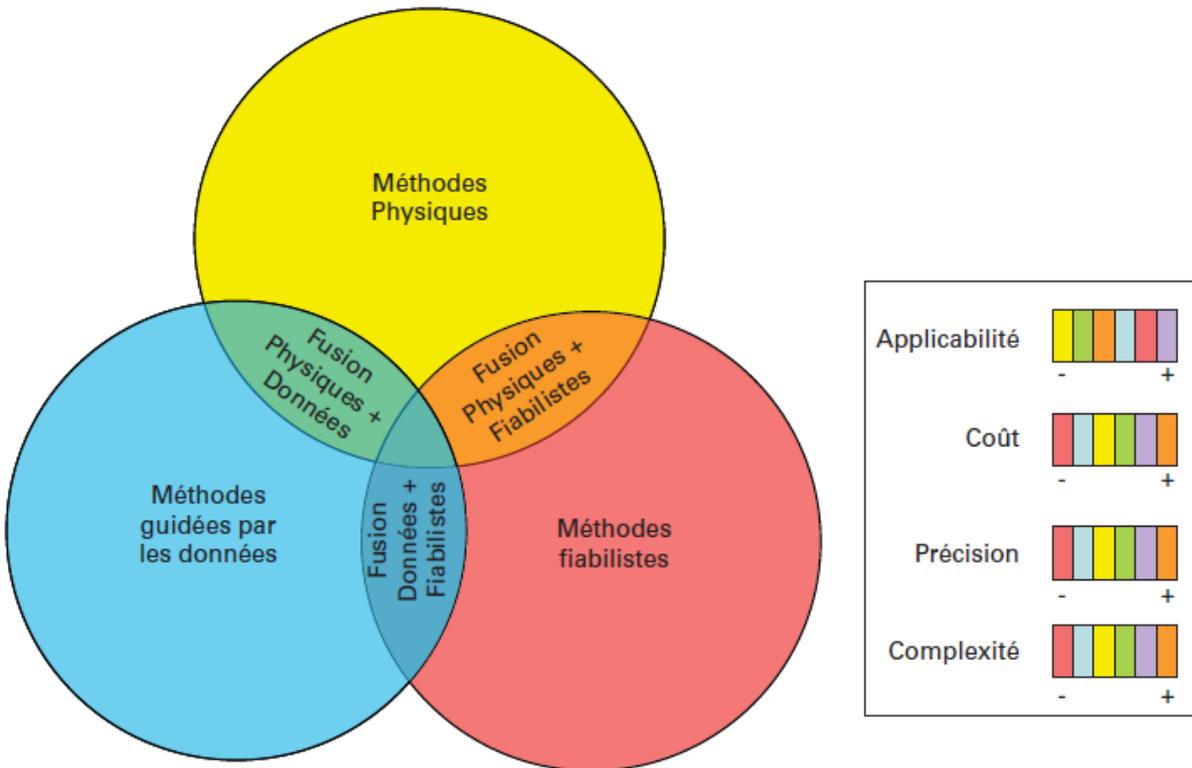


Figure 1.6 Taxonomie des approches de pronostic

### 1.6.3 Méthodes fondées sur un modèle physique

Les méthodes fondées sur un modèle physique requièrent la construction d'un modèle dynamique représentant le comportement du système, et intégrant le phénomène de dégradation, principalement des modèles de fatigue, d'usure ou de corrosion, dont l'évolution est modélisée par une loi déterministe ou un processus stochastique.

Ces méthodes offrent généralement des résultats plus précis que ceux des deux approches restantes. Cependant, leur inconvénient majeur réside dans le fait que, pour des systèmes réels, il est difficile, voire impossible, d'obtenir le modèle dynamique sous forme analytique intégrant le phénomène de dégradation. Leur cadre applicatif en est ainsi restreint

Tableau 1.1. Pronostic fondé sur un modèle physique

<b>Principe</b>	<b>Construire un modèle mathématique prédictif du comportement intégrant le phénomène de dégradation.</b>
<b>Avantages</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Précision : le modèle est dédié.</li> <li>• Flexibilité : si une propriété du système ou de la dégradation change, le modèle peut être réajusté.</li> <li>• interopérabilité : la connaissance de la structure du modèle permet de relier la variation d'indicateurs à une modification de paramètre.</li> </ul>
<b>Inconvénients</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Le développement du modèle est extrêmement coûteux et nécessite un niveau de qualification élevé et une expérience certaine.</li> <li>• Nécessaire de connaître les mécanismes de dégradation et les facteurs influant sur celle-ci.</li> <li>• Complexité de modélisation des interactions.</li> <li>• Difficultés de calcul.</li> <li>• Il peut être impossible de généraliser une approche fondée sur un modèle physique orienté « composant » à un niveau « système ».</li> </ul>
<b>Exemple</b>	Modèles physico-chimiques

#### 1.6.4 Méthodes fiabilistes

Les méthodes fiabilistes reposent sur l'exploitation d'une fonction de fiabilité ou d'un processus stochastique de détérioration dont les paramètres sont déterminés à partir d'expertises ou de données de retour d'expérience.

Tableau 1.2. Pronostic fondé sur les méthodes fiabilistes

<b>Principe</b>	<b>Le pronostic est assimilé à une étude de fiabilité prévisionnelle, l'objectif étant d'identifier les paramètres d'une distribution aléatoire décrivant le phénomène de dégradation ou de défaillance.</b>
<b>Avantages</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Applicabilité très large.</li> <li>• Ne nécessite pas de connaissance pointue des mécanismes physiques de dégradation.</li> <li>• Relativement simple à mettre en œuvre et peu coûteux.</li> </ul>
<b>Inconvénients</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Généralement centré sur des composants critiques.</li> <li>• Développement d'approches orientées « système » rare.</li> <li>• Décalage entre les modèles mis au point (mono-composant à 2 états) et la réalité industrielle (système multi-composants à multi-états).</li> <li>• Nécessite un historique d'expériences passées représentatif de toutes les conditions d'utilisation des systèmes.</li> </ul>
<b>Exemple</b>	Lois de poisson, exponentielle, de weibull, log-normal.

### 1.6.5 Méthodes guidées par les données de surveillance

Le pronostic guidé par les données s'appuie sur le constat suivant : les mesures, entrées-sorties, constituent souvent la plus forte et la plus sûre source d'informations pour comprendre les phénomènes de dégradation. Ce type d'approche vise ainsi à apprendre par les exemples le phénomène de dégradation, et à capturer les relations subtiles entre données, même si ces relations sont inconnues ou difficiles à décrire. Elles reposent donc sur l'exploitation de données de surveillance issues de capteurs ou d'interventions de maintenance, lesquelles sont traitées afin d'extraire des caractéristiques reflétant le comportement du système et sa dégradation. Ces grandeurs sont ensuite utilisées pour apprendre des modèles de prédiction des états actuel et futur du système, et ainsi donner une estimation du RUL (Tableau1.3).

Tableau 1.3. Pronostic guidé par les données de surveillance

<b>Principe</b>	<b>Sur la base de données capteurs, construire des descripteurs reflétant l'état du système surveillé, et en apprendre l'évolution par des outils d'intelligence artificielle notamment.</b>
<b>Avantages</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Compromis entre précision et applicabilité.</li> <li>• Mise en œuvre simple : ne requiert pas la connaissance formelle des mécanismes de dégradation.</li> <li>• Transformation de données bruitées en informations pertinentes.</li> <li>• Adapté à tout type d'application instrumentée.</li> </ul>
<b>Inconvénients</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Existence de données opérationnelles et de surveillance.</li> <li>• Acquisition et couverture des données d'apprentissage.</li> <li>• Temps d'apprentissage.</li> </ul>
<b>Exemples</b>	<b>Réseaux de Neurones, Réseaux Bayésiens, Réseaux neuro-flous</b>

### 1.6.6 Outils utilisés dans le pronostic guidé par les données :

Plusieurs outils sont utilisés dans le pronostic guidé par les données, la plupart de ces outils peuvent être regroupés sous un seul nom : Les outils d'Intelligence Artificielle.

#### 1.6.6.1 Les Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles mathématiques qui reproduisent de manière simple la structure de réseaux de neurones biologiques, le principe de réseaux de neurones consiste à utiliser les informations fournies par des indicateurs de santé de la machine ou du système suivi, température, spectre vibratoire, pression, débit ..., afin de réaliser la reconnaissance et l'identification des modes défaillants ou des états dégradés de ce système.

Les réseaux neuronaux sont utilisés dans le domaine du pronostic de façon à créer une "boite grise" qui estime et prédit la tendance de la dégradation de l'état d'un système au moyen des informations des indicateurs caractéristiques du système (Figure 1.7).

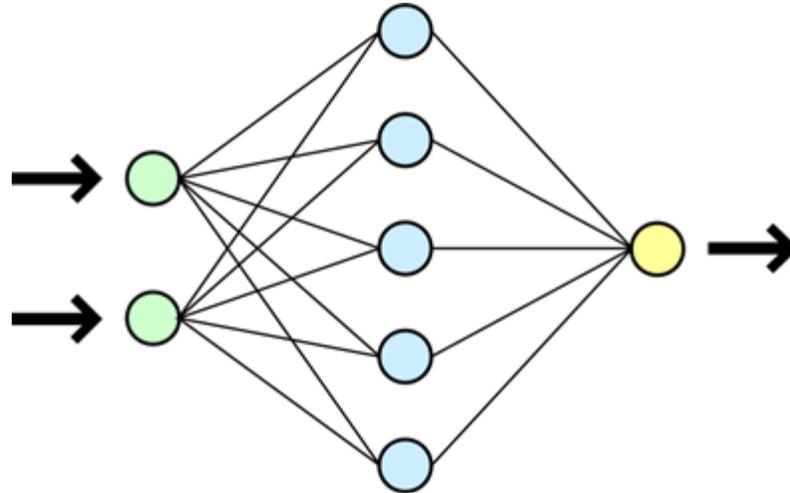


Figure 1.7. Architecture d'un réseau de neurone

Parmi les travaux récents dans le domaine du pronostic basé sur l'expérience, nous pouvons mentionner les plus récents :

En 2003 Chen [29] a proposé Une méthode basée sur le réseau neuronal pour déterminer les dérivées de flutter des modèles de section à écoulement lent et turbulent. L'approche utilise les réponses dynamiques observées pour former un réseau approprié. Les dérivés de flutter peuvent ensuite être déterminés avec précision.

Stefania [30] a appliqué la méthode des réseaux de neurones pour localiser des points périodiques de période spécifiée sur une carte temporelle du système dynamique. Les paramètres d'un oscillateur Duffing à un degré de liberté ont été fixés et les résultats de la simulation numérique pour les différentes valeurs de l'amplitude du forçage ont été utilisés pour former le réseau. Les résultats ont montré que les intervalles de variation de fréquence fournissaient les valeurs d'entrée qui se trouvaient dans la plage utilisée dans l'ensemble d'apprentissage

En 2006, Manoj et Singh [31] ont appliqué les réseaux de neurones pour la prédiction de la vibration et de la fréquence du sol par tous les paramètres influençant la masse rocheuse, les caractéristiques explosives et la conception de l'explosion. Pour étudier la pertinence de cette approche, les prédictions par ANN sont également comparées avec la relation statistique conventionnelle. Le réseau est formé par 150 ensembles de données avec 458 époques et testé par 20 ensembles de données. Le coefficient de corrélation déterminé par ANN est 0,9994 et 0,9868 pour la vitesse maximale des particules (PPV) et la fréquence tandis que le coefficient de corrélation par analyse statistique est 0,4971 et 0,0356.

Dans les travaux de Fabrício, Haroldo et Campos [32], le réseau neuronal de fonction de base radiale (RBF-NN) est appliqué pour émuler un filtre de Kalman étendu (EKF) dans un scénario d'assimilation de données. Les réseaux de neurones sont une solution alternative pour un problème de complexité, une fois que le ANN est formé hors ligne avec un filtre de Kalman de haut niveau, même si ce filtre de Kalman a un coût de calcul élevé. Les résultats obtenus dans leurs travaux encouragent à appliquer cette technique au modèle opérationnel. Cependant, il n'est pas encore possible d'assurer la convergence dans les problèmes de grande dimension.

Un autre travail, en 2009 de Manoj et Singh [33], qui a tenté d'évaluer et de prédire la vibration et la fréquence du sol induites par les explosions en incorporant les propriétés des roches, la conception des explosions et les paramètres explosifs en utilisant la technique du réseau neuronal artificiel (RNA). Un réseau neuronal de rétro propagation à trois couches ayant 15 neurones cachés, 10 paramètres d'entrée et deux paramètres de sortie a été formé à l'aide de 154 enregistrements de tir expérimental et contrôlé, provenant de l'une des principales mines de charbon de surface en Inde. Vingt nouveaux ensembles de données sur les explosions ont été utilisés pour la validation et la comparaison de la vitesse maximale des particules (PPV) et de la fréquence par ANN et d'autres prédicteurs. Pour développer davantage la confiance dans la méthode proposée, les mêmes ensembles de données ont également été utilisés pour la prédiction de la VPP par les prédicteurs de vibrations couramment utilisés ainsi que par l'analyse de régression multivariées (MVRA). Les résultats ont été comparés sur la base de la corrélation et de l'erreur absolue moyenne (MAE) entre les valeurs contrôlées et prédites de PPV et la fréquence.

En 2015, Małgorzata [34] a présenté la possibilité d'application de réseaux de neurones artificiels à la modélisation du taux de défaillance. Les données de fonctionnement d'un water utility polonaise ont été utilisées pour prévoir la valeur de sortie de la fréquence de défaillance. Les résultats de la prédiction indiquent que des réseaux artificiels peuvent être utilisés pour modéliser la fréquence des dommages dans les systèmes d'approvisionnement en eau. Il a été constaté que le réseau neuronal artificiel (perceptron multicouche) entraîné par l'approche quasi-Newton donnait, du point de vue de l'ingénierie, une convergence acceptable. Le modèle créé pourrait être utilisé à l'avenir par les services d'eau pour établir le niveau de fréquence des défaillances et planifier la rénovation des conduites les plus détériorées.

Jaouher et al [35] ont proposé la surveillance des conditions et le diagnostic des défauts des roulements (REB) qui sont actuellement très importants pour assurer la stabilité des machines industrielles et domestiques. Selon les caractéristiques non stationnaires et non linéaires des signaux de vibration REB, la méthode d'extraction de caractéristiques est basée sur l'entropie de l'énergie de décomposition en mode empirique (EMD) dans leur travail. Une analyse mathématique permettant de sélectionner les fonctions intrinsèques les plus significatives (IMF) est présentée. Par conséquent, les caractéristiques choisies sont utilisées pour former un réseau de neurones artificiels (ANN) pour classer les défauts de paliers. Les résultats expérimentaux ont indiqué que la méthode proposée basée sur les signaux de vibration peut catégoriser de manière fiable les défauts de palier. En utilisant un indice de santé proposé (HI), les dégradations REB sont parfaitement détectées avec différents types de défauts et de sévérités. Les résultats expérimentaux consistent à évaluer continuellement l'état du palier surveillé et à détecter ainsi en ligne la gravité du défaut.

Olivier et al. [36] ont proposé un modèle d'apprentissage de fonctionnalité pour la surveillance de l'état basé sur des réseaux de neurones convolutionnels. Le but de cette approche est d'apprendre de manière autonome des fonctions utiles pour la détection de défauts de roulement à partir des données elles-mêmes. Plusieurs types de défauts de palier, tels que les défauts des chemins de roulement extérieurs et la dégradation de la lubrification, sont pris en compte, mais également des paliers sains et un déséquilibre du rotor. Les résultats indiquent que le système d'apprentissage par fonctionnalité, basé sur ce modèle, surpasse de manière

significative l'approche basée sur l'ingénierie des caractéristiques classique qui utilise des fonctionnalités conçues manuellement et un classificateur forestier aléatoire. Le premier atteint une précision de 93,61% et le second une précision de 87,25%.

Laxmikant et al. [37] ont proposé une nouvelle approche de la détection des dommages dans laquelle les défauts de plusieurs composants sont analysés en utilisant un signal de vibration. Ce travail a pour but de traiter l'analyse des vibrations de la boîte à engrenages cylindriques à un étage, lorsque les deux engrenages et le palier sont défectueux. Un dispositif de surveillance d'état est conçu pour analyser le défaut dans la bague extérieure du roulement et la dent endommagée de l'engrenage. MATLAB est utilisé pour l'extraction de caractéristiques et le réseau de neurones est utilisé pour le diagnostic. Dans la littérature, de nombreux auteurs ont analysé séparément les défauts des roulements et des engrenages. Mais on constate que la situation réelle peut être plus complexe.

Erdi et Ahmet [38] ont réalisé une prédiction de la charge de rupture dans les joints adhésifs à un tour soumis à une charge de traction en utilisant des réseaux de neurones artificiels. Les données expérimentales obtenues à partir de la littérature couvrent les joints adhésifs à un tour avec différents modèles géométriques sous la charge de traction. Les données sont disposées dans un format tel que deux paramètres d'entrée couvrent la longueur et la largeur de la zone de liaison dans les joints adhésifs à une seule nappe et la sortie correspondante est la charge de rupture ultime. Un modèle de réseau neuronal artificiel a été développé pour estimer la relation entre les charges de défaillance en utilisant les dimensions géométriques de la zone de liaison comme données d'entrée. Un réseau neuronal artificiel feedforward à trois couches qui a utilisé le modèle d'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt a été utilisé afin de former le réseau. Il a été observé que le modèle de réseau neuronal artificiel peut estimer la charge de rupture des joints adhésifs à un tour avec une erreur acceptable. Les résultats estimés sont également en très bon accord avec les données expérimentales.

Robert et al. [39] ont proposé une nouvelle architecture, CASPER, pour la prédiction de défaillance en ligne ; L'architecture a été mise en œuvre pour prévoir les défaillances d'un véritable système de contrôle du trafic aérien. CASPER présente un haut degré

de précision dans la prédiction des défaillances avec un faible taux de faux positifs. La validation expérimentale montre comment les opérateurs reçoivent des prédictions émises quelques centaines de secondes avant l'apparition de la panne.

Hadi et al. [40] ont étudié les effets des fibres sur la performance du béton auto-compactant (SCC). Dans cette étude, 9 mélanges de béton contenant deux types de fibres (sulfure de polyphénylène: 0,1, 0,2, 0,3 et 0,4% en volume et acier: 0,1, 0,2, 0,3 et 0,4% en volume) et des échantillons non renforcés ont été testés et comparés. Les propriétés mécaniques et de durabilité et la vitesse d'impulsion ultrasonique de tous les mélanges de SCC ont été évaluées. Ensuite, ces données expérimentales ont été utilisées pour former le type de réseau neuronal artificiel feed forward. Les résultats obtenus ont montré que les propriétés mécaniques peuvent être améliorées de manière significative par le renforcement des fibres et que la maniabilité du CSC diminue avec l'augmentation de la teneur en fibres.

Woubishet et Esko [41] ont développé un modèle de prédiction hygrothermique basé sur un réseau de neurones pour estimer une condition hygrothermique temporelle dans des éléments de façade en béton à surface protégée. Le modèle apprend les caractéristiques spécifiques du comportement hygrothermique en utilisant les données de température et d'humidité relative de deux ans obtenues à partir des sondes installées. Ceci permet à son tour d'évaluer le taux de corrosion ainsi que les niveaux de risque de détérioration causés par le gel et les attaques chimiques tout en identifiant le système de protection de surface approprié.

Raji et Vinod [42] ont proposé un modèle de prédiction de survie pour définir la mortalité à trois mois des patients après la transplantation hépatique. Ils ont utilisé un modèle de réseau neuronal artificiel pour le taux de survie de la transplantation hépatique. Ils ont également comparé le modèle à d'autres modèles de classification à l'aide de diverses mesures du rendement des erreurs. Pour assurer la précision, ils ont expérimenté leur modèle avec des modèles existants et prouvé le résultat.

En 2016, Nauman et al. [43] sont les premiers qui ont appliqué les réseaux de neurones dans les réseaux sans fils. Ils ont fourni à la fois un exposé des modèles de communs et un aperçu complet de leurs applications dans les réseaux sans fil.

En 2017, Ayegba et al. [44] ont formé un réseau neuronal artificiel (RNA), une puissante technique d'interpolation, permettant de prédire l'effet d'un virage vertical à 90 ° sur un mélange huile-silicone sur une large gamme de débits. Les données expérimentales pour la formation, la validation, les tests et la prédiction finale ont été obtenues à l'aide d'une instrumentation avancée, d'un capteur de treillis métallique (WMS) et d'une caméra à haute vitesse. Les performances des modèles ont été évaluées à l'aide de l'erreur quadratique moyenne (MSE), de l'erreur relative absolue moyenne (MAE), et des coefficients de corrélation croisée (R2). Les résultats prédits montrent que pour le scénario avant le cintrage, le paramètre d'entrée le plus efficace qui reflète un changement dans le schéma d'écoulement est la vitesse superficielle du gaz. D'autre part, le paramètre de sortie le plus défavorable à mesurer après le virage est la fraction de vide moyenne basée sur le fait que l'écoulement à proximité du virage est en développement.

Kais [45] a présenté une nouvelle classe de réseau de neurones en utilisant un modèle de structure variable de neurone (VSMN).

Ranasinghe et al. [46] ont présenté l'application de réseaux neuronaux artificiels (RNA) pour la prédiction a priori de l'efficacité du RDC (rolling dynamic compaction). Les modèles sont formés avec des données de test de pénétration de cône dynamique obtenues à partir de projets civils antérieurs associés au rouleau d'impact à 4 côtés. Les prédictions des modèles ANN sont en bon accord avec les données de terrain mesurées, comme indiqué par le coefficient de corrélation du modèle d'environ 0,8. Ils ont conclu que les modèles RNA développés dans cette étude peuvent être utilisés avec succès pour fournir une prédiction plus précise de la performance du CDR sur une gamme de types de sol.

#### **1.6.6.2 Les réseaux bayésiens**

Une extension intéressante des méthodes en Intelligence Artificielle conduit à ce qu'on appelle réseaux Bayésiens, Ils sont conçus pour déterminer les probabilités des possibles états

futurs des systèmes complexes où des connaissances expertes sont disponibles, en combinant ces connaissances avec les caractéristiques et les indicateurs à l'état actuel (Figure 1.8).

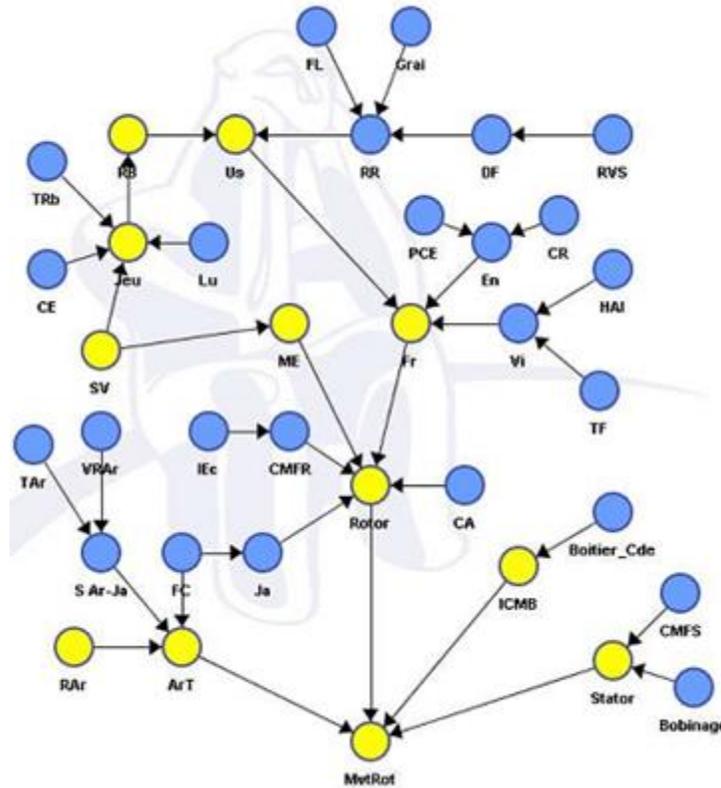


Figure1.8. Réseau Bayésien pour le diagnostic d'un moteur électrique

Les nœuds du réseau sont les états du système, et les probabilités de transition d'un état actuel aux possibles états futurs sont définies par les indicateurs actuels du système ainsi que par la connaissance de la trajectoire suivie par le système dans le passé.

Les probabilités a priori dans les réseaux Bayésiens doivent être introduites par l'expert ; c'est une décision essentielle car elles peuvent changer complètement la propagation des probabilités dans le réseau.

En 2017, Jürgen et al. [47] ont développé une approche statistique pour résumer et prédire les états des turbines en ligne par l'approche des réseaux bayésiens. Dans ce cadre, une étude de cas est réalisée montrant la capacité de prévoir l'échec du roulement 33 jours, en moyenne, à l'avance. La probabilité prédictive est conditionnée par les données disponibles, ainsi

que par les variables d'état. Il est montré que la probabilité prédictive peut être calculée par un modèle pour les échantillons et une fonction de risque décrivant la probabilité de subir une transition d'état.

Abu-Samah et al. [48] ont présenté une nouvelle méthodologie basée sur les réseaux Bayésiens pour apprendre et associer des signatures d'échec avec des occurrences de défaillance potentielles. Dans cette approche, les données de maintenance pilotées par événement sont utilisées comme des symptômes qui sont agrégés sur des intervalles discrétisés. Les probabilités de défaillances prédites par le réseau bayésien sont tracées en tant qu'évolution temporelle. La méthodologie proposée est testée sur les données recueillies auprès d'un fabricant de semi-conducteurs réputé avec des résultats prometteurs.

### **1.6.6.3 Arbres de décision**

Un arbre de décision est un outil d'aide à la décision qui représente la situation plus ou moins complexe que l'on représente sous la forme graphique d'un arbre de façon à faire apparaître à l'extrémité de chaque branche ou feuille les différents résultats possibles en fonction des décisions prises à chaque étape (Figure 1.9).

L'arbre de décision est un outil utilisé dans des domaines variés, son application dans le pronostic consiste à prédire l'état futur d'un système, défaillant ou non, en fonction de données de surveillance, température, spectre vibratoire, pression, débit ..., l'algorithme d'apprentissage cherche à produire des groupes les plus homogènes possibles du point de vue de la variable à prédire à partir des variables de surveillance. Le partitionnement est décrit à l'aide d'un arbre de décision.

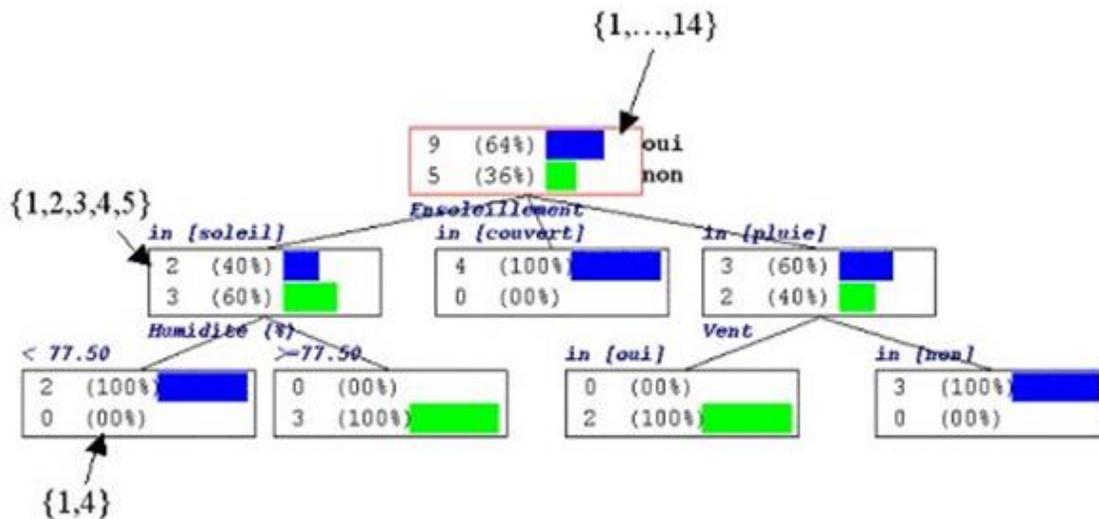


Figure 1.9. Arbre de décision

Les arbres de décision peuvent apprendre les cas non rencontrés au cours de l'utilisation. Le problème se complique en revanche lorsque l'on y ajoute des contraintes temporelles qui elles, ne sont pas fréquemment explicitées. Elles nécessitent donc une très bonne expertise du système et de ces dysfonctionnements.

En 2017, Jing et al. [49] ont proposé deux modèles de prédiction de défaillance de disque dur basés sur les arbres de décision (DT) et les arbres de régression à gradient de gravité (GBRT) qui fonctionnent bien dans la performance de prédiction ainsi que la stabilité et l'interprétabilité. Les modèles sont évalués sur un ensemble de données du monde réel contenant 121 698 lecteurs au total. Les résultats expérimentaux montrent que le modèle DT prédit plus de 93% des défaillances à un taux de fausses alarmes inférieur à 0,01%, et que le modèle GBRT peut atteindre environ 90% de taux de détection des défaillances sans fausses alarmes. Cela permet aux opérateurs d'allouer les ressources système en conséquence pour les migrations de pré-avertissement tout en maintenant la qualité des services utilisateurs. Les deux modèles de prédiction montrent une performance de prédiction stable, avec des taux de détection de défaillance élevés (80% à 96%) et de faibles taux de fausses alarmes (0,006% à 0,31%).

Muhammad et al. [50] ont comparé les performances du réseau de neurones artificiels à rétro-propagation (RNA) largement utilisé avec la forêt aléatoire (RF), une méthode basée sur l'ensemble qui gagne en popularité dans la prédiction de la consommation d'énergie HVAC horaire d'un hôtel à Madrid, Espagne. L'intégration de paramètres sociaux tels que le nombre d'invités augmente légèrement la précision de la prédiction dans les deux cas. Dans l'ensemble, les RNA sont légèrement mieux performés que les RF avec une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 4,97 et 6,10 respectivement. Cependant, la facilité de réglage et de modélisation avec des variables catégoriques offre un avantage aux algorithmes basés sur l'ensemble pour traiter des données complexes multidimensionnelles, typiques dans les bâtiments. Les deux modèles ont une puissance prédictive comparable et sont presque également applicables dans les applications énergétiques du bâtiment.

#### **1.6.6.4 Les Systèmes experts :**

D'une manière générale, un système expert est un outil capable de reproduire les mécanismes cognitifs d'un expert, dans un domaine particulier. Il s'agit de l'une des voies tentant d'aboutir à l'intelligence artificielle.

Un système expert peut être un logiciel possédant une grande masse de connaissances dans un domaine spécialisé qui est capable de répondre à des questions, résoudre des problèmes ou de donner des conseils en effectuant un raisonnement à partir de faits et de règles connus. Il peut servir notamment comme outil d'aide au pronostic.

Les systèmes experts sont des méthodes transparentes qui raisonnent dans des conditions incertaines, floues, qui par contre, explicitent les décisions prises. La facilité de développement de ce type d'outil est une conséquence du fait qu'ils n'exigent pas beaucoup de détails liés au système. Les bases de connaissances sur lesquelles ils s'appuient sont très spécialisées, nécessitent une abondance d'expériences et sont difficiles à actualiser.

#### **1.6.6.5 Les Systèmes Hybrides :**

Afin de reproduire l'apprentissage et le raisonnement humain d'une manière plus précise, l'idée de combiner certaines méthodes d'intelligence artificielle a été apparue sous forme de ce qu'on appelle: les systèmes Hybrides. L'exemple qu'on peut citer est la combinaison de la logique floue avec les réseaux de neurones artificiels. Les techniques de la logique floue peuvent être introduites dans les réseaux de neurones afin de perfectionner et d'améliorer le réseau. Le résultat obtenu est un système nommé: Neuro-Flous ou Fuzzy-neuro system. Cette combinaison permet non seulement d'approcher davantage la structure de la pensée humaine mais aussi d'obtenir un champ d'utilisation plus large et d'utiliser les avantages de chaque technique, à savoir la simplicité des connaissances floues d'une part et l'habileté d'apprentissage des réseaux de neurones de l'autre part. L'utilisation des réseaux hybrides permet en plus de diminuer le temps d'apprentissage par la possibilité d'introduire de la connaissance à priori dans le système d'aide au pronostic.

En 2015, Jagannath et al. [51] ont proposé une nouvelle méthode dont l'objectif est d'extorquer le signal FECG non invasif avec la plus haute qualité possible, en aidant les médecins à utiliser la méthodologie de surveillance intrapartum la plus récente appelée STAN (analyse ST) pour prévoir l'hypoxie fœtale intrapartum. Les résultats de l'étude du système BANFIS proposé se sont révélés utiles pour le système STAN pour la prédiction efficace de l'hypoxie fœtale.

#### **1.7 CONCLUSION**

Dans ce chapitre nous avons passé en revue les méthodes actuellement utilisées dans le diagnostic et le pronostic des défauts dans les systèmes industriels. Le diagnostic implique la détection et l'analyse de la cause ou la nature du défaut, alors que le pronostic calcule ou prédit l'état futur à la suite d'une analyse sur des données pertinentes et disponibles. Une méthode de diagnostic et de pronostic efficace peut conduire à la réduction des arrêts imprévus et à l'augmentation de la fiabilité et la sûreté de fonctionnement des systèmes et par conséquent réduit les coûts de la maintenance. L'état de l'art proposé dans ce premier chapitre nous a permis de constater que plusieurs méthodes existent pour supporter l'activité de diagnostic et pronostic : méthodes basées sur un modèle, méthodes basées sur l'expérience, méthodes orientées

données. Les comparaisons effectuées entre ces méthodes nous amènent à privilégier les méthodes orientées données que ce soit pour le diagnostic (par classification supervisée et non supervisée) ou pour le pronostic (réseaux de neurones et modèles de Markov cachés). Même si les méthodes basées sur un modèle permettent d'obtenir de meilleurs résultats, nous ne souhaitons pas dépendre d'un modèle de diagnostic et de pronostic dont la couverture sera nécessairement limitée par leur capacité à intégrer une compréhension physique du processus de défaillance ou de dégradation du système.

L'efficacité de la maintenance préventive conditionnelle est liée à sa faculté à diagnostiquer et à prédire la défaillance d'un système. La phase de diagnostic est ainsi critique et le chapitre suivant lui est consacré.

## **CHAPITRE 2**

# **CONCEPTION, RÉALISATION ET TESTS DU BANC EXPÉRIMENTAL « DADP »**

### **2.1 INTRODUCTION**

Les méthodes de maintenance ont souvent recours à une information basée sur l'expérience pour prédire les performances futures. Elles sont formalisées en une discipline systématique qui se base sur une évaluation technique complète des événements survenus pendant les phases expérimentales ou d'exploitation. Les méthodes de maintenance apportent, à la conception de produit, des méthodes et des informations qui permettent de faire mieux qu'avant et surtout, de prévoir le comportement futur d'un matériel nouveau. [52].

Une première définition normative de la maintenance fut donnée par l'AFNOR en 1994 (norme NFX 60-010), à savoir : « l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé ». Depuis 2001, elle a été remplacée par une nouvelle définition, désormais européenne (NF EN 13306 X 60-319) : « Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise ». La Fédération européenne des sociétés nationales de maintenance (European Federation of National Maintenance Societies ou EFNMS) propose une définition similaire en anglais: « All actions which have

the objective of retaining or restoring an item in or to a state in which it can perform its required function. The actions include the combination of all technical and corresponding administrative, managerial and supervision actions», c'est à dire : Toutes les actions qui ont pour objectif de garder ou de remettre une chose en état de remplir la fonction qu'on exige d'elle.

Les activités de maintenance se traduisent par des interventions sur des équipements pluri technologiques. Ces interventions supposent des connaissances scientifiques et techniques relatives tant aux systèmes, produits, processus, matériels et logiciels mis en œuvre qu'à leur fonctionnement et aux principes qui régissent leurs interactions [53].

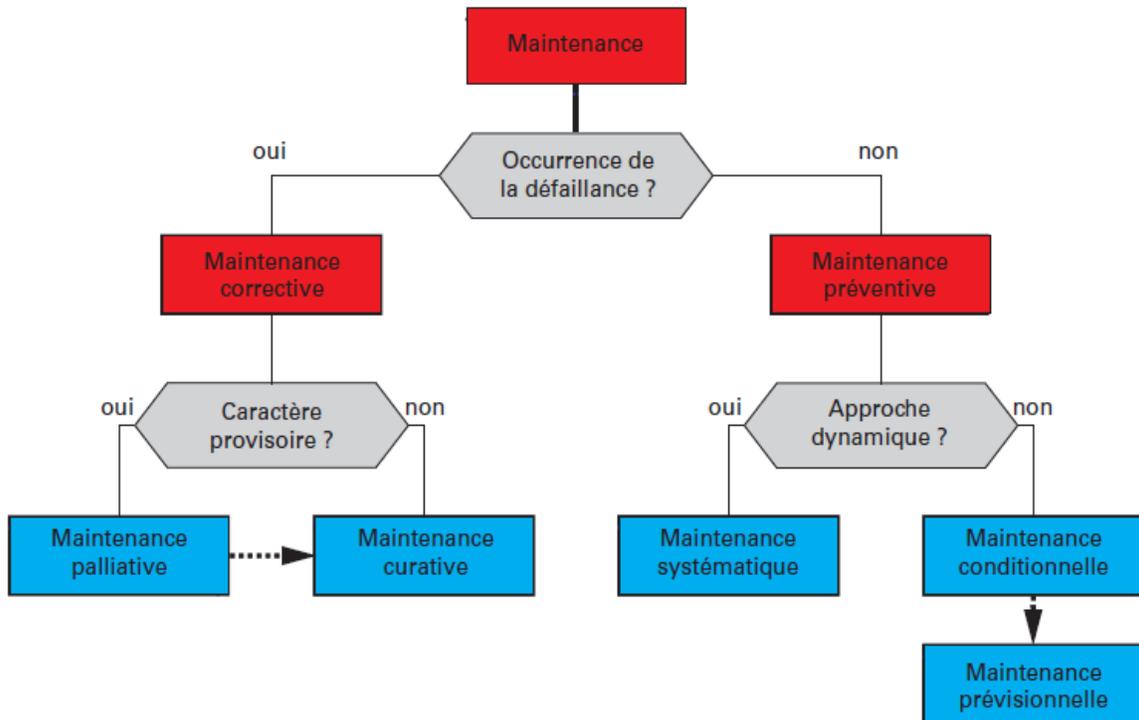


Figure 2.1. Formes de maintenance selon la norme NF EN 13306 (2010)

## **2.2 LA MAINTENANCE CORRECTIVE OU ACCIDENTELLE**

C'est pour ça qu'on définit la maintenance corrective comme une maintenance effectuée après défaillance, la norme NF EN 13306 (2010) la définit comme une maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise [53].

La maintenance corrective est caractérisée par son caractère aléatoire et requiert des ressources humaines compétentes et des ressources matérielles à savoir: pièces de rechange et outillage, disponibles sur place. Ce type de maintenance est généralement adapté pour les équipements pour lesquels :

- Les conséquences de la panne ne sont pas critiques ;
- La réparation est facile et ne nécessite pas beaucoup de temps ;
- Les coûts d'investissements sont faibles.
- Deux formes de maintenance corrective peuvent être distinguées

### **2.2.1 La maintenance corrective palliative**

Elle est basée sur l'action de dépannage qui permet de remettre provisoirement le matériel à un niveau de performance acceptable qui peut être inférieur au niveau optimal, l'intervention est donc à caractère provisoire, la norme AFNOR [54] la décrit comme : « Action de maintenance corrective destinée à permettre à un bien d'accomplir provisoirement tout ou une partie d'une fonction requise, appelée couramment dépannage ». La maintenance palliative est principalement constituée d'actions à caractère provisoire qui doivent être suivies d'actions curatives.

### **2.2.2 La maintenance corrective curative**

Par opposition à ce qu'on appelle la maintenance corrective palliative, les interventions dans ce type de maintenance corrective sont de caractère définitif, l'intervention qui suit la défaillance permet le rétablissement du niveau de performance optimal du matériel, la norme AFNOR X60-319/NF EN 13306 2010 AFNOR Terminologie de la maintenance la définit comme : « une action de maintenance corrective ayant pour

objet de rétablir un bien dans un état spécifié pour lui permettre d'accomplir une fonction requise. Le résultat des actions réalisées doit présenter un caractère permanent ».

## **2.3 LA MAINTENANCE PREVENTIVE**

Contrairement à la maintenance corrective qui attend l'occurrence de la panne pour intervenir en causant l'augmentation des coûts indirects liés à l'interruption de la production, la maintenance préventive consiste à intervenir sur un équipement avant que celui-ci ne soit défaillant, les interventions sont donc déclenchées avant les défaillances en fonction d'un ou plusieurs paramètres déterminés après la surveillance du comportement de la machine. On cherche alors à tendre vers un taux de défaillance nul en effectuant le maintien du niveau de performance requis avant l'apparition du défaut, la définition donnée par l'AFNOR [54] est la suivante : « Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien », elle a comme buts :

- Augmenter la durée de vie des matériels ;
- Diminuer la probabilité des défaillances en service ;
- Diminuer le temps d'arrêt en cas de révision ou de panne ;
- Prévenir et aussi prévoir les interventions de la maintenance corrective coûteuse ;
- Permettre de décider la maintenance corrective dans de bonnes conditions
- Diminuer le budget de la maintenance ;
- Eviter les consommations anormales d'énergie, de lubrifiant, etc.;
- Supprimer les causes d'accidents graves.

Trois formes de maintenance Préventive peuvent être distinguées :

### **2.3.1 La maintenance préventive systématique**

Lorsque l'intervention de maintenance est exécutée à intervalles fixes et prédéfinis, on parle de maintenance préventive systématique. Ce type de maintenance

est déclenché suivant un échancier qui peut être: heures de travail, kilomètres effectués, etc... et se traduit par le remplacement périodique de pièces, sans contrôle préalable et quel que soit l'état de dégradation des biens, la définition donnée par la norme européenne [54] est : « Maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien ».

La périodicité des remplacements est déterminée selon deux méthodes : la première est de type bloc et la seconde, de type âge. La politique de remplacement de type âge suggère de remplacer l'équipement après  $T$  unités de temps de bon fonctionnement. La politique de type bloc suggère de remplacer l'équipement après une période prédéterminée de temps  $T$ ,  $2T$ , etc. indépendamment de l'âge et de l'état du composant.

La maintenance systématique nécessite donc de connaître le comportement du matériel ; les usures ; les modes de dégradations ; le temps moyen de bon fonctionnement entre deux avaries (MTBF) afin de déterminer les périodes d'interventions.

### **2.3.2 La maintenance préventive conditionnelle**

La maintenance préventive systématique peut conduire à un excès d'interventions inutiles, et donc à des gaspillages financiers pour l'entreprise. Pour pallier cela, d'autres formes de maintenance préventive, fondées sur la surveillance de l'état réel des biens sont apparues : les maintenances conditionnelle et prévisionnelle.

La maintenance conditionnelle est définie comme une : « Maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent » [54]. C'est une maintenance subordonnée à un type d'événement prédéterminé. Divers outils comme l'analyse de la vibration et l'analyse d'huile, permettent de détecter les signes d'usure ou de dégradation de l'équipement. Ceci s'effectue en mesurant, à chaque inspection, la

valeur d'un paramètre de contrôle tel que l'amplitude de déplacement, de vitesse ou d'accélération des vibrations, le degré d'acidité, ou la teneur de particules solides dans l'huile. Dans certains cas où des équipements de mesure ou des capteurs sont intégrés dans le système suivi, l'inspection ne se fait qu'après l'obtention d'un signal. D'une manière générale, l'action ne se déclenche que lorsque le paramètre de contrôle dépasse un seuil déterminé empiriquement, fixé par le constructeur ou par les normes de santé et de sécurité au travail.

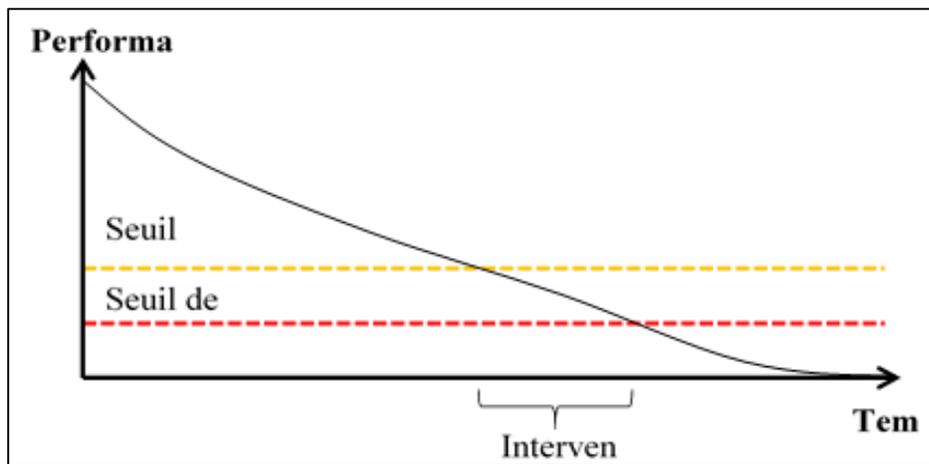


Figure 2.2. Principe du suivi en maintenance Conditionnelle

### 2.3.3 La maintenance préventive prévisionnelle ou prédictive

Comme la maintenance préventive, la maintenance prédictive a de nombreuses définitions. Pour certains travailleurs, la maintenance prédictive surveille la vibration des machines tournantes dans le but de détecter les problèmes naissants et d'éviter une défaillance catastrophique. Pour d'autres, elle surveille l'image infrarouge de l'appareillage électrique, des moteurs et d'autres équipements électriques pour détecter les problèmes de développement. Le principe commun de la maintenance prédictive est qu'une surveillance régulière de l'état mécanique réel, de l'efficacité de fonctionnement et d'autres indicateurs des conditions de fonctionnement des trains de machines et des systèmes de traitement fournira les données nécessaires pour assurer l'intervalle maximal entre les réparations des pannes imprévues [55].

La maintenance préventive (PM) est un moyen efficace pour l'amélioration de la fiabilité [56]. En ce qui concerne la maintenance prédictive avancée, le principal défi est la prédiction de défaillance précise qui pourrait éviter une perte de fonctionnement importante au stade initial [57].

## **2.4 LES TECHNIQUES DE LA MAINTENANCE PREDICTIVE**

Diverses technologies peuvent et doivent être utilisées dans le cadre d'un programme global de maintenance prédictive. Parce que les systèmes mécaniques ou les machines représentent la plupart des équipements de l'usine, la surveillance des vibrations est généralement l'élément clé de la plupart des programmes de maintenance prédictive.

Par conséquent, un programme complet de maintenance prédictive doit inclure d'autres techniques de surveillance et de diagnostic. Ces techniques comprennent la surveillance des vibrations, la thermographie, la tribologie, les paramètres de processus, l'inspection visuelle, les ultrasons et d'autres techniques d'essais non destructifs [55].

### **2.4.1 Surveillance des vibrations**

Parce que la plupart des installations sont constituées de systèmes électromécaniques, la surveillance des vibrations est le principal outil de maintenance prédictive. Au cours des 20 dernières années, la plupart de ces programmes ont adopté des collecteurs de données monocanaux à microprocesseur et des logiciels Windows® pour acquérir, gérer, suivre et évaluer l'énergie vibratoire créée par ces systèmes électromécaniques. Bien que cette approche soit une méthodologie de maintenance prédictive précieuse, les limites de ces systèmes peuvent limiter les avantages potentiels [55].

La surveillance des installations concourt à limiter le niveau d'entretien préventif. L'analyse vibratoire constitue un outil de détection puis de diagnostic de défauts de fonctionnement des installations.

### **2.4.2 Thermographie**

Définition AFNOR : « la thermographie est la technique permettant d'obtenir, au moyen d'un appareillage approprié, l'image thermique d'une scène observée dans un domaine spectral de l'infrarouge ».

Thermographie signifie « écrire avec la chaleur » tout comme photographie signifie « écrire avec la lumière ». Ce cliché ainsi généré est appelé thermo gramme ou image thermique.

La démarche consiste donc à produire des images à partir de radiations thermiques invisibles. De ce fait, la thermographie infrarouge est un moyen instantané de détection des zones à problèmes, elle met en évidence des défauts que les méthodes plus conventionnelles ne peuvent déceler.

La thermographie est une technique de maintenance prédictive qui peut être utilisée pour surveiller l'état de la machinerie, des structures et des systèmes de l'usine, et non seulement de l'équipement électrique. Il utilise une instrumentation conçue pour surveiller l'émission d'énergie infrarouge (c'est-à-dire la température de surface) pour déterminer les conditions de fonctionnement. En détectant des anomalies thermiques (c'est-à-dire, des zones qui sont plus chaudes ou plus froides qu'elles ne devraient l'être), un technicien expérimenté peut localiser et définir une multitude de problèmes naissants dans l'installation.

### **2.4.3 Tribologie**

Tribologie est le terme général qui se réfère à la dynamique de conception et de fonctionnement de la structure de support de palier-lubrification-rotor des machines. Deux techniques principales sont utilisées pour la maintenance prédictive: l'analyse de l'huile de graissage et l'analyse des particules d'usure.

#### **2.4.4 Inspections visuelles**

L'inspection visuelle était la première méthode utilisée pour la maintenance prédictive. Presque depuis le début de la révolution industrielle, les techniciens de maintenance effectuaient quotidiennement des «walkdowns» des systèmes critiques de production et de fabrication afin d'identifier les défaillances potentielles ou les problèmes de maintenance susceptibles d'affecter la fiabilité, la qualité des produits et les coûts de production. Une inspection visuelle est toujours un outil de maintenance prédictive viable et devrait être incluse dans tous les programmes de gestion de la maintenance de l'installation totale [55].

D'autres techniques pouvant soutenir la maintenance prédictive comprennent les émissions acoustiques, les courants de Foucault, les particules magnétiques, les contraintes résiduelles et la plupart des méthodes non destructives traditionnelles.

### **2.5 LA SURVEILLANCE PAR ANALYSE VIBRATOIRE**

Tout l'équipement mécanique en mouvement génère un profil de vibration, ou signature, qui reflète son état de fonctionnement. Ceci est vrai indépendamment de la vitesse ou si le mode de fonctionnement est la rotation, le mouvement alternatif ou le mouvement linéaire. L'analyse des vibrations est applicable à tous les équipements mécaniques, bien qu'une hypothèse courante, mais non valide, soit qu'elle soit limitée à de simples machines tournantes dont les vitesses de fonctionnement dépassent 600 tours par minute (tr / min). L'analyse de profil de vibration est un outil utile pour la maintenance prédictive, les diagnostics et bien d'autres utilisations.

La maintenance prédictive est devenue synonyme de surveillance des caractéristiques vibratoires des machines tournantes pour détecter les problèmes de bourgeonnement et prévenir les pannes catastrophiques. Il a été constaté que la surveillance des vibrations est un élément essentiel de tout bon programme de maintenance prédictive pour toute machine de l'usine [58].

Cependant, l'analyse des vibrations ne fournit pas les données nécessaires pour analyser l'équipement électrique, les zones de perte de chaleur, l'état de l'huile de graissage ou d'autres paramètres généralement évalués dans un programme de gestion de la maintenance. Par conséquent, un programme de maintenance prédictive de l'installation totale doit inclure plusieurs techniques, chacune conçue pour fournir des informations spécifiques sur l'équipement de l'usine.

## 2.6 DÉFINITION D'UNE VIBRATION

Un système mécanique est dit en vibration lorsqu'il est animé d'un mouvement de va-et-vient autour d'une position moyenne, dite position d'équilibre. Une vibration est généralement traduite par :

- Un déplacement : la position de la masse varie de part et d'autre du point d'équilibre ;
- Une vitesse : variation du déplacement par rapport au temps ;
- Une accélération : variation de la vitesse par rapport au temps.

## 2.7 CARACTÉRISTIQUES D'UNE VIBRATION

### 2.7.1 L'Amplitude

On appelle amplitude d'un mouvement vibratoire la valeur de ses écarts par rapport à sa position d'équilibre. De cette définition générale, la complexité d'un signal vibratoire réel conduit à définir plusieurs grandeurs d'amplitude :

L'Amplitude crête ( $A_c$ ) : Elle représente l'amplitude maximale du signal par rapport à sa valeur d'équilibre.

L'Amplitude crête à crête ( $A_{cc}$ ) : Elle représente l'écart entre les amplitudes extrêmes du signal pour un temps d'observation donné. Dans le cas d'une vibration sinusoïdale, elle est parfois appelée amplitude double. Il est noté que :

$$A_{cc} = 2A_c \quad (2.1)$$

L'Amplitude efficace ( $A_{\text{eff}}$ ) ou RMS (Root Mean Square) : Elle indique l'énergie donnée par le mouvement vibratoire.

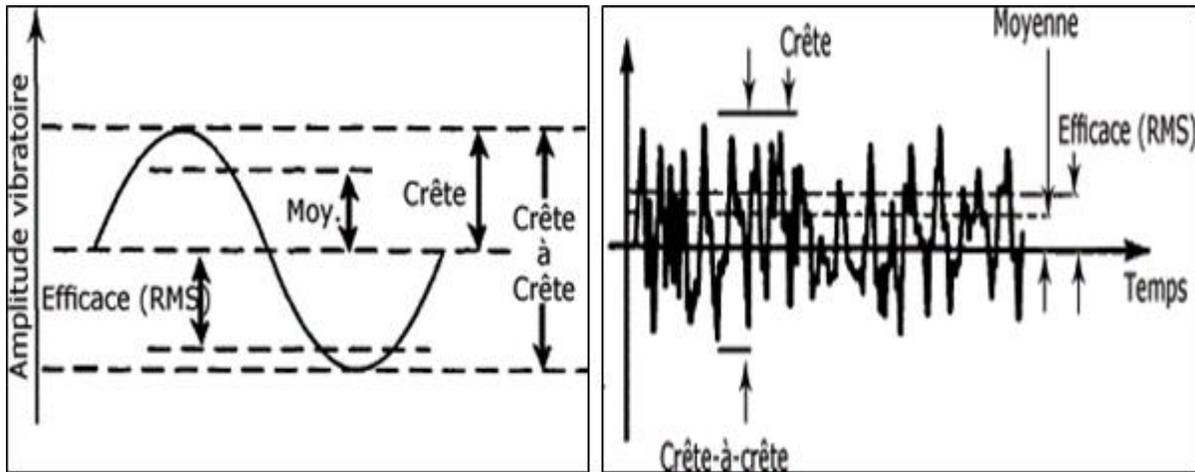


Figure 2.3. Caractéristiques d'une vibration Sinusoïdale ou quelconque

### 2.7.2 La fréquence

La fréquence représente la cadence de répétition d'un phénomène ou le nombre de fois qu'il se reproduit en un temps donné. Lorsque l'unité de temps choisi est la seconde, la fréquence s'exprime en Hertz (Hz). Une vibration qui se produira 50 fois/seconde aura donc une fréquence de 50 Hz. La fréquence  $f$  est l'inverse de la période  $T$  qui est la durée d'un cycle.

$$f = \frac{1}{T} \quad (2.2)$$

## 2.8 LES DIFFÉRENTS DÉFAUTS D'UNE MACHINE TOURNANTE

Le déséquilibre de masse, le frottement du rotor, le désalignement de l'arbre, les défaillances des engrenages et les défauts de palier sont des exemples de défauts pouvant conduire à la panne de la machine [59].

Outre la détection de l'apparition précoce et la gravité d'un défaut, il existe des systèmes qui peuvent également être conçus pour identifier les composants qui se détériorent et estimer l'intervalle de temps pendant lequel l'équipement surveillé peut encore fonctionner avant la défaillance [60]. Ces systèmes mesurent et interprètent en

continu des signaux (par exemple, vibration, émission acoustique, thermographie infrarouge, etc.), qui fournissent des informations utiles pour identifier la présence de symptômes défectueux [61].

### 2.8.1 Le balourd

Quel que soit le soin apporté à la construction des machines, il n'est pas possible de faire coïncider l'axe de rotation avec le centre de gravité de chaque tranche élémentaire du rotor, ce qui caractérise le balourd. Il en résulte que l'arbre en rotation est soumis à des efforts centrifuges qui le déforment. Ces efforts se traduisent par des vibrations liées à la fréquence de rotation.

Les vibrations induites par le déséquilibre sont la cause d'erreurs fondamentales dans des systèmes en mouvement et peuvent induire des surcharges considérables sur les outils de coupe lors d'opérations d'usinage [62].

Les déséquilibres proviennent en général de défauts d'usinage, d'assemblage des rotors ou de montage. En fonctionnement, les rotors peuvent aussi se déformer sous l'effet d'échauffements dissymétriques causant le balourd. Le balourd se manifeste généralement dans les spectres vibratoires par un pique qui a une fréquence égale à la fréquence de rotation  $F_0$ .

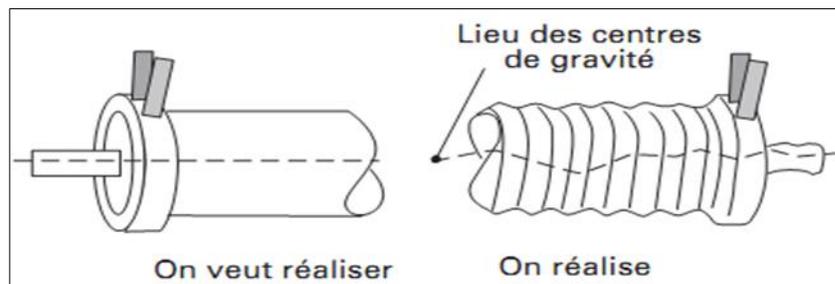


Figure 2.4. Défauts d'usinage causant le balourd

## 2.8.2 Le désalignement

Un arbre est une partie essentielle de la machine tournante; il est utilisé pour transmettre la puissance et le mouvement [63].

Le désalignement de l'arbre est un problème commun dans les machines tournantes qui cause plus de 70% des problèmes de vibration [64]. Il se produit lorsque les axes de rotation de deux (ou plus) arbres de machines ne sont pas alignés. Cela augmente les forces axiales et radiales sur les roulements, joints et accouplements, en induisant ainsi l'usure de ces composants et une flexion de l'arbre en réduisant la quantité de puissance transmise [65].

Même si initialement, ou après ajustement, l'arbre est aligné, pendant le fonctionnement, divers facteurs tels que la croissance thermique, la pression de la tuyauterie et les mouvements de fondation modifieront l'alignement [66]. Le désalignement se manifeste généralement dans les spectres vibratoires par un pique qui a une fréquence égale à 2 fois la fréquence de rotation ( $2F_0$ ).

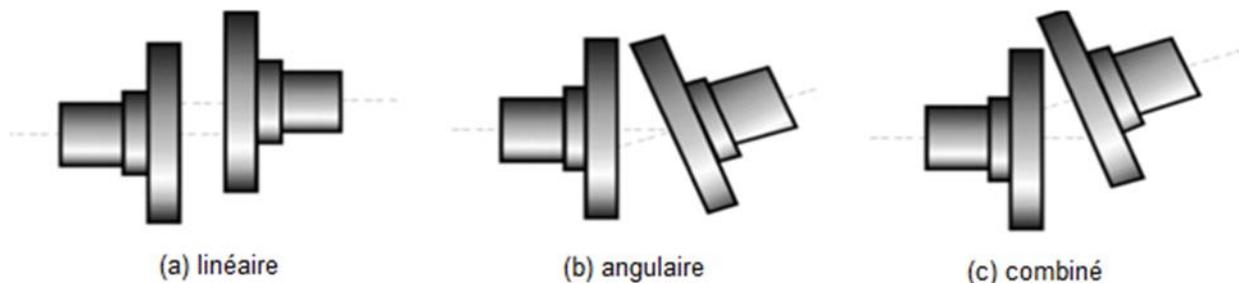


Figure 2.5. Les types de mauvais alignements

## 2.8.3 Les défauts de roulements

Les paliers sont des composants critiques des machines tournantes et la surveillance de leur état est importante pour éviter les défaillances catastrophiques et réduire les temps d'arrêt des machines [67].

Douze avaries principales peuvent être retenues et proviennent de quatre familles de causes :

Avaries liées à la charge et à la vitesse appliquée : écaillage, grippage, coloration et détérioration des cages.

Avaries liées à la lubrification : grippage, rupture des bagues par contraintes thermiques, coloration, détérioration des cages et écaillage,

Avaries liées au montage : empreintes des corps roulants par déformation plastique, traces de coups, certaines détériorations des cages, corrosion par contact, certains écaillages provenant des défauts d'alignement et de circularité.

Avaries liées à l'environnement : usure, empreintes, corrosion, cratères, cannelures créés par le passage d'un courant électrique.



Figure 2.6. Défauts de roulements

Les pistes des roulements et les billes sont chargées cycliquement, ce qui engendre à la surface une dégradation par fatigue qui se présente sous la forme de fissures qui

conduisent à l'écaillage et puis à la ruine du roulement. Ces fissures peuvent être d'origine superficielle ou provenir de la dégradation de la sous couche du matériau. Cette ruine peut être détectée sur un spectre à partir de l'identification des fréquences caractéristiques du roulement. Celles-ci correspondent aux fréquences des impacts lorsqu'un élément roulant rencontre un défaut. Elles sont données en écrivant que les vitesses aux points de contact entre billes et bagues sont nulles. Elles dépendent du diamètre des éléments roulants ( $d$ ), du diamètre moyen du roulement ( $D$ ), du nombre d'éléments roulants ( $N$ ), de l'angle de contact ( $\phi$ ) et de la fréquence de rotation ( $f_r$ ). Elles sont données par les formules :

Tableau 2.1. Les fréquences caractéristiques des défauts de roulements

Défaut	Fréquence
Un défaut localisé sur la bague externe	$f_{be} = \frac{N}{2} f_r \left[ 1 - \frac{d}{D} \cos \varphi \right]$ (2.3)
Un défaut localisé sur la bague interne	$f_{bi} = \frac{N}{2} f_r \left[ 1 + \frac{d}{D} \cos \varphi \right]$ (2.4)
Un défaut localisé sur un élément roulant	$f_{er} = \frac{D}{d} f_r \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \cos \varphi \right)^2 \right]$ (2.5)
Un défaut localisé sur la cage	$f_c = \frac{1}{2} f_r \left[ 1 - \frac{d}{D} \cos \varphi \right]$ (2.6)

#### 2.8.4 Les défauts d'engrenages

Les engrenages sont des composants importants de presque toutes les machines utilisées dans l'environnement industriel. Par conséquent, la détection d'un défaut dans ces organes doit être détectée à l'avance pour éviter une défaillance catastrophique [68].



Figure 2.7 défauts d'engrenages

Le défaut d'engrenage se manifeste généralement dans les spectres vibratoires par un pique qui a une fréquence égale à :

$$f = z \cdot f_0 \quad (2.7)$$

Après avoir décrit les principales manifestations vibratoires des défauts de fonctionnement des machines, cet article examine les stratégies de détection, de surveillance et la démarche de diagnostic s'appuyant sur l'analyse vibratoire et permettant de déduire une politique et des gestes de maintenance. [6]

## 2.9 SOURCE D'EXPLOITATION DES DONNEES

Le processus d'analyse des vibrations nécessite de rassembler des données machine complexes et de les déchiffrer. Contrairement aux courbes de vibrations théoriques simples, le profil d'un équipement est extrêmement complexe car il existe généralement de nombreuses sources de vibrations. Chaque source génère sa propre courbe, mais celles-ci sont essentiellement additionnées et affichées sous la forme d'un profil composite. Ces profils peuvent être affichés sous deux formats: domaine temporel et domaine fréquentiel [55].

### 2.9.1 Le domaine temporel

Les données de vibration tracées en fonction de l'amplitude et du temps sont appelées un profil de données dans le domaine temporel (figure 2.9). Les diagrammes temporels doivent être utilisés pour toutes les machines linéaires et à mouvement

alternatif. Ils sont utiles dans l'analyse globale des trains de machines pour étudier les changements dans les conditions de fonctionnement; Cependant, les données dans le domaine temporel sont difficiles à utiliser. Parce que toutes les données de vibration dans ce type de tracé sont additionnées pour représenter le déplacement total à un moment donné, il est difficile de voir directement la contribution d'une source de vibration particulière.

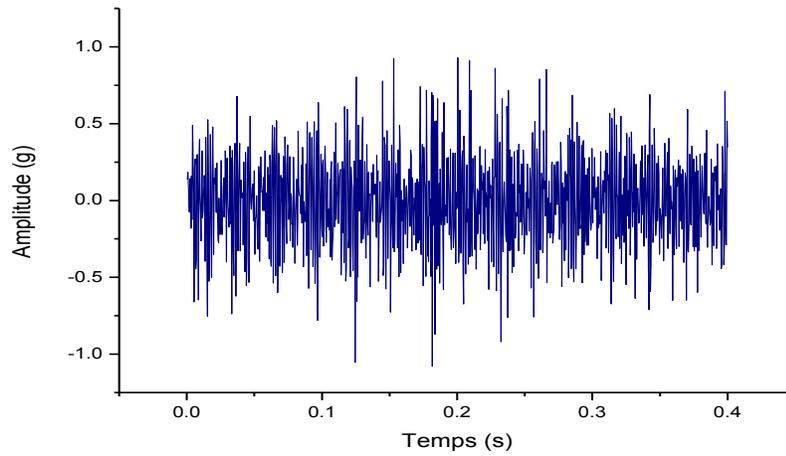


Figure 2.8. Spectre temporel

### 2.9.2 Domaine fréquentiel

D'un point de vue pratique, les fonctions simples de vibration harmonique sont liées aux fréquences circulaires des composants rotatifs ou mobiles. Par conséquent, ces fréquences représentent un multiple de la vitesse de fonctionnement de base de la chaîne cinématique (Figure 2.10). La détermination de ces fréquences est la première étape fondamentale dans l'analyse de l'état de fonctionnement de la machine.

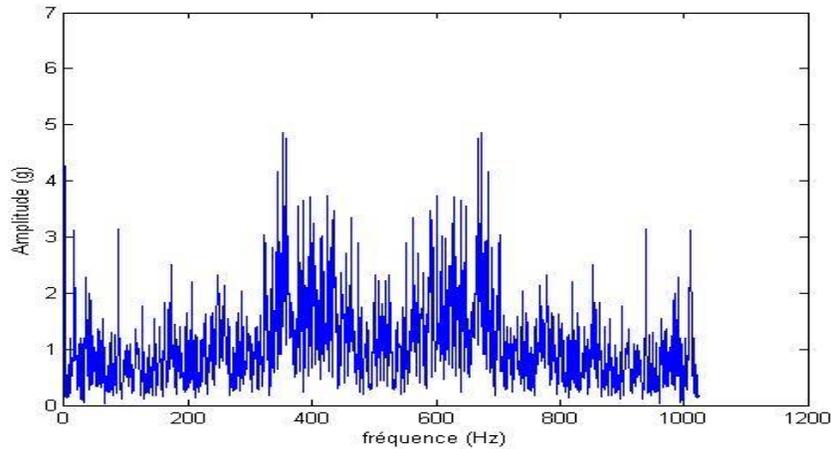


Figure 2.9. Spectre fréquentiel

Les données de domaine de fréquence sont obtenues en convertissant des données de domaine temporel en utilisant une technique mathématique appelée Transformée de Fourier Rapide (FFT). La FFT permet à chaque composante de vibration d'un spectre machine-train complexe d'être représentée comme un pic de fréquence discrète. L'amplitude du domaine fréquentiel peut être le déplacement par unité de temps lié à une fréquence particulière, qui est représentée par l'axe Y en fonction de la fréquence en tant qu'axe X. Ceci est opposé aux spectres du domaine temporel qui additionnent les vitesses de toutes les fréquences et trace la somme en tant qu'axe Y en fonction du temps en tant qu'axe X.

Les formules (2.8) et (2.9) représentent respectivement la transformée de Fourier et sa variante discrète.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-i2\pi ft} dt \quad (2.8)$$

$$X(f) = \sum_{k=0}^{N_e-1} x(k) \cdot e^{-2i\pi f \frac{k}{N}} \quad (2.9)$$

Le théorème de PARCEVAL exprime que l'énergie contenue dans le signal temporel est égale à celle dans sa représentation fréquentielle. A partir de là nous pouvons parallèlement construire sur les signaux de puissance finie des spectres de puissance

(Densité spectrale de puissance DSP), représentatifs du carré du module de la transformée de Fourier, rapportée au temps d'observation [69].

### 2.9.3 Le cepstre

L'analyse cepstrale est une technique complémentaire d'analyse, développée sur plusieurs variantes, dont les plus utilisées sont le cepstre complexe ; définit comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier, s'exprime selon une variable uniforme au temps, et est représentée par la formule (2.10) [70].

$$C = TF^{-1} [Ln|X(f)|] \quad (2.10)$$

Le cepstre de puissance définit comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal du module de la transformée de Fourier du signal, représenté sur l'équation (2.11)

$$C = TF^{-1} [Ln|X(f)|]^2 \quad (2.11)$$

### 2.9.4 Ondelettes

Contrairement à la STFT, La transformée d'ondelette est une méthode de traitement de signaux possédant une résolution adaptative à la taille de l'objet ou du détail analysé.

### 2.9.5 Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe est une technique de détection précoce des défauts de type choc. Pour ce faire, le signal vibratoire est relevé dans une bande fréquentielle large, et filtré autour d'une fréquence de résonance. Le signal est ensuite redressé « en mettant au positive toutes les valeurs négatives », et la transformée d'Hilbert est appliquée afin de relever son enveloppe et ainsi dissocier, le signal modulé (fréquences de résonance)

du signal modulant correspondant au défaut recherché. Le diagnostic final pourra par la suite être rendu après analyse spectrale de l'enveloppe [71].

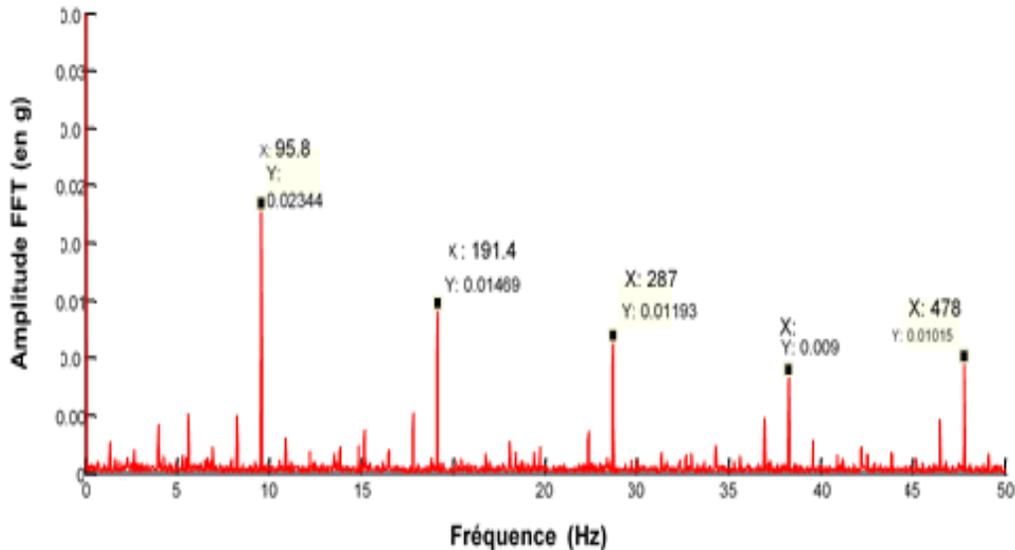


Figure 2.10. FFT de l'enveloppe du signal temporel (avec filtre + hanning) (g)

## 2.9.6 Les indicateurs scalaires

Un signal brut ou ayant fait l'objet d'un traitement préalable (filtrage, démodulation...), est caractérisé par les grandeurs suivantes :

- L'amplitude (valeur efficace, amplitude crête, taux de modulation...)
- La distribution d'amplitude (facteur de crête, Kurtosis)
- La composition spectrale (amplitude d'une composante spectrale, valeur efficace d'une famille de composantes, taux d'harmoniques...)

### 2.9.6.1 RMS

Le RMS, nommé aussi valeur efficace ou moyenne quadratique d'un signal, correspond à la racine carré du moment d'ordre deux et est calculé comme montré par l'équation (2.12).

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [s(t)]^2} \quad (2.12)$$

Le RMS est l'un des premiers indicateurs utilisé en industrie. Cela est dû notamment à sa simplicité et à sa rapidité d'exécution. Une variation excessive du niveau RMS signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc une défaillance. L'un des inconvénients majeurs de l'utilisation du RMS c'est qu'il donne généralement une alarme assez tardive, notamment pour le cas des défauts de roulements, où la variation du signal due à l'apparition du défaut est masquée par d'autres composantes d'amplitudes plus élevées.

### 2.9.6.2 Facteur crête

Le facteur crête FC est un indicateur plus spécifique, qui permet d'observer plus près le signal vibratoire. Le suivi du facteur crête permet un dépistage plus précoce des défauts en mesurant le rapport entre la valeur maximale du module du signal (valeur crête) sur la valeur efficace, comme montré par l'équation (2.13)

$$FC = \frac{\text{Valeur crête}}{\text{RMS}} = \frac{\text{Sup } |s(t)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [s(t)]^2}} \quad (2.13)$$

### 2.9.6.3 Kurtosis

Plus spécifique au dépistage des défauts de roulements, le Kurtosis est une grandeur statistique permettant d'analyser le caractère « pointu » ou « plat » d'une distribution, et donc d'observer la forme du signal. Dérivé du moment statistique d'ordre quatre, il est défini comme le rapport de la valeur moyenne du signal élevée à la puissance 4 sur le carré de son énergie. Il est donné par la formule (2.14)

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (S(t) - \bar{S})^4}{\left[ \frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (S(t) - \bar{S})^2 \right]^2} \quad (2.14)$$

## 2.10 CONCEPTION ET TESTS DU BANC EXPÉRIMENTAL

L'expérimentation est nécessaire pour diverses raisons ; déterminer les performances de la structure dans les conditions de fonctionnement, connaître la précision des calculs ou déterminer les caractéristiques dynamiques lorsque les calculs sont trop hasardeux. Le banc d'essai nous permet de visualiser ces phénomènes vibratoires et faire des mesures.

Pour ce faire, nous avons procédé à la conception et à la réalisation d'un montage expérimental nous permettant de mesurer les paramètres vibratoires du système mécanique étudié.

### 2.10.1 Conception assistée par ordinateur du banc d'essai

En utilisant le logiciel SOLIDWORKS, nous avons fait la conception des différentes parties (pièces) du banc (figures 2.11, 2.12) et au niveau de l'atelier de Mécanique nous les avons fabriquées et montées (figures 2.13).

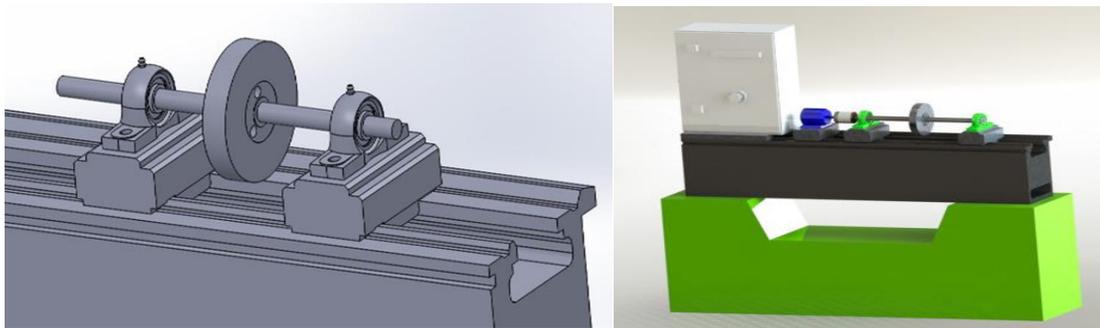


Figure 2.11. Conception sous SolidWorks du banc d'essai

Le banc d'essai conçu et réalisé est constitué essentiellement :

- Un coffret électrique contenant un variateur de fréquence.
- Un moteur électrique dont sa puissance utile est de 0.55 KW et sa vitesse de rotation à 50Hz est de 2715 tr/min.

- Un arbre en acier d'un diamètre de 20 mm, d'une longueur de 455 mm et d'une masse de 1129.27 (g). L'arbre est fabriqué en acier C45 dont ses caractéristiques mécaniques sont ( $E=210$  (GPa),  $Re = 275$  (MPa)). Cet arbre est supporté par deux paliers dont les éléments de guidage sont des roulements à billes.
- Un disque en Aluminium, d'un diamètre de 140 (mm) et d'une épaisseur de 26 mm, sur lequel ont été réalisé plusieurs trous taraudés débouchants. Le disque est interposé entre les deux paliers, au milieu. Les trous en question ont pour but la création du balourd.

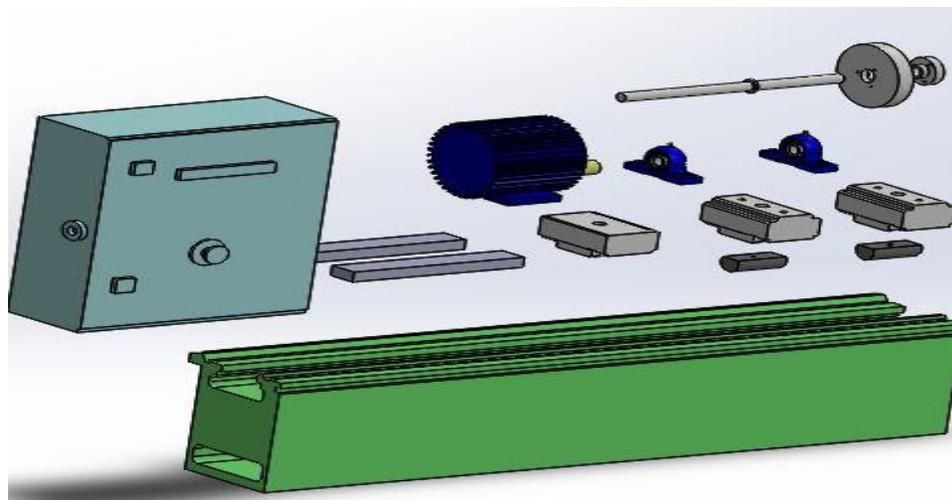


Figure 2.12. Banc d'essai en vue éclatée



Figure 2.13. Banc d'essai « DADP »

Le système d'acquisition est composé d'un collecteur portatif, MOVILOG2, et d'un accéléromètre, avec fixation à aimant, jugée suffisante. Le collecteur et l'accéléromètre utilisés sont illustrés sur les figures (2.14) et (2.15).



Figure 2.14. Position de l'accéléromètre



Figure 2.15. Le système d'acquisition

L'acquisition des signaux vibratoires est effectuée à l'aide d'un appareil de mesure vibratoire Movilog2 et par l'utilisation d'un accéléromètre piézoélectrique aimanté fixé sur un palier. Le système d'acquisition utilisé comprend : Un PC, un Module d'acquisition « Divadiag ».

## 2.10.2 Test de mesures vibratoires

### 2.10.2.1 Test à vide

Après la réalisation du banc d'essai « DADP » : Détection-Analyse-Diagnostic-Prédiction, nous avons effectué des tests, sur ce dernier, pour confirmer sa stabilité et comprendre son comportement mécanique. Pour ce faire, nous avons pris des mesures vibratoires à vide sur les deux paliers avec différentes vitesses de rotation et des mesures avec excitation par des forces de balourd et de désalignement.

Pour tester le banc à vide, nous avons pris différentes mesures sur les deux paliers du banc et nous avons remarqué que le banc répond à la variation des vitesses.

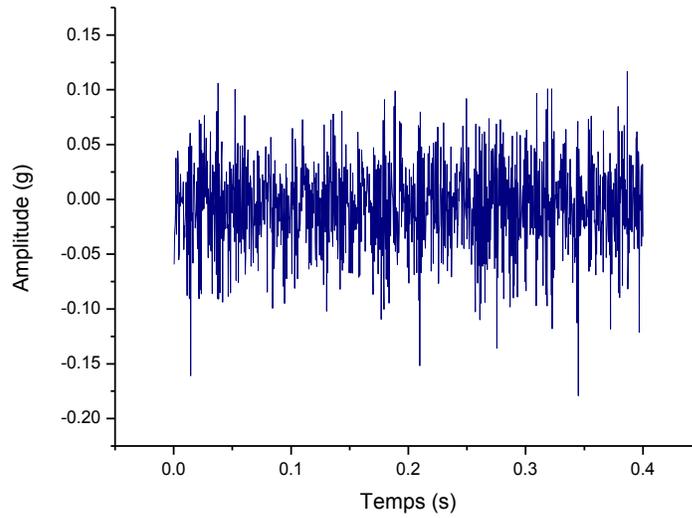


Figure 2.16. Spectre temporel d'un test à vide à 900 tr/min

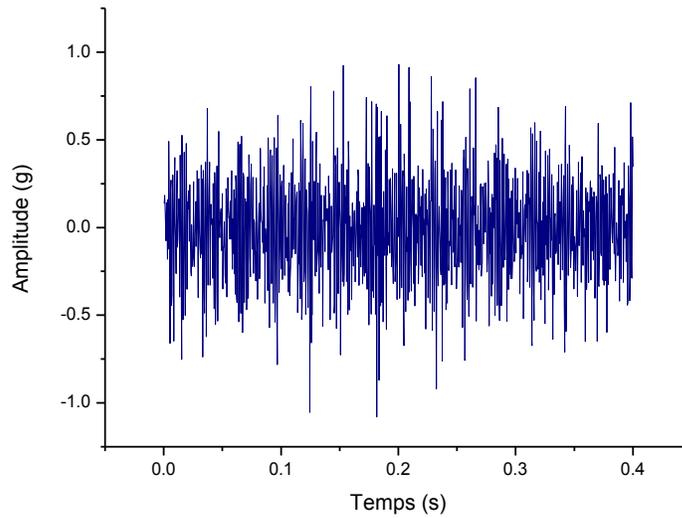


Figure 2.17. Spectre temporel d'un test à vide à 2200 tr/min

### 2.10.2.2 Test avec charge

L'objectif de ce test vise à déterminer l'impact de la charge sur les accélérations des vibrations du système.

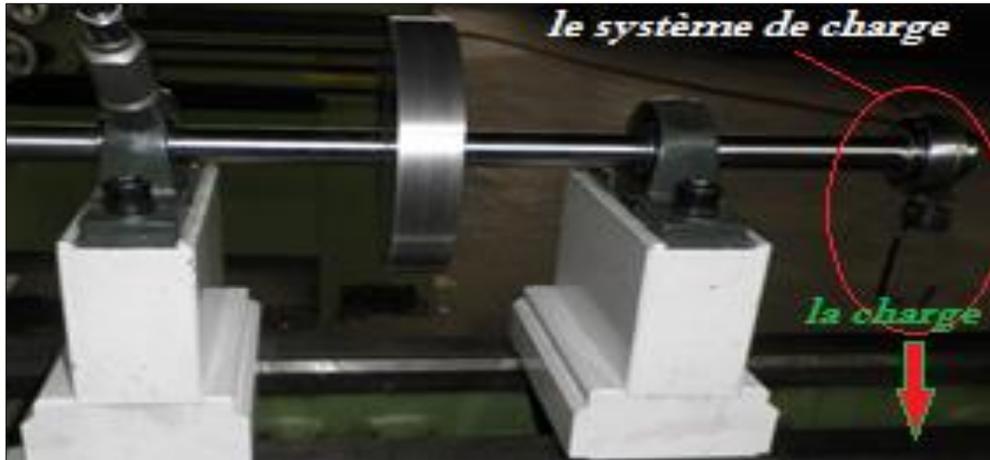


Figure 2.18. Le système de chargement

Les vitesses de rotation retenues sont : 500 (tr/min), 900 (tr/min), 1800 (tr/min), 2000 (tr/min), 2800 (tr/min) et 3000 (tr/min).

Il est à noter que pour chaque vitesse, on excite le système par dix charges de 1 (kg) à 10 (kg)

Avant de charger le système, on mesure la valeur de l'accélération efficace pour les différentes vitesses de rotation (figure 2.19).

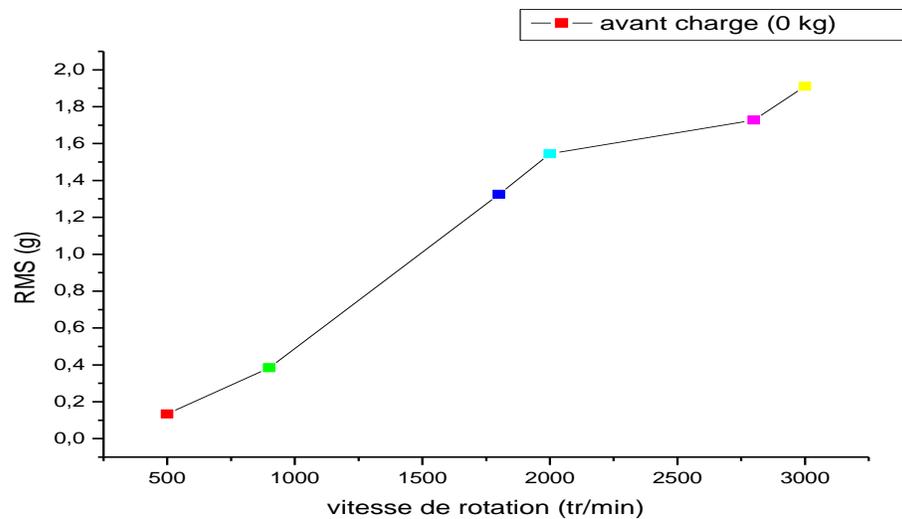


Figure 2.19. La valeur de l'RMS de l'accélération avant charge

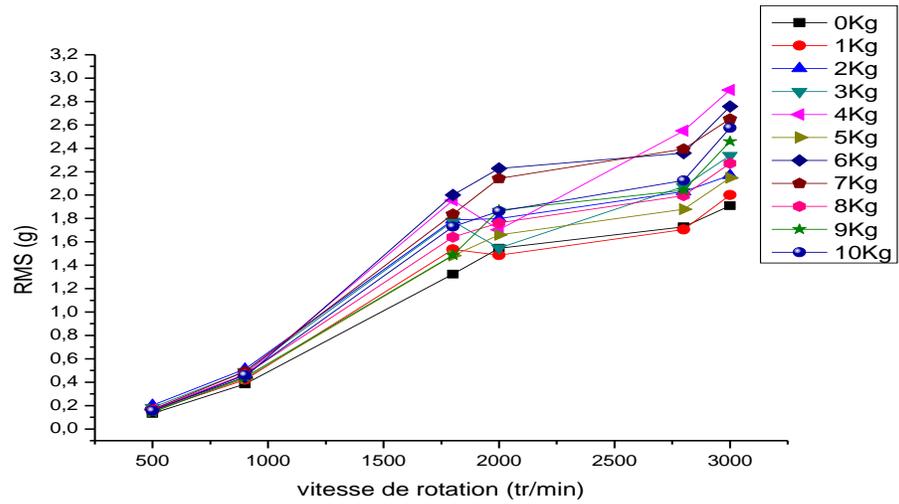


Figure 2.20. La valeur de l’RMS de l’accélération en charges

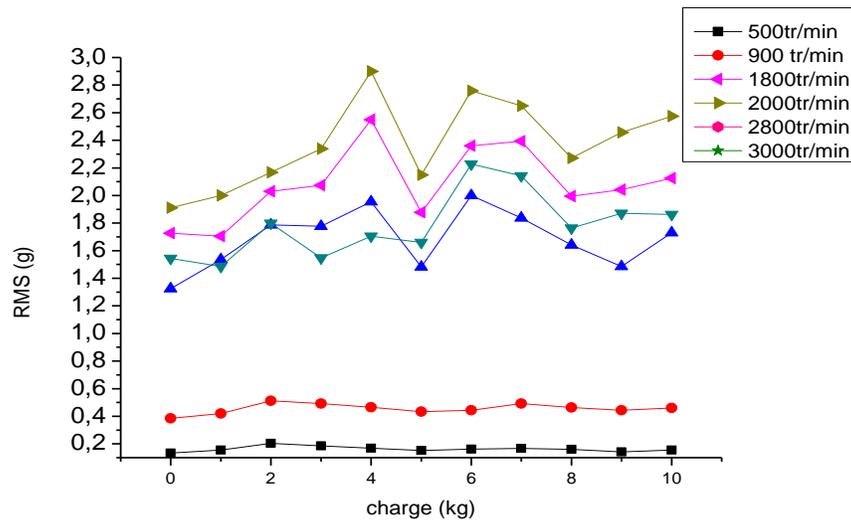


Figure 2.21. La valeur efficace de l’accélération RMS en fonction de la charge

Pour la figure 2.19, on remarque que la valeur efficace de l’accélération RMS augmente avec l’augmentation de la vitesse de rotation.

D’après la figure 2.20, la valeur efficace de l’accélération a tendance à croître avec l’augmentation de la vitesse de rotation.

En augmentant la charge, la pente augmente considérablement avec les six vitesses.

D'après la figure 2.21, il y a une certaine stabilité de la valeur efficace de l'accélération RMS pour les faibles vitesses, car l'effet de la charge est négligeable.

Pour les moyennes et hautes vitesses, on remarque une variation considérable de la valeur efficace de l'accélération de RMS.

Maintenant on mesure à nouveau la valeur efficace de l'accélération RMS en fonction de la vitesse de rotation après décharge (figure 2.22).

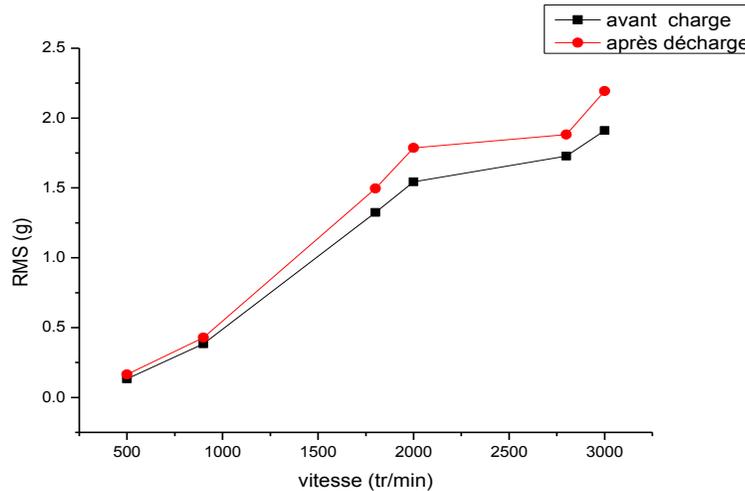


Figure 2.22. La valeur de l'RMS de l'accélération après décharge

La figure 2.22 montre qu'après décharge, la valeur efficace de l'accélération RMS croît toujours en fonction de la vitesse de rotation avec une augmentation de ses valeurs en les comparant avec les valeurs de référence ; le tableau 2.2 montre cette augmentation en pourcentage de la valeur de référence.

Tableau 2.2. Pourcentage de la variation après décharge

Vitesse (tr/min)	RMS (g) avant charge	RMS (g) après décharge	valeur en %
500	0,13	0,16	23,08%
900	0,38	0,42	10,53%
1800	1,32	1,49	12,88%
2000	1,54	1,78	15,58%
2800	1,72	1,88	9,30%
3000	1,91	2,19	14,66%

Cette variation de la valeur efficace de l'accélération RMS peut être considérée comme une dégradation du comportement de notre système.

### **2.10.2.3 Excitation du système par défauts de balourd et de désalignement**

Comme deuxième test, nous avons excité le système par deux sources de défauts de vibrations, balourd et désalignement, combinés pendant une durée de temps de marche d'un mois.

Les indicateurs vibratoires mesurés sont : l'accélération, la vitesse, le déplacement, en valeur RMS et en Cr\_Cr ainsi que le Kurtosis. Les mesures ont été prises sur les deux paliers. Les résultats sont montrés sur les figures suivantes :

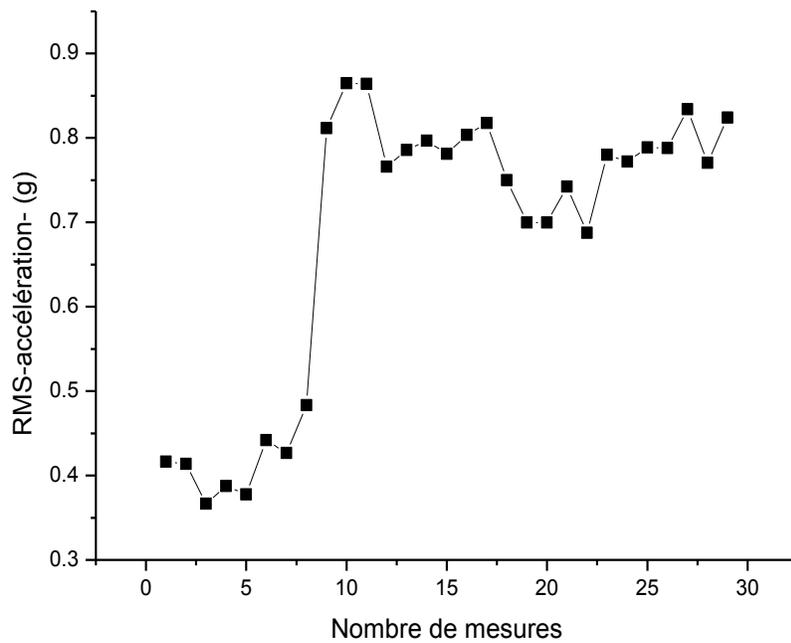


Figure 2.23. Mesure de l'RMS de l'accélération sur palier1

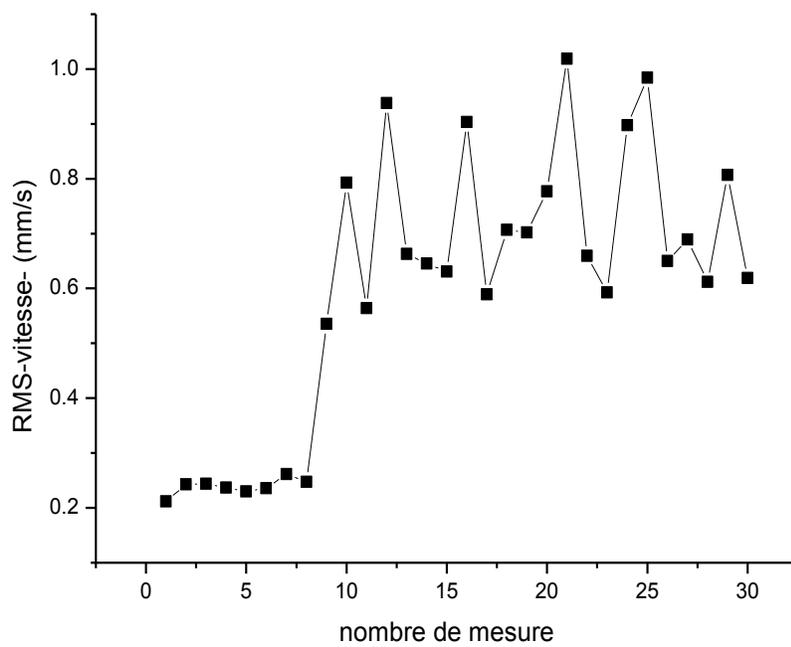


Figure 2.24. Mesure de l'RMS de la vitesse sur palier1

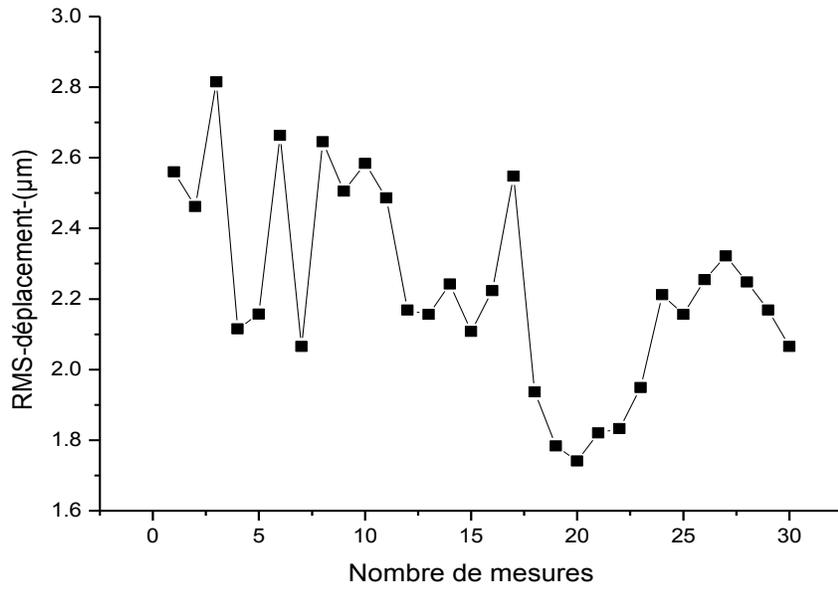


Figure 2.25. Mesure de l'RMS du déplacement sur palier1

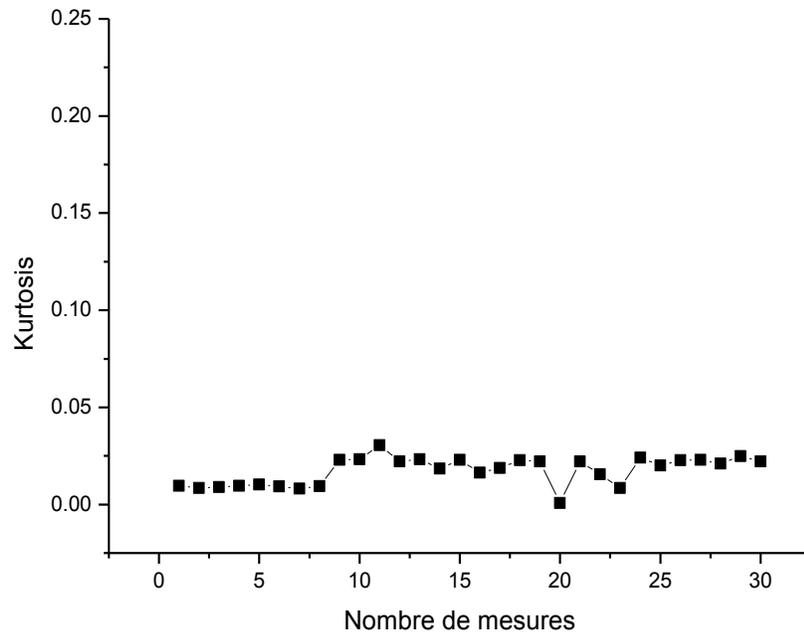


Figure 2.26. Mesure du Kurtosis sur palier1

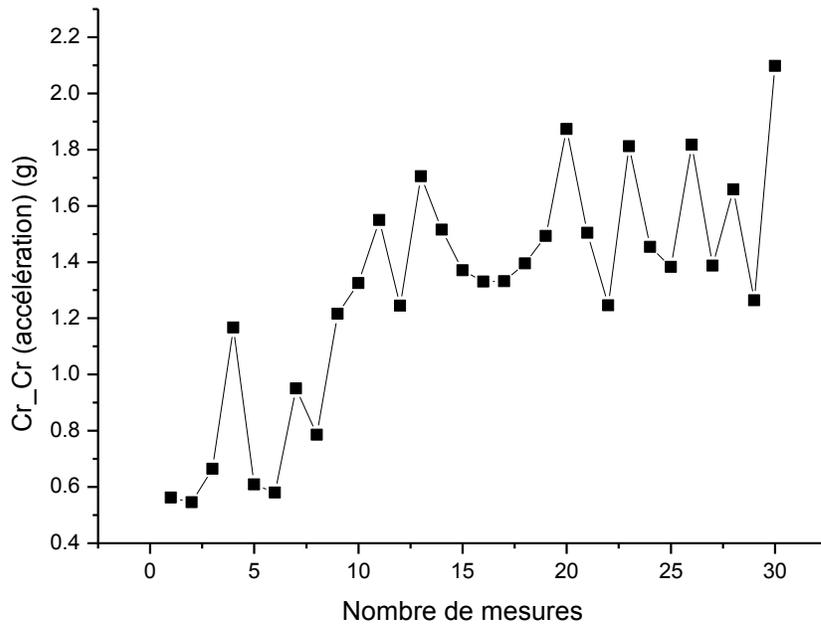


Figure 2.27. Mesure de la valeur Cr\_Cr de l'accélération sur palier1

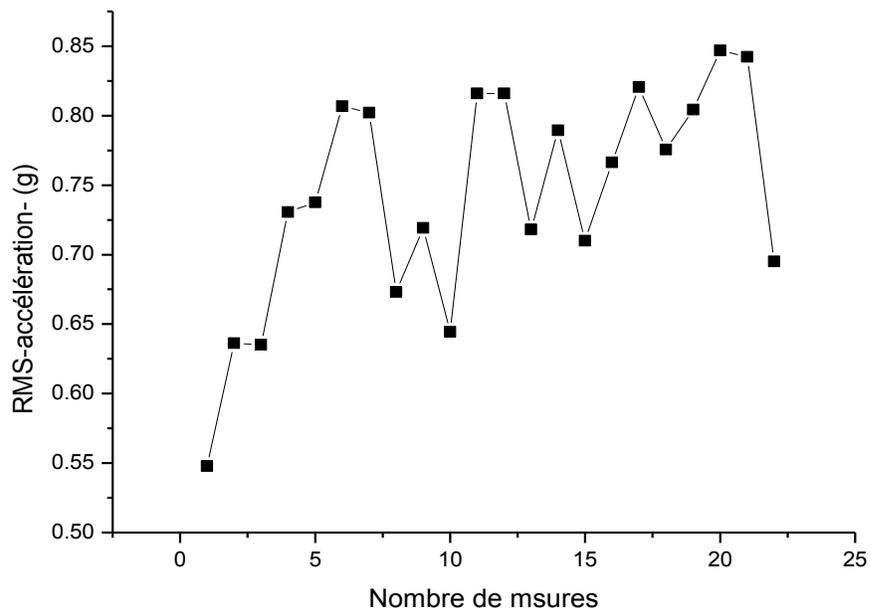


Figure 2.28. Mesure de l'RMS de l'accélération sur palier2

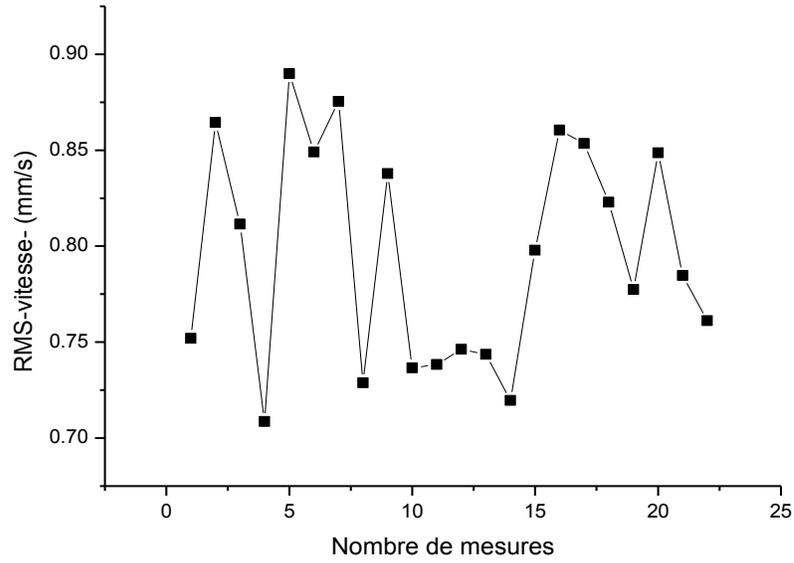


Figure 2.29. Mesure de l'RMS de la vitesse sur palier2

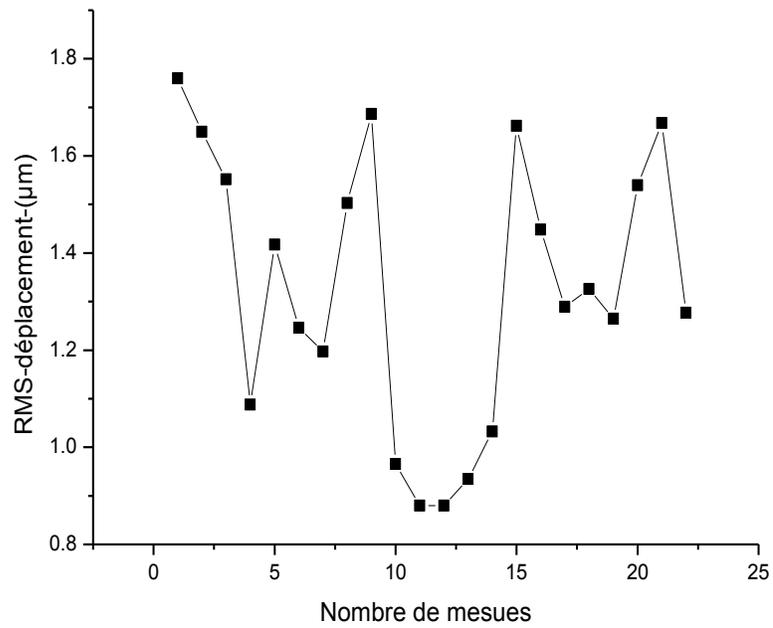


Figure 2.30. Mesure de l'RMS du déplacement sur palier2

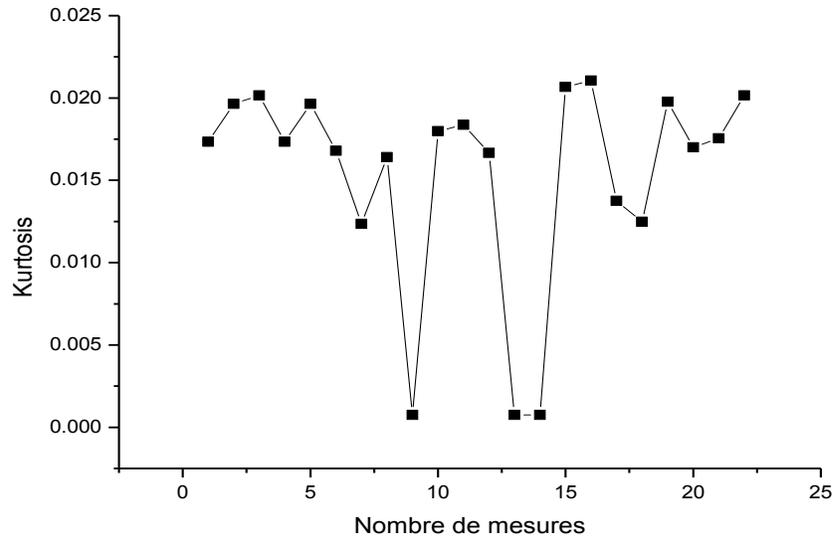


Figure 2.31. Mesure du Kurtosis sur palier2

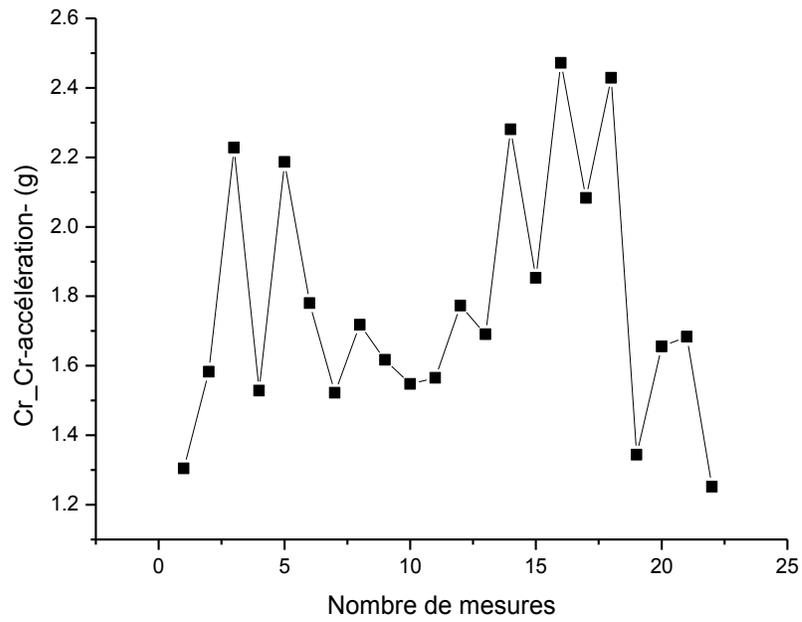


Figure 2.32. Mesure de la valeur Cr\_Cr de l'accélération sur palier2

#### **2.10.2.4 Discussion**

Lorsque les systèmes mécaniques sont bien équilibrés et sans défauts, juste les faibles vibrations sont générées. Avec le vieillissement de la machine, ses composants se dégradent, et ses propriétés dynamiques varient.

En analysant les résultats, pour le test en charge, nous remarquons que le palier1, qui est proche du moteur, est plus sensible aux excitations et nous donne des informations exploitables meilleures que celles récoltées au niveau du palier2.

La valeur efficace de l'accélération et de la vitesse, ainsi que le facteur  $Cr\_Cr$  de l'accélération, sont proportionnelles au temps de fonctionnement. Ces paramètres ont tendance à croître avec le temps ce qui n'est pas le cas pour les valeurs des déplacements et du Kurtosis.

En combinant les défauts de balourd et de désalignement, l'RMS et le facteur crête à crête ( $Cr\_Cr$ ) de l'accélération croient rapidement en fonction du temps et atteignent des valeurs assez importantes, ce qui renseigne sur une dégradation assez conséquente.

#### **2.11 CONCLUSION**

Nous avons présenté dans la première partie de ce chapitre, plusieurs concept et outils de la maintenance dont la maintenance prédictive représente 30% de l'applicabilité dans l'industrie.

Dans la deuxième partie, nous avons exposé les techniques de la maintenance prédictive en mettant en exergue l'importance de l'analyse vibratoire. Dans cette même partie, nous avons cité les différents défauts d'une machine tournante avec différentes sources d'exploitation des données dans le domaine fréquentiel et temporel ainsi que les indicateurs scalaires utilisés dans ce domaine.

Nous avons terminé le chapitre par la description du banc d'essai « DADP » conçu dans le cadre du développement de sujet de recherche dans le domaine de diagnostic et de pronostic et nous avons réalisé des tests de mesures vibratoires qui s'avèrent concluants.

Nous concluons que le banc d'essai conçu et réalisé peut être exploité convenablement pour extraire des indicateurs vibratoires pertinents qui illustrent le comportement vibratoire de notre système.

## **CHAPITRE 3**

# **APPLICATION DU PRONOSTIC BASÉ SUR LES DONNÉES**

Dans ce qui suit, les systèmes experts qui sont une méthode de pronostic et de surveillance basée sur les données sont appliqués au DADP.

Une méthode de surveillance de l'état global du système DADP est réalisée en testant l'influence des défauts de balourd et de désalignement sur son comportement vibratoire pour pouvoir extraire les paramètres vibratoires pertinents dont nous allons utiliser pour la phase d'apprentissage et de prédiction.

Enfin, la robustesse de l'approche est testée face aux données réelles et les performances de prédiction et de diagnostic sont données et discutées.

### **3.1 INTRODUCTION**

Dans un environnement de production hautement compétitif, les pannes d'équipements provoquent des perturbations dans les capacités de production. Cela nécessite une réponse améliorée pour le diagnostic des pannes et les délais de réparation, et éventuellement la capacité de gérer de manière proactive ces défaillances pour optimiser la gestion de la maintenance. [72] [73]

La prédiction de défaillance est essentielle pour la maintenance prédictive en raison de sa capacité à prévenir les défaillances et les coûts de maintenance. À l'heure actuelle, les modélisations mathématique et statistique sont les principales approches

utilisées pour les prédictions d'échec. Celles-ci sont basées sur des modèles physiques de dégradation de l'équipement et des méthodes d'apprentissage automatique [74].

Dans ce qui suit, nous exposons deux méthodes de prévision utilisées dans le pronostic, à savoir : les réseaux de neurones et les systèmes experts.

### **3.2 BREVE DESCRIPTION DES SYSTEMES EXPERTS**

La technique des systèmes experts est la plus répandue pour la supervision des systèmes complexes. Les systèmes experts sont des outils de l'intelligence artificielle, utilisés lorsqu'aucune méthode algorithmique exacte n'est disponible ou possible. La propriété principale de ces systèmes est de pouvoir représenter et restituer les connaissances acquises par un expert. Un système expert est défini comme étant "un système informatique destiné à résoudre un problème précis à partir d'une analyse et d'une représentation des connaissances et du raisonnement d'un spécialiste à ce problème [75]. Dans la plupart des cas, les connaissances utilisées pour le développement d'un système expert d'aide au diagnostic, reposent sur l'apprentissage des relations entre les causes et les effets observés pour chaque défaillance du système [76]. Un système expert est composé de deux parties indépendantes.

- Une base de connaissance qui est elle-même composée d'une base de faits qui contient les informations, les données concernant le cas traité et d'une base de règles connues qui modélisent la connaissance du domaine considéré.
- Un moteur d'inférence capable de raisonner à partir des informations contenues dans la base de connaissance et de faire des déductions.

Il est très important de remarquer la séparation faite entre les connaissances et l'inférence, Cette séparation permet :

- d'utiliser un codage différent, cela nous permet par exemple d'utiliser le langage naturel pour représenter les connaissances (sous forme Si... ALORS... par exemple). Cette séparation permet au programmeur de se focaliser au codage des connaissances sans se soucier trop de la façon du codage du moteur d'inférence.

- de modifier les connaissances sans avoir un effet sur le codage du moteur d'inférence.
- de pouvoir tester plusieurs types d'inférence sur la même base de connaissances.

### **3.3 MISE EN PLACE D'UN SYSTEME EXPERT**

Le moteur d'inférence peut fonctionner selon trois modèles : le chaînage avant, le chaînage arrière et le chaînage mixte [77].

Dans cette partie, nous allons pouvoir voir comment mettre en place un Système Expert dans un milieu professionnel. Cela se fait en 5 étapes [78]

#### **3.3.1 Etude de faisabilité**

La mise en place d'un Système Expert ne peut se faire que dans le cadre d'un domaine d'expertise dont les connaissances et le savoir-faire sont formalisables. C'est à dire un domaine qui n'a pas trop attiré à la sensibilité humaine. L'investissement en temps et (donc) en argent, pour la mise en place d'un Système Expert, est énorme et nombreuses sont les entreprises qui souhaiteraient s'en doter mais tous les domaines d'expertise ne sont pas formalisables. Le premier travail du cogniticien est donc d'évaluer le domaine et les risques d'échecs de la mise en place et de succès de l'outil auprès des professionnels et futurs utilisateurs.

#### **3.3.2 Extraction des données**

Une fois l'assurance que cette mise en place est possible, la partie la plus importante de la mise en place va commencer. Il s'agit d'un dialogue entre le cogniticien et l'expert afin d'extraire de ce dernier toutes ses connaissances et son savoir-faire. Un tel objectif est évidemment impossible à atteindre, mais le cogniticien va tenter de s'en approcher au maximum. Il devra pour cela faire preuve d'une grande compréhension des informations qui lui seront transmises (les experts n'étant pas forcément bons pédagogues) et d'un certain sens de la psychologie pour faire parler un expert qui aura tout naturellement le sentiment de se faire très prochainement remplacer par un système informatique.

### **3.3.3 Formalisation**

Après et pendant l'extraction des données, le cogniticien devra formaliser les connaissances qu'il a récolté. Pour cette partie, il peut alors commencer à se tourner vers les développeurs et autres professionnels techniques de l'informatique afin de commencer à définir le cahier des charges précis, la base de connaissance et les règles d'inférence. A partir de cette étape, on a déjà un pied dans la technique.

### **3.3.4 Design et développement**

Une fois la base de connaissances et les règles d'inférences définies, le cogniticien peut alors se retourner vers l'équipe technique qui va définir l'architecture technique nécessaire. Le cogniticien aura à partir de là le rôle de lien entre l'équipe d'experts et l'équipe de développement afin de peaufiner le cahier des charges et d'optimiser les métadonnées et métarègles.

### **3.3.5 Tests et optimisations**

Naturellement la mise en place se termine par une série de tests auprès des experts mais aussi auprès d'utilisateurs lambda qui sont sensés à partir de cet outil fournir les résultats d'un expert débutant. De par la nature du système (immergé dans le domaine professionnel) les tests sont généralement plus longs.

Concernant l'acquisition des données, notons qu'a fortiori si les algorithmes de manipulation de faits et de règles sont nombreux et connus, la détermination de l'ensemble des faits et règles qui vont composer la base de connaissances est un problème délicat. Il faut décrire le comportement d'un expert face à un problème particulier, et sa manière de le résoudre. Car ce que l'on souhaite obtenir n'est ni plus ni moins que l'expérience, la connaissance pratique de l'expert, et non la théorie que l'on peut trouver dans les livres ni exclusivement les règles logiques d'inférence. Equivalents des méthodes d'analyse de l'informatique traditionnelle, des méthodes d'acquisition des connaissances sont développées.

### **3.4 LES AVANTAGES DES SYSTEME EXPERTS**

Les points forts d'un système expert en milieu professionnel sont :

- L'accessibilité à un utilisateur lambda d'un poste réservé jusqu'à lors à un expert.
- La gestion simultanée de nombreuses ressources et contraintes.
- La traçabilité des décisions et actions entreprises.
- Les statistiques calculables à partir de la base de faits.
- L'utilisation comme outil d'analyse et de simulation du Système Expert.
- Meilleur rendement que les experts humains.

### **3.5 PROBLEMES ADAPTÉS AUX SYSTEMES EXPERTS**

Les chercheurs ont défini un ensemble informel de critères pour déterminer si un problème est adapté ou non à être résolu par la technologie système expert :

- Le besoin d'une solution doit justifier le coût et l'effort de la construction d'un système expert ;
- L'expertise humaine n'est pas valable dans toutes les situations dont on a besoin ;
- Le problème peut être résolu en utilisant une technique de raisonnement symbolique ;
- Le domaine est bien structuré ;
- Le problème ne peut pas être résolu en utilisant des méthodes traditionnelles de calcul ;
- La coopération entre experts de domaine existe ;
- Le problème est de taille considérable.

### 3.6 APPLICATION DE PRONOSTIC PAR SYSTEME EXPERT

#### 3.6.1 Procédure expérimentale

L'objectif visé par la présente étude est de caractériser les défauts mécaniques usuels ou les plus connus, tels que le balourd et le désalignement et de les traduire en système expert pour pouvoir les prédire. Pour ce faire, nous avons adopté une procédure expérimentale qui se résume comme suit :

Nous avons commencé par prendre des mesures à vide à différentes vitesses de rotation qui vont servir de références. D'autres mesures sont ensuite relevées, en créant au fur et à mesure des désalignements sur banc d'essais et en ajoutant graduellement des cales de différentes épaisseurs sous les paliers tout en faisant varier la vitesse de rotation du moteur de 500 à 3000tr/mn ( correspondant respectivement aux fréquences de 8.33 à 50 Hz ).

Ensuite nous avons procédé à la fixation de masses par paire, de part et d'autre du disque en faisant varier, selon un ordre croissant, l'excentricité. La même procédure est à suivre une deuxième et une troisième fois, en faisant augmenter à chaque fois les poids.

#### 3.6.2 Résultats

En suivant le protocole expérimental présenté ci-dessus, nous avons pu consigner tous les résultats présentant, l'accélération (A), La vitesse (V) et le déplacement (D)

##### 3.6.2.1 Mesures du désalignement

Tableau 3.1. Essai à vide du désalignement

Vitesses		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
Fréquences		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
0	Ku	4,197	4,256	3,235	3,296	3,655	2,944	2,618	2,740	4,111	3,698
	A	0,334	1,100	1,945	2,555	3,071	3,720	6,156	7,703	8,787	6,652
	V	0,705	1,675	1,595	2,514	2,440	2,250	2,747	2,721	2,633	2,531
	D	1,753	2,352	2,712	6,060	2,010	2,254	1,674	2,003	2,126	2,174

Tableau 3.2. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 0.5 mm

Vitesses		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
Fréquences		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
0.5	Ku	4,121	3,775	3,523	3,654	3,311	3,076	3,451	3,597	3,589	3,288
	A	0,137	0,372	0,631	0,876	1,280	1,616	2,192	2,154	2,383	0,355
	V	0,417	0,756	0,811	1,032	1,295	1,215	1,313	1,242	1,314	0,132
	D	1,292	1,912	2,003	3,207	1,405	1,509	0,977	1,221	1,472	0,149

Tableau 3.3. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 0.6 mm

Vitesses		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
Fréquences		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
0.6	Ku	12,61	6,652	5,688	6,998	7,708	5,407	5,395	6,123	5,649	5,333
	A	0,075	0,178	0,298	0,470	0,636	0,680	0,898	0,899	0,956	1,196
	V	0,362	0,590	0,817	1,228	1,445	1,469	1,530	1,689	1,637	1,735
	D	2,531	3,091	3,170	5,724	2,639	2,883	2,339	2,572	2,633	2,578

Tableau 3.4. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 1.0 mm

Vitesses		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
Fréquences		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
1.0	Ku	9,905	4,592	4,365	4,055	3,837	3,715	4,446	4,345	6,499	3,5810
	A	0,106	0,414	0,596	0,848	1,217	1,586	2,702	2,670	2,470	2,998
	V	0,313	0,424	0,654	5,214	1,060	1,326	2,1949	1,7604	1,4706	1,833
	D	7,529	1,313	140,650	50,737	104,4	20,057	6,365	20,403	17,703	42,894

Tableau 3.5. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 1.1 mm

Vitesses		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
Fréquences		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
1.1	Ku	4,187	5,000	3,863	3,971	3,630	3,396	3,411	3,56	3,748	3,515
	A	0,097	0,250	0,417	0,562	0,792	0,990	1,235	1,349	1,352	1,478
	V	0,223	0,389	0,560	0,924	0,871	1,099	1,085	1,259	1,395	1,586
	D	1,464	1,992	2,022	2,944	1,753	1,906	1,350	1,63	1,771	2,187

Tableau 3.6. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 1.2 mm

Vitesses		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
Fréquences		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
1.2	Ku	7,744	7,888	8,830	8,016	9,141	9,332	6,622	5,495	6,011	4,954
	A	0,080	0,230	0,364	0,527	0,790	0,796	0,964	0,872	1,088	1,055
	V	0,245	0,420	0,546	1,019	1,237	1,084	0,973	1,128	1,213	1,421
	D	2,193	2,877	2,889	5,547	2,596	2,822	1,900	2,425	2,394	2,712

Tableau 3.7. Mesures des paramètres dont l'épaisseur de la cale = 1.6 mm

Vitesses		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
Fréquences		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
1.6	Ku	4,645	6,382	3,784	4,753	3,672	3,273	3,318	4,055	4,581	5,649
	A	0,077	0,186	0,301	0,518	0,585	0,713	0,838	0,939	1,031	1,304
	V	0,212	0,387	0,523	1,107	1,109	1,208	1,204	1,424	1,315	1,562
	D	1,907	2,773	2,828	4,197	2,443	2,504	1,735	2,095	2,156	2,181

### 3.6.2.2 Mesures du balourd

Tableau 3.8. Essai à vide du balourd.

Vitesses		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
Fréquences		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
	Ku	3.334	9.440	5.432	3.655	7.656	5.915	2.254	8.165	5.794	6.295
	A	0,058	0,144	0,228	0,345	0,542	0,651	0,090	0,191	0,991	1,135
	V	0,183	0,430	0,448	0,586	1,049	1,166	0,211	0,265	1,413	1,581
	D	1,991	2,419	3,667	2,944	2,743	3,366	1,229	0,708	3,115	2,596

Tableau 3.9. Mesures des paramètres dont la masse ajoutée = 7.6 g

V (tr/mn)		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
F (Hz)		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
80 mm	Ku	3,303	7,161	9,440	7,726	5,929	12,735	3,140	7,638	27,227	3,4914
	A	0,0658	0,146	0,225	0,372	0,505	0,771	0,798	1,1404	1,0334	1,168
	V	0,208	0,313	0,628	3,233	1,298	1,133	1,371	1,264	1,3652	1,7061
	D	1,289	3,727	3,574	18,853	4,368	3,451	2,657	2,920	2,486	3,011
100 mm	Ku	4,830	8,128	25,763	7,177	3,318	17,660	10,162	3,758	20,045	10,423
	A	0,044	0,122	0,223	0,330	0,585	0,674	0,857	0,727	0,841	1,186
	V	0,154	0,320	0,567	2,560	1,142	1,163	1,401	1,211	1,164	1,297
	D	2,086	1,818	3,060	17,161	2,602	3,115	2,767	2,969	2,297	2,694
120 mm	Ku	3,090	3,147	3,281	7,925	3,191	8,336	14,191	8,770	14,355	19,54
	A	0,062	0,137	0,225	0,360	0,523	0,638	0,754	0,913	0,899	0,101
	V	0,211	0,339	0,466	3,638	1,324	1,299	1,735	1,501	1,441	0,165
	D	2,026	3,559	3,384	24,792	2,767	2,309	3,237	2,969	2,975	0,371

Tableau 3.10. Mesures des paramètres dont la masse ajoutée = 11.8 g

V (tr/mn)		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
F (Hz)		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
80 mm	Ku	3,793	3,475	3,388	5,482	5,188	9,225	3,564	8,749	19,143	4,027
	A	0,061	0,141	0,220	0,342	0,590	0,741	0,626	0,753	0,889	0,978
	V	0,206	0,324	0,542	2,542	1,343	1,384	1,489	1,362	1,539	1,501
	D	2,587	3,555	1,704	16,208	4,032	3,910	4,869	3,048	3,726	3,237
100 mm	Ku	14,859	3,380	3,605	3,318	3,427	16,52	10,18 6	4,764	3,971	16,634
	A	0,049	0,139	0,211	0,362	0,491	0,615	0,705	0,719	0,772	0,991
	V	0,204	0,449	0,630	4,995	1,372	1,260	1,851	1,6225	1,747	12, 3
	D	2,507	1,9892	1,7611	33,015	4,4476	16,1074	5,113 5	4,2277	9,2923	12,866
120 mm	Ku	3,732	6,886	3,630	3,622	6,338	2,837	3,083	13,900	3,243	10, 99
	A	0,068	0,154	0,243	0,372	0,553	0,826	0,928	0,957	1,004	0,849
	V	0,232	0,704	1,088	6,105	4,531	5,195	3,582	3,029	3,838	1,949
	D	2,425	6,371	9,341	42,494	58,526	53,835	35,15 3	35,284	54,532	3,885

Tableau 3.11. Mesures des paramètres dont la masse ajoutée = 16 g

V (tr/mn)		500	900	1200	1500	1800	2000	2400	2600	2800	3000
F (Hz)		8.33	15	20	25	30	33.33	40	43.33	43.66	50
80 mm	Ku	7,961	8,770	3,723	6,165	3,090	8,531	20,370	11,402	22,646	11,776
	A	0,045	0,119	0,189	0,317	0,523	0,563	0,638	0,738	1,028	0,104
	V	0,181	0,353	0,548	5,370	1,341	1,320	1,658	1,369	1,371	0,148
	D	1,543	2,515	3,141	34,243	4,966	3,280	4,649	3,574	2,975	0,320
100 mm	Ku	3,470	3,910	5,20	24,040	13,874	5,370	17,740	28,770	22,490	6,760
	A	0,045	0,122	0,201	0,338	0,516	0,650	0,797	0,914	0,901	0,853
	V	0,155	0,341	0,580	5,701	1,468	1,394	1,572	1,491	1,467	1,480

	D	1,752	2,19	3,757	26,905	5,596	3,452	5,052	4,002	3,415	3,366
120 mm	Ku	9,820	3,490	3,370	4,730	3,810	18,070	15,030	11,720	13,68	24, 49
	A	0,063	0,162	0,235	0,373	0,544	0,684	0,971	0,812	0,803	1,137
	V	0,177	0,359	0,359	6,393	1,574	1,503	2,030	1,658	1,517	1,542
	D	2,604	1,667	2,908	41,116	5,724	6,433	5,046	4,588	3,104	3,311

### 3.6.3 Discussion

#### 3.6.3.1 Désalignement

Après l'acquisition des mesures, nous avons tracé des courbes représentatives de la variation de ce phénomène de désalignement en fonction de l'accélération de vibration pour mieux comprendre l'évolution de ces paramètres. Le graphe ci-dessous représente la variation des accélérations de vibration, mesurées dans les différents cas de vitesses de rotation, en fonction des cales rajoutées et qui sont représentatives d'une valeur du désalignement crée. On constate que l'allure des graphes tracés peut être approximée par une fonction exponentielle décroissante tout en tolérant une marge de dispersion ne dépassant pas 5 %.

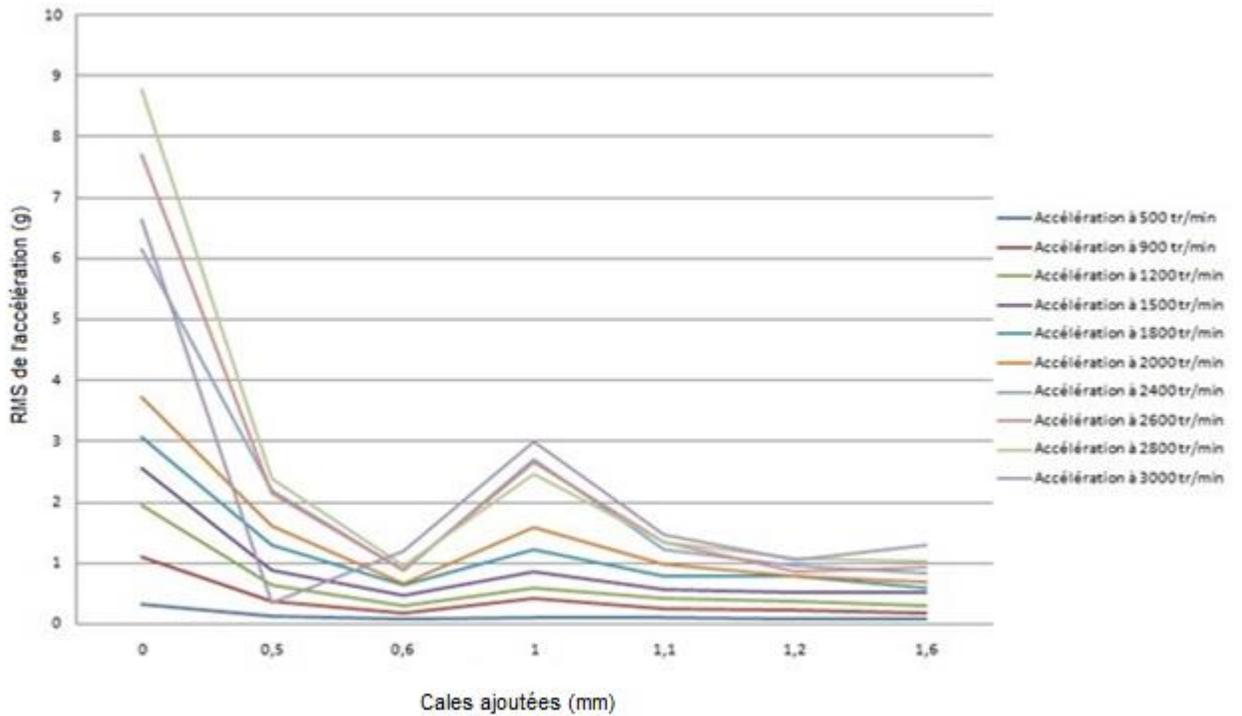


Figure 3.1 – Accélération en fonction des cales ajoutées

### 3.6.3.2 Balourd

Les graphes suivants représentent l'évolution de l'accélération en fonction du balourd et en fonction des distances des masses ajoutées par rapport à l'axe de rotation.

On constate que l'accélération dans les deux graphes varie selon une fonction linéaire de la forme.

$$f(x) = ax + b \quad (3.1)$$

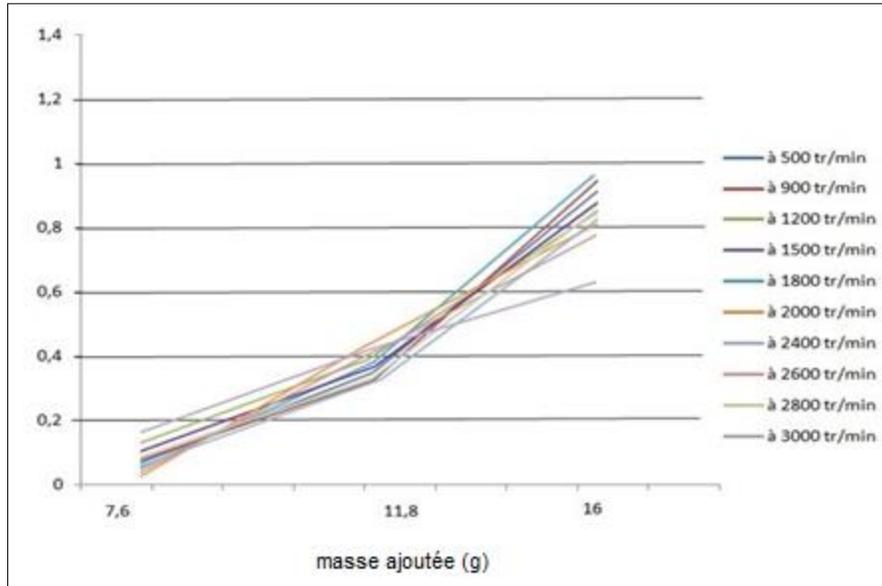


Figure 3.2. Variation de l'accélération en fonction du balourd

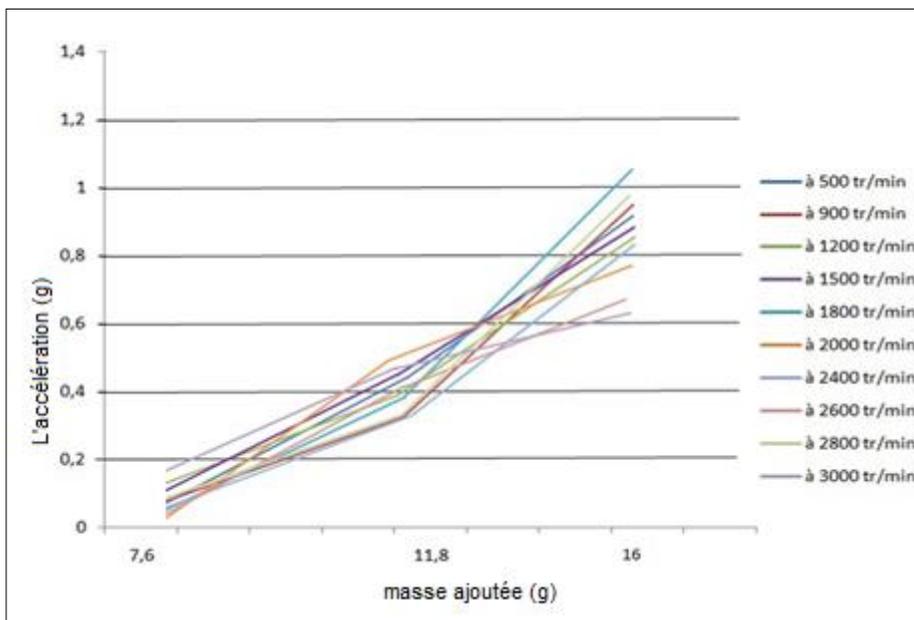


Figure 3.3. Variation de l'accélération en fonction de l'excentricité

### 3.6.4 Conception du système expert

Une fois toutes les mesures relevées sont récoltées et stockées sur le MOVIOLOG, via le logiciel DIVADIAG, on procédera au traçage des courbes y afférentes. La

caractérisation du défaut, ne passera que par le choix de la courbe qui se rapproche le mieux aux courbes usuelles.

La fonction définissant le défaut de désalignement a été approchée comme étant une fonction du type :

$$a = 0.9602 e^{-0.1358 x} + 0.00006415 e^{-6.182} \quad (3.2)$$

La fonction définissant le défaut de balourd a été approchée comme étant deux fonctions distinctes et qui sont :

$$a = -0.1448 m + 0.5355 \quad (3.3)$$

$$a = 0.008696 d - 0.5352 \quad (3.4)$$

La détermination de l'allure de la courbe matérialisant le nuage de points peut être effectuée de différentes méthodes numériques. Pour notre cas et compte tenu de sa précision et ses spécificités, nous avons opté pour l'utilisation du logiciel MATLAB pour définir la fonction définissant le défaut de balourd et qui a été approchée comme étant deux fonctions distinctes et qui sont :

$$x = \frac{a-0.96026415}{-0.83957719683} \quad (3.5)$$

$$m = \frac{a-0.5355}{-0.1448} \quad (3.6)$$

$$d = \frac{a-0.5352}{0.008626} \quad (3.7)$$

Le système expert que nous avons développé permet l'identification des défauts de balourd et prédire le comportement futur si ce système fonctionne avec des conditions prédéfinies.

Les informations sur le comportement du système, ainsi que le la décision du système expert sont développées sous MATLAB. L'affichage du pronostic sur l'état de la machine avec le rapport de diagnostic est affiché sur l'interface « GUIDE » de MATLAB.

L'application exige des informations et des paramètres mesurables comme : la vitesse de rotation, l'accélération et la fréquence du premier pique extraite du spectre fréquentiel du logiciel « DIVADIAG » comme le montre la figure 3.4.

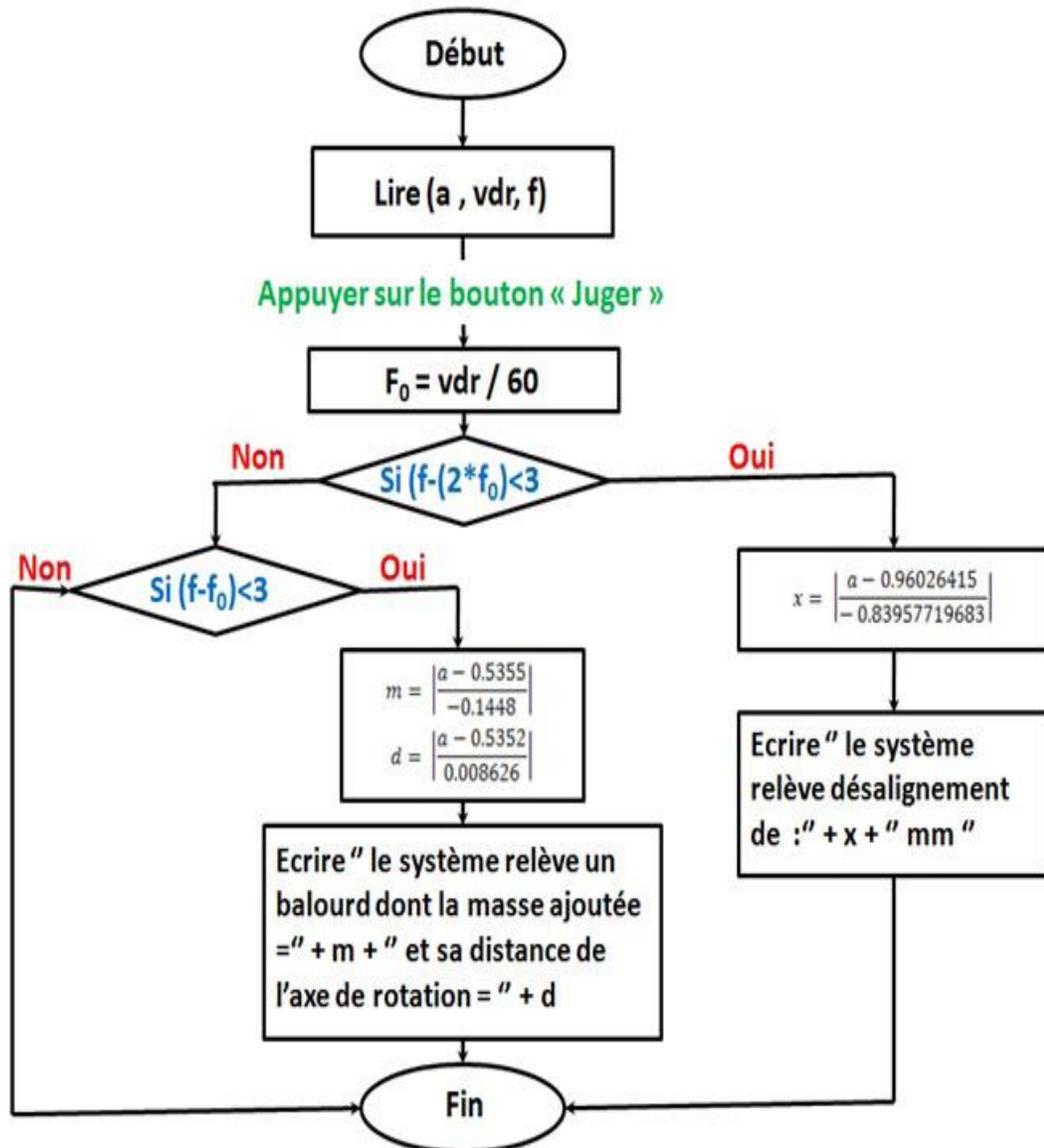


Figure 3.4. Organigramme du programme.

### 3.6.5 Test du programme

Pour le désalignement, le programme est testé pour une vitesse de 2600 (tr/min), qui a donné une accélération de 0.84524 (g), un déplacement de 1.37452 ( $\mu\text{m}$ ) et une vitesse vibratoire de 0.56215 (mm/s) avec un pic de 89.26 (Hz)

Le programme a jugé que le système relève un désalignement de 0.14 (mm).

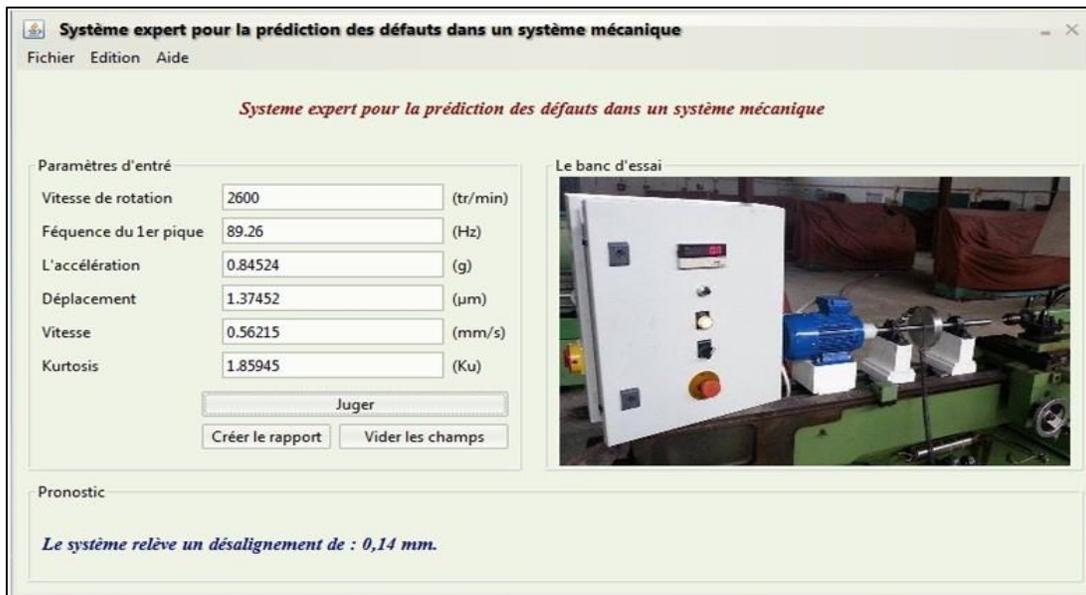


Figure 3.5. Interface du système expert

Pour le balourd, le programme est ainsi testé pour une vitesse de de 1200 (tr/min), qui a donné une accélération de 0.95458 (g), un déplacement de 2.033525 ( $\mu\text{m}$ ) et une vitesse vibratoire de 1.35615 (mm/s) avec un pic de 21.33 (Hz)

Le programme a jugé que le système relève un balourd dont sa masse  $m = 2.89$  (g) avec une excentricité  $d = 48.62$  (mm).



Figure 3.6. Interface du système expert

### 3.7 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons appliqué un outil de prédiction qui fait partie de l'intelligence artificielle.

Dans un premier temps nous avons excité le système par le balourd et le désalignement dans la phase de diagnostic pour prédire la valeur de la masse du balourd et de son excentricité ainsi que la valeur du désalignement. Cet outil a prouvé sa robustesse, malgré le manque de données utilisées dans le traitement et l'apprentissage.

## **CHAPITRE 4**

# **APPLICATION DU PRONOSTIC PAR RÉSEAUX DE NEURONES**

Dans ce chapitre, une des méthodes de pronostic et de surveillance basée sur les données qui est la méthode des réseaux de neurones présentée dans les chapitres précédents est appliquée au DADP, un banc d'essai conçu pour des essais vibratoires et le suivi des pannes.

Une méthode de surveillance de l'état global du système DADP est réalisée en testant l'influence des charges et des défauts de balourd et de désalignement sur son comportement vibratoire pour pouvoir extraire les paramètres vibratoires pertinents dont nous allons utiliser pour la phase d'apprentissage et de prédiction.

Enfin, la robustesse de l'approche est testée face aux données réelles et les performances de prédiction et de diagnostic sont données et discutées.

### **4.1 INTROUCTION**

La première étape d'une procédure de diagnostic avec les méthodes externes est l'extraction de l'information. Celle-ci doit être la plus complète possible permettant de nous renseigner sur le mode de fonctionnement du système ou de la machine surveillée. Son évolution ou sa transformation dans le temps doit être indicatrice d'un changement ou d'une transformation du mode de fonctionnement de la machine. Pour le cas des machines tournantes, beaucoup de sources d'information peuvent être utilisées. Plusieurs d'entre elles ont largement été présentées dans le deuxième chapitre. Bien que des techniques nouvelles émergent tels que l'analyse des variations de vitesse instantanée ou de l'erreur de transmission ; l'analyse des signaux vibratoires reste la

source d'information la plus utilisée pour la surveillance des états de fonctionnement des machines tournantes. A partir de ces sources d'information, un nombre assez important d'indicateurs peut être extrait, des indicateur énergétiques temporelle, bande large ou étroite, tel que le Kurtosis ; le Facteur Crête ; ou le RMS.

Retenir un nombre important d'indicateurs dans une procédure de diagnostic «Convertit en procédure de classification », pose plusieurs problèmes. Ainsi, du bruit, des indicateurs nuisibles ou redondants peuvent se joindre aux indicateurs retenus, alors que, comme montrées par plusieurs études [79]. [80], la présence de ce genre de phénomènes perturbe le fonctionnement de la plupart des algorithmes de classification.

Dans ce chapitre, on se propose d'appliquer une méthode de diagnostic et de pronostic pour la surveillance de l'évolution des défauts sur le banc DADP en appliquant la méthode des réseaux e neurones.

Nos objectifs sont de montrer la robustesse de la méthode des réseaux de neurones pour le diagnostic et le pronostic, ainsi que l'utilisabilité des résultats et leur applicabilité pour la prédiction de l'état futur du système. Pour cela nous passerons par plusieurs étapes pour prouver l'influence des défauts utilisés dans l'approche de pronostic.

## **4.2 BREVE DESCRIPTION DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS**

Les réseaux de neurones artificiels sont utilisés pour la prédiction dans de nombreux problèmes d'ingénierie. Ci-dessous sont présentés seulement quelques exemples mais le domaine d'application est très large dans le monde.

Le prototype de réseaux neuronaux artificiels est le cerveau et l'ensemble du système nerveux du corps humain. Dans les réseaux de neurones artificiels, la méthode de transfert de l'information imite la manière de performance du système nerveux humain. Les neurones naturels, les principaux éléments du système nerveux, sont responsables du transfert de l'information. ANN se compose de neurones qui sont des processeurs de données. Chaque neurone est responsable de la synthèse des signaux

d'entrée. Le premier modèle de neurone artificiel a été créé par McCulloch [81]. Le principe de ce modèle est basé sur les signaux d'entrée exprimés par un poids approprié. Ensuite, la somme est activée par une fonction. Les signaux sont transférés du nœud j au nœud i. Le signal de sortie est décrit par la relation:

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot x_j + b_i\right), i, j = 1, 2, \dots, N \quad (4.1)$$

Où

$x_j$  - les signaux d'entrée,

$w_{ij}$  - poids synaptiques,

$f$  - fonction d'activation.

La fonction  $f$ , comme indiquée dans l'équation (4.1), est appelée fonction d'activation qui stimule la transmission de l'information. Le modèle mentionné ci-dessus, qui est assez simple, a été développé et amélioré pour modéliser un grand nombre de processus dynamiques [82].

### 4.3 APPLICATION DE DIAGNOSTIC PAR RESEAUX DE NEURONES

#### 4.3.1 Architecture du réseau de neurone

Après la collection des données d'apprentissage, on peut maintenant construire les réseaux de neurones artificiels. Dans ce qui suit, on va décrire la structure du réseau qui sera utilisé pour le pronostic et le diagnostic, ainsi que ses différentes caractéristiques

Ce réseau sera utilisé pour la détermination des caractéristiques du défaut de balourd c'est-à-dire la masse du balourd ( $m$ ) et sa distance de l'axe de rotation ( $d$ ). Il est de type multicouches et composé de trois couches principales (Figure 4.1) :

- Une couche d'entrée composée de deux neurones : Vitesse de rotation et Accélération de la vibration ;
- Une couche cachée composée de dix (10) neurones dont la fonction d'activation est choisie de forme Logistique Sigmoidale (Log Sig) ;

- Une couche de sortie composée de deux neurones qui représentent la masse ( $m$ ) et la distance ( $d$ ), dont la fonction d'activation est choisie est de type Logistique Sigmoidé (Log Sig).

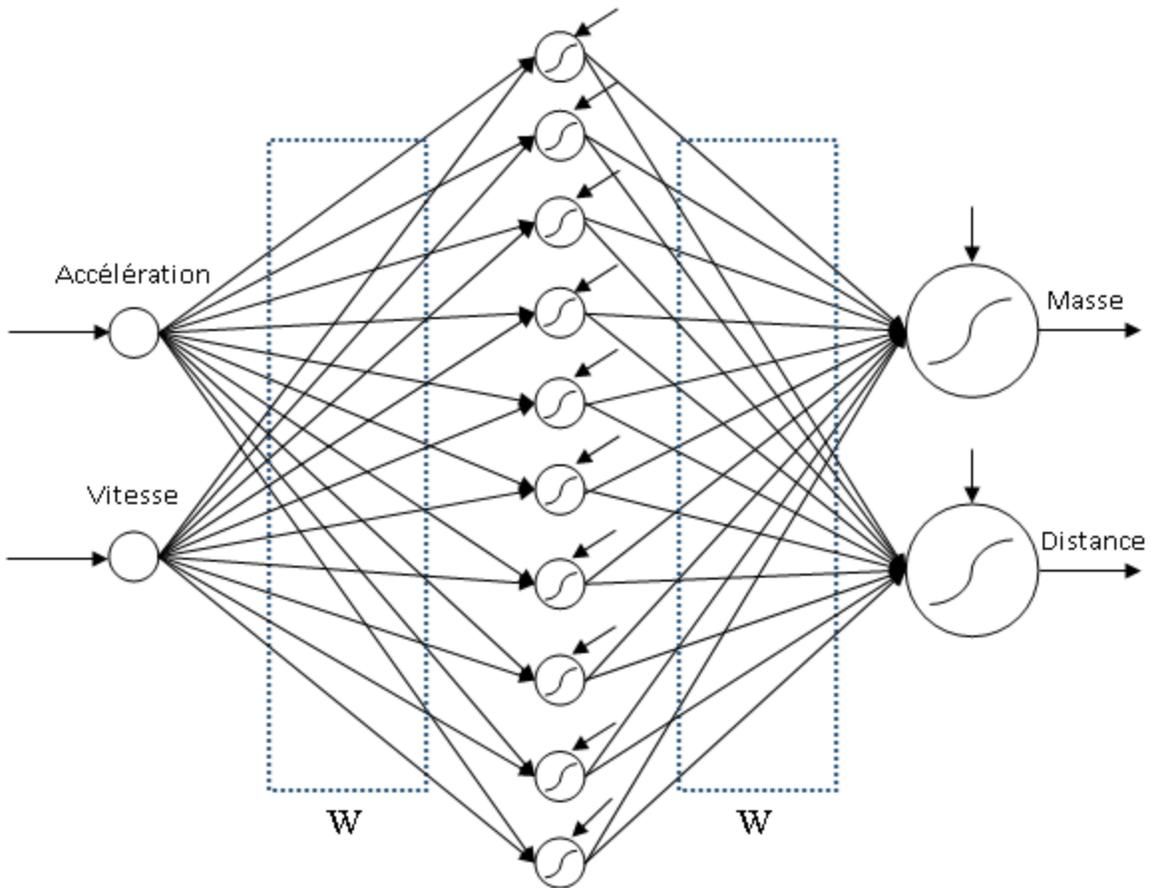


Figure 4.1. La structure du réseau de neurones artificiels

Chaque neurone possède son biais, sauf les neurones de la couche d'entrée et chaque connexion possède son poids  $W_i$ .

La détection du balourd se fait en comparant la fréquence de rotation et la fréquence du premier pic. Le troisième réseau sera utilisé pour déterminer la masse du balourd «  $m$  » et son excentricité «  $d$  ».

#### 4.3.2 Application au système expérimental

Nous avons développé l'interface graphique, qui illustre l'opération de d'apprentissage et montre les résultats obtenus, sous MATLAB en utilisant le **GUI** (Graphical User Interface) de ce logiciel.

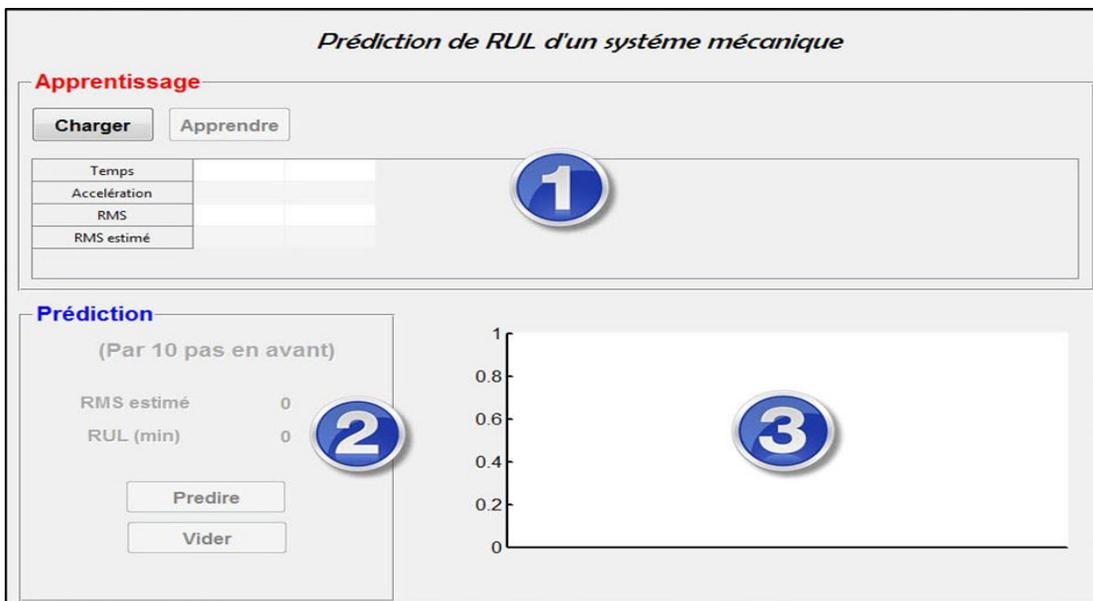


Figure 4.2. Interface principale de l'application

#### 4.3.3. Résultats et discussion

Les résultats sont obtenus sous forme d'une approximation du comportement de la masse «  $m$  » et sa distance «  $d$  » par rapport à la vitesse de rotation et l'accélération vibratoire. Ces résultats sont comparés aux données réelles et présentés sur les figures 3.8 et 3.9.

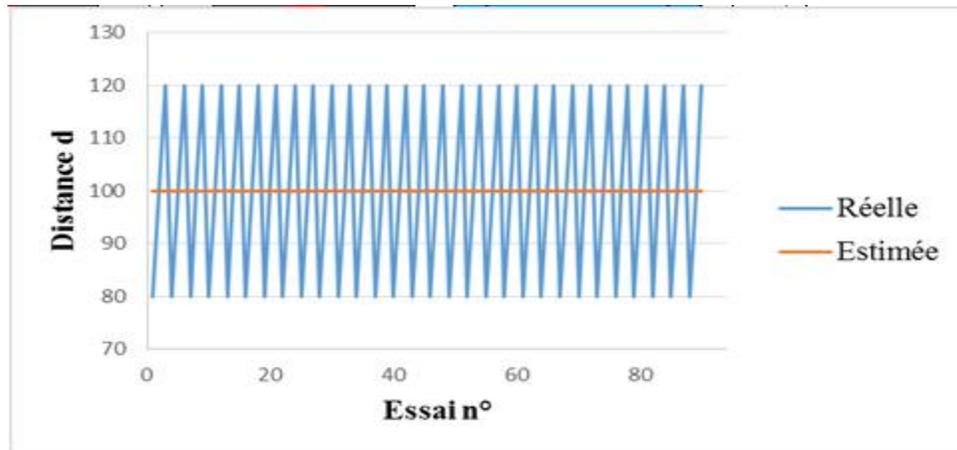


Figure 4.3. Comportement de la distance « d »

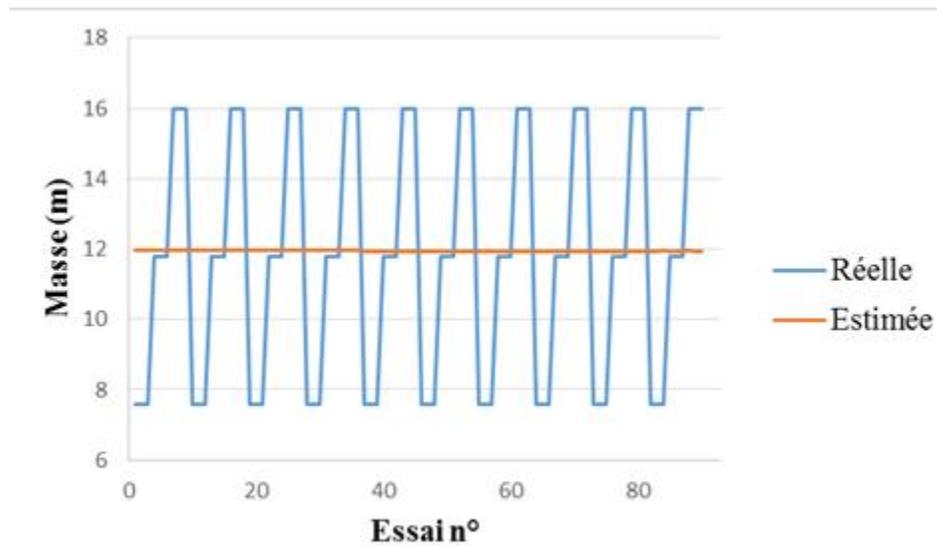


Figure 4.4. Comportement de la masse « m »

Il est remarqué que l'estimation a été presque linéaire pour la masse du balourd et sa distance. Les causes possibles du comportement du dernier réseau de neurones artificiel sont les suivantes :

- Similarité des données du balourd :

Les données expérimentales collectées pour le cas du défaut de balourd sont très proches des valeurs estimées. En prenant comme exemple, pour une vitesse de 1200 tr/min pour les trois distances (80, 100, 120), nous remarquons qu'il n'y a presque pas de

variations de l'accélération. Cette similarité des données peut altérer l'opération d'apprentissage.

- Complexité du réseau

En cherchant à établir une corrélation entre les paramètres d'entrée et les paramètres de sortie, le réseau rencontre une grande difficulté, due essentiellement au manque d'informations, ce qui justifie les résultats d'estimation obtenues.

La précision des résultats obtenus reste acceptable par rapport aux systèmes de diagnostic utilisant d'autres méthodes mathématiques.

En calculant les erreurs moyennes du réseau, on trouve :

$$\text{Pour la masse : } E = \frac{1}{N} \sum_1^N E_i = 2,84 \text{ g} \quad (4.2)$$

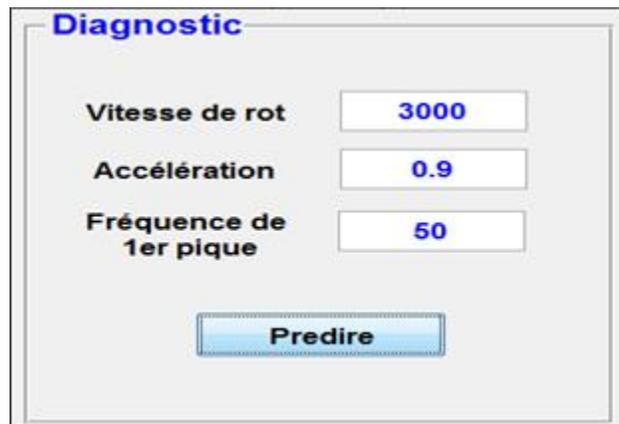
$$\text{Pour la distance : } E = \frac{1}{N} \sum_1^N E_i = 13,33 \text{ mm} \quad (4.3)$$

L'erreur moyenne du système de diagnostic par système expert :

$$\text{Pour la masse : } E = \frac{1}{N} \sum_1^N E_i = 11,83 \text{ g} \quad (4.4)$$

$$\text{Pour la distance : } E = \frac{1}{N} \sum_1^N E_i = 99,44 \text{ mm} \quad (4.5)$$

Les deux paramètres, vitesse de rotation et fréquence du 1<sup>er</sup> pic, nous permettent de déterminer la cause possible de la dérive d'état (Figures 4.5, 4.6).



The image shows a software interface for a diagnostic system. The title is "Diagnostic" in blue. There are three input fields with labels and values: "Vitesse de rot" (3000), "Accélération" (0.9), and "Fréquence de 1er pique" (50). Below these is a button labeled "Predire".

Figure 4.5. Interface du système de diagnostic

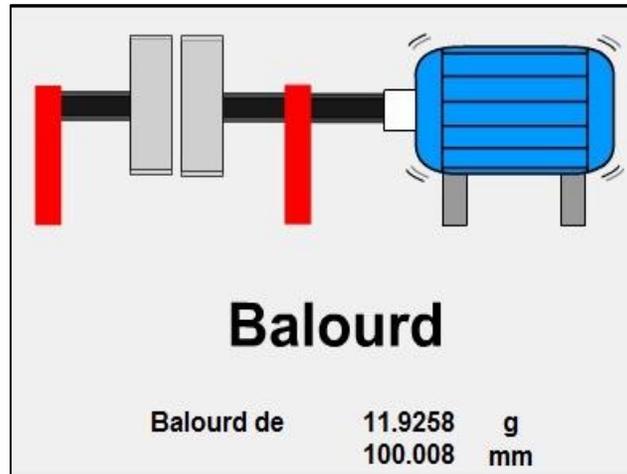


Figure 4.6. Résultat du diagnostic

#### 4.4 APPLICATION DE LA PREDICTION PAR RESEAUX DE NEURONES

##### 4.4.1 Procédure expérimentale

Le réseau de neurones artificiels multicouches est composé de trois couches principales (Figure 4.7) :

- Une couche d'entrée, composée d'un seul neurone, qui représente le temps.
- Une couche cachée, composée de dix (10) neurones, dont la fonction d'activation est de type : Tangente Hyperbolique (Tanh).
- Une couche de sortie, composée d'un seul neurone, qui présente l'RMS de l'accélération et dont la fonction d'activation choisie est de type : Tangente Hyperbolique (Tanh).

Chaque neurone possède son biais, sauf les neurones de la couche d'entrée et chaque connexion possède son poids  $W_i$ .

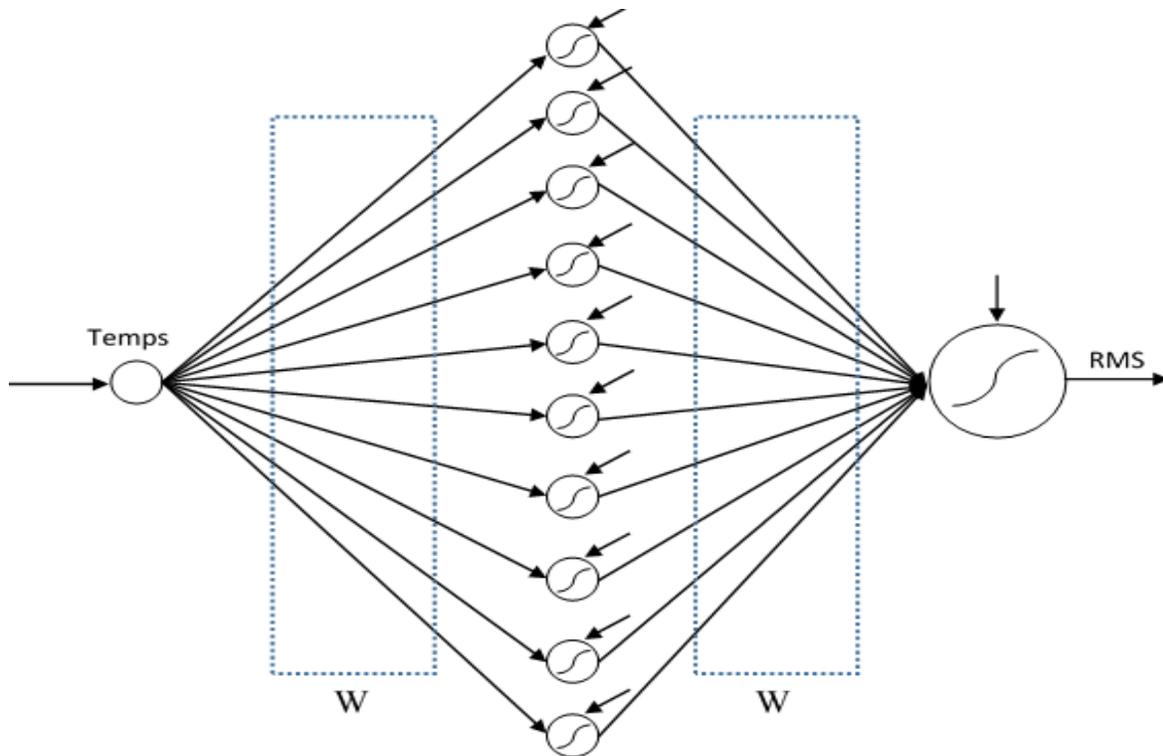


Figure 4.7. Structure du réseau de neurones artificiels

Dans le cadre de la maintenance préventive conditionnelle, le réseau construit peut être utilisé pour estimer la durée de bon fonctionnement « RUL » en comparant le RMS estimé par le réseau de neurone au RMS fixé comme seuil.

#### 4.4.2. Choix des fonctions d'activation

Pour choisir la fonction d'activation qui s'approche le mieux de la distribution réelle de l'RMS d'accélération, nous avons testé toutes les combinaisons possible des fonctions d'activation les plus utilisées (figure 4.8).

Soient :

- PU : La fonction identité ;

$$f(x) = x \quad (4.6)$$

- TN : La fonction Tangente Hyperbolique.
- LOG : la fonction Logistique Sigmoidé.

La combinaison TN-TN comme fonction d'activation pour la couche cachée, et fonction d'activation pour la couche de sortie donne les meilleurs résultats (figure 4.8).

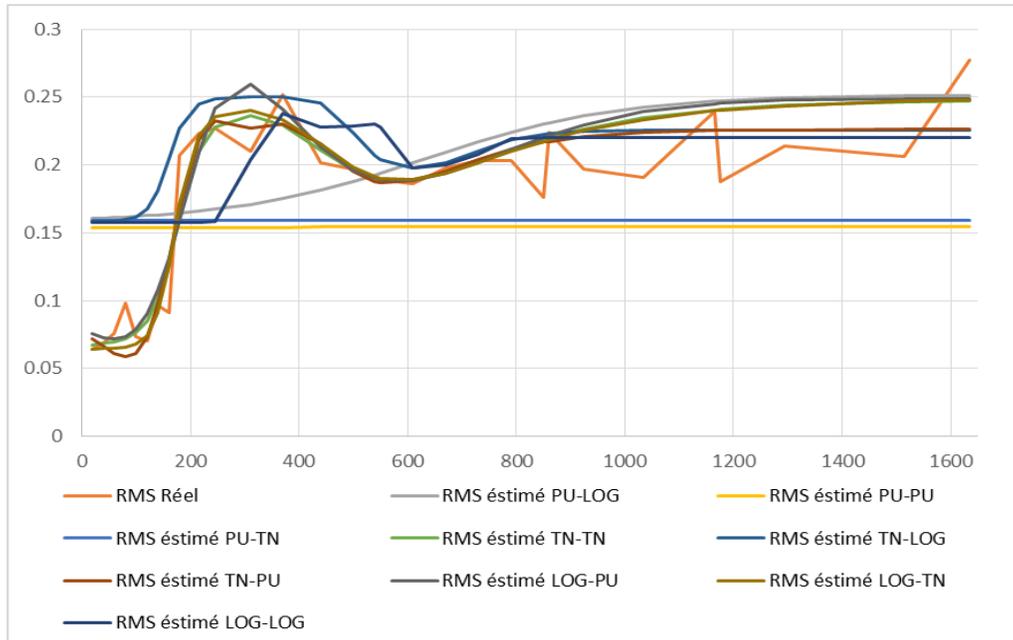


Figure 4.8. Différentes combinaisons des fonctions d'activation

#### 4.4.3 Résultats d'apprentissage

Le réseau a été entraîné par des couples de valeurs de (Temps, RMS) pour obtenir les poids et les biais appropriés. A la fin de l'opération de l'apprentissage, nous avons obtenu les résultats sous forme d'une approximation du comportement du RMS par rapport au temps (figure 4.9).

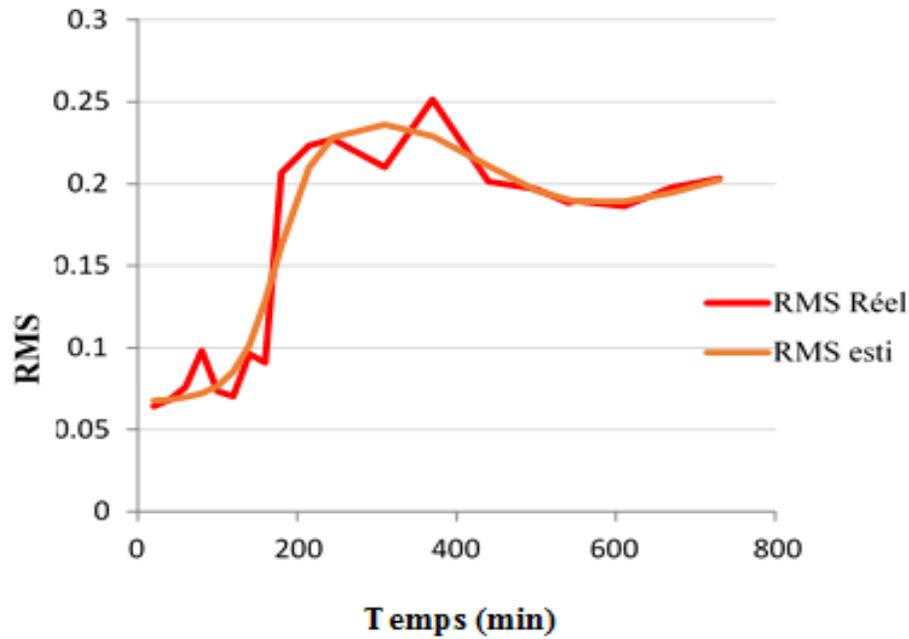


Figure 4.9. Approximation du comportement de l'RMS

Le calcul de l'erreur moyenne de la fonction d'approximation obtenue montre la précision du réseau :

$$E = \frac{1}{N} \sum_1^N E_i = 0,011 \quad (4.7)$$

#### 4.4.4 Les résultats de la prédiction

Le même protocole de comparaison précédent a été suivi pour discuter l'exactitude des prédictions. Des valeurs réelles du paramètre vibratoire « RMS » ont été mesurées pour des valeurs de paramètre Temps supérieures à la dernière valeur utilisée dans l'opération d'apprentissage. Les valeurs trouvées sont injectées dans le réseau de neurones artificiels construit afin de prédire le comportement du système (figure 3.14).

Tableau 4.1. L'erreur commise par le réseau (Prédiction)

TEMPS	790	850	860	925	1035	1165	1175	1295	1515	1635
RMS Ré	0,203	0,176	0,223	0,197	0,190	0,239	0,188	0,213	0,206	0,277
RMS esti	0,210	0,218	0,219	0,226	0,234	0,240	0,240	0,243	0,246	0,247
Erreur	0,007	0,042	0,003	0,029	0,043	0,001	0,052	0,030	0,039	0,030

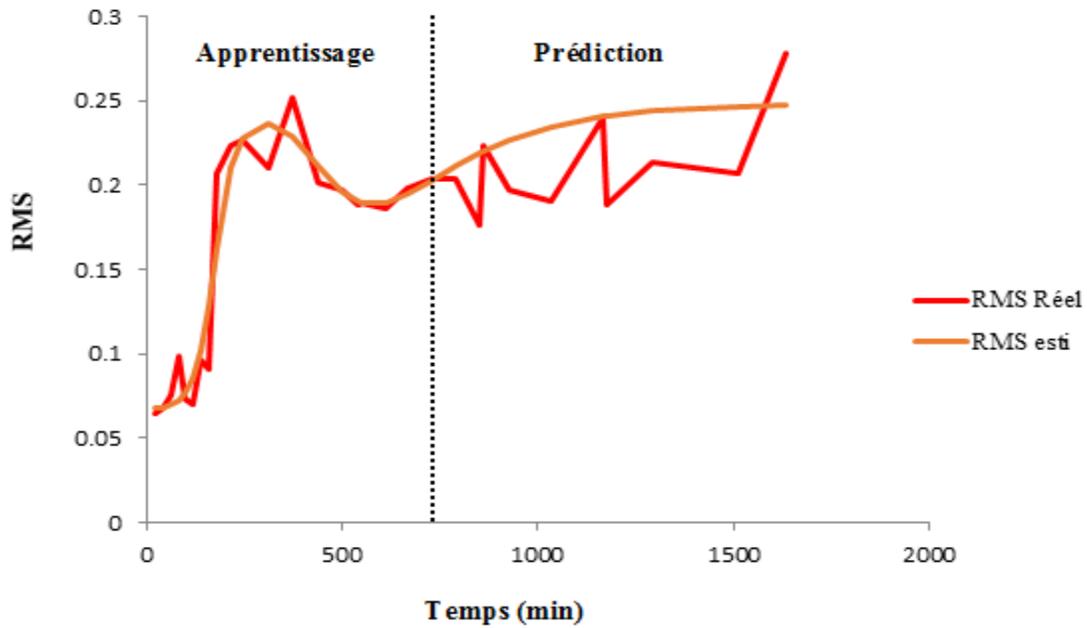


Figure 4.10. Comparaison de l'estimation extrapolée avec les résultats réels

Le calcul de l'erreur moyenne des résultats extrapolés obtenues montre la précision du réseau :

$$E = \frac{1}{N} \sum_1^N E_i = 0,028 \quad (4.8)$$

La valeur de l'erreur moyenne est très petite, donc on peut être optimiste pour l'estimation des valeurs du temps de fonctionnement avant défaillance « RUL » qui seront données par notre système de pronostic en utilisant les résultats du RMS estimé.

#### 4.4.5 Calcul de l'RUL

Le réseau construit peut être utilisé pour estimer la durée de fonctionnement « RUL », en comparant le RMS estimé avec le RMS fixé comme seuil. (Figure)



Figure 4.11. Estimation du RUL

#### 4.5 L'INFLUENCE DES DÉFAUTS DE BALOURD ET DE DESALIGNEMENT ET DÉFAUTS COMBINÉS SUR LE COMPORTEMENT DYNAMIQUE DU SYSTEME DADP

Notre objectif principal est d'arriver à pouvoir déterminer, à partir des résultats observés expérimentalement, par analyse vibratoire, l'influence du balourd, du mauvais

alignement et de la combinaison balourd-désalignement sur les différents paramètres vibratoires de notre système pour prédire son état futur.

Pour mener à bien notre étude, nous excitions ce système par différents défauts tout en variant la vitesse de rotation. Nous observons à travers les résultats, que les paramètres vibratoires de sortie sont proportionnels aux paramètres d'entrée ce qui provoque une instabilité du système et nous renseigne sur le niveau de dégradation de l'ensemble des pièces mécaniques.

#### 4.5.1 Tests du système

##### Première étape :

##### Test N°1 : Excitation par balourd

Le balourd est créé en montant une masse excentrée par rapport à l'axe de rotation du système. Ce balourd est disposé au niveau du disque. Pour changer la valeur du balourd on fait varier l'excentricité de la masse (Figure 4.12).



Figure 4.12. Position du balourd

##### Test N°2: Excitation par le mauvais alignement

Pour ce deuxième test, nous avons créé un désalignement du groupe moteur-paliers- disque en intercalant au niveau des paliers des cales de dimensions égales à 0.1mm et nous avons mesuré l'accélération de vibration et le facteur crête à crête pour différentes vitesses de rotation.

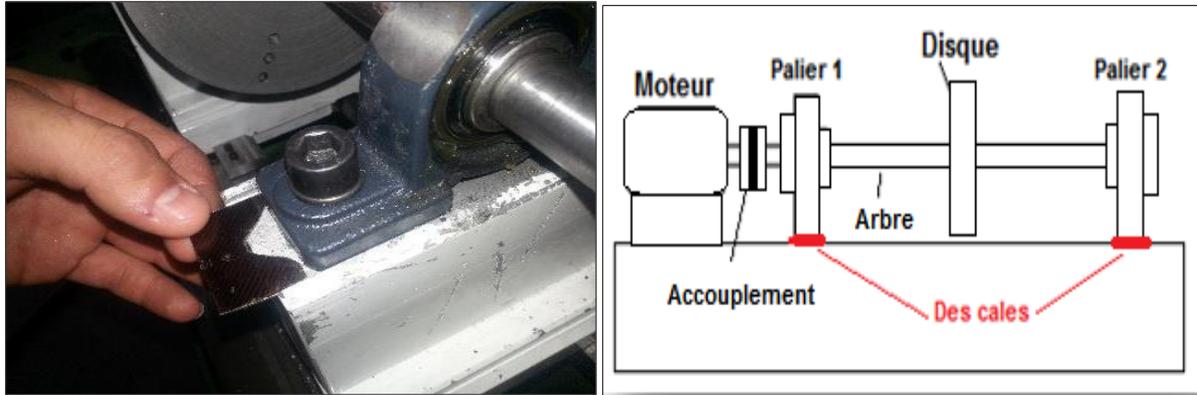


Figure 4.13. Position des cales pour le mauvais alignement

Le comportement du dispositif est analysé pour des vitesses de rotation différentes, obtenues à l'aide d'un variateur de vitesse contrôlant le moteur. Les vitesses de rotation retenues pour les essais sont : 700 tr/min, 1200tr/min et 2200tr/min. Nous prenons comme mesure la valeur efficace de l'accélération RMS et le facteur crête à crête (Cr-Cr).

#### Deuxième étape :

Notre étude a été concentrée sur les deux défauts les plus rencontrés dans les machines tournantes et qui sont les plus pénalisants ; le désalignement et le balourd. Nous avons remarqué qu'ils ont une influence sur le comportement vibratoire du système mécanique.

Dans cette deuxième étape, nous allons exciter le système, en créant deux défauts combinés, et nous allons suivre l'évolution du facteur crête à crête (Cr-Cr) du système pour pouvoir prédire le comportement vibratoire futur de notre système.

#### 4.5.2 Résultats et discussion

Tableau 4.2. Effets du désalignement

		700 tr/min	1200 tr/min	2200 tr/min
RMS (g)	0.1 mm	0.14097	0.23015	0.70771
	0.2 mm	0.13383	0.21761	0.68354
	0.3 mm	0.081933	0.20483	0.64557

Cr-Cr (g)	0.1 mm	0.56064	0.55466	1.3326
	0.2mm	1.0096	0.74108	1.6927
	0.3 mm	0.38354	0.90564	1.8964

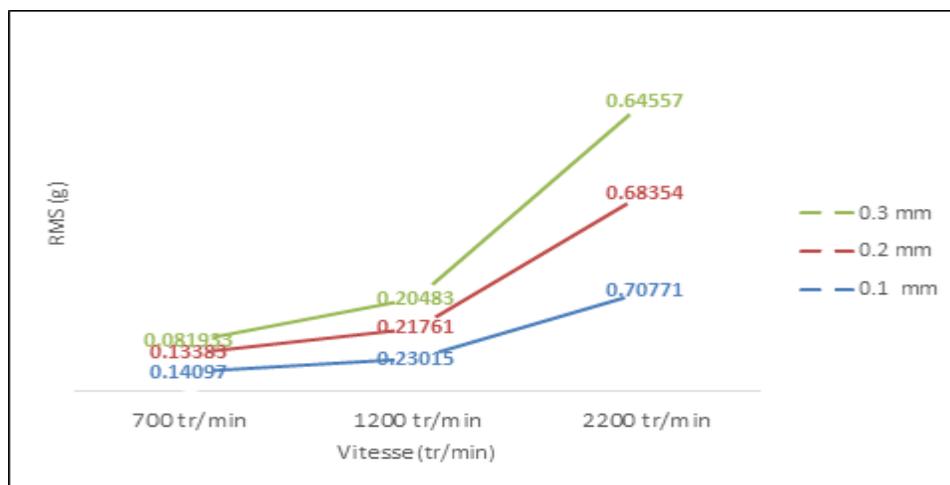


Figure 4.14 Influence du défaut de délignage (Valeur RMS)

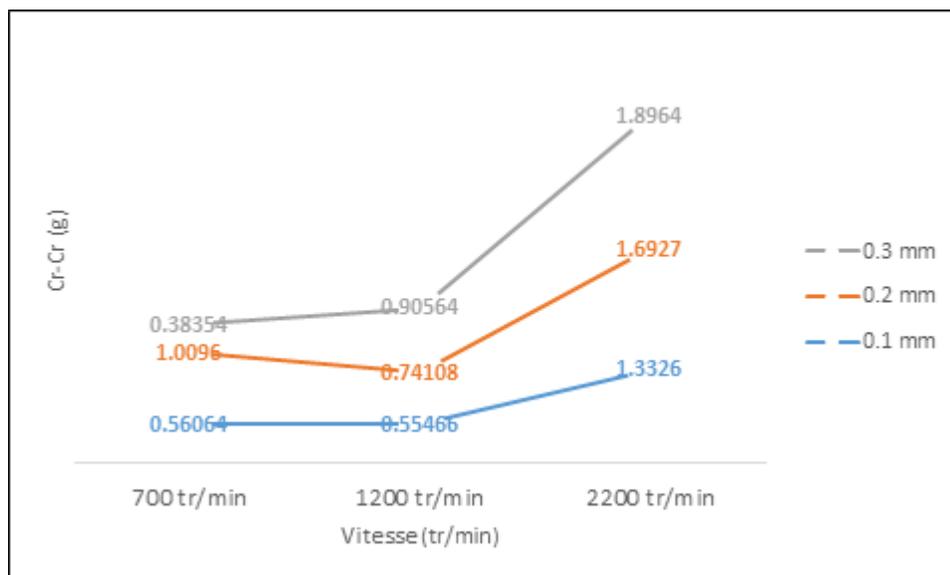


Figure 4.15 Influence du défaut de délignage (valeur Cr-Cr)

Tableau 4.3. Effets du balourd

		700 tr/min	1200 tr/min	2200 tr/min
RMS (g)	b-	0.13913	0.29919	1.0702
	b%	0.14638	0.32221	1.0069
	B+	0.15374	0.37549	0.73072
Cr-Cr (g)	b-	0.29586	0.38234	2.3947
	B%	0.32773	0.8435	1.7986
	B+	0.85178	1.1082	2.0104

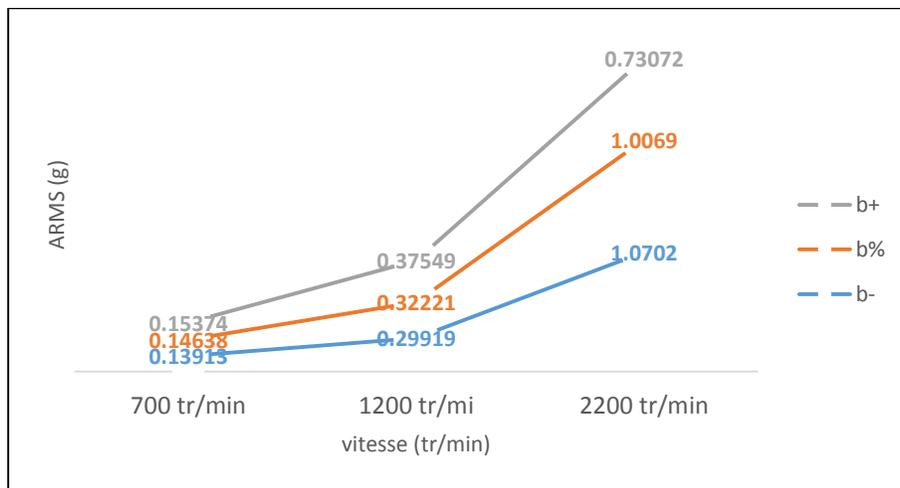


Figure 4.16 Influence du défaut de balourd (valeur RMS)

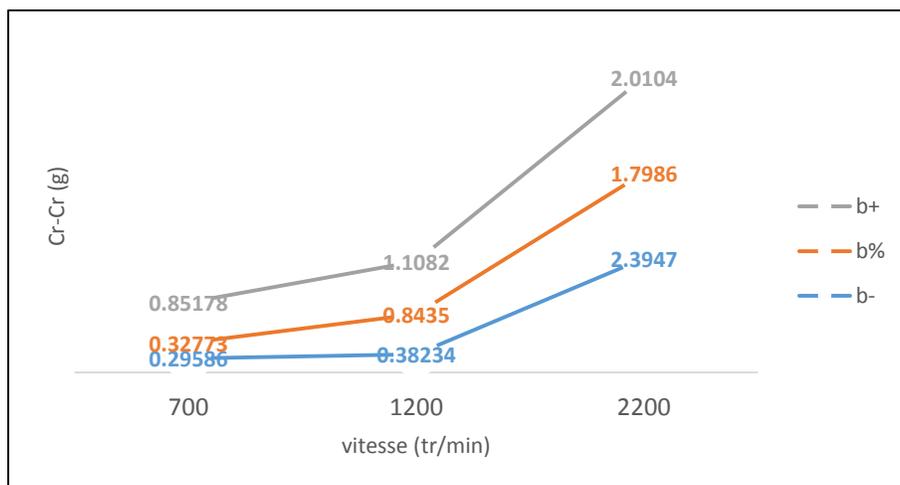


Figure 4.17 Influence du défaut de balourd (valeur Cr-Cr)

### Test N°3: Excitation par combinaison de défaut

En prenant une combinaison de défaut d'alignement et défaut de balourd, nous obtenons la courbe suivante

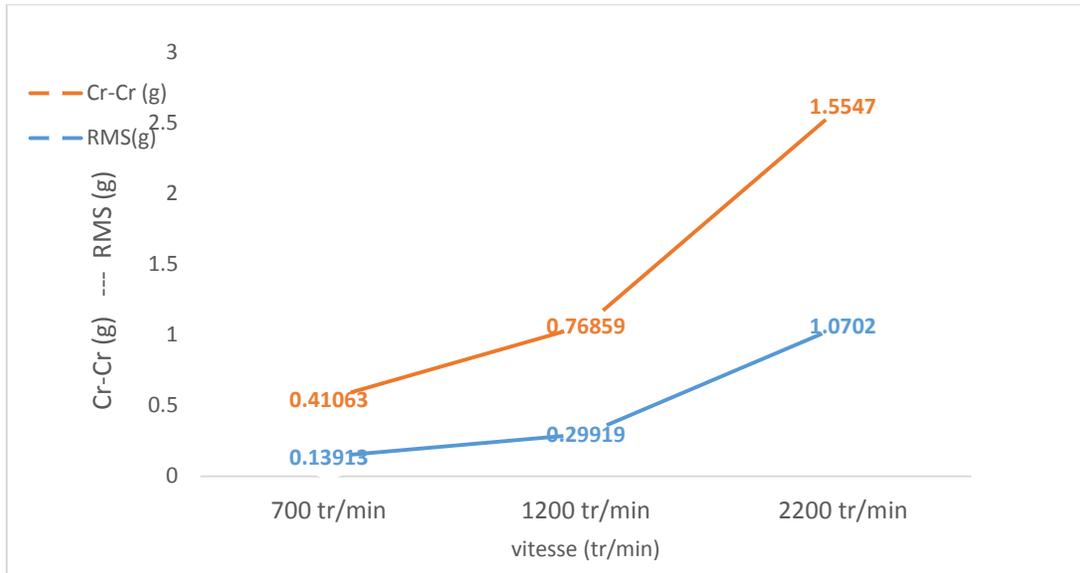


Figure 4.18 Influence du défaut combiné (balourd- mauvais alignement)

Nous remarquons que la valeur efficace de l'accélération RMS a augmenté par rapport au défaut simple. Cette variation de la valeur efficace de l'accélération RMS peut être considérée comme une dégradation du comportement de notre système.

Nous avons prouvé que le défaut combiné a une influence sur le comportement vibratoire du système, nous pouvons passer à l'étape suivante qui est le suivi systématique et la prédiction par la méthode de réseau de neurone

#### 4.6 LE PRONOSTIC PAR RÉSEAUX DE NEURONES

La procédure expérimentale est réalisée en créant deux défauts combinés, et nous allons suivre l'évolution du facteur RMS (g) du système pour pouvoir prédire le comportement vibratoire futur de notre système.

Le comportement du dispositif est analysé pour une vitesse de rotation 2200 tr/min, obtenue à l'aide d'un variateur de vitesse contrôlant le moteur

À partir des signaux issus des capteurs, une batterie d'algorithmes de traitement du signal permet d'obtenir un nouvel ensemble de signaux appelés « caractéristiques pertinentes de la dégradation du système ». En particulier, la transformée de Fourier est appliquée sur le signal vibratoire fourni par l'accéléromètre afin d'identifier les caractéristiques vibratoires, telles que le RMS (écart quadratique par rapport à une moyenne). La valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square) est un indicateur scalaire, très caractéristique du signal, vu qu'elle a une relation directe avec l'énergie contenue dans celui-ci. Bien qu'elle présente des inconvénients, car elle ne détecte pas tous les défauts, son efficacité dépend de son bon paramétrage en terme de bandes de fréquences d'analyse liées à la structure même des machines.)

Nous avons pris ces mesures pendant 7 mois systématiquement chaque jour.

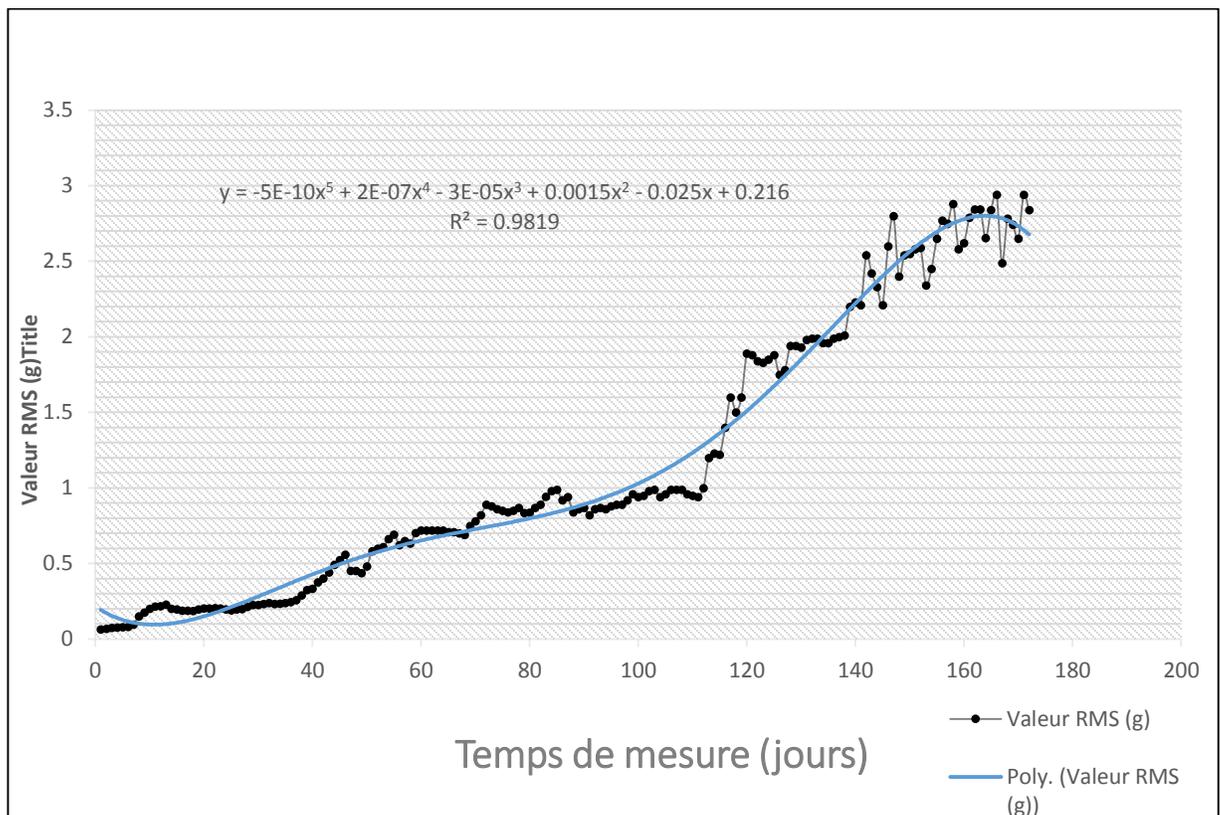


Figure 4.19. Évolution de la valeur RMS mesurée en fonction du temps

Le sous-ensemble de caractéristiques obtenu est ainsi injecté dans le réseau de neurone. Ce dernier peut être fondé sur un processus de détection permettant une modélisation pour déterminer l'état courant du système. Nous utilisons ces données mesurées pour l'apprentissage et la vérification de la performance du réseau de neurone.

Nous avons une valeur d'entrée qui est le temps (jours) et une valeur de sortie qui est la valeur RMS (g), puisque les valeurs du désalignement et du balourd sont fixes.

Nous avons utilisé 10 couches cachées et nous avons choisis la fonction de transfert TANSIG.

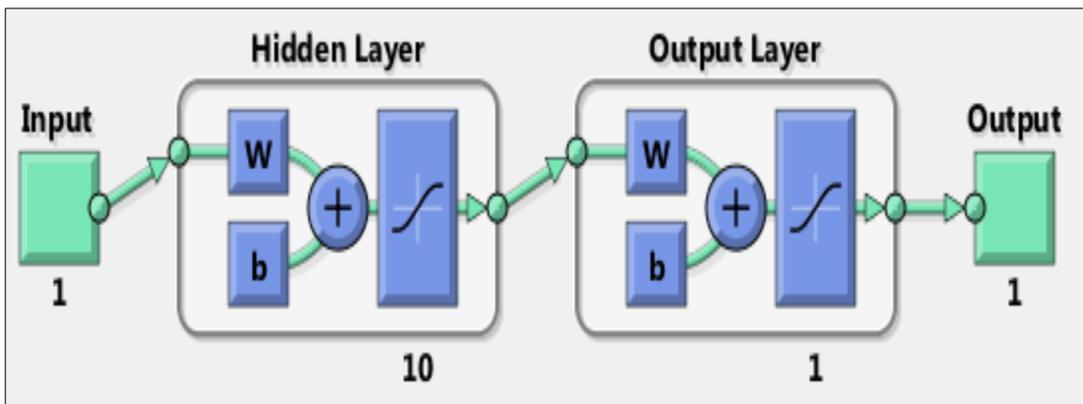


Figure 4.20. Structure du modèle de réseau de neurone

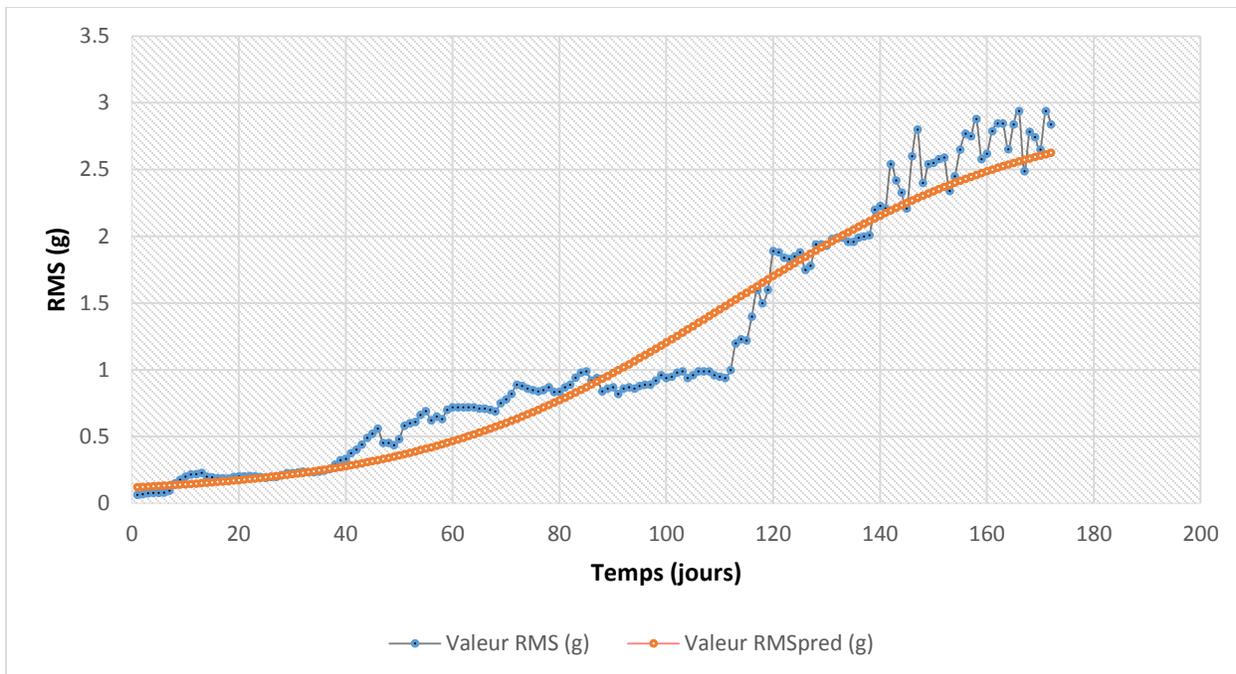


Figure 4.21. Comparaison entre l'RMS mesuré et l'RMS d'apprentissage

Après l'étape d'apprentissage, nous avons simulé une prédiction de 60 pas en avant sur le même système et pour les mêmes défauts, nous avons obtenu la courbe suivante :

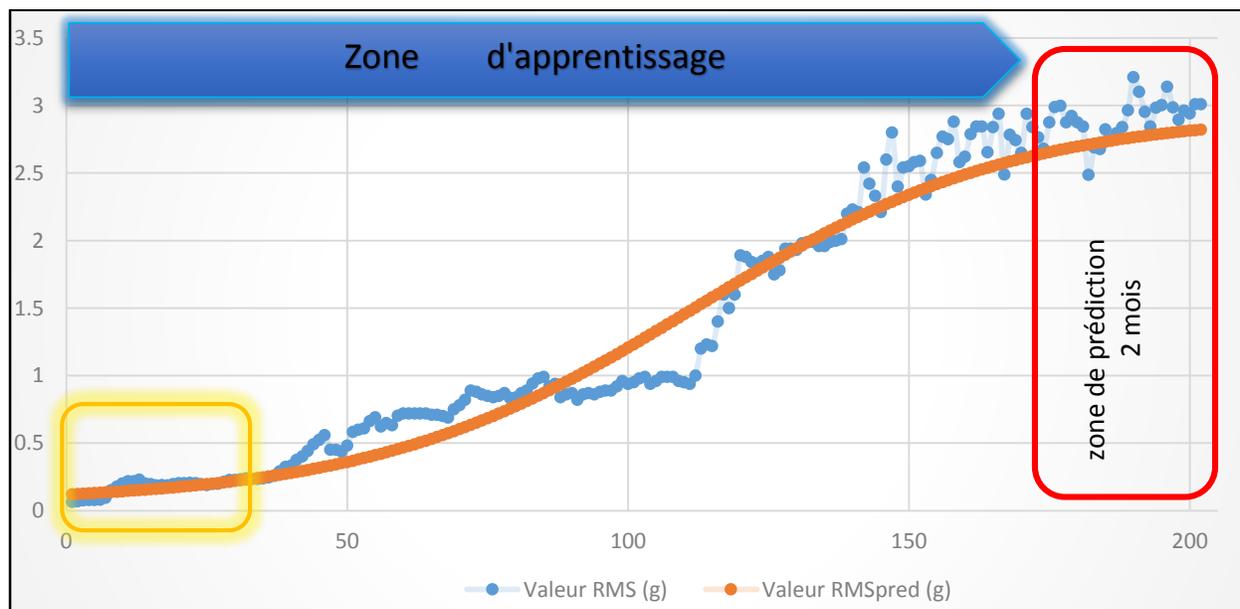


Figure 4.22 Prédiction de 60 pas sur le même système

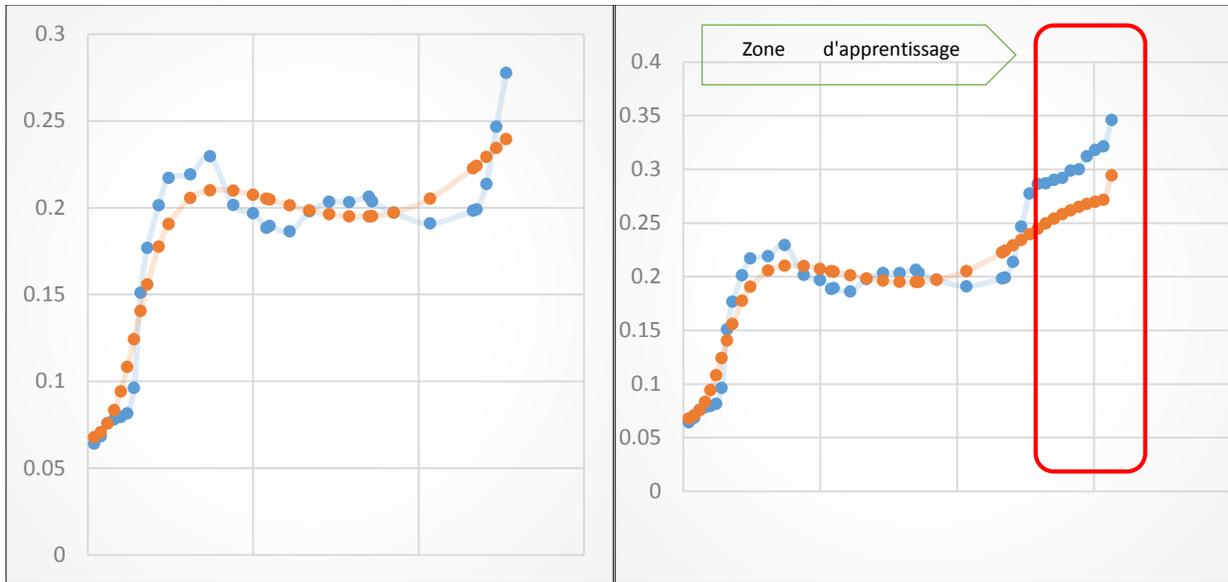


Figure 4.23. Apprentissage et prédiction dans le premier mois de mesure

Dans la figure 4.19, nous remarquons que la valeur RMS augmente en fonction du temps ce qui confirme la pertinence de la valeur RMS pour estimer la dégradation du système.

La figure 4.21 représente deux courbes pour le même système mécanique. La première est celle de la valeur RMS mesurée et la deuxième est celle de la valeur RMS d'apprentissage. Pour bien estimer la performance d'apprentissage du réseau de neurone nous calculons la valeur RMSE qui est l'erreur quadratique moyenne (également appelé écart quadratique moyen, RMSD), et qui représente la différence entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs réellement observées dans l'environnement en cours de modélisation. Ces différences individuelles sont aussi appelées résidus.

L'erreur quadratique moyenne d'une prédiction par rapport à la variable estimée ( $X_{\text{model}}$ ), est définie comme la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne.

$X_{\text{obs}}$  où on observe des valeurs.

$X_{\text{model}}$  (modélisée) : valeurs au moment / lieu  $i$ .

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{\text{obs},i} - X_{\text{model},i})^2}{n}} \quad 4.9)$$

La figure 4.23 illustre la prédiction du RMS à 60 pas en avant (2 mois au futur) à partir du dernier instant d'apprentissage. Les variations dans les prédictions proviennent de l'adaptation du système au fil des acquisitions.

Nous remarquons que la variation entre les deux courbes est faible dans l'horizon d'apprentissage, par contre, les plus fortes variations apparaissent dans la zone de prédiction.

La prédiction est lissée contrastant avec celles mesurée après 2 mois de temps correspondant à une dégradation marquée du système. La défaillance devient imminente lorsque la prédiction atteint quelques jours en avant.

En calculant la valeur RMSE qui est égale à (0,02413) pour l'horizon d'apprentissage et celle de l'horizon de prédiction qui est égale à (0,06147), nous constatons que le réseau de neurone est très fort pour l'apprentissage avec un certain nombre de données et un certain nombre de neurones, tandis que pour la phase de prédiction, la valeur de RMSE nous a permis constater que la prédiction est faible avec les données utilisées.

Pour le premier mois de mesure, nous avons effectué la même procédure de calcul et de prédiction pour démontrer que la valeur RMSE qui est égale à (0.01711) pour l'horizon d'apprentissage et celle de l'horizon de prédiction qui est égale à (0.048112) (figure 4.24). Nous confirmons la même remarque mais avec une différence d'erreur entre les deux mesures. La prédiction pour 2 mois est plus précise que celle pour 7 mois.

#### **4.7 CONCLUSION**

Dans ce chapitre nous avons proposé une expérimentation de la méthode des réseaux de neurones sur le banc d'essai DADP.

Les résultats obtenus ont montré la quasi-linéarité de la courbe de l'RMS et que la fiabilité du système diminue avec l'augmentation de l'indicateurs RMS

Cet outil de pronostic trouve son applicabilité sur des systèmes réels et sa robustesse face aux données réelles a été prouvée.

# **CONCLUSION GÉNÉRALE**

Plusieurs technologies peuvent et doivent être utilisées dans le cadre d'un programme sûr et efficace de maintenance prédictive. Actuellement, les industriels sont à la recherche de nouveaux concepts. L'activité de pronostic devient un élément clef des stratégies de maintenance industrielle. Par conséquent, la capacité à détecter et à isoler les défauts imminents, ainsi qu'à prédire une situation future d'un système sont devenues des axes de recherches prioritaires. Il existe cependant encore peu de systèmes réels permettant de supporter ce type de processus.

A travers le travail rapporté dans cette thèse, nous avons commencé par positionner le concept de pronostic dans le cadre général de la maintenance prédictive, en mettant en revue les méthodes actuellement utilisées dans le diagnostic et le pronostic des défauts dans les systèmes industriels.

Plusieurs méthodes existent pour supporter l'activité de diagnostic et de pronostic : méthodes basées sur un modèle, méthodes basées sur l'expérience, méthodes orientées données. Les comparaisons effectuées entre ces méthodes nous amènent à privilégier les méthodes orientées données, que ce soit pour le diagnostic ou pour le pronostic, qui ne nécessitent pas l'élaboration de modélisations complexes et pouvant se passer d'une information exhaustive souvent indisponible.

Comme le pronostic est basé sur des critères d'évaluation de performances et de choix d'une approche adéquate pour une application donnée, et afin d'atteindre notre objectif, nous avons conçu et réalisé un banc d'essai vibratoire nommé « DADP » que nous avons testé en l'excitant par des charges et des défauts de balourd et de désalignement. Les réponses de ces excitations ont été valorisées par des mesures vibratoires sur lesquelles nous avons pu extraire des indicateurs pertinents qui illustrent le comportement vibratoire de notre système.

Les tests précédents sur banc, ont été suivis par une analyse et un diagnostic par système expert que nous avons développé ; c'est une démarche cruciale et incontournable pour la réussite dans le processus de prédiction, car cette phase est essentielle pour l'apprentissage. Plusieurs étapes sont nécessaires pour l'établissement d'une procédure de diagnostic par systèmes experts. Ces différentes étapes ont été décrites et largement discutées.

Notre travail a ensuite porté sur la spécification d'un système prédictif permettant de reproduire l'évolution des propriétés d'un équipement, et de prédire un état de dégradation au cours du temps. Plus précisément les développements ont été axés sur l'exploitation des systèmes des réseaux de neurones. Différentes fonctions d'activation sur ce système ont été testées ; nous avons montré comment cet outil peut être modifié pour réaliser des prédictions précises et de dispersion de l'erreur relativement faible à moyen terme, sans pour autant augmenter la complexité des données nécessaires.

Les tests réalisés, sur l'outil de pronostic développé, montrent que ce dernier permet de déterminer la durée de vie résiduelle d'un équipement (RUL : Residual Useful Life), et ainsi, d'optimiser les stratégies de maintenance. La méthodologie proposée vise à prendre en considération deux types d'incertitudes entachant le processus de pronostic : d'abord celle inhérente à la phase de prédiction des dégradations, qui est bien entendu incertaine, et ensuite, celle correspondant à la formalisation experte d'une limite d'acceptabilité des dégradations.

En outre, cette approche n'est pas aussi coûteuse de point de vue du temps de calcul.

Les perspectives de notre travail, s'étendent suivant plusieurs axes complémentaires :

- Assurer et imposer une limite de stabilité de prédiction, et d'autre part, de diminuer le temps de convergence de l'apprentissage ;
- Définir de nouvelles fonctions coûts dans le même objectif de maîtrise de l'erreur de prédiction ;
- construire un système prédictif multi variables (la surveillance des systèmes complexes ne peut se baser sur le suivi d'un unique critère). De ce point de vue,

des essais supplémentaires doivent être envisagés par un programme complet de maintenance prédictive qui doit inclure d'autres techniques de surveillance et de diagnostic. Ces techniques comprennent la surveillance des vibrations, la thermographie, la tribologie, les paramètres de processus, l'inspection visuelle, les ultrasons et d'autres techniques d'essais non destructifs combinées.

# BIBLIOGRAPHIE

- [1] Hongzhu Wang, "A survey of maintenance policies of deteriorating systems", European Journal of Operational Research, Vol.139, pp.469-489, 2002.  
DOI: 10.1016/S0377 2217(01)00197-7.
- [2] A.SOUALHI, 'Du diagnostic au pronostic de panne des entraînements électriques". Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard LYON 1, 2013.
- [3] W.J Wang and P .D Mc Fadden, "Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection", Journal of Sound and Vibration, Vol.192, pp.927-939, 1996.  
DOI: 10.1006/jsvi.1996.0226.
- [4] M.J. Roemer and Kacprzyński G.J, "Advanced diagnostics and prognostics for gas turbine engine risk assessment", Aerospace Conference Proceedings, Vol.6, pp.345-353, 2000.
- [5] Dimitrios THountalas, "Prediction of marine diesel engine performance under fault conditions", Applied Thermal Engineering, Vol. 20, pp.1753-1783, 2000.  
DOI: 10.1016/S1359-4311(00)00006-5.
- [6] W. Hongzhou, "A survey of maintenance policies of deteriorating systems", European Journal of Operational Research, Vol. 139 (3, 16), pp. 469-489, 2002.  
DOI: 10.1016/S0377-2217(01)00197-7.
- [7] D. Mba Rao and B. K. N Raj, "Development of Acoustic Emission Technology for Condition Monitoring and Diagnosis of Rotating Machines: Bearings, Pumps, Gearboxes, Engines, and Rotating Structures", The Shock and Vibration Digest, Vol. 38(1), pp. 3-16, 2006.  
DOI: 10.1177/0583102405059054.
- [8] I. Tsoumas , G. Georgoulas and A. Safacas, "A comparative study of induction motor current signature analysis techniques for mechanical faults detection", Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, IEEE International Symposium, pp. 1-6, 2005.  
DOI: 10.1109/DEMPED.2005.4662545.

- [9] K. Chinmaya and A.R. Mohanty, "Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol.20 (1), pp.158-187, 2006.  
DOI: 10.1016/j.ymssp.2004.07.006.
- [10] L. Chunguang, and Ch. Guanrong, "Coexisting chaotic attractors in a single neuron model with adapting feedback synapse," *Chaos, Solitons and Fractals*, Vol. 23, pp. 1599-1604, 2005.  
DOI: 10.1016/j.chaos.2004.06.031.
- [11] C. Yuan. & X. Yang, "computer assisted verification of chaos in three-neuron cellular neural- networks," *International Journal of Bifurcation and Chaos in Applied Sciences and Engineering*, vol. 17 (12), pp.4381 – 4386, 2007.  
DOI: 10.1142/S0218127407020026.
- [12] K. Bouallegue, "Gallery of Chaotic Attractors Generated by Fractal Net420-work," *International Journal of Bifurcation and Chaos in Applied Sciences and Engineering*, vol. 25 (1), pp. 1530002 – 18, 2015.  
DOI: 10.1142/S0218127415300025.
- [13] M.A. Ayoub and B.M. Demiral, "Application of resilient back-propagation neural networks for generating a universal pressure drop model in pipelines", *Engineering Journal UofKEJ Univ-KHARTOUM*, Vol. 1 (2), pp. 9-21, 2011.  
<http://ejournals.uofk.edu>.
- [14] S.J.S. Hakim, H. Abdul Razak and S.A. Ravanfar, "Fault diagnosis on beam-like structures from modal parameters using artificial neural networks", *Measurement*, Vol. 76 pp. 45–61, 2015.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2015.08.021>.
- [15] V. Venkat, R.K. Raghunathan and N.K. Surya, "A review of process fault detection and diagnosis: Part I: Quantitative model-based methods", *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 27, (3), pp. 293-311, 2003.  
DOI: 10.1016/S0098-1354(02)00160-6.

- [16] C. Baskiotis, J. Raymond and A. Rault, "Parameter identification and discriminant analysis for jet engine mechanical state diagnosis", *IEEE, Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes*, Vol. 18, pp. 648-650, 1979.  
DOI:10.1109/CDC.1979.270264.
- [17] R. Isermann, "Process fault detection based on modeling and estimation methods—A survey", *Automatic*, Vol. 20 (4), pp. 387-404, 1984.  
DOI: 10.1016/0005-1098(84)90098-0.
- [18] W.R. Becraft and P.I. Lee, "An integrated neural network/expert system approach for fault diagnosis", *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 17 (10), pp. 1001-1014, 1993.  
DOI: 10.1016/0098-1354(93)80081-W.
- [19] V.K. James, J.F. Macgregor and E.M. Thomas, "Multivariate statistical monitoring of process operating performance", *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, Vol. 69, pp. 35-47, 1991.  
10.1002/cjce.5450690105.
- [20] J.F. MacGregor and T. Kourti, "Statistical process control of multivariate processes", *Control Engineering Practice*, Vol. 3 (3), pp. 403-414, 1995.  
10.1016/0967-0661(95)00014-L.
- [21] M.W. Barry and B.G. Neal, "The process chemometrics approach to process monitoring and fault detection", *Journal of Process Control*, Vol. 6 (6), pp. 329-348, 1996.  
10.1016/0959-1524(96)00009-1.
- [22] W. Kajiro, M. Ichiro, A. Masahiro, K. Makoto and D.M. Himmelblau "Incipient fault diagnosis of chemical processes via artificial neural networks", *AIChE Journal*, Vol.35, pp. 1803-1812, 1989.  
DOI: 10.1002/aic.690351106
- [23] L.H. Ungar, B.A. Powell and S.N. Kamens," Adaptive networks for fault diagnosis and process control", *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 14 (4–5), M1990.  
DOI: 10.1016/0098-1354(90)87027-M.
- [24] J.C. Hoskins, K.M. Kaliyur and D.M. Himmelblau, "Fault diagnosis in complex chemical plants using artificial neural networks", *AIChE Journal*, Vol.37, pp. 137-141, 1989.

DOI: 10.1002/aic.690370112.

- [25] S. Abdenour, R. Hubert and O. Olivier. " Detection of Induction Motor Faults by an Improved Artificial Ant Clustering", IECON 2011, Melbourne, Australia. pp. 3325-3330, 2011.
- [26] Z.M. HAMOU, "Analyse Temps Échelle et Reconnaissance des Formes pour le Diagnostic du Système de Guidage d'un Tramway sur Pneumatiques". Thèse de Doctorat, Université Blaise Pascal - Clermont II, 2008.
- [27] G. Zwingelstein, "Diagnostic des défaillances : théorie et pratique pour les systèmes industriels". Traité des nouvelles technologies. Série Diagnostic et maintenance. Hermes Science Publications, 1995. ISBN 9782866014636.
- [28] M. LEBOLD and M. THURSTON, "Open standards for condition-based maintenance and prognostics systems". Proceedings of 5th Annual Maintenance and Reliability Conference, MARCON 2001, Gatlinburg, USA, 2001.
- [29] D.A. TOBON-MEJIA, K. MEDJAHHER and N. ZERHOUNI, "CNC machine tool's wear diagnostic and prognostic by using dynamic Bayesian networks", Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 28, pp. 167-182, 2012.  
10.1016/j.ymssp.2011.10.018.
- [30] C.H. Chen, "Determination of flutter derivatives via a neural network approach", Journal of Sound and Vibration, Vol. 263 (4), pp. 797-813, 2003.  
DOI: 10.1016/S0022-460X(02)01279-8.
- [31] S. Tomasiello, "An application of neural networks to a non-linear dynamics problem", Journal of Sound and Vibration, Vol. 272(s 1-2), pp. 461-467, 2004.  
DOI: 10.1016/j.jsv.2003.06.016.
- [32] K. Manoj and N.S. WalT, "Prediction of blast induced ground vibrations and frequency in opencast mine: A neural network approach", Journal of Sound and Vibration, Vol. 289 (4-5), pp. 711-725, 2006.  
DOI: 10.1016/j.jsv.2005.02.044.

- [33] P. Fabrício, H.H. Fragade and C. Velho, "New approach to applying neural network in nonlinear dynamic model", *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 32 (12), pp. 2621-2633, 2008.  
DOI: 10.1016/j.apm.2007.09.006.
- [34] M. Khandelwal T.N.Singh, "Prediction of blast-induced ground vibration using artificial neural network *International Journal of Rock*", *Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 46 (7), pp. 1214-1222, 2009.  
DOI: 10.1016/j.ijrmms.2009.03.004
- [35] M. Kutylowska, "Neural network - approach for failure rate prediction", *Engineering Failure Analysis*, Vol. 47, Part A, pp. 41-48, 2015.  
DOI: 10.1016/j.engfailanal.2014.10.007.
- [36] J. Ben Ali , N. Fnaiech , L. Saidi , B. Chebel-Morello and F. Fnaiech, " Application of empirical mode decomposition and artificial neural network for automatic bearing fault diagnosis based on vibration signals", *Applied Acoustics*, Vol. 89, pp. 16-27, 2015.  
DOI: 10.1016/j.apacoust.2014.08.016.
- [37] O. Janssens , V. Slavkovikj , B. Vervisch , K. Stockman , M. Loccufier , S. Verstockt , R. VandeWalle and S. VanHoecke, "Convolutional Neural Network Based Fault Detection for Rotating Machinery", *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 377, pp. 331-345, 2015.  
DOI: 10.1016/j.jsv.2016.05.027.
- [38] S.D. Laxmikant and B.C. Mangesh, "Detection of Combined Gear-Bearing Fault in Single Stage Spur Gear Box Using Artificial Neural Network", *Procedia Engineering*, Vol.144, 2016, Pages 759-766, 2016.  
DOI: 10.1016/j.proeng.2016.05.082.
- [39] E. Ahmet Çalık, "Failure load prediction of single lap adhesive joints using artificial neural networks", *Alexandria Engineering Journal*, Vol. 55 (2), pp. 1341-1346, 2016.  
DOI: 10.1016/j.aej.2016.04.029.
- [40] R. Baldoni, L. Montanari and M. Rizzuto, "On-line failure prediction in safety critical systems", *Future Generation Computer Systems*, Vol. 45 (C), pp. 123-132, 2015.  
DOI: 10.1016/j.future.2014.11.015.

- [41] H. Mashhadban, S.S. Kutanaei and M.A. Sayarinejad, "Prediction and modeling of mechanical properties in fiber reinforced self-compacting concrete using particle swarm optimization algorithm and artificial neural network", *Construction and Building Materials*, Vol. 119, pp. 277-287, 2016.  
DOI: 10.1016/j.conbuildmat.2016.05.034.
- [42] W.Z Taffese and E. Sistonen, "Neural network based hygrothermal prediction for deterioration risk analysis of surface-protected concrete façade element", *Construction and Building Materials*, Vol. 113, pp. 34-48, 2016.  
DOI: 10.1016/j.conbuildmat.2016.03.029.
- [43] C.G.a Raji and S.S. Vinod Chandra, "Graft survival prediction in liver transplantation using artificial neural network models", *Journal of Computational Science*, Vol. 16, pp.72-78, 2016.  
DOI: 10.1016/j.jocs.2016.05.005.
- [44] N. Ahad, J. Qadir and N. Ahsan, "Neural networks in wireless networks: Techniques, applications and guidelines", *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. (68), pp. 1-27, 2016.  
DOI: 10.1016/j.jnca.2016.04.006.
- [45] P.O. Ayegba, M. Abdulkadir, V. Hernandez-Perez, I.S. Lowndes and B.J. Azzopardi, "Applications of artificial neural network (ANN) method for performance prediction of the effect of a vertical 90° bend on an air–silicone oil flow", *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, Vol. 74, pp. 59-64, 2017.  
DOI: 10.1016/j.jtice.2017.02.005.
- [46] Kais Bouallegue, "A new class of neural networks and its applications", *Neurocomputing*, Vol. 249, pp. 28-47, 2017.  
DOI : 10.1016/j.neucom.2017.03.006.
- [47] R.A.T.M. Ranasinghe, M.B. Jaksa, Y.L. Kuo, and F.P. Nejad, "Application of artificial neural networks for predicting the impact of rolling dynamic compaction using dynamic cone penetrometer test results", *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, Vol. 9 (2), pp. 340-349, 2017.

- DOI: 10.1016/j.jrmge.2016.11.011.
- [48] J. Herp , M.H. Ramezani , M. Bach-Andersen , N.L. Pedersen , E.S. Nadimia, “Bayesian state prediction of wind turbine bearing failure”, *Renewable Energy*, Vol. 116 ( B), pp. 164-172, 2018.
- DOI: 10.1016/j.renene.2017.02.069.
- [49] A. Abu-Samah, M. K.Shahzad, E. Zamai and A. BenSaid,” Failure Prediction Methodology for Improved Proactive Maintenance using Bayesian Approach”, *IFAC-Papers OnLine*, Vol.48, (21), pp. 844-85,12015.
- DOI: 10.1016/j.ifacol.2015.09.632.
- [50] J. Li, j.S. Rebecca, G. Wang, X. Liu, Z. Li, and M. Xu, ” Hard drive failure prediction using Decision Trees”, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 164,pp. 55-65, 2017.
- DOI: 10.1016/j.ress.2017.03.004.
- [51] M.W. Ahmad, M. Mourshed, Y. Rezgui, “Trees vs Neurons: Comparison between random forest and ANN for high-resolution prediction of building energy consumption”, *Energy and Buildings*, Vol. 147, pp. 77-89, 2017.
- DOI: 10.1016/j.enbuild.2017.04.038.
- [52] D.J. Jagannath and A. I. Selvakumar,” Superior foetal electrocardiogram signal elicitation using a novel artificial intelligent Bayesian methodology”, *Applied Soft Computing*, Vol. 37, pp. 1002-1017, 2015.
- DOI: 10.1016/j.asoc.2015.03.010
- [53] Y. Debbah, A. Cherfia, A. Saadi, « Application de la méthode des réseaux de neurones pour la prédiction des vibrations induites par des défauts combinés (désalignement et balourd) », *The Second International Conference of Mechanics (ICM’15)*. Constantine, Algérie., pp. 320-327, 25-26 Novembre 2015.
- [54] R. GOURIVEAU, K. MEDJAHHER, E. RAMASSO et N. ZERHOUNI, « PHM - Prognostics and health management - De la surveillance au pronostic de défaillances de systèmes complexes », *Éditions Techniques de l’Ingénieur*, mt9570 (16 pages). 2013.
- [55] X60-319/NF EN 13306 2010 AFNOR Terminologie de la maintenance.

- [56] R. Keith Mobley, "AN INTRODUCTION TO PREDICTIVE MAINTENANCE", Second Edition- ISBN: 978-0-7506-7531-4- A volume in Plant Engineering.
- [57] S. K. Yang, "A Condition-Based Failure-Prediction and Processing-Scheme for Preventive Maintenance", *IEEE TRANSACTIONS ON RELIABILITY*, Vol. 52 (3), pp. 373 – 383, 2003. DOI: 10.1109/TR.2003.816402.
- [58] Z. Cai, S. Sun, S. Si, N. Wang, "Research of Failure Prediction Bayesian Network Model", - *IEEE, IE&EM '09. 16th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 2009. DOI: 10.1109/ICIEEM.2009.5344265.
- [59] R.O. Saied, M.S. Mostafa, and H.A. Hussein, "Predictive Maintenance Program Based on Vibration Monitoring" *Design and Modeling of Mechanical Systems,II- Springer*, pp. 651-660, 2015. DOI: 10.1007/978-3-319-17527-0\_65.
- [60] B. Samanta, K. Al-Balushi, and S. Al-Araimi, "Bearing fault detection using artificial neural networks and genetic algorithm", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, pp. 366–377, 2004. DOI: 10.1155/S1110865704310085.
- [61] B. Lazzerini and S. Volpi, "Classifier ensembles to improve the robustness to noise of bearing fault diagnosis", *Pattern Analysis and Applications*, Vol. 16 (2), pp. 235–251, 2013. DOI: 10.1007/s10044-011-0209-y.
- [62] L. Batista, B. Badri, R. Sabourin and M. Thomas, "A classifier fusion system for bearing fault diagnosis", *Expert Systems with Applications*, Vol. 40 (17), pp. 6788–6797, 2013. DOI: 10.1016/j.eswa.2013.06.033.
- [63] H. Caoa, T. Dörgelohb, O. Riemerb and E. Brinksmeierb, "Adaptive separation of unbalance vibration in air bearing spindles", *Procedia CIRP*, Volume 62, pp. 357-362, 2017. DOI: 10.1016/j.procir.2016.06.069.
- [64] A. Simm, Q. Wanga, S. Huan and W. Zhao, "Laser based measurement for the monitoring of shaft misalignment", *Measurement*, Vol. 87, pp. 104–116, 2016. DOI: 10.1016/j.measurement.2016.02.034.

- [65] T.H. Patel and A.K. Darpe, "Experimental investigations on vibration response of misaligned rotors", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 23 (7), pp. 2236-2252, 2009.  
DOI: 10.1016/j.ymssp.2009.04.004.
- [66] Y. Fang, H. Cho and M. Jeong, "Health monitoring of a shaft transmission system via hybrid models of PCR and PLS", *Sixth SIAM International Conference on Data Mining*, p. 554-558, 2006.  
DOI: 10.1137/1.9781611972764.59.
- [67] A. Kr Jalan and A.R. Mohanty, "Model based fault diagnosis of a rotor bearing system for misalignment and unbalance under steady-state condition", *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 327 (3-5), pp. 604-622, 2009.  
DOI: 10.1016/j.jsv.2009.07.014.
- [68] J.L.F. Chacon, V. Kappatos, W. Balachandran and TH. Gan, "A novel approach for incipient defect detection in rolling bearings using acoustic emission technique", *Applied Acoustics*, Vol. 89, pp. 88-100, 2015.  
DOI: 10.1016/j.apacoust.2014.09.002.
- [69] L.S. Dhamandea and M.B. Chaudharib, "Detection of Combined Gear Bearing Fault in Single Stage Spur Gear Box Using Artificial Neural Network", *Procedia Engineering*, Vol. 144, pp. 759-766, 2016.  
DOI: 10.1016/j.proeng.2016.05.082
- [70] Ilyés KHELFI, « DIAGNOSTIC DES MACHINES TOURNANTES PAR LES TECHNIQUES DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE », thèse de doctorat- UNIVERSITE BADJ MOKHTAR – ANNABA-2014.
- [71] R.B. Randall. "Vibration-based Condition Monitoring INDUSTRIAL, AEROSPACE AND AUTOMOTIVE APPLICATIONS". John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK, 2011.  
DOI: 10.1002/9780470977668.
- [72] B. Trajin, « Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones Application à la surveillance des roulements à billes ». Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, 2009.

- [73] Z.M. Yang, D. Jurđjanovic and J. Ni, "Maintenance scheduling in manufacturing systems based on predicted machine degradation", *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 19 (1), pp. 87–98, 2008.  
DOI: 10.1007/s10845-007-0047-3.
- [74] G. Haddad, P.A Sandborn, P.A. and M.G. Pecht, "An options approach for decision support of systems with prognostic capabilities", *IEEE Transactions on Reliability* Vol. 61 (4), pp. 872–883, 2012.  
DOI: 10.1109/TR.2012.2220699.
- [75] M.K. Shazad, E. Zamai and A. BenSaid, "Failure Prediction Methodology for Improved Proactive Maintenance using Bayesian Approach", *IFAC-Papers OnLine*, Vol. 48 (21), pp. 844-851, 2015.  
DOI: 10.1016/j.ifacol.2015.09.632.
- [76] G. Zwingelstein, *Diagnostic des défaillances : Théorie et pratique pour les systèmes industriels*, HERMES SCIENCE PUBLICATIONS, 1995.
- [77] J. Aguilar-Martin, "Knowledge-based supervision and diagnosis of complex process", proceedings of IEEE International Symposium on Intelligent Control, Intelligent Systems and Semiotics (ISIS'99), Cambridge, pp. 225–230, 1999.  
DOI: 10.1109/ISIC.1999.796659.
- [78] Carlos Ortiz. Développement d'un prototype de système expert en électrothermie. Thèse de doctorat, Université du Québec à Trois-Rivières, Canada, 1995.
- [79] ZHAO Xiao Chun, « Méthodologie de Conception d'un Système Expert pour la Généralisation Cartographique », Thèse de doctorat, l'École Nationale des Ponts et Chaussées, Paris, 1990.
- [80] H. Chouaib, « Sélection de caractéristiques : Méthodes et applications », Thèse de Doctorat, Université Paris Descartes, 2011.
- [81] L. Zoubek « Classification automatique d'enregistrements de sommeil humain combinant l'identification d'artefacts et la sélection de caractéristiques pertinentes », Thèse de Doctorat, Université Joseph-Fourier - Grenoble I, Mai 2008.

- [82] W.S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5 (4), pp. 115-133, 1943.  
DOI: 10.1007/BF02478259.
- [83] M. Kutylowska, "Neural network approach for failure rate prediction", *Engineering Failure Analysis*, *Engineering Failure Analysis*, Vol. 47 (A), pp. 41-48, 2015,  
DOI: 10.1016/j.engfailanal.2014.10.007.