

Faculté des Sciences et Techniques
Settat

THÈSE DE DOCTORAT

Pour l'obtention de grade de Docteur en Sciences et Techniques

Formation Doctorale : Physique et Sciences de l'Ingénieur

Spécialité: Génie Mécanique

Sous le thème

 Diagnostic et Pronostic des Défaillances
Basées sur la Dégradation pour la
Maintenance des Systèmes Mécaniques

Présentée par :

Imad EL ADRAOUI

Soutenu le: 22 décembre 2021

A la Faculté des Sciences et Techniques de Settat devant le jury composé de :

Pr. Ahmed MOUSRIJ	PES	FST-Settat	Président
Pr. Khalid ZARBANE	PH	EST-Casablanca	Rapporteur
Pr. Bouchaib RADI	PES	FST-Settat	Rapporteur
Pr. Boujemâa DANOUJ	PH	FST-Settat	Examineur
Pr. Hassan GZIRI	PH	FST-Settat	Directeur de thèse

Année Universitaire: 2021/2022

Imad EL ADRAOUI

 DIAGNOSTIC ET PRONOSTIC DES DEFAILLANCES BASEES SUR LA
DEGRADATION POUR LA MAINTENANCE DES SYSTEMES MECANIQUES

 Année : 2021/2022
Physique et Sciences de l'Ingénieur

Résumé

La méthode de diagnostic et de pronostic des défauts des systèmes est un grand défi pour les industriels afin de garantir la sûreté opérationnelle des moyens de production et leur fiabilité, surtout dans les domaines exigeants et sensibles (nucléaire, aérospatiale, aéronautique, spatiale, etc.). Le travail de recherche effectué dans cette thèse présente une implantation des méthodes de diagnostic et de pronostic des différents modes de défaillance à savoir le phénomène d'usure et le phénomène des vibrations, ensuite l'influence de ces modes de défaillance sur l'état opérationnel du système (pompe centrifuge). Les méthodes de diagnostic et de pronostic sont appliquées selon le cas du composant/système étudié (palier d'usure, banc d'essai de vibration ou pompe centrifuge), c'est-à-dire, selon l'accessibilité du modèle à envisager. La méthode à base d'un modèle physique est utilisée pour le diagnostic et le pronostic d'un palier en alliage d'aluminium qui subit au phénomène de dégradation par usure, la loi empirique d'Archard permet de suivre l'évolution du comportement de la zone dégradée. Pour effectuer cette étude, des hypothèses ont été émises afin de modéliser le comportement de l'usure sur le composant défaillant (palier d'usure) et calculer la durée de vie restante à partir d'un seuil limite. La méthode à base de données est utilisée pour le diagnostic et le pronostic d'un système de vibration (banc d'essai vibratoire), cette méthode permet de collecter et classer les données acquises par le capteur piézoélectrique monté sur le palier le plus sensible (cas extrême). Les données (informations) permettent de générer la loi comportementale d'un système de vibration en l'absence et en présence du balourd. Cette étude vise l'importance du phénomène de balourd dans les machines tournantes. Une régression a été associée aux données acquises afin de modéliser l'évolution de l'accélération (paramètre modélisé). Les lois générées par régression (lois polynomiales) visent à prédire la date critique à partir de laquelle le système en totalité entre dans l'état de défaillance. Une méthode orientée données (pronostic à base d'apprentissage) vise à modéliser l'état de santé d'une pompe centrifuge subit à une dégradation accélérée. Cette méthode sert à optimiser le modèle d'endommagement discret par un modèle d'endommagement continu par l'utilisation des réseaux de neurones (intelligence artificielle). Le paramètre modélisé est le gain de la pompe centrifuge, le critère de ce choix est justifié par l'influence majeure des phénomènes d'usure et de vibrations sur le gain (débit refoulé par la pompe). L'apprentissage par les réseaux de neurones permet de donner plus de précision par rapport à la modélisation discrète, donc une optimisation a été assurée par les paramètres de performances réalisés. Ces méthodes utilisées recherchent le même objectif, c'est le diagnostic et le pronostic de l'état de santé du système. Les résultats réalisés montrent l'aptitude et l'efficacité de ces approches à diagnostiquer et prédire les phénomènes modélisés (usure et vibration) et leur influence.

Mots clés : Diagnostic, Pronostic, Dégradation, Système, Maintenance, Modèle, Durée de vie résiduelle (RUL).

ملخص

تمثل طريقة تشخيص أعطاب النظام والتوقع بها تحديًا كبيرًا لدى المصنعين، لضمان السلامة التشغيلية لوسائل الإنتاج وموثوقيتها، خاصة في المجالات الصعبة والحساسة (النووية، الفضاء، الطيران، وما إلى ذلك). يقدم العمل البحثي في هذه الأطروحة تنفيذًا لأساليب التشخيص والتوقع لأنماط الأعطاب المختلفة، وهي ظاهرة التآكل وظاهرة الاهتزازات، ثم تأثير هذه الأنماط على الحالة التشغيلية لنظام (مضخة الطرد المركزي). يتم تطبيق طرق التشخيص والتوقع وفقًا لحالة المكون / النظام المدروس (واضعات التآكل أو منضدة اختبار الاهتزاز أو مضخة الطرد المركزي)، أي وفقًا لإمكانية الوصول إلى النموذج الذي سيتم النظر فيه ومعالجته. يتم استخدام الطريقة القائمة على النموذج الفيزيائي لتشخيص وتوقع عطب واضعات سبائك الألومنيوم المعرضة لظاهرة التدهور عن طريق التآكل، ويسمح قانون أرسارد التجريبي بمتابعة تطور المنطقة المتآكلة. لإجراء هذه الدراسة، تم الاعتماد على مجموعة من الافتراضات من أجل نمذجة تطور التآكل على مستوى المكون الحرج (واضعة التآكل) وحساب مدة الاشتغال المتبقي من عتبة حدية. تُستخدم طريقة قاعدة البيانات لتشخيص نظام الاهتزاز والتنبؤ به (منضدة اختبار الاهتزاز)، وتسمح هذه الطريقة بجمع وتصنيف البيانات التي تم الحصول عليها بواسطة المستشعر الكهروإجهادي المركب على الواضعة الأكثر حساسية (الحالة القصوى). تتيح البيانات (المعلومات) إمكانية صياغة قانون التطور لنظام الاهتزاز في حالة غياب وجود عدم التوازن، وتهدف هذه الدراسة إلى أهمية ظاهرة عدم التوازن في الآلات الدوارة. ثمة علاقة تم ربطها بالبيانات المكتسبة من أجل نمذجة تطور التسارع (المعلمة النمذجية). تهدف القوانين الناتجة عن معامل الارتباط (قوانين الحدوديات) إلى التنبؤ بالتاريخ الحرج الذي يدخل منه النظام بأكمله في حالة العطب. تهدف الطريقة القائمة على البيانات (التشخيص القائم على التعلم) إلى نمذجة الحالة الصحية لمضخة الطرد المركزي التي تخضع لتدهور متسارع؛ تُستخدم هذه الطريقة لتحسين نموذج العطب المنفصل عن طريق نموذج العطب المستمر عن طريق استخدام الشبكات العصبونية (الذكاء الاصطناعي). البرامتر النمذج هو سببب مضخة الطرد المركزي، إن معيار هذا الاختيار يرجع إلى التأثير الرئيس لظاهرتي التآكل والاهتزاز على السبببب (معدل التدفق الذي توفره المضخة). يجعل التعلم عن طريق الشبكات العصبونية من إعطاء المزيد من الدقة مقارنة بالنمذجة المنفصلة، وبالتالي ضمان التحسين من خلال مؤشرات الأداء التي تم تنفيذها، هذه الأساليب المستخدمة لها نفس الهدف، وهو التشخيص والتوقع بالحالة الصحية للنظام. من خلال النتائج التي تم الحصول عليها، تظهر قدرة وكفاءة هذه الأساليب في التشخيص والتوقع بالظاهرتين النمذجيتين (التآكل والاهتزاز) وتأثيرهما.

الكلمات المفاتيح : تشخيص، توقع، تدهور، نظام، صيانة، نموذج، مدة الاشتغال المتبقي.

A

Ma mère, Mon père,

A

Mes frères

A

Tous ceux qui me sont chers...

Remerciements

Je tiens à remercier Dieu le tout puissant pour l'accomplissement de ce travail.

Je voudrais vivement remercier Monsieur *Hassan GZIRI* pour toutes ces années d'orientation, de collaboration et d'apprentissage et pour toute son attention, son suivi, ses conseils, ainsi que la confiance qu'il a faite à mon travail en mettant toujours à ma disposition les moyens nécessaires afin de mener à bien ce travail de thèse. Je suis très reconnaissant des opportunités qu'il m'a offertes pendant mon parcours universitaire

Je remercie vivement Monsieur *Ahmed MOUSRIJ* qui a accepté le rôle de Président du jury. Merci également à Monsieur *Bouchaib RADI*, Monsieur *Khalid ZARBANE* et Monsieur *Said EL FEZAZI* d'avoir accepté d'être rapporteurs. Merci pour vos corrections, remarques et suggestions constructives.

En acceptant d'être l'examineur de mon travail, le professeur *Boujemâa DANOUI* m'a fait un grand honneur. Qu'il trouve ici toute ma gratitude.

Je remercie très vivement tous les membres du laboratoire *IMII* que j'ai pu côtoyer et qui ont contribué directement, ou indirectement à la réalisation de cette thèse.

Un merci très sincère au Professeur *Ahmed MOUSRIJ*, Professeur *El Alami SEMMA* et tous les Professeurs du département GE/GM.

Je n'oublie pas de remercier tous mes amis et copains pour les bons moments de détente Yassine, Youssef, Mohamed, Tarik, Hicham,...

À ma famille bien-aimée qui a toujours cru en moi, pour son irremplaçable et inconditionnel soutien : elle a toujours été à mes côtés pour me soutenir, me pousser vers l'avant et m'encourager dans les moments cruciaux de ma vie estudiantine.

Résumé

La méthode de diagnostic et de pronostic des défauts des systèmes est un grand défi pour les industriels afin de garantir la sûreté opérationnelle des moyens de production et leur fiabilité, surtout dans les domaines exigeants et sensibles (nucléaire, aérospatiale, aéronautique, spatiale, etc.). Le travail de recherche effectué dans cette thèse présente une implantation des méthodes de diagnostic et de pronostic des différents modes de défaillance à savoir le phénomène d'usure et le phénomène des vibrations, ensuite l'influence de ces modes de défaillance sur l'état opérationnel du système (pompe centrifuge). Les méthodes de diagnostic et de pronostic sont appliquées selon le cas du composant/système étudié (palier d'usure, banc d'essai de vibration ou pompe centrifuge), c'est-à-dire, selon l'accessibilité du modèle à envisager. La méthode à base d'un modèle physique est utilisée pour le diagnostic et le pronostic d'un palier en alliage d'aluminium qui subit au phénomène de dégradation par usure, la loi empirique d'*Archard* permet de suivre l'évolution du comportement de la zone dégradée. Pour effectuer cette étude, des hypothèses ont été émises afin de modéliser le comportement de l'usure sur le composant défaillant (palier d'usure) et calculer la durée de vie restante à partir d'un seuil limite. La méthode à base de données est utilisée pour le diagnostic et le pronostic d'un système de vibration (banc d'essai vibratoire), cette méthode permet de collecter et classer les données acquises par le capteur piézoélectrique monté sur le palier le plus sensible (cas extrême). Les données (informations) permettent de générer la loi comportementale d'un système de vibration en l'absence et en présence du balourd. Cette étude vise l'importance du phénomène de balourd dans les machines tournantes. Une régression a été associée aux données acquises afin de modéliser l'évolution de l'accélération (paramètre modélisé). Les lois générées par régression (lois polynomiales) visent à prédire la date critique à partir de laquelle le système en totalité entre dans l'état de défaillance. Une méthode orientée données (pronostic à base d'apprentissage) vise à modéliser l'état de santé d'une pompe centrifuge subit à une dégradation accélérée. Cette méthode sert à optimiser le modèle d'endommagement discret par un modèle d'endommagement continu par l'utilisation des réseaux de neurones (intelligence artificielle). Le paramètre modélisé est le gain de la pompe centrifuge, le critère de ce choix est justifié par l'influence majeure des phénomènes d'usure et de vibrations sur le gain (débit refoulé par la pompe). L'apprentissage par les réseaux de neurones permet de donner plus de précision par rapport à la modélisation discrète, donc une optimisation a été assurée par les paramètres de performances réalisés. Ces méthodes utilisées recherchent le même objectif, c'est le diagnostic et le pronostic de l'état de santé du système. Les résultats réalisés montrent l'aptitude et l'efficacité de ces approches à diagnostiquer et prédire les phénomènes modélisés (usure et vibration) et leur influence.

Mots clés : Diagnostic, Pronostic, Dégradation, Système, Maintenance, Modèle, Durée de vie résiduelle (RUL),

Abstract

The method of diagnosing and forecasting system faults is a major challenge for manufacturers to guarantee the operational safety of production means and their reliability, especially in demanding and sensitive fields (nuclear, aerospace, aeronautics, space, etc.) . The research work carried out in this thesis presents an implementation of the methods of diagnosis and prognosis of the different failure modes, namely the phenomenon of wear and the phenomenon of vibrations, then the influence of these failure modes on the operational state. System (centrifugal pump). The diagnostic and prognostic methods are applied according to the case of the component / system studied (wear bearing, vibration test bench or centrifugal pump), that is to say, according to the accessibility of the model to be considered. The method based on a physical model is used for the diagnosis and the prognosis of an aluminum alloy bearing subjected to the phenomenon of degradation by wear, the empirical law of Archard makes it possible to follow the evolution of the behavior of the degraded area. To carry out this study, assumptions were combined in order to model the wear behavior on the failing component (wear bearing) and calculate the remaining service life from a limit threshold. The database method is used for the diagnosis and prognosis of a vibration system (vibration test bench), this method allows to collect and classify the data acquired by the piezoelectric sensor mounted on the most sensitive bearing (extreme case). The data (information) make it possible to generate the behavioral law of a vibration system in the absence and presence of unbalance, this study aims at the importance of the unbalance phenomenon in rotating machines. A regression was associated with the acquired data in order to model the evolution of the acceleration (modeled parameter). The laws generated by regression (polynomial laws) aim to predict the critical date from which the entire system enters the state of failure. A data-oriented method (learning-based prognosis) aims to model the state of health of a centrifugal pump undergoing accelerated degradation; this method is used to optimize the discrete damage model by a continuous damage model by the use of neural networks (artificial intelligence). The modeled parameter is the gain of the centrifugal pump, the criterion of this choice is justified by the major influence of wear and vibration phenomena on the gain (flow rate delivered by the pump). Learning by neural networks makes it possible to give more precision compared to discrete modeling, therefore an optimization was ensured by the performance parameters carried out. These methods used have the same objective, which is the diagnosis and prognosis of the state of health of the system. The results obtained show the ability and efficiency of these approaches to diagnose and predict the modeled phenomena (wear and vibration) and their influence.

Keywords: Diagnosis, Prognosis, Degradation, System, Maintenance, Model, Remaining useful life (RUL),

تلخيص

تمثل طريقة تشخيص أعطاب النظام والتوقع بها تحديًا كبيرًا لدى المصنعين، لضمان السلامة التشغيلية لوسائل الإنتاج وموثوقيتها، خاصة في المجالات الصعبة والحساسة (النوية، الفضاء، الطيران، الفضاء وما إلى ذلك). يقدم العمل البحثي في هذه الأطروحة تنفيذًا لأساليب التشخيص والتوقع لأنماط الأعطاب المختلفة، وهي ظاهرة التآكل وظاهرة الاهتزازات، ثم تأثير هذه الأنماط على الحالة التشغيلية لنظام (مضخة الطرد المركزي). يتم تطبيق طرق التشخيص والتوقع وفقًا لحالة المكون / النظام المدروس (واضعات التآكل أو منضدة اختبار الاهتزاز أو مضخة الطرد المركزي)، أي وفقًا لإمكانية الوصول إلى النموذج الذي سيتم النظر فيه ومعالجته. يتم استخدام الطريقة القائمة على النموذج الفيزيائي لتشخيص وتوقع عطب واضعات سبائك الألومنيوم المعرضة لظاهرة التدهور عن طريق التآكل، ويسمح قانون آرشارد التجريبي بمتابعة تطور المنطقة المتآكلة. لإجراء هذه الدراسة، تم الاعتماد على مجموعة من الافتراضات من أجل نمذجة تطور التآكل على مستوى المكون الحرج (واضعة التآكل) وحساب مدة الاشتغال المتبقي من عتبة حدية. تُستخدم طريقة قاعدة البيانات لتشخيص نظام الاهتزاز والتنبؤ به (منضدة اختبار الاهتزاز)، وتسمح هذه الطريقة بجمع وتصنيف البيانات التي تم الحصول عليها بواسطة المستشعر الكهروإجهادي المركب على الواضعة الأكثر حساسية (الحالة القصوى). تتيح البيانات (المعلومات) إمكانية صياغة قانون التطور لنظام الاهتزاز في حالة غياب وجود عدم التوازن، وتهدف هذه الدراسة إلى أهمية ظاهرة عدم التوازن في الآلات الدوارة. ثمة علاقة تم ربطها بالبيانات المكتسبة من أجل نمذجة تطور التسارع (المعلمة النموذجية). تهدف القوانين الناتجة عن معامل الارتباط (قوانين الحدوديات) إلى التنبؤ بالتاريخ الحرج الذي يدخل منه النظام بأكمله في حالة العطب. تهدف الطريقة القائمة على البيانات (التشخيص القائم على التعلم) إلى نمذجة الحالة الصحية لمضخة الطرد المركزي التي تخضع لتدهور متسارع؛ تُستخدم هذه الطريقة لتحسين نموذج العطب المنفصل عن طريق نموذج العطب المستمر عن طريق استخدام الشبكات العصبونية (الذكاء الاصطناعي). البرامتر المنمذج هو سبب مضخة الطرد المركزي، إن معيار هذا الاختيار يرجع إلى التأثير الرئيس لظاهرتي التآكل والاهتزاز على السبب (معدل التدفق الذي توفره المضخة). يجعل التعلم عن طريق الشبكات العصبونية من إعطاء المزيد من الدقة مقارنة بالنمذجة المنفصلة، وبالتالي ضمان التحسين من خلال مؤشرات الأداء التي تم تنفيذها، هذه الأساليب المستخدمة لها نفس الهدف، وهو التشخيص والتوقع بالحالة الصحية للنظام. من خلال النتائج التي تم الحصول عليها، تظهر قدرة وكفاءة هذه الأساليب في التشخيص والتوقع بالظاهرتين المنمجتين (التآكل والاهتزاز) وتأثيرهما.

الكلمات المفتاحية : تشخيص ، توقع ، تدهور ، نظام ، صيانة ، نموذج ، مدة الاشتغال المتبقي.

Table de matière

Remerciements	iii
Résumé	iv
Abstract	v
تلخيص	vi
Table des illustrations	x
Nomenclature	xiii
Introduction générale	16
Terminologie	19
CHAPITRE.I : CONTEXTE DE LA MAINTENANCE ET ETAT DE L'ART	21
I.1. Introduction	22
I.2. Différents types de maintenance	22
I.2.1. Maintenance corrective.....	23
I.2.2. Maintenance préventive.....	24
I.2.3. Opérations de maintenance.....	24
I.2.4. Optimisation de la maintenance.....	25
I.3. Diagnostic pour la maintenance	26
I.4. Pronostic pour la maintenance	33
I.4.1. Généralités sur le pronostic.....	33
I.4.2. Méthodes de pronostic.....	35
I.5. Cout de la maintenance	46
I.7. Conclusion	49
I.6. Discussion et orientation du travail de recherche	49
Références	51
CHAPITRE.II : MODELE DE DIAGNOSTIC ET DE PRONOSTIC POUR UN SYSTEME DE GUIDAGE D'UN FOUR A MICRO-ONDES SUBIT A UNE DEGRADATION	56
Résumé	57
Abstract	58
II.1. Introduction	59
II.2. Application du diagnostic sur un palier d'usure	59
II.2.1. Introduction à la problématique.....	59

II.2.2. Modélisation du four à micro-ondes avec un diagramme de cas d'utilisation	60
II.2.3. Modélisation du four à micro-ondes au moyen d'un diagramme d'état.....	61
II.2.4. Détection des principaux facteurs influençant la dégradation	62
II.2.5. Contraintes sur la zone dégradée	65
II.3. Application du pronostic sur un palier d'usure.....	69
II.3.1. Introduction	69
II.3.2. Modélisation de la loi de dégradation	70
II.3.3. Remédiation du problème	73
II.3.4. Justification du choix	74
II.3.5. Guidage par roulements	76
II.3.6. Discussion	78
II.4. Conclusion	79
Références	80
CHAPITRE. III : DIAGNOSTIC ET PRONOSTIC BASEE SUR L'ANALYSE VIBRATOIRE DES MACHINES TOURNANTES : ETUDE D'UN BANC D'ESSAI VIBRATOIRE	82
Résumé	83
Abstract.....	84
III.1. Introduction	85
III.2. Système tournant vibratoire	87
III.2.1. Motivation.....	87
III.2.2. Dispositif expérimental.....	87
III.2.2.1. Partie tournante.....	88
III.2.2.2. Partie de génération de dégradation.....	89
III.2.2.3. Partie mesure et acquisition.....	89
III.2.3. Manipulations.....	90
III.3. Diagnostic.....	90
III.3.1. Dégradation dans le cas équilibré.....	91
III.3.2. Dégradation dans le cas déséquilibré.....	93
III.3.2. Discussion	95
III.4. Pronostic	96
III.4.1. Résultats.....	96
III.4.2. Discussion	99
Références	101

CHAPITRE .IV :_DIAGNOSTIC ET PRONOSTIC D'UN SYSTEME HYDRAULIQUE DEGRADABLE A BASE D'UN RESEAU DE NEURONES FLOU : APPLICATION SUR UNE POMPE CENTRIFUGE.....	103
Résumé	104
Abstract.....	105
IV.1. Introduction	106
IV.2. Système étudié.....	107
IV.2.1. Définition du système.....	107
IV.2.2. Défauts du système étudié	108
IV.2.3. Discussion.....	110
IV.3. Pronostic du système étudié.....	111
IV.3.1. Typologie des modèles de dégradation.....	111
IV.3.2. Approche de modélisation	113
IV.4. Résultats et discussion.....	118
IV.5. Conclusion.....	122
Références	124
Conclusion générale et perspectives	127
Publications scientifiques.....	130

Table des illustrations

Figures

Figure 1. 1: Conséquences économiques d'une journée d'arrêt dans les secteurs industriels [12]. ...	22
Figure 1. 2: Différents types de maintenance.	23
Figure 1. 3: Disponibilité et coûts de maintenance.	25
Figure 1. 4: Classification des méthodes de diagnostic.	27
Figure 1. 5: AMDEC.	28
Figure 1. 6: Méthode fondée sur la connaissance.	30
Figure 1. 7: Système d'inférence floue.	30
Figure 1. 8: Diagnostic par reconnaissance de formes.	31
Figure 1. 9: Diagnostic à base de modèles	33
Figure 1. 10: Loi de vieillissement pour le pronostic	35
Figure 1. 11: Classification des méthodes de pronostic.	36
Figure 1. 12: Evolution du taux de défaillance.	38
Figure 1. 13: Démarche de pronostic guidée par les données.	39
Figure 1. 14: Exemple de pronostic basé sur la régression [47].	40
Figure 1. 15: Exemple de pronostic basé sur un processus stochastique [47].	40
Figure 1. 16: Exemple de pronostic à base d'apprentissage [47].	40
Figure 1. 17: Longueur de la fissure vs indicateur de dégradation.	44
Figure 1. 18: Coût de la maintenance.	46
Figure 1. 19: Coût de la non-maintenance.	47
Figure 1. 20: Structure de la fonction coût de maintenance.	47
Figure 2. 1 Four à micro-ondes.	60
Figure 2. 2: Diagramme de cas d'utilisation du four à micro-ondes.	60
Figure 2. 3: Barrette de sucre guidée en translation.	61
Figure 2. 4: Diagramme d'état du four à micro-onde.	62
Figure 2. 5: Palier d'usure défaillant.	63
Figure 2. 6: Degré d'influence des facteurs selon les 5M.	63
Figure 2. 7: Diagramme de PARETO: (a) Série 1: Gravité des facteurs d'influence envisagés; (b) Série 2: Pourcentage cumulé des degrés d'influence.	63
Figure 2. 8: Modèle de contact et surface de contact envisagée.	66
Figure 2. 9: Géométrie du contact linéaire.	66
Figure 2. 10: Distribution de la Contrainte de Von-Mises dans la zone de contact, le chargement appliqué correspond à 400 N comme valeur maximale	68
Figure 2. 11: Dégradation représentant la longueur de la fissure sur un ressort de suspension (système ANFIS).	69
Figure 2. 12: Evolution de la dégradation de l'usure d'un engrenage (Doc.CETIM) [21 ; 22].	70
Figure 2. 13: Evolution du volume d'usure en fonction du temps pour un mode sec.	72
Figure 2. 14: Durées de vie des systèmes.	72
Figure 2. 15: Trajectoire de la différence entre le seuil et le volume usé avec le mode sec.	72
Figure 2. 16: Contact lubrifié.	73

Figure 2. 17: Evolution du volume d'usure en fonction du temps (min) pour un mode lubrifié.	75
Figure 2. 18: Trajectoire de la différence entre le seuil et le volume usé avec le mode lubrifié (mm ³).	75
Figure 2. 19: Durée de vie L _{h10} (heure) en fonction la vitesse (tr/min).	77
Figure 2. 20: Schéma du montage des roulements.	78
Figure 3. 1: Banc d'essai vibratoire.	87
Figure 3. 2: Connexions entre les parties du banc d'essai vibratoire.	88
Figure 3. 3: Régulateur de vitesse du moteur AC.	89
Figure 3. 4: Disque en aluminium avec un alésage central excentrique et un collier de fixation.	89
Figure 3. 5: Capteur de mesure utilisé.	90
Figure 3. 6: Spectre temporel d'un test équilibré à N (tr/min).	92
Figure 3. 7: Evolution de l'accélération (Cas équilibré).	93
Figure 3. 8: Spectre temporel d'un test déséquilibré à N (tr/min).	95
Figure 3. 9: Evolution de l'accélération (Cas déséquilibré).	95
Figure 3. 10: Comparaison entre les deux tests effectués.	96
Figure 3. 11: Tracé des valeurs expérimentales de RMS (m/s ²).	98
Figure 3. 12: Représentation graphique de la fonction de corrélation.	98
Figure 3. 13: Comparaison entre les deux résultats (réels et corrélés).	99
Figure 4. 1: Pompe centrifuge installée dans une zone de production OCP-Maroc.	107
Figure 4. 2: composants essentiels d'une pompe centrifuge	108
Figure 4. 3: Fréquence de défaillance des équipements de la zone de production.	109
Figure 4. 4: Pourcentage de défaillance des équipements dans la zone de production.	109
Figure 4. 5: Criticité des composants/anomalies de la pompe défaillante dans l'ordre décroissant.	110
Figure 4. 6: Modèle de dommages cumulatifs.	112
Figure 4. 7: Modèle de dégradation continue.	112
Figure 4. 8: Représentation d'un neurone formel à deux entrées.	114
Figure 4. 9: Couche cachée d'un neurone et n entrées.	114
Figure 4. 10: Trajectoire de la capacité de la pompe.	115
Figure 4. 11: Fonctions de sortie les plus utilisées, (a) fonction identité, (b) fonction à seuil, (c) fonction linéaire par morceaux, (d) fonction sigmoïde, (e) fonction tangente hyperbolique, (f) fonction gaussienne.	116
Figure 4. 12: Architecture du réseau de neurones adoptée.	117
Figure 4. 13: Résultat de l'apprentissage élaboré.	118
Figure 4. 14: Erreur quadratique moyenne.	120
Figure 4. 15: Coefficient de corrélation.	120
Figure 4. 16: Coefficient mu de l'apprentissage.	120
Figure 4. 17: Régression par la loi polynomiale.	121
Figure 4. 18: Régression par la loi linéaire.	121

Tableaux

Tableau 1. 1: Points forts et points faibles des stratégies de maintenance.	49
Tableau 2. 1: Valeurs numériques des paramètres du modèle.	65
Tableau 2. 2: Tableau comparatif entre $\sigma_{(\max, Th)}$ et $\sigma_{(\max, Sim)}$.	68
Tableau 2. 3: Paramètres du modèle à utiliser.	71
Tableau 2. 4: Notations et valeurs numériques associées pour calculer la durée de vie du roulement.	76
Tableau 3. 1: Valeurs numériques du paramètre RMS.	97
Tableau 4. 1: Coefficients de corrélations des 3 régressions.	122

Nomenclature

Σ	Système complexe
P	Ensemble des paramètres du modèle
R	Ensemble des rangs de valeurs des paramètres
A	Ensemble des relations entre les paramètres
C^i	Composant
P^i	Élément de P
R^i	Élément de R
A^i	Élément de A
$f(t)$	Fonction densité de probabilité
X	Variable aléatoire
t_p	Date conditionnelle
$\lambda(t)$	Taux de défaillance
R(t)	Fiabilité
β	Paramètre de forme
η	Paramètre d'échelle
γ	Paramètre de décalage
$f(n)$	Mesure d'un paramètre à l'instant n du système considéré
t	Différence entre deux dates de mesure
n	Cycles effectués
r	Paramètre non linéaire en fonction du dommage
N_f	Nombre cycles effectués avant l'amorçage de la fissure
$2\varepsilon_f$	Paramètre de ductilité de fatigue
c	Exposant de ductilité de fatigue
ΔW	Densité d'énergie envisagée à la tension cyclique maximale
n_i	Nombre de cycles de fonctionnement
N_i	Cumul de cycles qui provoquaient la défaillance de stress
S	Facteur de stress
x_0	Etat initial du système à pronostiquer
T	Ensemble de transitions
SED	Système à Evènements Discrets
RUL	Durée de vie résiduelle
R_{Arbre}	Rayon de l'arbre
$R_{Alésage}$	Rayon de l'alésage
ν_A	Module de poisson (acier)
ν_{Al}	Module de poisson (aluminium)
a	Longueur de contact
F_z	Force normale appliquée sur le palier
2b	Largeur de contact
K_A	Coefficient d'Acier
K_{Al}	Coefficient d'Aluminium
P_0	Pression maximale
τ_{max}	Contrainte de cisaillement maximale
$\sigma_{max,Th}$	Contrainte maximale calculée théoriquement

$\sigma_{\max, \text{Sim}}$	Contrainte maximale calculée par simulation
F_z	Modèle de la force normale de contact
L	Longueur de glissement
H	Dureté du matériau le plus mou
K	Coefficient d'usure dans le cas du mode sec
V_t	Volume total usé
F_a	Charge axiale
F_r	Charge radiale
X	Coefficients déterminés à partir du catalogue
Y	Coefficients déterminés à partir du catalogue
k	Coefficients du roulement à bille
C	Charge dynamique de base du roulement
P	Charge équivalente
L_{10}	Durée de vie en millions de tours
L_{h10}	Durée vie des roulements en heures de fonctionnement
PHM	Pronostics and Heath Management
RMS/ MSE	Erreur Moyenne Quadratique/ Mean Squared Error
IA	Intelligence Artificielle
PLM	Perception Multicouche
HMM	Modèle de Markov Caché
t_i	Instants aléatoires
$D(t)$	Domage total
$N(t)$	nombre des évènements de choc prévus avant l'instant t
$G(t)$	Capacité au temps t
G_{init}	Capacité initiale de la pompe
$x_0=1$	Seuil d'activation du neurone
$x_i (i=1 : n)$	Entrées
w_i	Coefficients synaptiques
y	Somme pondérée
o	Sortie
R	Coefficient de corrélation

Introduction générale

Dans le secteur industriel, la sûreté opérationnelle et la fiabilité des systèmes/équipements industriels est un enjeu économique prioritaire pour maîtriser la production et rester compétitif. L'origine d'inefficacité est due au choix des stratégies de la maintenance. Le remplacement des équipements d'un système qui sont en état de fonctionnement anormal (panne) ou incapable d'effectuer correctement leur fonction, dite une action de maintenance. Les stratégies de maintenance sont généralement coûteuses à la suite d'un ensemble de raisons. Au premier lieu, l'arrêt opérationnel du système à maintenir est une nécessité. Dans ce cas, pendant toute la période de maintenance, le système est en état d'arrêt (n'est pas fonctionnel). Plus la période de maintenance est large, plus elle est coûteuse. D'où la nécessité de réduire la période d'arrêt pendant les opérations de remplacement des équipements défaillants.

La prise de décision d'une stratégie de maintenance est généralement complexe et doit se baser sur une analyse minutieuse (intelligente) et une surveillance de l'état du système. Alors, un diagnostic de panne entre en jeu pour cibler d'une manière précise les équipements à réparer. Plus l'ambiguïté de diagnostic est moindre, plus les stratégies de maintenance sont efficaces. Au deuxième lieu pour lequel une stratégie de maintenance est coûteuse, concerne les cas des systèmes urgents dans lesquels la sécurité ou l'accomplissement de la fonction du système sont mis en jeu. En effet, si un équipement tombe en panne et que le système en entier ne peut plus fonctionner, dans ce cas, la prise des actions de maintenance doit être immédiate pour rétablir le système à son état fonctionnel. Ces actions inattendues sont plus coûteuses parce que les services et les besoins de maintenance n'ont pas été en anticipation et doivent être immédiatement disponibles. Pour une minimisation d'occurrence de ce genre de situation, la maintenance préventive doit être envisagée. Les pannes des composants/équipements peuvent être corrigées et anticipées avant de provoquer plus de dégâts qui pourraient générer un arrêt inattendu du système.

En général, la maintenance préventive se base juste sur l'analyse de fiabilité qui ne tient pas compte des sollicitations qui influencent effectivement les équipements/composants du système au cours de son état opérationnel, car des contraintes (sollicitations) anormales ou inattendues peuvent favoriser la dégradation des équipements/composants. L'impact de ces contraintes (sollicitations) sur la durée de vie des équipements/composants peut s'estimer par une maintenance préventive par l'amélioration d'une méthode de pronostic. L'établissement d'une

telle action de maintenance est pertinent à une date donnée, le pronostic permet au service maintenance de programmer les futures interventions de maintenance.

Cette thèse vise l'optimisation de l'action de maintenance des équipements et des systèmes industriels. Elle repose sur la mise en place des méthodes de diagnostic et de pronostic qui permettent de modéliser le comportement des dégradations à savoir l'usure et les vibrations sur les équipements/systèmes industriels complexes, afin d'aider le mainteneur de prendre la décision (actions de maintenance). Les systèmes considérés dans cette thèse sont divisés en deux catégories. La première catégorie consiste en deux études de cas industriel, une étude de diagnostic et de pronostic d'un four à micro-onde dont les paliers de guidage ont subi une dégradation par usure, et une étude de diagnostic et de pronostic d'une pompe centrifuge dont le gain a subi une diminution grâce à des dégradations diverses (usure, vibration, etc.). La deuxième catégorie consiste à étudier l'impact d'un défaut de balourd (déséquilibre de masse) sur l'état de santé d'un système tournant (banc d'essai de vibration), une technique de diagnostic et de pronostic a été implémentée pour décrire la réponse et le comportement du système. Ce travail de thèse cible les problèmes majeurs influents sur les différents systèmes étudiés par un diagnostic et décrit le comportement et l'évolution de l'état de santé afin de permettre la possibilité de prendre la décision de maintenance à un instant donné par un pronostic.

Ce manuscrit est organisé comme suit :

Le premier chapitre présente un état de l'art sur les différentes stratégies de maintenance corrective et préventive et leurs intérêts dans le secteur industriel. Les concepts liés aux problèmes de diagnostic et de pronostic sont présentés et aussi les différentes approches existantes afin de résoudre ces problèmes. Les méthodes de diagnostic et de pronostic s'appuient généralement sur une connaissance minutieuse et approfondie du système à étudier. Ensuite, une justification du choix de l'action préventive prise en action.

Le deuxième chapitre propose une modélisation tribologique pour un équipement (composant) qui est un palier d'usure. Cette modélisation se base sur une loi empirique d'*Archard*, cette loi se génère à l'aide des paramètres géométriques, propriétés des matériaux et les comportements liés à l'équipement considéré. La loi générée permet de décrire le comportement dégradable d'équipement. La description permet de diagnostiquer les contraintes provoquant la dégradation et de pronostiquer l'état de santé futur, afin d'estimer la date de défaillance. Cette estimation est la clé de la prise d'une action d'intervention avant l'arrêt total du système.

Le troisième chapitre propose un banc d'essai de vibration qui présente un modèle de diagnostic et de pronostic par l'utilisation des données (informations des capteurs). Des expérimentations ont été établies pour modéliser le comportement d'un système répondant à un défaut de balourd.

Ce phénomène est très intéressant sur tout dans les machines tournantes, car il provoque une évolution strictement croissante de la dégradation. Le modèle de diagnostic et de pronostic est obtenu à l'aide d'une régression des données réalisées par des lois polynomiales.

La quatrième partie présente une étude sur un système complexe (pompe centrifuge), le choix de ce système est dû à sa capacité de rassembler les deux chapitres précédents (II et III). Donc, les dégradations majeures se résument dans ce système en l'usure (généralisé par les frottements) et les vibrations (généralisées par le déséquilibre de la masse autour de l'axe de rotation). Un modèle orienté par l'apprentissage des données, à l'aide des réseaux de neurones flous, permet d'optimiser le modèle d'endommagement discret par un modèle continu plus performant et de prédire l'état de santé du système étudié afin d'éviter toute sorte d'arrêt.

Terminologie

Dans la présente partie, les termes en relation au diagnostic/pronostic que nous sommes amenés à utiliser dans cette thèse de recherche sont définis.

Les définitions ci-après sont extraites des références [1-6] :

- **Défaut** : c'est une déviation du système par rapport à son comportement normal, qui ne l'empêche pas de remplir sa fonction. Un défaut est une anomalie qui concerne une ou plusieurs propriétés du système, pouvant aboutir à une défaillance et parfois même à une panne.
- **Dégradation** : c'est l'évolution du système vers des états moins performants au cours de sa vie. La dégradation peut être liée au temps, à la durée d'utilisation ou à une cause externe. La dégradation peut aboutir à une défaillance, quand les performances du système sont en dessous d'un seuil d'arrêt défini par les spécifications fonctionnelles.
- **Défaillance** : c'est une anomalie altérante ou empêchant l'aptitude d'un système à accomplir la fonction souhaitée. Une défaillance correspond à un passage d'un état à un autre, par opposition à une panne qui est un état. Elle peut se manifester par plusieurs symptômes appelés modes de défaillance.
- **Panne** : état d'un système inapte à accomplir une fonction requise, c'est la conséquence d'une défaillance affectant le système, aboutissant à une interruption permanente de sa capacité à remplir une fonction requise et pouvant provoquer son arrêt complet.
- **Symptôme** : c'est l'évènement ou l'ensemble de données à travers lequel le système de supervision détecte et identifie le passage d'un mode de fonctionnement normal à un mode défaillant.
- **Mode de défaillance** : le système passe à ce mode suite à l'occurrence d'une ou plusieurs défaillances. Les conséquences de ces défaillances sur le système caractérisent le mode de défaillance. En effet, un système peut avoir plusieurs modes de défaillances, par contre, il admet un seul mode de bon fonctionnement.
- **Fonctionnement en mode normal** : c'est l'état de fonctionnement lorsque les variables caractéristiques du système demeurent au voisinage de leurs valeurs nominales. Dans le cas contraire, le système est considéré en mode défaillant.
- **Fonctionnement dégradé** : le système remplit partiellement les exigences requises. Malgré l'absence de défaillances, les performances du système sont inférieures à celles attendues par l'exploitant. Cette dégradation progressive des performances du système est généralement due au vieillissement d'un ou plusieurs composants du système.
- **Un système complexe** : c'est un ensemble structuré d'équipements hétérogènes indépendants qui sont connectés et communiquent entre eux dans le but d'assurer une fonction [7]. Le modèle d'un système complexe Σ est défini par le triplet suivant [7] :

$$\Sigma = \langle P, R, A \rangle \quad (0.1)$$

avec :

- $P = \{P^k\}$ est l'ensemble des paramètres du modèle,

-
- $R = \{r(p^k)\}$ est l'ensemble des rangs de valeurs des paramètres,
 - $A = \{ar^k\}$ est l'ensemble des relations entre les paramètres.

- **Un Composant** est une entité élémentaire qui peut être remplacée en ligne par un opérateur de maintenance. Un composant $C^i \in Comps$ est modélisé par le triplet suivant :

$$C^i = \langle P^i, R^i, A^i \rangle \quad (0.2)$$

Dans lequel $P^i = \{p^{i,k}\} \subseteq P$; $R^i = \{r^{i,k}\} \subseteq R$ et $A^i = \{ar^{i,k}\} \subseteq A$

- **Un résidu** est associé à une différence résultant de la comparaison de mesures de capteurs à des valeurs calculées analytiquement de la variable considérée dans le système modélisé. Un résidu correspond à une expression analytique dans laquelle seulement des valeurs mesurables (observables) du modèle du système apparaissent [8].

La notion formalisée de maintenance est née dans l'industrie vers la fin des années 1970. Une définition de la maintenance est donnée par la norme *AFNOR NFX 13-306* :

- **La maintenance** est l'ensemble des actions qui permettent de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé.
- **Le diagnostic** est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test [9].
- **Un indicateur** de défaillance est une quantité significative et pertinente à partir de laquelle il est possible de détecter une défaillance [7].
- **Le pronostic¹** consiste à calculer une prédiction de l'état d'un composant ou d'un système dans le futur [10].
- **Le pronostic²** est la capacité de prédire la durée de vie résiduelle (RUL : Remaining Useful Life) de composants ou systèmes en service [11].

CHAPITRE.I :
CONTEXTE DE LA MAINTENANCE ET ETAT DE
L'ART

I.1. Introduction

Dans les dernières années, l'objectif des entreprises est devenu la sûreté opérationnelle des équipements et fiabilité, afin de garantir leurs potentiels dans le marché compétitif. La **figure 1.1** illustre cet intérêt prioritaire, c'est-à-dire, un arrêt survenu engendre des conséquences très lourdes au niveau économique sur le secteur concerné.

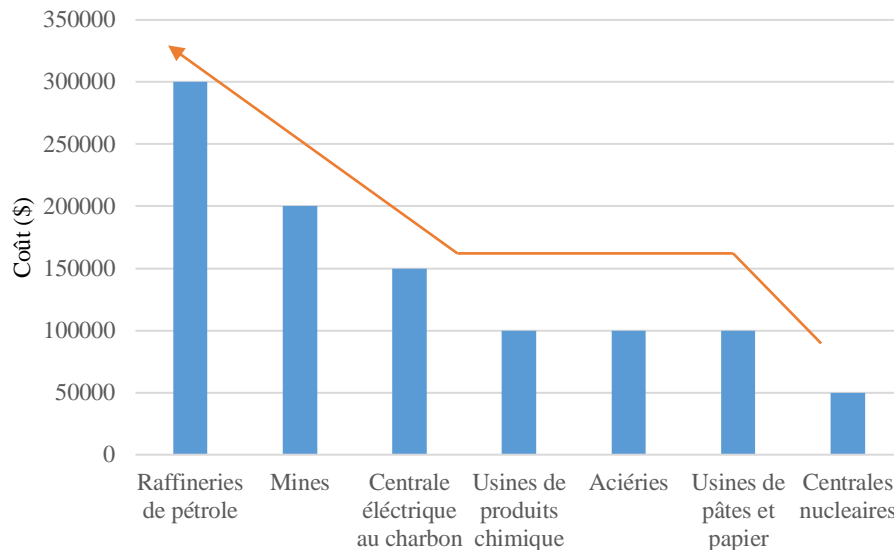


Figure 1. 1: Conséquences économiques d'une journée d'arrêt dans les secteurs industriels [12].

Les coûts représentés dans la figure montrent l'importance de la surveillance de l'état de santé des équipements (systèmes) dans une unité de production ou une entreprise. La mise en place d'une politique de maintenance adaptée permet d'atteindre les objectifs cités auparavant. D'où la nécessité d'un développement et d'une amélioration continue des politiques de la maintenance pour éviter les arrêts inattendus [13].

L'objectif visé de ce chapitre est de montrer la nécessité d'implanter le concept « diagnostic et pronostic » dans le secteur industriel, la description de différentes stratégies de maintenance, les gains pouvant être réalisés par l'instauration d'une démarche de diagnostic et de pronostic dans le service maintenance prédictive. Plus précisément, ce chapitre détaille un état de l'art sur les différentes maintenances existantes, cet état de l'art permet de choisir les méthodes à envisager et à choisir la méthode convenable à notre travail de thèse afin de résoudre notre problème.

I.2. Différents types de maintenance

Il existe deux types de maintenance généralement utilisés dans les entreprises : la maintenance corrective et la maintenance préventive. Les différents types de maintenance en fonction de l'état

du système sont illustrés sur la **figure 1.2** [14]. Chaque type de maintenance et son mode d'application sont détaillés par la suite.

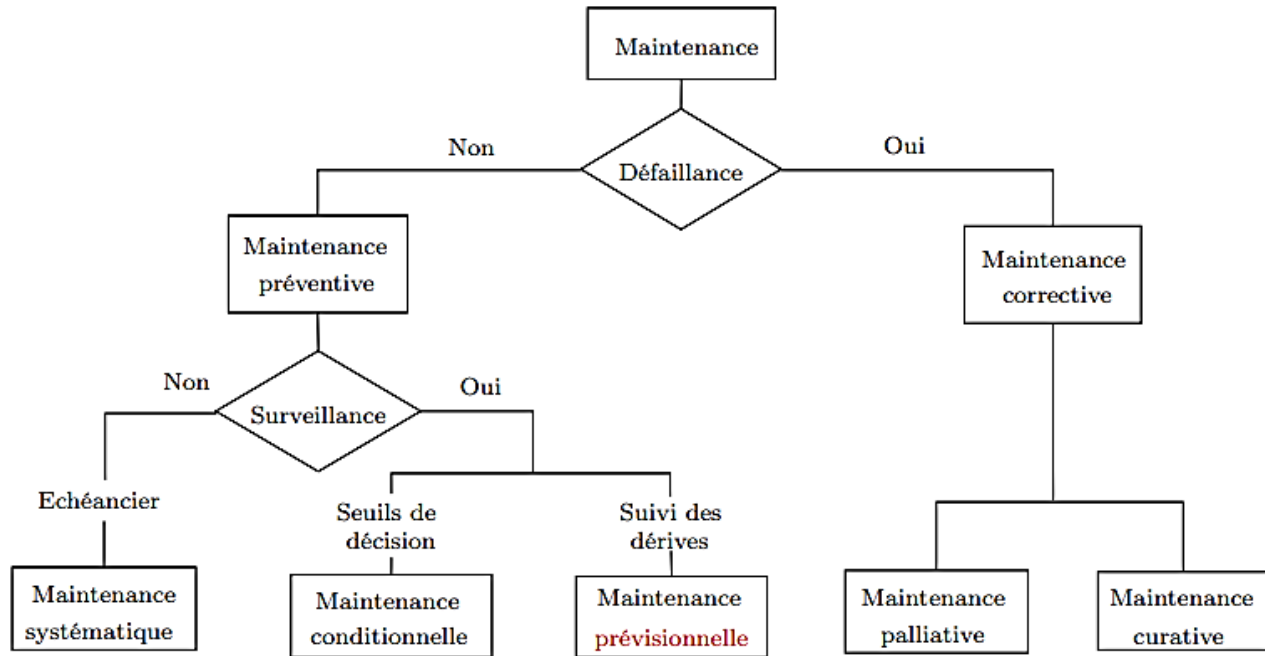


Figure 1. 2: Différents types de maintenance.

I.2.1. Maintenance corrective

On désigne par la maintenance corrective est l'ensemble des activités/actions réalisées après la détection et la localisation d'une défaillance sur un processus. Elle peut être palliative ou curative.

- *La maintenance palliative* est l'ensemble des activités/actions permettant à un procédé d'accomplir provisoirement tout ou partie d'une fonction requise. Elle est appelée couramment le dépannage.

Ces activités de maintenance sont généralement constituées des activités à caractère provisoire qui devront être suivies d'actions curatives [15].

- *La maintenance curative* a pour objectif de rechercher les causes initiales d'une défaillance et de réparer le ou les composant(s) défaillant(s), et ainsi d'éviter toute nouvelle occurrence de défaillance. Le résultat des activités réalisées doit présenter un caractère permanent.

Dans le cas de la maintenance corrective, l'indisponibilité du procédé est maximale et non maîtrisée. La réduction de l'indisponibilité consécutive aux défaillances dépend alors directement de l'efficacité du service de maintenance. Ce service est garant de l'état de fonctionnement du procédé industriel [15].

I.2.2. Maintenance préventive

La maintenance préventive est action a pour objectif de répondre aux attentes du cahier des charges et d'améliorer la disponibilité/fiabilité des procédés. Ainsi, elle permet de minimiser les charges de maintenance, à savoir la limitation des arrêts de fonctionnement. La maintenance préventive comprend trois niveaux : la maintenance systématique, la maintenance conditionnelle et la maintenance prévisionnelle.

- *La maintenance systématique* consiste à remplacer d'une manière périodique des composants du procédé, selon les fiches / préconisations du constructeur, qu'ils soient défectueux ou non. Les inconvénients de cette maintenance périodique / systématique résident dans le fait que le composant peut tomber en panne avant l'instant critique prévu par son modèle de défaillance, ou que le composant remplacé aurait encore pu fonctionner longtemps après la date de remplacement.
- *La maintenance conditionnelle* se base généralement sur la mesure et l'analyse de données issues de capteurs. Elle est déclenchée lorsque les paramètres surveillés, caractéristiques des conditions de fonctionnement d'un procédé, dépassent des seuils prédéfinis.
- *La maintenance prévisionnelle* est subordonnée à la surveillance et à l'analyse de l'évolution des paramètres significatifs de la dégradation d'un procédé, autrement dit, l'analyse en temps réel de l'état de fonctionnement du procédé. Certains auteurs associent la dénomination de maintenance prévisionnelle à celle de maintenance prédictive [16-18]. Aujourd'hui, la maintenance prévisionnelle tend à s'affirmer comme la solution la plus performante pour répondre aux objectifs de sûreté de fonctionnement et aux contraintes liées à la compétitivité des entreprises [19].

La mise en œuvre de politiques de maintenance prévisionnelle se justifie par la préoccupation des entreprises à rendre leurs systèmes plus fiables, plus disponibles et plus sûrs. La maintenance prévisionnelle permet d'améliorer les performances des procédés industriels et de maîtriser les coûts de maintenance. Elle apporte également une meilleure connaissance des défaillances et des dégradations des procédés industriels pendant toute la phase d'exploitation [20].

I.2.3. Opérations de maintenance

On désigne par les opérations de surveillance : les inspections, les visites et les contrôles effectués, ces opérations sont nécessaires pour suivre le comportement du système au cours de

fonctionnement. Elles sont réalisées d'une manière continue ou à des intervalles calculés sur le temps auparavant ou le nombre d'unités d'usage de fonctionnement.

- *L'inspection* sert à relever d'une manière périodique des anomalies et effectuer des réglages simples qui ne nécessitent aucun d'arrêt de fonctionnement du système.
- *Les visites* sont des activités de surveillance qui se réalisent suivant des périodes bien déterminées. Elles correspondent à lister d'opérations définies qui peuvent engendrer une indisponibilité/ non-fiabilité du système.
- *Les contrôles* sont des opérations de vérifications de tranquillité par rapport à des données préétablies auparavant suivies d'une décision.

La révision désigne l'ensemble des activités/actions de maintenance préventive réalisée pour éviter toute sorte de défaillance du système pendant le fonctionnement.

I.2.4. Optimisation de la maintenance

Pour choisir la méthode de maintenance, il faut distinguer entre les coûts que l'on est prêt à assumer les performances attendues du système. Par exemple, les économies sur les coûts de maintenance finissent généralement par coûter cher en arrêts de fonctionnement du système. Inversement, au-delà d'un certain seuil, un niveau de maintenance trop important coûte cher sans forcément apporter de supplément de performance au système [7]. Il faut donc arbitrer entre le niveau de disponibilité des équipements que l'on souhaite garantir et le niveau de coûts directs de maintenance acceptable (personnel, matériels) comme le montre la **figure 1.3** qui provient de l'ouvrage [21].

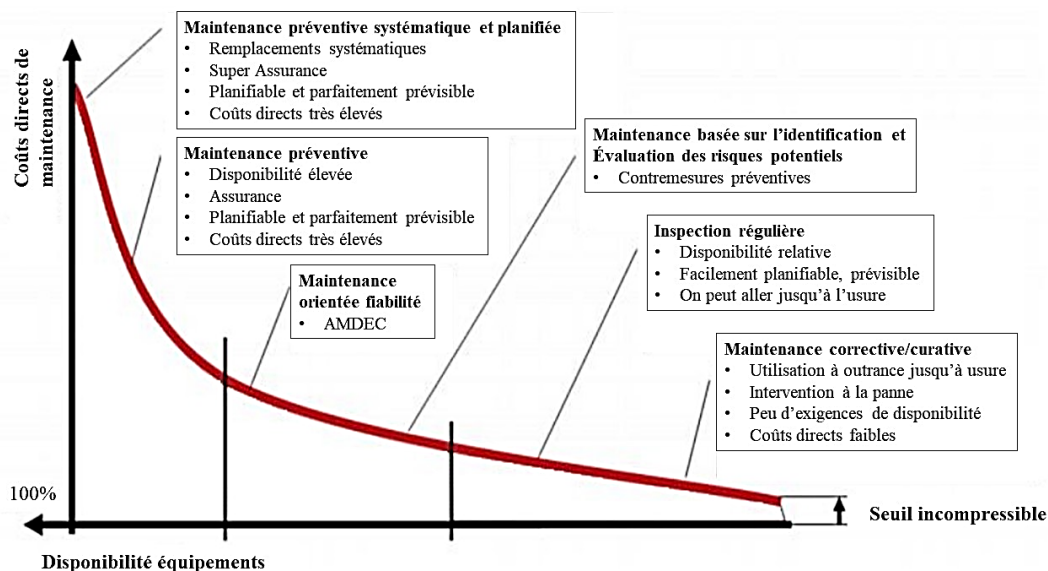


Figure 1. 3: Disponibilité et coûts de maintenance.

Le niveau minimum des dépenses réelles correspond à un seuil incompressible dû aux pannes imprévisibles qu'il va bien falloir réparer, quels que soient les coûts que cela engendre, sous peine d'arrêt du système.

Optimiser la maintenance désigne à garantir un niveau de disponibilité des équipements du système pour un coût minimal. Afin d'éviter les coûts dus à l'arrêt du système pour le réparer, il est préférable d'anticiper les pannes potentielles du système et de les éviter. La maintenance prévisionnelle permet d'identifier les causes des futures défaillances d'un système en tenant compte de l'état réel de dégradation et d'augmenter la durée de vie du système contrairement à :

- Réparer un système à chaque panne,
- Considérer que les pannes sont inévitables et donc normales,
- Mettre en place une maintenance systématique.

Des méthodes de diagnostic sont nécessaires de manière à détecter les signes précurseurs, d'une défaillance potentielle dans le système, et à identifier les causes des pannes en termes d'équipement à réparer. Des méthodes de pronostic peuvent ensuite s'appuyer sur ces informations pour évaluer et prédire les effets de ces pannes sur les autres équipements du système [22]. Les méthodes de pronostic permettent également d'améliorer la planification et l'ordonnancement des actions de maintenance.

I.3. Diagnostic pour la maintenance

I.3.1. Méthodes de diagnostic

Ils existent plusieurs techniques/méthodes qui permettent de diagnostiquer les défauts survenant dans un système qui induisent des défaillances. Ces techniques/méthodes se basent généralement sur les connaissances disponibles sur le système à diagnostiquer. Ces connaissances dépendent des techniques de surveillance du système et d'une référence figurant le comportement normal ou le comportement anormal du système. Cette référence se représente par un historique, une expérience ou par un modèle pré-connu ou estimé du fonctionnement du système. La **figure 1.4** représente une classification des méthodes de diagnostic.

En général, cette méthode se base sur l'utilisation de la connaissance explicite de relations causales entre trois points clés : les symptômes, les défaillances et les fautes. Cette approche associe directement chaque symptôme à la faute qui en est la cause. La connaissance n'est pas extraite d'un modèle explicite structurel ou de comportement du système.

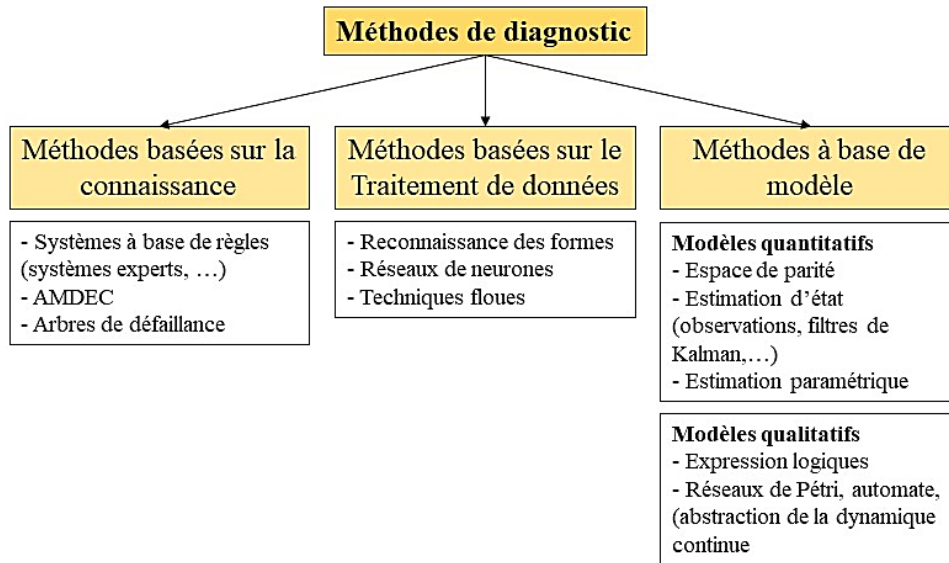


Figure 1. 4: Classification des méthodes de diagnostic.

I.3.1.1. Méthode basée sur la connaissance

Elle est souvent acquise pendant la phase de conception grâce à une analyse fonctionnelle et structurelle du système.

La source de cette méthode de connaissance peut résulter d'une Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets (AMDE) ou bien d'un historique des fonctionnements anormaux du système représenté par un arbre de défaillances par exemple. L'Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets et les arbres de défaillances sont des techniques issues du domaine de la sûreté de fonctionnement et d'études de risque dans les systèmes industriels. Elles sont utilisées pour identifier les causes des défaillances possibles d'un système. Cette connaissance qui se présente sous la forme d'associations entre effets et causes. Des approches classiques de diagnostic qui utilisent ce type de connaissance externe sont des systèmes à bases de règles par exemple les systèmes experts [23-25].

I.3.1.1.1. Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets

L'analyse des modes de défaillance et de leurs effets est une méthode très largement utilisée dans de nombreux domaines industriels. C'est une méthode inductive qui permet une analyse systématique et très complète, composant par composant, de tous les modes de défaillance possibles des composants et qui précise leurs causes et leurs effets sur le système global [1]. Une méthode inductive consiste, pour un système et une défaillance donnée, à étudier de façon détaillée les effets (ou les conséquences) de cette défaillance sur le système lui-même et/ou son environnement. La base de connaissances de cette méthode est définie à partir d'une analyse structurelle et fonctionnelle du système, c'est-à-dire d'une analyse de ses fonctions et de ses

composants. L'ensemble des modes de défaillance possibles des composants doit être établi et pour chaque mode de défaillance, sont recherchées les causes possibles de son apparition. Finalement, une étude des effets sur le système est faite pour chaque combinaison (cause, mode de défaillance) [26]. Les résultats sont présentés sous forme de tableaux comme sur la **figure 1.5**.

Identification du composant	Fonctions Etats	Mode de défaillance	Causes possibles	effets	Criticité	Moyen de détection	Parades de l'opérateur humain	Observations

Figure 1. 5: AMDEC.

L'analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC) est une extension de l'AMDE, déjà traitée, qui inclut une analyse de criticité des modes de défaillance. La criticité permet de cibler les modes de défaillance les plus critiques. Les tableaux d'AMDE(C) sont obtenus à partir d'une analyse déductive, à partir des causes (des défaillances), on détermine les conséquences qu'elles peuvent avoir sur le système (les effets). L'utilisation des tableaux d'AMDE(C) à des fins de diagnostic conduit à utiliser une procédure abductive. Supposant qu'un système est défaillant, une démarche abductive consiste à rechercher les causes pouvant expliquer les effets observés de cette défaillance. Les tableaux de l'AMDE(C) sont utilisés comme un outil d'identification des causes de défaillances à partir des effets observés. Les inconvénients d'une telle méthode sont qu'elle nécessite une longue expérience et que toute modification entraîne une réécriture du tableau.

I.3.1.1.2. Arbre de défaillance

Les arbres de défaillance sont couramment utilisés dans les analyses de fiabilité ou de sécurité des systèmes. Ils représentent des outils capables pour identifier les causes conduisant à une défaillance indésirable. Ces arbres sont créés à l'aide d'une procédure déductive optimisée qui détermine des chemins critiques dans un système. Les chemins critiques dans un système correspondent aux diverses combinaisons possibles d'événements qui entraînent la réalisation d'un événement indésirable unique (événement de faute entraînant une panne du système) [1].

La procédure qui utilise les arbres de défaillance à des fins de diagnostic est abductive, elle se focalise d'abord sur les événements indésirables pour identifier ensuite leurs causes. Un arbre de défaillance est établi sous la forme d'un diagramme logique et comporte au sommet l'événement indésirable. Les causes immédiates qui produisent cet événement sont ensuite hiérarchisées à l'aide de symboles logiques "ET" et "OU". Pour exécuter un diagnostic correct à partir des arbres de défaillances, ceux-ci doivent largement représenter toutes les relations causales du système,

capable d'expliquer tous les scénarios de fautes possibles. Cette méthode déductive s'utilise difficilement pour les systèmes qui dépendent du temps.

I.3.1.1.3. Systèmes experts

Les systèmes experts sont des techniques spéciales, utilisées fréquemment pour superviser les systèmes complexes. Les systèmes experts sont une sorte des outils intelligente, c'est-à-dire, c'est une partie de l'intelligence artificielle, ils s'utilisent lorsqu'aucune méthode algorithmique exacte n'est disponible ou possible. La particularité principale de ces systèmes est de pouvoir représenter et restituer les connaissances acquises par un expert. Dans [26], 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". Dans la majorité des cas, les connaissances utilisées pour le développement d'un système expert d'aide au diagnostic se basent sur l'apprentissage des relations causes/effets observées pour chaque défaillance du système [27].

La caractéristique fondamentale d'un système expert est la capacité de restitution et de représenter des informations acquises (connaissances) par l'expert. Il est reparti en deux parties parfaitement indépendantes (**Figure 1.6**) :

- Base de connaissance : cette base comporte une base de règle qui permet de modéliser la connaissance, et une base de faits qui comporte les informations à propos du système considéré.
- Moteur d'inférence : la fonction de ce moteur est le raisonnement et les déductions, ces opérations se basent sur les informations enregistrées dans la base de connaissances.

Pour garantir la robustesse du modèle mathématique, il faut avoir un modèle capable d'optimiser les incertitudes et les imperfections, pour ce faire, une utilisation des logiques floues a été instaurée [28]. Cette combinaison garantit un compromis entre les simulations qualitatives et les modèles analytiques.

Le moteur d'inférence exploite les données et les règles pour produire de nouvelles données. Le rôle d'un système expert est donc de déduire des règles logiques du type :

$$SI : [A = \text{"vrai"}] \text{ ET } [A \text{ implique } B] \text{ ALORS } [B = \text{"vrai"}].$$

Un exemple de système expert est basé sur SIF (système d'inférence floue) est illustré par la **figure 1.7**. Le SIF contient trois blocs : un bloc de fuzzification qui permet de transformer les entrées (valeurs numériques) en sortie (degrés d'appartenance μ), le BMI (bloc moteur d'inférence) comporte l'ensemble des règles et la règle est de type :

$$Si : X1 \text{ est } A \text{ et } X2 \text{ est } B \text{ et } \dots \text{ Alors } Y \text{ est } C$$

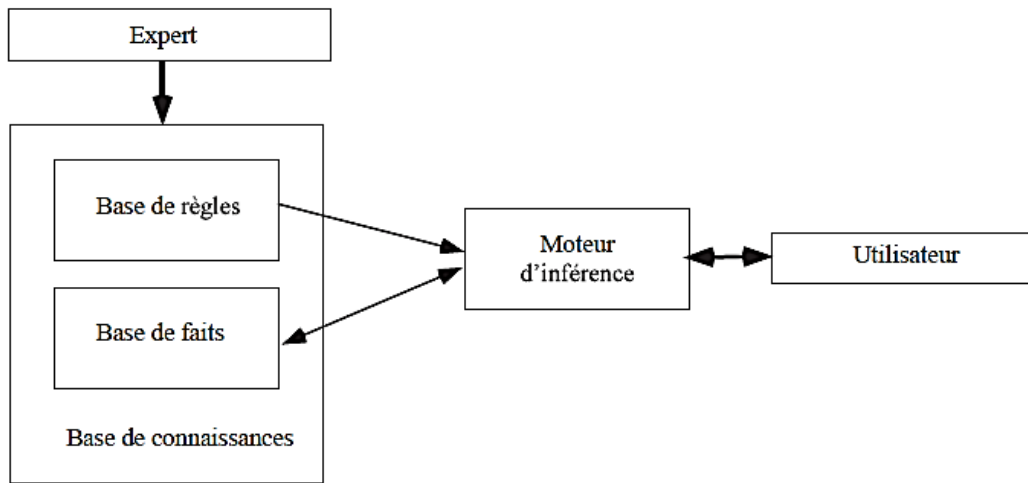


Figure 1. 6: Méthode fondée sur la connaissance.

Le bloc de défuzzification est un bloc dont la fonction est d'inférer la valeur nette à l'aide du résultat trouvé par l'agrégation des règles. Le rôle d'expert est de construire les règles et les ensembles flous dans les zones dont lesquelles les informations (données) sont indisponibles.

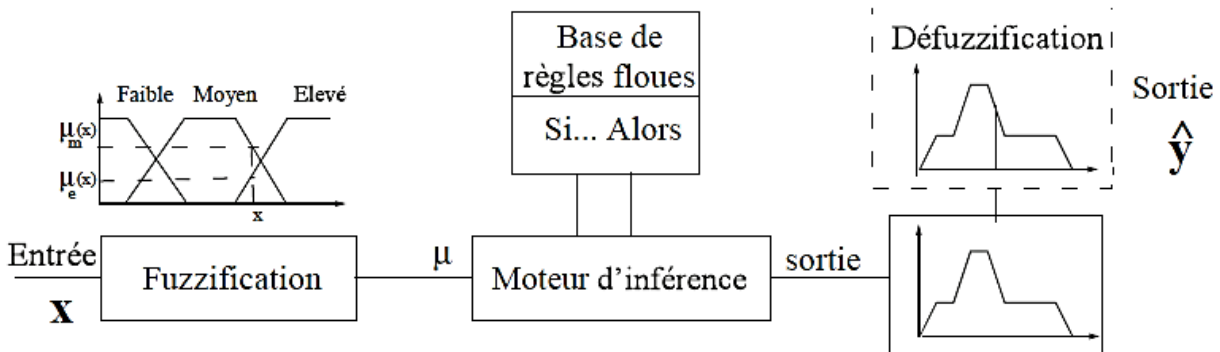


Figure 1. 7: Système d'inférence floue.

Au fur et à mesure que les règles sont appliquées, des nouveaux faits se déduisent et se rajoutent à la base de faits. Le diagnostic par systèmes experts se fonde sur l'expérience disponible sur le système pour construire une table de correspondance qui associe les observations aux diagnostics correspondants [23]. L'efficacité de ces techniques est située au niveau du temps de calcul, ces techniques sont moins coûteuses avec une simplicité au niveau d'implémentation. Ces approches dépendent de l'expérience qui est difficile à acquérir et si le système évolue, les règles sont à remettre en cause. Une nouvelle expertise est alors nécessaire.

I.3.1.2. Méthode basée sur le traitement de données

Dans ces approches, les signaux acquis par les capteurs positionnés sur le système complexe sont les informations clés disponibles. L'hypothèse prédéfinie sur les capteurs est que ces instruments sont supposés fiables et leurs valeurs correctes (absence d'erreur de mesure). L'objectif de ces

méthodes est d'associer un ensemble de mesures à des états de fonctionnement connus du système. Ces méthodes à base de données font appel à des approches de reconnaissance de formes, qui utilisent des techniques d'apprentissage numérique et de classification, afin d'établir un modèle de référence du système fondé sur l'expérience (exploitation des données, des mesures sous la forme d'historique). Le modèle établi ne provient donc pas d'une spécification du système durant la phase de conception [29]. Il ne repose pas sur une connaissance physique du système. Ce modèle de référence capture le comportement normal du système et est utilisé pour la détection et le diagnostic.

Les approches principales de classification utilisées pour élaborer un tel modèle sont les réseaux de neurones et la logique floue. Le principe des méthodes de reconnaissance de formes est décrit dans les ouvrages [26] et [30]. Il est illustré par la **figure 1.8**.

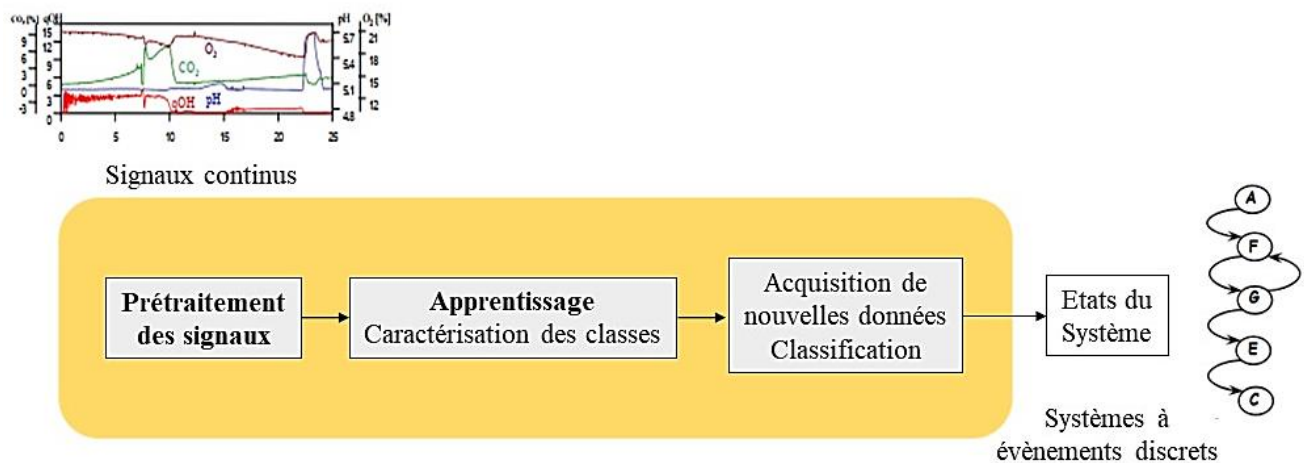


Figure 1. 8: Diagnostic par reconnaissance de formes.

Le prétraitement des signaux acquis par les capteurs permet d'élaborer les variables les plus pertinentes pour déterminer les états de fonctionnement du système et d'éliminer les bruits possibles à l'aide de techniques de filtrage.

Les approches de reconnaissance de formes consistent à reconnaître des formes parmi différentes possibilités à partir d'observations bruitées dans le but d'identifier les états du système (état de fonctionnement normal, état de défaillance ...).

Une forme est un ensemble de paramètres (ou de caractéristiques) associés à une donnée qui peuvent être numériques ou symboliques.

Un prototype est défini par des valeurs précises de l'ensemble des paramètres (ou caractéristiques) d'une situation particulière (défaillance).

Une classe est caractérisée par un ensemble possible de valeurs des paramètres. Elle est représentée par son prototype qui définit le mode de fonctionnement du système.

L'objectif d'une approche de classification est d'identifier à partir de données mesurées du système les différentes classes en regroupant les données qui ont des valeurs de paramètres (caractéristiques) similaires. Ces classes contiennent l'information qui caractérise les états et les défaillances du système et sont représentées par leur prototype :

Classe $x_1 \rightarrow$ Prototype $P_1 =$ "Fonctionnement normal",

Classe $x_2 \rightarrow$ Prototype $P_2 =$ "Mode de faute 1",

...

Classe $x_n \rightarrow$ Prototype $P_n =$ "Mode de faute n".

Après l'identification des classes, la méthode de classification peut évaluer la distance entre une forme particulière et son prototype.

Des techniques/approches d'apprentissage permettent d'établir les valeurs des paramètres de chaque classe et d'évaluer le prototype caractéristique associé aux nouvelles observations dont l'objectif de déterminer l'état de santé de fonctionnement du système. Elles réalisent donc un partitionnement de l'espace de représentation des données en déterminant les frontières entre les classes.

Le but d'une technique de reconnaissance de formes est d'associer toute donnée à une classe spécifiée déterminée par la technique d'apprentissage [30-32]. Il existe généralement deux types de méthodes pour la reconnaissance de formes :

- La reconnaissance de formes par réseaux de neurones,
- La reconnaissance de formes par la logique floue.

I.3.1.2.1. Techniques neuronales

Les réseaux de neurones sont utilisés pour la classification des données et des formes. Un réseau de neurones est un modèle de calcul dont la conception est inspirée du fonctionnement des vrais neurones. Les réseaux de neurones sont optimisés par des méthodes d'apprentissage par expérience [33 et 34]. Les poids des neurones sont ajustés lorsqu'on leur présente de nouvelles données (observations) à traiter.

I.3.1.2.2. Techniques floues

Une autre technique permettant la classification des données utilise la logique floue [35]. La logique floue introduite par [36] est issue de la théorie mathématique des ensembles flous qui considère des ensembles définis de manière graduelle. Le concept de fonction d'appartenance permet de modéliser la définition d'un sous-ensemble [37]. A l'inverse de la logique booléenne,

la logique floue associée à une donnée d'un degré d'appartenance à un ensemble qui peut être différent d'un état booléen 0 ou 1.

I.3.1.3. Méthode à base de modèles

Les méthodes de diagnostic à base de modèles se basent principalement sur une connaissance physique profonde du système à diagnostiquer. Le système est modélisé sous forme d'un ou plusieurs équations qui décrivent la structure générale du système et son comportement normal (absence de défaut) ou encore son comportement dégradé (présence de défaut).

La méthode de diagnostic se base généralement sur la comparaison du comportement réel observé sur le système avec le comportement prévu à l'aide de modèles d'équations. La détection de résidus permet de juger sur l'occurrence de défaut dans le système physique. Un modèle de dysfonctionnement (modèle de défaut) permet de déterminer localement les défauts et éventuellement de les identifier (**Figure 1.9**).

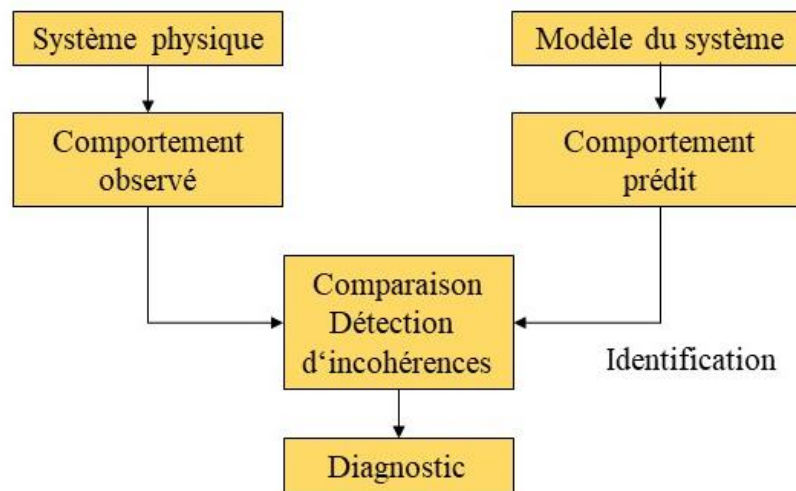


Figure 1. 9: Diagnostic à base de modèles

I.4. Pronostic pour la maintenance

I.4.1. Généralités sur le pronostic

Le « pronostic » désigne le calcul de l'état futur d'un composant ou d'un système. Malgré cette définition du mot « Pronostic », le concept reste plus vague et assimilable au « pronostic de prédiction d'états » d'un système. Dans ce cas, la quantification du temps n'est plus nécessaire. Cependant, dans la maintenance, la prédiction de la date à partir de laquelle le composant, le sous-système ou le système commence à se dégrader d'un état fonctionnel normal vers un état

fonctionnel anormal. Une autre définition du pronostic, elle signifie la capacité de prédiction de la durée de vie résiduelle (RUL : Remaining Useful Life) pour un composant ou un système.

La durée de vie résiduelle (RUL : Remaining Useful Life) d'un composant/système correspond au temps de fonctionnement restant avant que le composant/système ne puisse plus réaliser avec satisfaction ses propres fonctions requises et doit être changé [38]. La durée de vie s'exprime selon la grandeur physique caractérisant le système, à titre d'exemple :

- La durée de vie d'un système de guidage par roulements s'exprime en heures de fonctionnement,
- La durée de vie d'un contacteur électrique s'exprime en nombre d'utilisations,
- La durée de vie d'une huile de lubrification pour un moteur thermique s'exprime en kilomètres parcourus, etc.

En général, la durée de vie s'exprime en heures de fonctionnement. Grâce à la prédiction de la durée de vie résiduelle d'un composant/système, le pronostic aide le mainteneur d'élaborer un plan d'action approprié avant que la défaillance soit produite [39]. Selon les deux définitions présentées, le point commun entre eux est le calcul de la durée de vie résiduelle (RUL), qui se fonde principalement sur une loi de dégradation (loi de vieillissement), cette loi est générée à partir de données issues des maquettes expérimentales (bancs d'essai) [40]. Tout au long de fonctionnement, l'évolution de la dégradation d'un composant/système est décrite par une loi de vieillissement. Les propriétés spécifiques liées à chaque composant et les contraintes du système sont les clés pour avoir une idée sur l'état de santé. Ensuite, la durée de vie résiduelle est estimée à partir d'un seuil fixé de dégradation (**Figure 1.10**).

Les sollicitations anormales (inattendues) affectent l'état de santé du système, c'est-à-dire, elles ont une relation directe sur l'accélération ou le ralentissement du vieillissement, par conséquent une modification du RUL (Remaining Useful Life). Pour cela, il est essentiel de prendre en considération les facteurs de stress qui influencent le composant/système au cours de fonctionnement [32, 41].

Les facteurs de stress influencent sur un composant/système sont les conditions de fonctionnement à savoir les conditions liées à l'environnement (Humidité, température, surtension, corrosion, pression, vibrations mécaniques, contrainte thermique, etc.), ces conditions pouvant être survenu des interactions composant/composant du système.

La maintenance prévisionnelle exige la connaissance et l'analyse des facteurs de stress qui ont une influence réelle sur un système. Donc, la prise de décisions de la maintenance se base généralement sur une analyse efficace et complète de l'état de santé du système au cours de fonctionnement grâce à des fonctions génériques de diagnostic et de pronostic [42, 43].

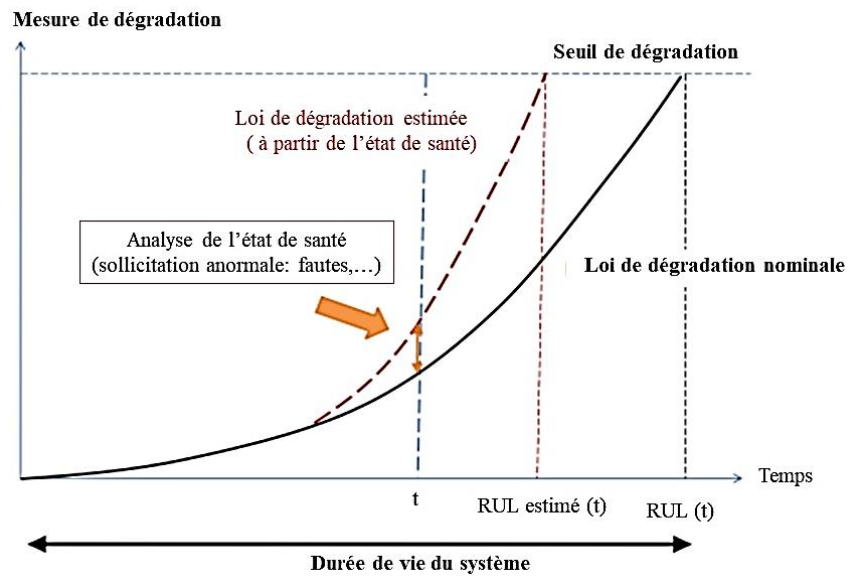


Figure 1. 10: Loi de vieillissement pour le pronostic

Les méthodes de diagnostic s'appuient sur la connaissance comportementale du système, par contre les méthodes de pronostic se basent plutôt sur la maîtrise de l'état de santé du système (évolution de la dégradation). Cependant, la précision du pronostic est un paramètre nécessaire qui dépend principalement de la maîtrise de la loi complète du système étudié, c'est-à-dire le pronostic ne s'agit pas d'une finalité. Le pronostic nécessite, au préalable, une meilleure sélection des indicateurs du système considéré. Donc la décision est un problème complexe, il exige une élaboration d'un processus capable de pronostiquer.

I.4.2. Méthodes de pronostic

Dans [44-47], Il existe plusieurs méthodes de pronostic qui se basent sur des modèles divers. Ces méthodes sont classées selon leur complexité et leur domaine d'application. La **figure 1.11** représente la classification des méthodes selon une pyramide illustrative. Cette classification est similaire à celle des méthodes de diagnostic. Elle est liée à la connaissance du système en pronostic. La disponibilité des capteurs est une caractéristique essentielle qui détermine le niveau de connaissance.

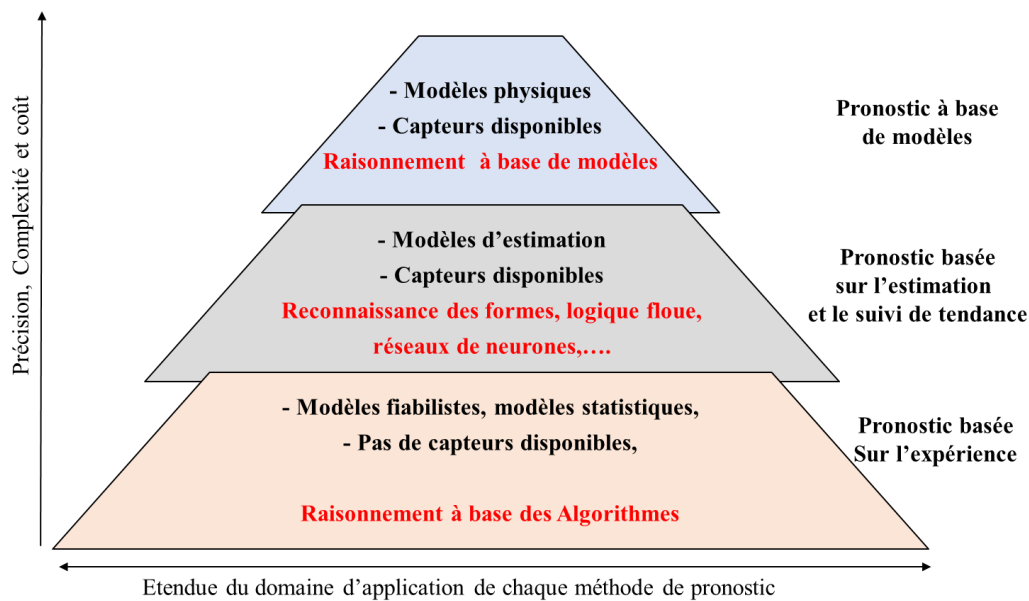


Figure 1. 11: Classification des méthodes de pronostic.

La possibilité d’obtention en ligne des données (informations : signaux d’alarmes, mesures, messages, données enregistrées) sur l’état de santé d’un système est liée à la qualité et le nombre des capteurs utilisés. Les informations reçues par ces capteurs ce sont des observations en ligne sur le système considéré. La connaissance se dispose sur le pronostic basé sur le modèle, ce dernier décrit le comportement du système considéré et l’évolution de sa dégradation envisagée. Le pronostic à base de modèle est rarement utilisé en l’absence d’observation efficace, pour cela l’expérimentation dans ce type est nécessaire. Cependant, il est faisable dans le cas où les données d’observation sont disponibles et extrapolables par des lois d’évolutions physiques sur les éléments (composants) qui sont susceptibles à la défaillance dans l’horizon. La **figure 1.11** représente le classement des trois méthodes de pronostic, ces différentes méthodes reposent sur des niveaux différents de connaissance.

I.4.2.1. Approche basée sur la connaissance

En bas de la pyramide se trouvent les approches de pronostic basées sur l’expérimentation. Ces approches s’implantent dans le cas où il n’y a aucune information (connaissance) disponible sur l’état physique du système en fonctionnement et ses composants. Une méthode de pronostic basée sur l’expérimentation se fonde sur un modèle de pronostic réalisé à partir des informations ou des données (connaissance) sur la surface. Généralement, le pronostic à base de modèle est le plus aisé, car il nécessite soit l’historique du système considéré ou les conseils d’utilisations recommandés par le concepteur des composants, ces conseils peuvent être des conditions fonctionnelles similaires, dont l’objectif est la détermination de la loi de probabilité de

défaillance à une date donnée dans l'horizon. La technique des recommandations est une dérive des systèmes experts, elle se base sur un ensemble de lois, d'associations et de règles. La distribution statistique de données est associée grâce à des techniques fiabilistes.

- *Raisonnement à base de cas*

Le principe du raisonnement à base de cas est le calcul d'observation (connaissance), donc c'est un outil dont sa source est une mémoire de traitement des cas selon un algorithme (*Si, Alors*) :

- *Si* : le problème est résolu,
- *Alors* : Solution retenue pour une résolution d'un problème similaire.

Cette instruction permet d'éviter toute répétition d'une erreur commise auparavant [48].

- *Etude de fiabilité*

L'étude de fiabilité repose sur les modèles fondés sur l'expérimentation, ces modèles permettent un établissement d'une loi générique sur la durée de vie, la loi est élaborée à partir un échantillonnage [49]. Autrement dit, l'étude de fiabilité s'appuie sur l'observation (connaissance) et le traitement des données suivant les lois statistiques afin de prédire la probabilité d'une défaillance survenue d'un système, donc calculer sa durée de vie résiduelle (RUL). En général, la durée de vie est exprimée par X comme une variable aléatoire. Cette dernière est associée à la durée de vie selon une loi probabiliste basée sur les statistiques.

La loi de probabilité que la variable aléatoire X (durée de vie) soit inférieure à la date t_p s'exprime par la formule suivante :

$$P(X \leq t_p) = \int_0^{t_p} f(t) dt \quad (\text{I.1})$$

avec $f(t)$ signifie la fonction densité de probabilité (probability density function) de défaillance. La notation $\lambda(t)$ désigne le taux de défaillance, ce dernier est la probabilité pour qu'un système soit défaillant dans une plage temporelle $]t, t+dt]$ sachant qu'il était sain à un instant t .

$$\begin{aligned} \lambda(t)dt &= P(X \leq t + dt | X > t) \\ &= \frac{P(t < X \leq t + dt)}{P(X > t)} \end{aligned} \quad (\text{I.2})$$

La courbe représentée dans la **figure 1.12** illustre l'évolution idéale de la fiabilité, elle décrit le taux des défaillances envisagé par unité de qui peut être en heures de fonctionnement ou en cycles...

La courbe illustrée est répartie en trois régions principales sont :

- *La phase de la jeunesse* : Cette période correspond à la zone de mortalité infantile. Généralement, cette période est négligeable pour la majorité des composants quand un test ou un déverminage est effectué.
- *La phase de vie utile* : cette période correspond la modélisation du comportement sans vieillissement d'un système, le vieillissement est le résultat d'un ensemble des défaillances aléatoires qui peuvent être soit contraintes anormales, erreurs humaines, fautes...). Dans cette phase, le taux de défaillance $\lambda(t)$ est généralement considéré constant.
- *La phase d'usure* : Cette période correspond au vieillissement favorisé, à la dégradation de la nature physique. Dans cette phase, le taux de défaillance $\lambda(t)$ suit une loi strictement croissante.

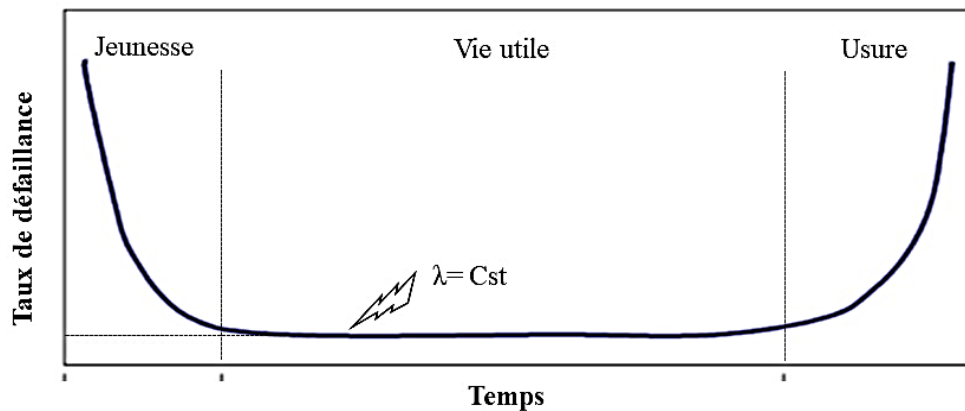


Figure 1. 12: Evolution du taux de défaillance.

En général, la représentation d'une courbe de la probabilité de défaillance est basée sur les lois paramétrées des probabilistes à savoir : la loi logarithmique (loi exponentielle), la loi normale ou la loi de Weibull [50]. La distribution, la densité de défaillance $f(t)$, la fiabilité $R(t)$ et le taux de défaillance $\lambda(t)$ sont exprimées par les relations paramétriques suivantes :

$$R(t) = e^{-(\frac{t-\gamma}{n})^\beta} \quad (I.3)$$

$$f(t) = \frac{\beta}{n} (\frac{t-\gamma}{n})^{\beta-1} e^{-(\frac{t-\gamma}{n})^\beta} \quad (I.4)$$

$$\lambda(t) = \frac{\beta}{n} (\frac{t-\gamma}{n})^{\beta-1} \quad (I.5)$$

avec :

- β représente le paramètre de forme,

- η représente est le paramètre d'échelle,
- γ représente est le paramètre de décalage.

L'évaluation d'état de dégradation d'un système considéré n'est pas permise par le pronostic basé sur l'expérimentation. Ce dernier ne prend pas en considération d'une manière soigneuse que les composants à pronostiqués du système sont déjà utilisés. C'est-à-dire le pronostic à base l'expérimentation est un ensemble des méthodes qui se font hors ligne, pour cela elles ne permettent pas l'obtention d'un pronostic adapté au système.

I.4.2.2. Approche à base de données

Les méthodes de pronostic basées sur les données (informations) ce sont des approches de suivi de tendances, car elles s'appuient essentiellement sur les techniques d'estimation en ligne et les techniques d'apprentissage [47]. Le cas d'utilisation de ces méthodes est lié à la disponibilité des observations en ligne ou dans le cas où il n'y a aucune information physique (connaissance) sur le système considéré. La force de cette méthode est due à son aptitude à trouver la relation entre les données mêmes si les relations ne sont pas disponibles ou impossibles à décrire (**Figure 1.13**).

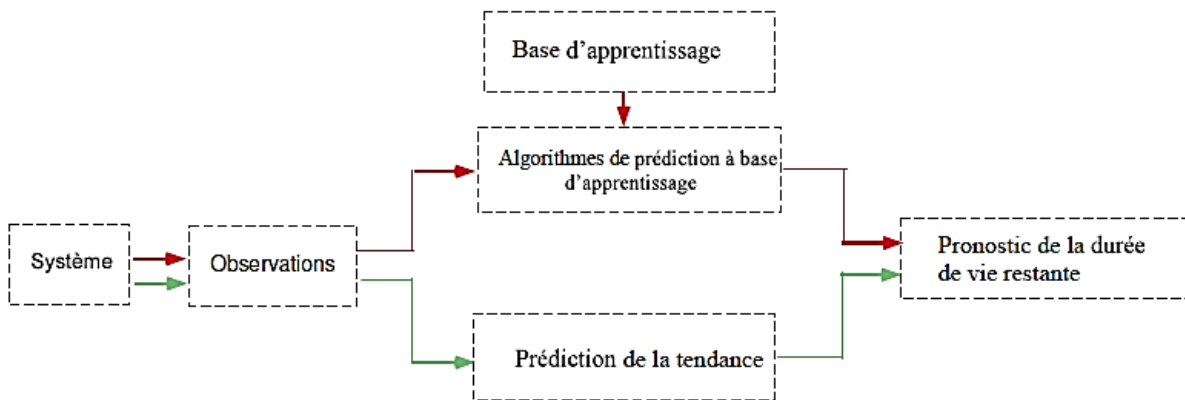


Figure 1. 13: Démarche de pronostic guidée par les données.

La **figure 1.14** illustre un modèle de pronostic basé sur la régression et la **figure 1.15** montre le principe de pronostic à l'aide d'un processus stochastique (processus de Wiener). Concernant le modèle de pronostic basé sur l'apprentissage est une technique qui utilise un modèle ANFIS (système d'inférence floue à base de réseaux de neurones adaptatifs) comme il est représenté dans la **figure 1.16**.

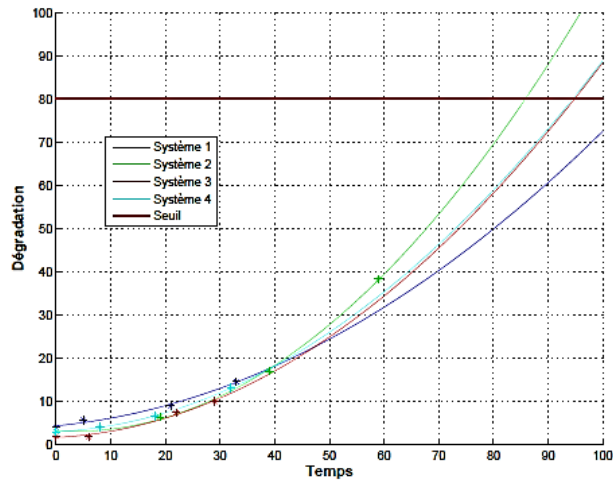


Figure 1. 14: Exemple de pronostic basé sur la régression [47].

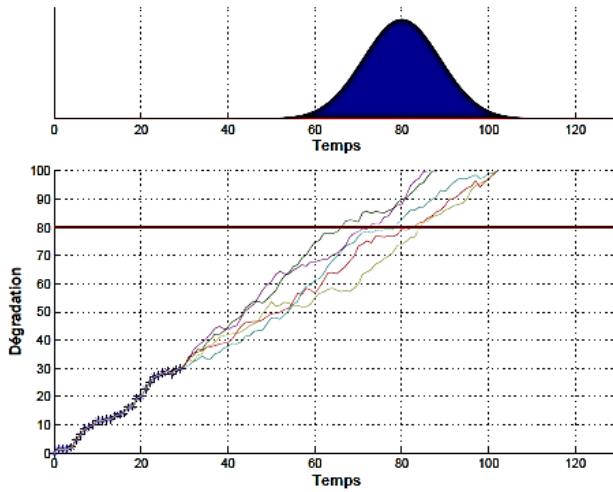


Figure 1. 15: Exemple de pronostic basé sur un processus stochastique [47].

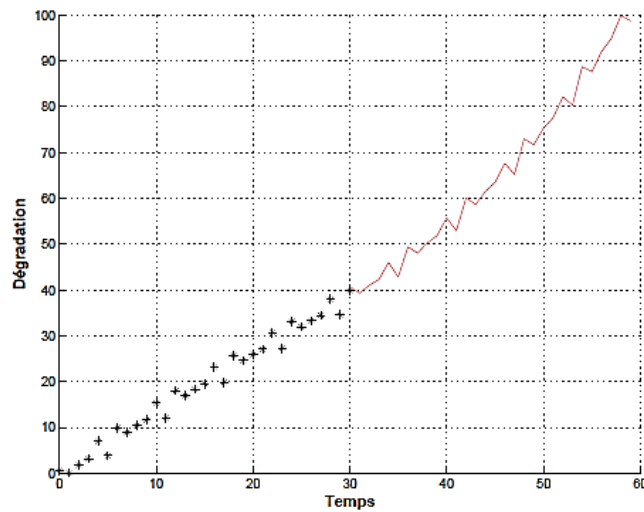


Figure 1. 16: Exemple de pronostic à base d'apprentissage [47].

Les méthodes de pronostic dans ces modèles s'appuient sur les estimations, à savoir l'estimation d'état et l'estimation du paramètre, ces techniques dont l'objectif d'évaluer en ligne l'état de défaillance (dégradation) du système. Les caractéristiques des paramètres d'estimation doivent être accessibles et mesurables, pour que les paramètres soient considérés comme indicateurs de dégradation (vieillessement). Les indicateurs de vieillissement sont des outils de calcul de la durée de vie résiduelle (prédiction des défaillances) [46]. Les techniques d'obtention des paramètres estimateurs sont les observations en ligne obtenues par les capteurs et les historiques de pannes (défaillances) obtenues par l'identification des motifs. L'identification s'appuie sur l'utilisation des réseaux de neurones (techniques d'apprentissages) ou la détermination des paramètres d'estimation classiques à titre d'exemple le filtre de Kalman.

- **Estimation d'état et de paramètres**

La prédiction de certains comportements d'un paramètre concernant l'état de défaillance (dégradation), elle nécessite l'utilisation des approches de pronostic par estimateur d'état de vieillissement (dégradation) du système. L'objectif clé de la prédiction est d'optimiser le résidu entre les mesures obtenues du paramètre et le modèle référence, les mesures sont obtenues par les capteurs dans des instants donnés.

La technique de pronostic n'a aucune connaissance sur la nature physique du système, cependant il se base sur l'analyse du comportement selon des lois mathématiques. D'où la nécessité d'utilisation des approches classiques pour prédire les mesures du paramètre à pronostiquer, la prédiction est obtenue à partir des données précédentes d'une manière automatique grâce à des fonctions d'interpolations. À titre d'exemple, pour calculer une prédiction sur un certain paramètre à un instant $n+1$, sa fonction d'interpolation est obtenue à partir l'instant précédent n selon la formule mathématique suivante :

$$f(n + 1) = f(n) + f'(n)t + \frac{1}{2}f''(n)t^2 \quad (I.6)$$

avec :

- $f(n)$: la mesure d'un paramètre à l'instant n du système considéré,
- t : la différence entre deux dates de mesure,

La prédiction se base sur deux points essentiels sont la date de mesure précédente et l'équation dynamique. Le pronostic adaptatif est obtenu grâce la technique du paramètre estimateur. Le rôle du filtre de Kalman est la minimisation du résidu entre les informations observées par les capteurs et le modèle de pronostic, cette minimisation aboutit à une prédiction efficace du comportement à l'horizon d'un paramètre.

- Méthodes d'apprentissage

Les fonctions d'extrapolations tangentielles ne considèrent aucune autre mesure des paramètres concernant le système à pronostiquer. Généralement, elles se basent sur de fortes hypothèses à propos du système considéré, ces fonctions d'extrapolations tangentielles peuvent être non précises grâce à l'écart entre les mesures et le modèle. Afin d'éviter ce problème d'imprécision, il faut enrichir les fonctions d'extrapolations tangentielles f par l'utilisation des outils d'apprentissage. Un historique des données (mesures) permet de prédire le comportement du système dégradé à l'aide des fonctions d'apprentissage utilisées. La technique d'apprentissage infère des outils et des lois généraux basés sur un système expert, ce dernier a la capacité d'associer à chaque mesure la dégradation du paramètre envisagé du système. L'association appelée « mesure-dégradation » est un certain étiquetage des informations (données) sur le paramètre du système. Les outils et des lois appris sont utilisés pour l'observation des nouvelles mesures. Certains modes de défaillance se déterminent à l'aide d'un historique des données (mesures), cet historique se réfère par suite dans l'étape d'estimation dont l'objectif est de détecter un paramètre dans certains modes. Il existe deux grandes familles de techniques d'apprentissage sont :

- *Les techniques statistiques* : ces techniques s'appuient sur l'idée d'apprentissage de classification statistique à savoir l'analyse en composantes principales ou les machines à vecteurs de support. L'idée principale est la détermination des sous-espaces dans un seul espace vectoriel, ces sous-espaces représentent les données (mesures) du système [51]. Pendant l'étape d'estimation, la mesure du paramètre est observée. Ensuite, elle se situe à l'aide du sous-espace vectoriel, donc chaque paramètre est associé à un certain mode de dégradation spécifié.
- *les réseaux de neurones* : ces techniques réalisent les fonctions d'estimations à l'aide de réseaux de neurones qui modélisent le comportement d'un paramètre d'une manière progressive jusqu'à la défaillance totale du système [52]. La technique d'apprentissage s'intéresse à l'ajustement des coefficients (poids) et les seuils des neurones, le but est d'arriver à des prédictions désirées dans les sorties du réseau de neurones. Ensuite, ce dernier s'utilise pour la prédiction d'évolution des paramètres à l'aide de la maîtrise de sa dégradation, la prédiction se fait dans des conditions fonctionnelles (opérationnelles) similaires.

I.4.2.3. Approche à base de modèles

Au sommet de la pyramide se situent les approches à base de modèles. Ces techniques ont une grande précision pour pronostiquer un système, car elles s'appuient sur une profonde connaissance à propos du système en pronostic.

- **Modèle physique**

Le modèle physique permet, d'une part, d'observer sur la nature réelle et physique du système à savoir les conditions fonctionnelles environnementales comme la température, la pression, les vibrations, l'humidité, la corrosion, etc. à l'aide des capteurs et des sondes positionnées au niveau de plusieurs points sur le système à pronostiquer, et d'autre part, de retourner. Cette bijection s'exploite un modèle qui permet d'associer les causes à ces observations [25, 53, 54].

Le pronostic basé sur les modèles est une méthode classique dont l'objectif est la modélisation complète au niveau technique des modes de défaillances d'un composant à pronostiquer. Les modes de défaillances sont les effets par lesquels les défaillances sont observées. Les composants mécaniques et électriques sont modélisables à base leurs cycles de fatigue selon une modélisation des dommages accumulés. Cette technique permet de donner le nombre de cycles restants avant la défaillance du système à l'aide la modélisation de l'impact des contraintes opérationnelles et environnementales. Les dommages (causes) et la défaillance (effet) sont modélisés et liés par une équation mathématique générique. Le modèle utilisé s'agit d'un modèle de dommage continu, il se représente par un système d'équations dont le but est d'intervenir les contraintes opérationnelles et environnementales [55, 56].

Dans [57], un exemple de la méthode basée sur le modèle physique est appliquée sur une boîte de vitesse. Les auteurs ont utilisé un estimateur statistique physique pour maîtriser la propagation de la fissuration au niveau des dents. Le phénomène de fissuration est provoqué par un dommage accumulé au cours de fonctionnement du moteur (les cycles de fatigue). Le dommage et le nombre de cycles jusqu'à l'amorçage de la fissure sont exprimés par la loi mathématique de Miner suivante :

$$Dommages = \left(\frac{n}{N_f}\right)^r \tag{I.7}$$

avec :

- n représente les cycles effectués,
- r représente un paramètre non linéaire en fonction du dommage,
- N_f est le nombre de cycles effectués avant l'amorçage de la fissure.

La fissure dans le système considéré (boîte de vitesse) est amorcée pour une valeur de dommage supérieure à 1 (Dommage >1). Par suite, l'instant de défaillance du système considéré (boîte de vitesse) est prédit à l'aide d'une équation différentielle, cette technique est basée sur un estimateur qui suit l'évolution du craquage par rapport à N_f . Un exemple, selon ce modèle précédent, est illustré dans la **figure 1.17**. Une fissure se propage dans un ressort de suspension non mesurable au terme de dégradation. Donc, l'objectif est de prédire son état de santé et de suivre sa dégradation selon la nature de route [59].

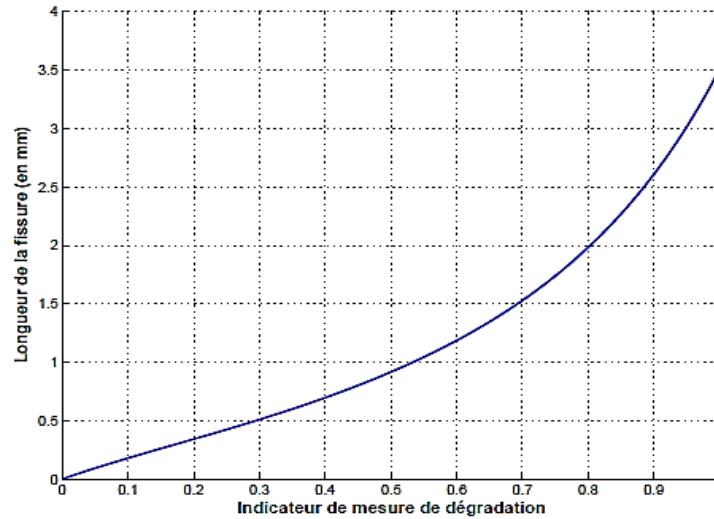


Figure 1. 17: Longueur de la fissure vs indicateur de dégradation.

Dans [45], les auteurs ont travaillé sur composants électriques, ils ont élaboré une estimation d'un paramètre de consommation de vie dans différentes conditions anormales de vibration et de température. Une règle permet de modéliser l'accumulation du dommage, si le cumul est supérieur à 1, une défaillance apparaîtra par analogie avec l'exemple de la boîte à vitesse. La modélisation du paramètre environnemental (température du composant) est établie par une équation qui est obtenue à partir la loi de Coffin-Manson. Elle permet de calculer le nombre de cycles restants avant la défaillance totale du composant.

$$N_f = \frac{1}{2} \left(\frac{\Delta W}{2\varepsilon_f} \right)^{\frac{1}{c}} \quad (I.8)$$

avec

- N_f est le nombre de cycles effectués avant l'amorçage de la fissure.
- $2\varepsilon_f$ représente le paramètre de ductilité de fatigue,
- c représente l'exposant de ductilité de fatigue,
- ΔW correspond à la densité d'énergie envisagée à la tension cyclique maximale.

Ensuite, la prédiction de défaillance d'un composant est décidée selon un critère, ce dernier est lié au nombre total de cycles et le nombre de cycles de fonctionnements qui provoquent la défaillance par considération un seuil de stress en cas de défaillance :

$$\sum_i \frac{n_i}{N_i} \geq 1 \quad (\text{I.9})$$

avec:

- n_i représente le nombre de cycles de fonctionnement,
- N_i représente le cumul de cycles qui provoquaient la défaillance de stress S_i .

Si le stress est provoqué par le phénomène vibratoire, la modélisation de fatigue des composants peut aussi se faire par une équation mathématique, elle permet de déterminer le nombre de cycles opérationnels jusqu'à la défaillance à l'aide de la formule d'évaluation de dommage suivante :

$$S \cdot N_f = Cst \quad (\text{I.10})$$

avec:

- S signifie le facteur de stress, ce paramètre est lié au phénomène vibratoire qui dépend des propriétés des matériaux du cordon de soudure,
- Cst représente la constante lié au matériau en étude,
- N_f représente le nombre total de cycles effectuée jusqu'à la défaillance.

La sévérité de défaillance conduit à une estimation de la durée de vie restante des matériels (composants électriques) à pronostiquer.

- **Modèle de simulation**

Dans [59], les auteurs ont développé un modèle de simulation, ce dernier est un modèle qui relie chaque cause de dommage à la performance envisagée du système à pronostiquer. La simulation du modèle se base sur l'historique des observations prélevées à l'aide des capteurs, dont l'objectif est l'élaboration des tendances et la prédiction du comportement à l'horizon du système.

- **Modèle à événements discrets**

Les travaux de pronostic effectués par ce modèle sont rares, et aussi avec le modèle à événements continus. On se base sur un modèle envisagé par une connaissance sur la nature physique du comportement et les données observées sur le système. La modélisation du comportement du système se fait à base d'un système de transition :

$$G = (X, T, \Sigma, x_0) \quad (\text{I.11})$$

avec :

- X représente l'ensemble d'états,
- T représente l'ensemble de transitions,
- Σ représente l'ensemble d'événements,
- x_0 représente l'état initial du système à pronostiquer.

L'objectif de ce modèle est de vérifier la signification d'évènement (évènement critique ou faute) du SED (Système à Evènements Discrets), il est toujours prédictible à l'aide des observations élémentaires du système. Le concept de prédictibilité est cité et analysé dans plusieurs applications à savoir les SED dans [60].

I.5. Coût de la maintenance

La défaillance d'un composant ou d'un système engendre des charges indirectes sur la totalité des services dans un processus industriel. Le coût direct évolue selon une loi exponentielle, il est dû à la nécessité à la mise en service d'un système, d'un mauvais montage un changement répétitif (**Figure 1.18**), ce type des coûts, plus au moins, ils sont maîtrisables [61]. Par contre, les coûts indirects sont difficiles à maîtriser, car ils sont liés à des effets sur d'autres fonctions de service industriel (**Figure 1.19**). D'où l'existence de plusieurs stratégies de maintenance.

La **figure 1.20** illustre la fonction coût de maintenance, ce coût rassemble un ensemble des coûts à savoir les coûts du personnel, les pièces de rechange (pièces de remplacement), les équipements et les moyens de réparation, le contrôle et le test des composants, la logistique (transport et manutention), le réapprovisionnement, le système informatique, la formation du personnel, les pertes dues au temps d'arrêt (préventifs ou correctifs). Ceci est une prise de décision pour une stratégie corrective et préventive.

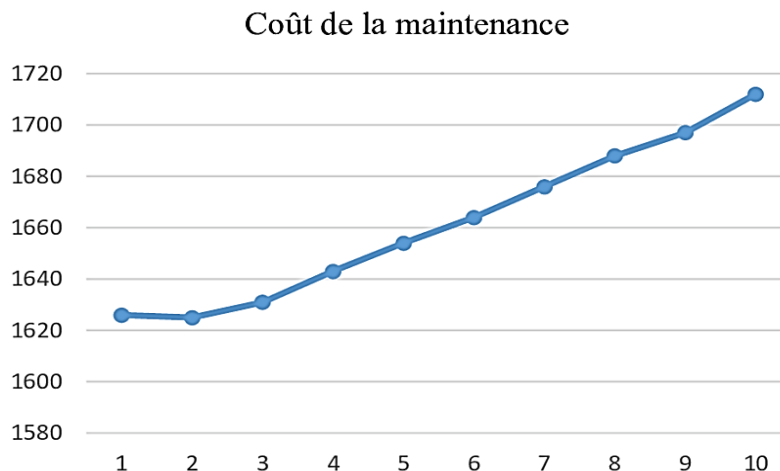


Figure 1. 18: Coût de la maintenance.

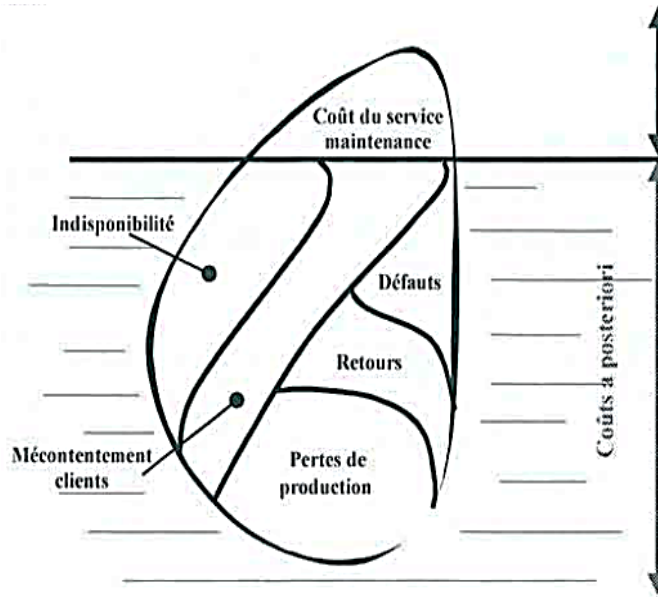


Figure 1. 19: Coût de la non-maintenance.

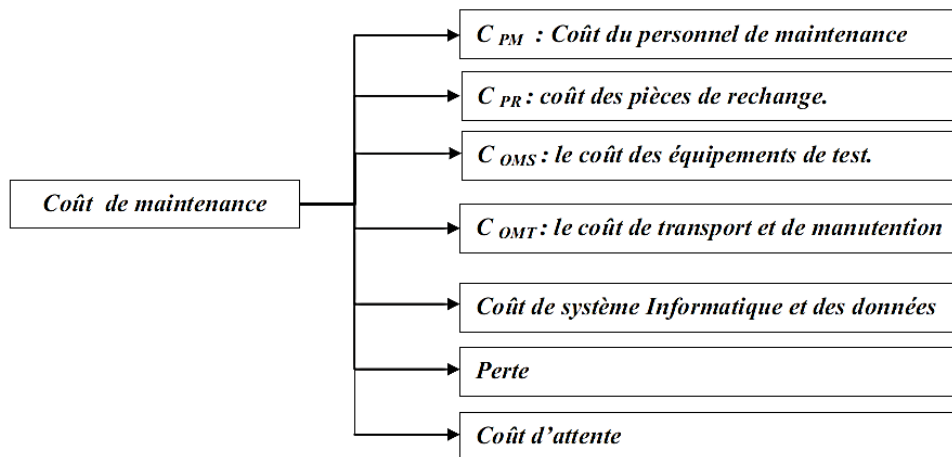


Figure 1. 20: Structure de la fonction coût de maintenance.

Pour la maintenance corrective, son objectif est de bien maîtriser la réparation, donc le stockage d'une grande quantité de pièces de rechange est primordial afin d'éviter toute sorte de discontinuité de production, ce qui engendre des coûts directs et indirects très élevés. Dans ce cas, le service de maintenance recommande de mettre en place une maintenance préventive. Au premier lieu, la maintenance systématique est une stratégie de maintenance programmée, la fonctionnalité des systèmes peut être assurée ou non, car ils peuvent tomber en panne avant la date prévue par la loi de modélisation. Donc, son objectif est de bien maîtriser la réparation, la tendance de cette stratégie de maintenance est l'optimisation du stock de pièces de rechange. Cependant, les défaillances manifestant avant l'instant de remplacement à l'aide d'un calcul statistique engendrent encore des coûts. Autrement, puisque la date remplacement est large, elle augmente le nombre des pièces de rechange remplacées, ce qui engendre des coûts élevés

difficiles à imputer. Généralement, les couts sont donc optimisés d'une manière légère à l'aide de la diminution de pertes par rapport à la maintenance corrective, cependant ils ne sont pas encore optimisés. Pour cela, la programmation quasi-totale des interventions doit être prise en considération pour largement minimiser les couts, d'où la maintenance conditionnelle. La stratégie de la maintenance conditionnelle se base sur la localisation des pannes, ensuite une réduction du temps d'intervention est assurée. La réduction est due à l'optimisation des entretiens, de réparation et des délais techniques par rapport à la maintenance systématique.

Dans la maintenance prévisionnelle, les coûts de pertes au niveau production sont largement inférieurs à ceux de la stratégie conditionnelle, cette optimisation due à la technique de diagnostic et de pronostic envisagée qui permet de minimiser les défaillances totales. L'objectif de la maintenance prévisionnelle est de mettre en œuvre un processus de surveillance dont le rôle est l'intervention directe sur les systèmes et les équipements dans un temps minimal. La maintenance prévisionnelle s'appuie sur l'assistance pour la localisation qui garantit la réduction du temps d'intervention à l'aide le diagnostic des mécanismes de dégradation et le pronostic des défaillances.

Donc, une diminution des coûts d'interventions est garantie par rapport à la stratégie conditionnelle, car la mise en place d'un outil de surveillance permet d'assister les interventions en très bonne qualité. Finalement, l'optimisation des couts de la maintenance est atteinte à l'aide du diagnostic des causes et le pronostic des effets.

Suite à ce cheminement, nous venons justifier l'importante de la minimisation des couts de la maintenance des équipements et les systèmes, la minimisation des couts directs et indirects exigent une diminution des temps d'indisponibilités (temps d'arrêt) qui provoque des pertes importantes. D'où la maintenance prévisionnelle qui permet d'éviter le gaspillage des temps d'intervention, car elle permet de minimiser plus par rapport aux autres stratégies le temps d'indisponibilité à l'aide de système de surveillance de diagnostic et de pronostic de la dégradation.

Le **tableau 1.1** illustre clairement les avantages et les inconvénients entre les différentes stratégies de la maintenance. Concernant la maintenance prévisionnelle, elle contribue au diagnostic des causes et au pronostic des effets à l'aide des paramètres de surveillance, ce qui réduire le cout des interventions d'une manière considérable, assure la fonctionnalité des systèmes et augmente la disponibilité et la fiabilité par l'élimination des activités des interventions inutiles.

Tableau 1. 1: Points forts et points faibles des stratégies de maintenance.

<i>Stratégie de maintenance</i>	<i>Avantage</i>	<i>Inconvénient</i>
Maintenance corrective	-Equipements pas tout le temps entretenus -Aucun coût lié à la maintenance	-Risque élevé de défaillance -Arrêt de production élevé -Coût élevé de pièce de rechange -Travail supplémentaire -Risque élevé au niveau de la sécurité
Maintenance systématique	-Moins de pannes catastrophiques -Gestion maîtrisée des coûts de maintenance -Taux de défaillance réduit	-Equipements entretenus même en absence de pannes -Risque de dégradation des équipements durant la maintenance -Risque élevé de pannes imprévues
Maintenance préventive	-Réduction de pannes imprévues -Pièces de rechange commandées en cas de besoin -Maintenance effectuée au moment opportun -Durée de vie prolongée	-Coût d'investissement élevé

I.7. Conclusion

L'optimisation des coûts de la maintenance est un enjeu qui nécessite l'intégration de la maintenance prédictive dans le secteur industriel, la clef de cette stratégie est la technique de pronostic, cette technique permet de superviser un système complexe à l'aide d'une fonction qui consiste à analyser et surveiller avec une précision l'état de santé du système. Le système complexe s'agit d'un ensemble de composants généralement hétérogène, les informations disponibles sur chaque composant sont la base sur laquelle les méthodes de pronostic s'appuient. Plusieurs approches doivent être instaurées pour élaborer la surveillance et l'analyse de l'état futur de chaque composant. concernant les parties les plus critiques du système, il est mieux d'avoir des techniques très précises, mais pour les autres parties dans le cas où les capteurs ne sont pas disponibles, la seule technique disponible est l'expérimentation (analyse statistique, étude de fiabilité). Les modèles physiques sont difficiles à élaborer, mais ils restent les plus précis [61].

I.6. Discussion et orientation du travail de recherche

Dans le contexte de la maintenance prédictive, les données disponibles sur l'état de santé d'un système/composant qui sera étudié et sa projection dans l'horizon sont la base pour viser le service de maintenance sur les actions à effectuer. Cette mise en exploitation des données rend

les approches de diagnostic et de pronostic possible. En effet, nous avons choisi, au premier lieu, d'orienter notre travail de recherche vers le pronostic d'un composant (niveau local) que nous jugeons le plus critique selon une démarche de diagnostic. Cette technique permet de viser l'élément défaillant et modéliser le comportement de la dégradation envisagée. Ensuite, une projection d'une approche globale sur un système globale par la modélisation comportementale de sa dégradation. L'approche de diagnostic/pronostic que nous avons instauré dans notre cas est justifiée par les critères suivants :

- Problème d'accessibilité au composant à étudier,
- Difficulté de disposition d'une connaissance claire sur les dégradations,
- Difficulté d'avoir un historique complet sur les systèmes complexes,
- Insuffisance d'expérimentations pour un déploiement d'une approche statistique plus significative à cause de la grande variabilité de conditions opérationnelles et de défaillance,
- Difficulté d'élaborer un modèle générique qui peut modéliser toutes les dégradations des composants envisagés.

Par conséquent, nous avons considéré des hypothèses majeures dans nos travaux à savoir :

- La progressivité de la défaillance : nous n'avons considéré que la dégradation au niveau de la performance de la fonction du composant/système, c'est-à-dire la dégradation au niveau global. Cette hypothèse permet de se limiter juste à l'état de santé du composant/système considéré.
- La disponibilité des données : nous avons supposé que les informations disponibles sont capables d'élaborer le modèle descriptif du comportement,
- La disponibilité d'instrumentations (mesures) : sur le composant/système est suffisante, car la détermination d'un indicateur de dégradation est coûteux,
- Les actions de la maintenance ne sont pas prises en considérations pendant le pronostic,
- Le formalisme du modèle décrivant le comportement est possible.

Le chapitre suivant vise à diagnostiquer un composant critique d'un système à l'aide des approches qualitatives et quantitatives. Ensuite, un processus de pronostic sera envisagé pour décrire le comportement de dégradation, afin de mettre en place des actions maintenance avant que la défaillance soit produite.

Références

- [1]. A. Villemur, « Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels : Fiabilité, Facteurs humains, Informatisation », Eyrolles, Paris, 1988.
- [2]. M. Combacau, « Commande et surveillance des systèmes à événements discrets complexes : application aux ateliers flexibles ». PhD thesis, Université de Toulouse 3, 1991.
- [3]. A. Toguyeni, « Surveillance et diagnostic en ligne dans les ateliers flexibles de l'industrie manufacturière ». PhD thesis, Université des Sciences et Technologies de Lille, 1992.
- [4]. R. Zemouri, « Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance ». PhD thesis, Université de Franche-Comté, 2003.
- [5]. A. Philippot, « Contribution au diagnostic décentralisé des systèmes à événements discrets : Application aux systèmes manufacturiers ». PhD thesis, Université de Reims-Champagne Ardenne, 2006.
- [6]. H. Derbel, « Diagnostic à base de modèles des systèmes temporisés et d'une sous-classe de systèmes dynamiques hybrides ». PhD thesis, Université Joseph-Fourier-Grenoble-I, 2009.
- [7]. P. Ribot, « Vers l'intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes ». Automatique / Robotique. Université Paul Sabatier-Toulouse III, 2009. Français.
- [8]. J. Gertler, "Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems", Marcel Dekker, 1998.
- [9]. G. Zwingelstein, « Diagnostic des défaillances : Théorie et pratique pour les systèmes industriels », Hermes, 1995.
- [10]. K. Goh, B. Tjahjono, T. Baines and S. Subramaniam, "A Review of Research in Manufacturing Prognostics", proceedings of Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Informatics, New York, 2006, pages 417-422.
- [11]. T. Brotherton, G. Jahns, J. Jacobs and D. Wroblewski, "Prognosis of Faults in Gas Turbine Engines", proceedings of IEEE Aerospace Conference Proceedings, vol. 6, Big Sky, MT, USA, 2000, pages 163-171.
- [12]. A. Helle, "Prognostics of Industrial Machinery Availability", Maintenance, Condition Monitoring and Diagnostics, 2006.

-
- [13]. H. Pusey, "Turbo machinery condition monitoring and failure prognosis", *Sound & Vibration*, vol.41, pp.10-15, 2007.
- [14]. F. Ly, « Contribution par la surveillance prédictive indirecte à l'optimisation de la maintenance dans les systèmes flexibles de production manufacturière ». PhD thesis, Université des Sciences et Technologies de Lille, 1999.
- [15]. AFNOR, « Maintenance - Concepts et définitions des activités de maintenance », Norme NF X 60-010, Association Française de Normalisation, 28 pages, 1994.
- [16]. M.C. Carnero, "Selection of diagnostic techniques and instrumentation in a predictive maintenance program. A case study", *Decision Support Systems*, vol.38 :pp. 539-555, 2003
- [17]. M. C. Garcia, M. A. Sanz-Bobi, and J. del Pico, "Intelligent System for Predictive Maintenance Application to the health condition monitoring of a windturbine gearbox", *Computers in Industry*, vol. 57 :pp. 552 – 568, 2006.
- [18]. Z. Simeu-Abazi and Z. Bouredji, "Monitoring and predictive maintenance: Modeling and analysis of fault latency", *Computers in Industry*, vol.57 :pp. 504 – 515, 2006
- [19]. A. Muller, « Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formation d'un processus de pronostic », PhD thesis, Université Henri Poincaré, 2005.
- [20]. B. Cart and V. Gosseaume and F. Kogut-Kubiak and M-H. Toutin, « La maintenance industrielle. Une fonction en évolution, des emplois en mutation », Centre d'Etudes et Recherche sur les Qualifications. Bref n°174, Avril 2001.
- [21]. C. Hohmann, « Techniques de productivité », 2009.
- [22]. A. Jardine, D. Lin and D. Banjevic, "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance", *Mechanical systems and signal processing*, vol. 20, no. 7, 2006, pages 1483–1510.
- [23]. B. Buchanan and E. Shortliffe, "Rule Based Expert Systems : The Mycin Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project", Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 1984.
- [24]. P. Jackson, "Introduction to Expert Systems", Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, USA, 1998.
- [25]. R. Valentin, M. Osterman and B. Newman, "Remaining Life Assessment of Aging Electronics in Avionic Applications", proceedings of Annual Reliability and Maintainability Symposium, 2003, pages 313-318.

-
- [26]. G. Zwingelstein, « Diagnostic des défaillances : Théorie et pratique pour les systèmes industriels », Hermes, 1995.
- [27]. J. Aguilar-Martin, “Knowledge-based supervision and diagnosis of complex process”, proceedings of IEEE International Symposium on Intelligent Control, Intelligent Systems and Semiotics (ISI’99), Cambridge, USA, 1999, pages 225–230.
- [28]. S. Lolas, O. Olatunbosun, D. Steward, and J. Buckingham, “Fuzzy Logic Knowledge Base Construction for a Reliability Improvement Expert System”, In World Congress on Engineering, pages 132-137, 2007.
- [29]. M. Fouladirad and I. Nikiforov, “Optimal statistical fault detection with nuisance parameters”, proceedings of the American Control Conference, Denver, Colorado, USA, 2003.
- [30]. B. Dubuisson, « Diagnostic et reconnaissance de formes », Hermes, 1990.
- [31]. V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, S. Kavuri and K. Yin, “A review of process fault detection and diagnosis - Part III : Process history based methods”, Computers and Chemical Engineering, vol. 27, 2003, pages 327–346.
- [32]. T. Kempowsky, “Surveillance de procédés à base de méthodes de classification : conception d’un outil d’aide pour la détection et le diagnostic des défaillances”, PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées, Toulouse, 2004.
- [33]. H. Hernandez De Leon, “Supervision et diagnostic des procédés de production d’eau potable”, PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées, Toulouse, 2006.
- [34]. R. Fellouah, “Contribution au diagnostic de pannes pour les systèmes différentiellement plats”, PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2007.
- [35]. C. I. Narvaez, “Diagnostic par techniques d’apprentissage floues : concept d’une méthode de validation et d’optimisation des partitions”, PhD thesis, Université Paul Sabatier, Toulouse, 2007.
- [36]. L. Zadeh, “Fuzzy Sets”, Information and Control, vol. 8, no. 3, 1965, pages 338–353.
- [37]. T. Takagi and M. Sugeno, “Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control”, proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, vol. 15, 1985, pages 116–132.
- [38]. S. Engel, B. Gilmartin, K. Bongort and A. Hess, “Prognostics, The Real Issues Involved With Predicting Life Remaining”, proceedings of IEEE Aerospace Conference, vol. 6, USA, 2000, pages 457-469.

-
- [39]. M. Lebold and M. Thurston, "Open Standards for Condition-Based Maintenance and Prognostic Systems", proceedings of Maintenance and Reliability Conference, 2001.
- [40]. K. Keller, "Health management technology integration", proceedings of the 18th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX-07), Nashville, USA, May 2007.
- [41]. L. Kirkland, T. Pombo, K. Nelson and F. Berghout, "Avionics Health Management : Searching for the Prognostics Grail", proceedings of IEEE Aerospace Conference, vol. 5, March 6-13 2004, pages 3448-3454.
- [42]. C. Byington, P. Kalgren, B. Dunkin and B. Donovan, "Advanced Diagnostic/ Prognostic Reasoning and Evidence Transformation Techniques for Improved Avionics Maintenance", proceedings of IEEE Aerospace Conference Proceedings, vol. 5, 6-13 March 2004, pages 3424-3434.
- [43]. F. Camci, G. Valentine and K. Navarra, "Methodologies for Integration of PHM Systems with Maintenance Data", proceedings of IEEE Aerospace Conference Proceedings, 3-10 March 2007.
- [44]. T. Brotherton, G. Jahns, J. Jacobs and D. Wroblewski, "Prognosis of Faults in Gas Turbine Engines", proceedings of IEEE Aerospace Conference Proceedings, vol. 6, Big Sky, MT, USA, 2000, pages 163-171.
- [45]. S. Ghelam, Z. Simeu-Abazi, J.-P. Derain, C. Feuillebois, S. Vallet and M. Glade, "Integration of Health Monitoring in the Avionics Maintenance System", proceedings of 6th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Process (SAFEPROCESS), Beijing, China P.R., 2006, pages 1519-1524.
- [46]. M. Roemer, C. Byington, G. Kacprzyński and G. Vachtsevanos, "An Overview of Selected Prognostic Technologies with Reference to an Integrated PHM Architecture", proceedings of the First International Forum on Integrated System Health Engineering and Management in Aerospace, 2005.
- [47]. M. Schwabacher and K. Goebel, "A survey of Artificial Intelligence for Prognostics", proceedings of AAAI Fall Symposium, 2007.
- [48]. H. Berenji and Y. Wang, "Case-Based Reasoning for Fault Diagnosis and Prognosis", proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems, July 2006, pages 1316-1321.
- [49]. A. Kaufman, D. Grouchko and R. Cruon, « Modèles mathématiques pour l'étude de la fiabilité des systèmes », 1975.

-
- [50]. S. Ferreiro and A. Arnaiz, "Prognosis Based on Probabilistic Models and Reliability Analysis to improve aircraft maintenance", proceedings of the International Conference on Prognostics and Health Management, PHM'08, Denver, USA, 2008.
- [51]. B. Samanta and C. Nataraja, "Prognostics of machine condition using soft computing", Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, vol. 24, no. 6, 2008, pages 816–823.
- [52]. P. Wang and G. Vachtsevanos, "Fault prognosis using dynamic wavelet neural networks", proceedings of AAI Symposium, Palo, Alto, March 22-24 1999
- [53]. L. Kirkland, T. Pombo, K. Nelson and F. Berghout, "Avionics Health Management: Searching for the Prognostics Grail", proceedings of IEEE Aerospace Conference, vol. 5, March 6-13 2004, pages 3448-3454.
- [54]. G. Vachtsevanos, F. L. Lewis, M. Roemer, A. Hess and B. Wu, "Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems", Wiley, 2006.
- [55]. D. Humphrey, W. Schawlee, P. Sandborn and D. Lorenson, "Utilization Life of Electronic Systems - Aging avionics usable life and wear-out issues", proceedings of World Aviation Congress, Phoenix, AZ, USA, November 2002.
- [56]. C. Wilkinson, D. Humphrey, B. Vermeire and J. Houston, "Prognostic and Health Management for Avionics", IEEE Aerospace Conference Proceedings, vol. 5, 2004, pages 3435-3446.
- [57]. C. Byington, M. Roemer and T. Galie, "Prognostic Enhancements to Diagnostic Systems for Improved Condition-Based Maintenance", proceedings of IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2002, pages 2815-2824.
- [58]. J. Luo, K.R. Pattipati, L. Qiao and S. Chigusa, "Model-Based Prognostic Techniques Applied to a Suspension System", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans, 38(5):1156-1168. 2008.
- [59]. G. Biswas and E. Manders, "Integrated systems health management to achieve in complex systems", proceedings of 6th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Process (SAFEPROCESS), Beijing, China P.R., 2006, pages 1207-1212.
- [60]. X. CAO, "The predictability of discrete event systems", IEEE Transactions Automatic Control, vol. 34, no. 11, 1989, pages 1168–1171.
- [61]. J.B. LEGER, « Contribution Méthodologique à la Maintenance Prévisionnelle des Systèmes Industriels de Production : Proposition d'un Cadre Formel de Modélisation », Thèses, Faculté des Sciences de l'Université Henri Poincaré, 1999.

CHAPITRE.II :

**MODELE DE DIAGNOSTIC ET DE PRONOSTIC
POUR UN SYSTEME DE GUIDAGE D'UN FOUR A
MICRO-ONDES SUBIT A UNE DEGRADATION**

Résumé

Dans cette partie, nous proposons un modèle de diagnostic et de pronostic pour estimer la durée de vie utile restante (RUL) avant la défaillance d'un palier d'usure de guidage en rotation des arbres dans un four à micro-ondes. La tâche s'agit d'établir un modèle de dégradation par usure envisagée lors du fonctionnement en fonction du temps. L'approche proposée est basée principalement sur le modèle de comportement du système dans des conditions de travail prédéfinies. La première phase consiste à utiliser toutes les informations disponibles sur le système de guidage (propriétés des matériaux, propriétés mécaniques, environnement d'exploitation ...) en développant un brainstorming pour faire un diagnostic soigneux de la défaillance considérée. Chaque facteur d'influence, suivi d'un calcul des contraintes appliquées dans la surface de contact, ce calcul est basé sur une étude tribologique. La deuxième phase consiste à établir un modèle empirique de dégradation basé sur le calcul du taux d'usure, ce modèle nous aide à prévoir la durée de vie utile restante (RUL) du palier d'usure avant défaillance, afin d'aider le responsable de la maintenance à prendre l'action d'intervention avant la défaillance. La troisième partie consiste à proposer des solutions constructives réalisables, adaptées aux conditions de fonctionnement (frottement, pression, température ...) pour améliorer la durée de vie.

Mots clés :

- ✓ Diagnostic,
- ✓ Pronostic,
- ✓ Dégradation,
- ✓ Durée de vie résiduelle,
- ✓ Palier d'usure.

Abstract

In this part, we provide a diagnostic and prognostic model to estimate the Remaining Useful Life (RUL) before the failure of a rotating shaft guide wear bearing in a microwave oven. The task is to establish a model of degradation by wear envisaged during the operation as a function of time. The proposed approach is based mainly on the behavior model of the system under predefined working conditions. The first phase consists in using all the information available on the guidance system (material properties, mechanical properties, operating environment, etc.) by developing brainstorming to make a careful diagnosis of the failure considered. Each influence factor, followed by a calculation of the stresses applied in the contact surface, this calculation is based on a tribological study. The second phase is to establish an empirical degradation model based on the calculation of the wear rate, this model helps us to predict the remaining useful life (RUL) of the wear bearing before failure, in order to help the manager maintenance to take the intervention action before the failure. The third part consists in proposing feasible constructive solutions, adapted to the operating conditions (friction, pressure, temperature ...) to improve the service life.

Keywords:

- ✓ Diagnostic,
- ✓ Prognostic,
- ✓ Degradation,
- ✓ Remaining useful life,
- ✓ Wear bearing.

II.1. Introduction

Selon les experts en fiabilité, tous les systèmes et les composants en fonctionnement évoluent physiquement dans le temps, avec un comportement dégradé. Le comportement dégradé se traduit par un type de maintenance stratégique et prédictive, qui varie selon différents critères (sécurité de fonctionnement, coût, environnement de travail ...). Par conséquent, il est essentiel que le responsable de maintenance établisse un système prédictif basé sur des données d'interpolation. Cette évaluation prédictive lui permettra de choisir le plan d'action à mettre en œuvre avant la défaillance du système [1].

Dans [2] et [3], la durée de vie utile restante d'un palier de guidage avec un défaut détecté peut être supérieure à sa durée de vie L_{10} , qui est la vie à 90% de fiabilité. Pour cela, le pronostic est un point clé pour un fonctionnement efficace, tant que chaque type de défaillance fait en sorte qu'un signal vibratoire diffère dans la fréquence de vibration [4] et que l'analyse des vibrations est considérée comme la méthode la plus fiable pour détecter la défaillance d'un roulement [5, 6]. Cette action de prédiction est essentiellement basée sur le processus pronostique, qui vise à prédire l'état futur d'un système avant que les défaillances ne se produisent. Ainsi, l'estimation de la durée de vie utile restante est considérée comme un point central du scénario [7].

Notre méthode adoptée consiste à générer un modèle de comportement du système, basé sur des équations et des lois empiriques de la tribologie (HOLMA, ARCHARD et BOUSSINESQ ...). Il traite le cas des paliers d'usure surveillés pendant le temps de fonctionnement. L'objectif est d'estimer la durée de vie utile restante (RUL) avant que la défaillance de l'ensemble du système de guidage ne soit produite.

II.2. Application du diagnostic sur un palier d'usure

II.2.1. Introduction à la problématique

Le four à micro-ondes (**Figure 2.1**) est un système essentiel dans le processus de conditionnement du sucre à la sucrerie COSUMAR, ce four est utilisé pour solidifier les pains de sucre entrants en créant un champ magnétique à l'intérieur pendant une période de temps, appelée le temps de solidification.



Figure 2. 1 Four à micro-ondes.

II.2.2. Modélisation du four à micro-ondes avec un diagramme de cas d'utilisation

Le but de ce diagramme (**Figure 2.2**) est de montrer les fonctionnalités offertes par un système en identifiant les services qu'il fournit, il permet donc de modéliser des exigences d'un point de vue complémentaire à celui présenté par le diagramme d'exigences. L'énoncé d'un cas d'utilisation doit être non technologique, car il est défini en termes de résultats attendus [8 ; 9].

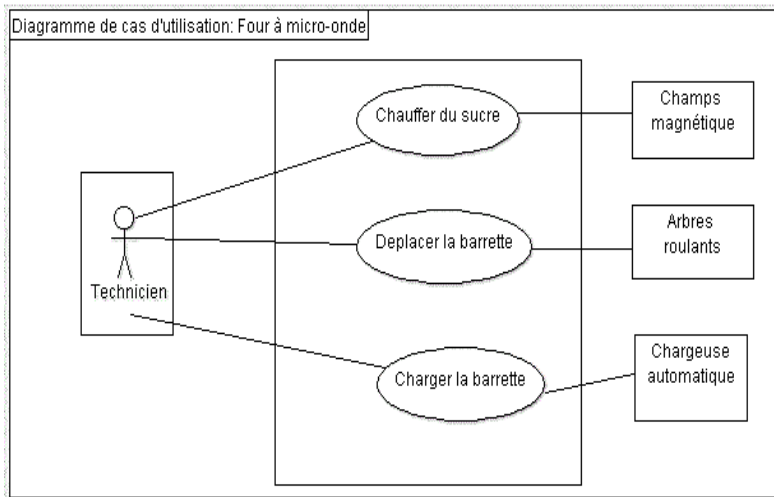


Figure 2. 2: Diagramme de cas d'utilisation du four à micro-ondes.

Le contrôleur/technicien du four à micro-ondes a pour rôle de suivre à l'aide d'un automate, trois étapes essentielles pour une meilleure qualité du produit (sucre solidifié) :

- Chauffage du sucre : la fonction du four à micro-ondes est de solidifier le sucre à une température de 160 °C basée sur la création d'un champ magnétique à l'intérieur.
- Déplacement de la barrette : La fonction est assurée par des arbres guidés en rotations.

-
- Chargement de la barrette : les pains de sucre se chargent par une chargeuse automatique à l'extérieur du four à micro-ondes.

La barrette chargée par les pains de sucre (**Figure 2.3**) est guidée en translation par cinq arbres roulants, ces derniers sont guidés en rotation par des paliers d'usure en aluminium afin de réduire le coefficient de frottement et de garantir le principe d'interchangeabilité de l'élément sacrificiel, dans notre cas, c'est le palier. Le guidage en rotation est envisagé avec un mode de frottement sec (sans lubrification), ce mode se caractérise par une durée de vie insuffisante pour réaliser une grande série de production en raison des changements fréquents des paliers.



Figure 2. 3: Barrette de sucre guidée en translation.

II.2.3. Modélisation du four à micro-ondes au moyen d'un diagramme d'état

Le diagramme d'état (**Figure 2.4**) est attaché à un bloc qui peut être le système, un sous-système ou un composant. Le comportement décrit par ce type de diagramme est utilisé pour montrer les différents états pris par le bloc en fonction des événements qui lui arrivent. Un rapport représente une situation d'une durée limitée pendant laquelle un système exécute une activité, satisfait à une certaine condition ou attend un événement. La transition d'un état à un autre se fait en croisant une transition [8 ; 9].

Le cycle de fonctionnement du four à micro-ondes en problématique est présenté comme suit :

- Alimentation du four par un courant électrique alternatif, ce dernier est se converti en courant continu au moyen d'un redresseur, d'une diode et d'un condensateur.
- Ouverture de la porte 1 (à l'entrée du four) par une action automatique programmée par un détecteur de présence de la barre chargée et entrée dans la barre des pains de sucre.
- Fermeture de la porte 1.
- Fermeture automatique de la porte 1 et chauffage du sucre à 160 °C pendant une durée t_1 .

- Ouverture de la porte 2 (à la sortie du four) par une action automatique programmée après le temps t_1 et sortie de la barrette.
- Fermeture de la porte 2.

Par suite, le cycle reprend le même scénario.

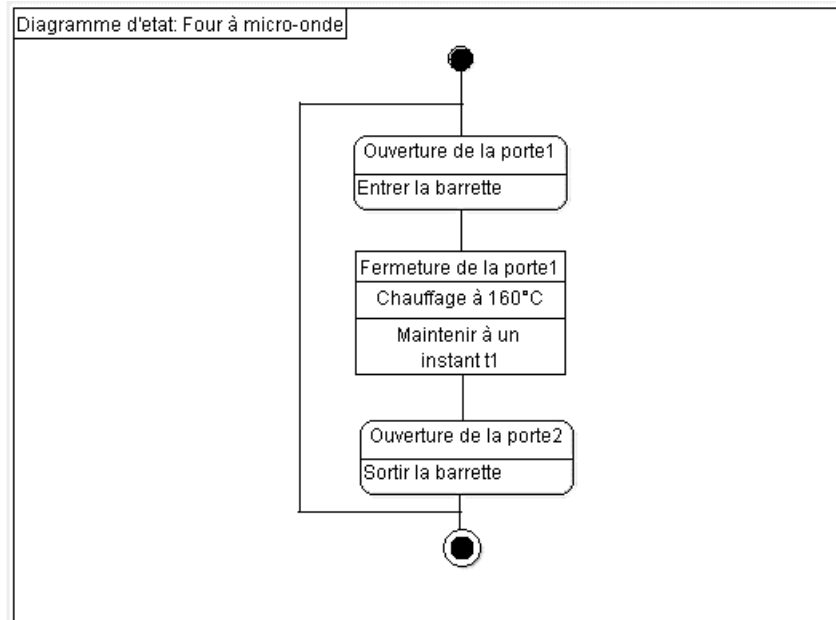


Figure 2. 4: Diagramme d'état du four à micro-onde.

L'objectif de notre étude est d'analyser le diagnostic d'un palier d'usure, en collectant les principaux facteurs influençant la dégradation (usure) des roulements.

Les facteurs d'influence nous permettent de construire une idée globale de l'environnement entourant le roulement opérationnel.

II.2.4. Détection des principaux facteurs influençant la dégradation

Dans ce paragraphe, nous allons illustrer un modèle de diagnostic évaluatif de l'état de santé de notre composant défaillant (palier d'usure), afin de lister les facteurs probables à l'origine de la dégradation (usure) des paliers de guidage (**Figure 2.5**). La méthode qu'on utilisera au premier pas, c'est une démarche de Brainstorming, cette dernière est fondée sur une visite au terrain qui a pour objectif de collecter un ensemble d'informations sur le problème grâce aux personnels de maintenance, de la zone de conditionnement et de l'atelier mécanique. Pour effectuer une analyse méthodique des facteurs d'influence, nous adopterons la méthode 5M (Matériaux, Moyens, Méthodes, Main d'œuvre, Milieu), également appelée méthode Ishikawa. Une fois le diagramme introduit, il sera organisé sous forme d'un graphique représentant le degré d'influence (gravité) de chaque facteur [10; 11], comme illustré dans la **figure 2.6**.



Figure 2. 5: Palier d'usure défaillant.

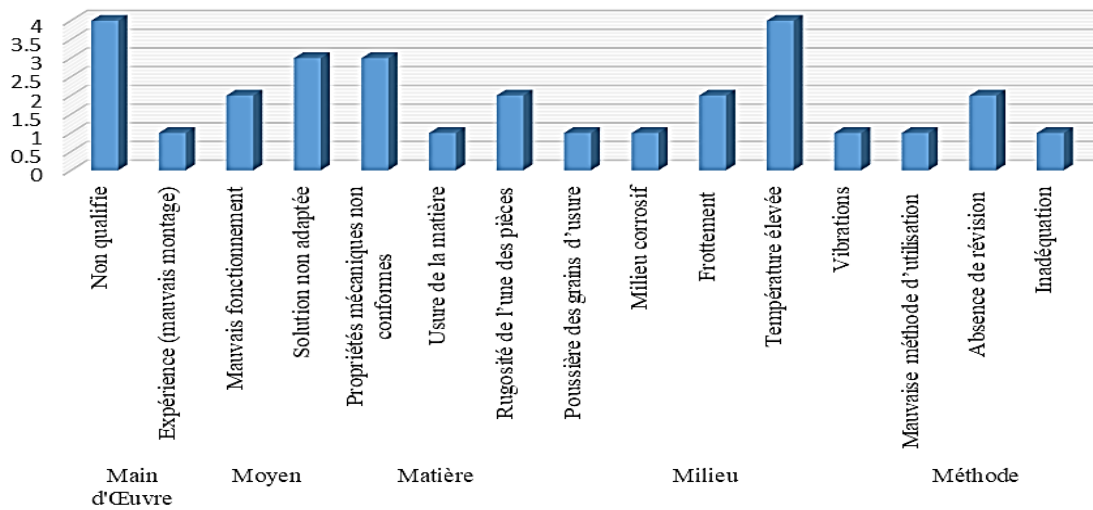


Figure 2. 6: Degré d'influence des facteurs selon les 5M.

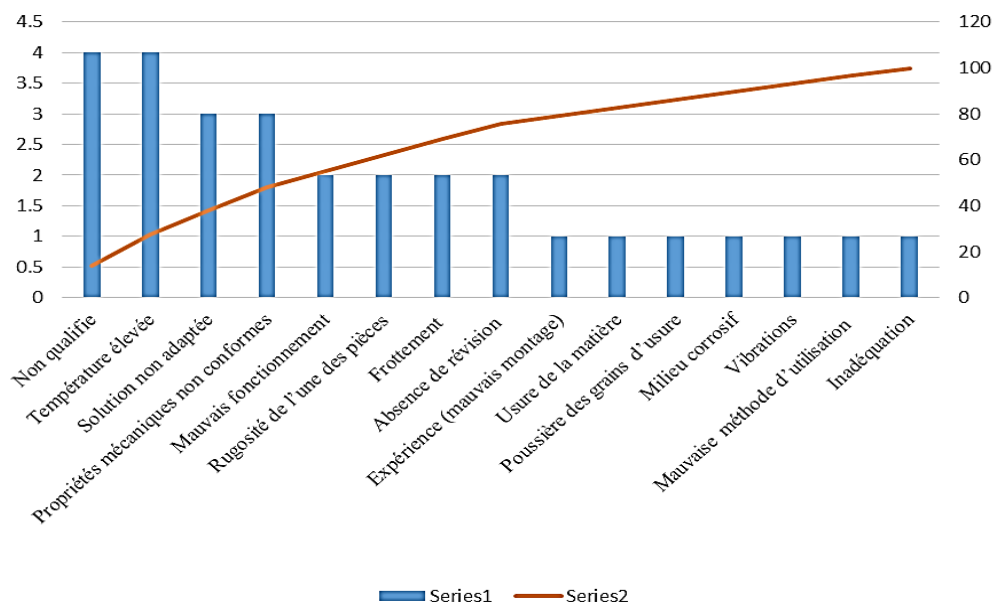


Figure 2. 7: Diagramme de PARETO: (a) Série 1: Gravité des facteurs d'influence envisagés; (b) Série 2: Pourcentage cumulé des degrés d'influence.

Ce diagramme nous a permis de visualiser le degré de gravité de tous les facteurs influençant l'usure des paliers. Cela nous permettra de mener une approche quantitative basée sur des calculs minutieux pour détecter les principales causes directement liées à la dégradation.

Par [12], à partir des diagrammes (**Figures : 2.6 et 2.7**) développés, nous pouvons visualiser que les facteurs qui ont une influence remarquable sont :

- Main d'œuvre non qualifiée :
 - Manque des formations sur les ajustements et les défauts d'usinage,
 - Manques d'expertises dans la fabrication mécanique,
 - Mauvaise qualification des nouveaux personnels embauchés,
 - Mauvais montage des arbres avec les paliers,
- Solution non adaptée (Moyen) :
 - Solution non adéquate favorise le taux d'usure,
 - Durée de vie faible,
 - Temps de maintenance remarquable et arrêt fréquent,
- Propriétés mécaniques non conformes (Matière) :
 - Caractéristiques mécaniques du matériau choisi ne résiste pas aux contraintes appliquées,
- Température élevée (Milieu) :
 - Température du milieu est d'ordre 160°C,
 - Phénomène thermique favorise le taux d'usure des paliers,
- Mauvais fonctionnement (Moyen) :
 - Fonctionnement dans des conditions non correctes,
 - Spécifications géométriques du palier non respectées,

L'approche précédente a permis d'organiser, de collecter et d'analyser le degré d'influence de tous les facteurs agissant sur la dégradation des paliers, selon le diagramme PARETO (**Figure 2.7**), nous avons 30% des facteurs d'influence anticipés avec 60 % dans la dégradation (usure des paliers). Cela nous amène à nous concentrer sur les facteurs potentiels pour résoudre le problème.

La résolution du problème de dégradation repose sur deux points clés :

- Premier point clé : il consiste en la suppression pseudo totale de la dégradation du palier basant sur l'élimination des facteurs potentiels qui favorisent l'usure rapide ;
- Deuxième point clé : il consiste en la suppression partielle, on minimise la vitesse de dégradation envisagée ;

II.2.5. Contraintes sur la zone dégradée

Dans le présent paragraphe, on entamera un calcul détaillé englobant les différentes contraintes appliquées sur les paliers, et on procèdera à des comparaisons entre les résultats théoriquement approuvés par des équations empiriques (HERTZ, BOUSSINESQ, ...) [13] et ceux réalisés par une simulation fondée sur un calcul éléments finis EF par un simulateur informatique.

L'objectif de la démarche est la mise en œuvre du calcul théorique en utilisant les conditions d'utilisation réelle auxquelles est soumise la machine selon les mesures prises au sein du terrain et les documents constructeur, afin de détecter les éventuelles contraintes non prises en compte lors de la conception des paliers.

Les notations et les valeurs numériques associées nécessaires dans le calcul des contraintes sont résumées dans le **tableau 2.1** suivant

Tableau 2. 1: Valeurs numériques des paramètres du modèle.

Paramètres	Définitions	Valeurs
R_{Arbre}	Rayon de l'arbre $R_{Arbre} > 0$	12.5 mm
$R_{Alésage}$	Rayon de l'alésage $R_{Alésage} < 0$	-16 mm
ν_A	Module de poisson (acier)	0,300
ν_{Al}	Module de poisson (aluminium)	0,346
a	Longueur de contact	20 mm
F_z	Force normale appliquée sur le palier	400 N

II.2.5.1. Résultats géométriques

Dans notre cas, nous assimilons le phénomène à un contact cylindre/ plan (**Théorie Hertz et Boussinesq, 1885**), avec les hypothèses de la théorie élastique [14] :

- Solides soumis à des petites déformations sans dépasser leur limite élastique,
- Surfaces continues et non déformables ;
- La déformation élastique est calculée en admettant que chaque corps en contact soit un demi-espace élastique ;
- Les surfaces sont sans frottement, (composante tangentielle en contact est nulle) ;
- Dimensions de l'aire de contact très faibles par rapport aux rayons de courbures des surfaces ;

Dans notre cas, nous assimilons notre scénario à un glissement à sec, puisque le guidage en rotation se fait sans lubrification. Selon les propriétés mécaniques de la jonction par rapport à

ceux des deux matériaux A et B (Acier, Alliage d'Aluminium) qui y ont donné lieu, on retrouve dans notre cas [15-17]:

- La jonction est plus faible que l'un et l'autre corps métallique,
- La rupture se produit le long de la surface définissant la jonction et la quantité du métal enlevée est négligeable.
- La rupture aura lieu dans la masse du métal le plus faible à savoir l'alliage d'Aluminium (matériau le plus mou).

Pour cela on a : $a \gg b$

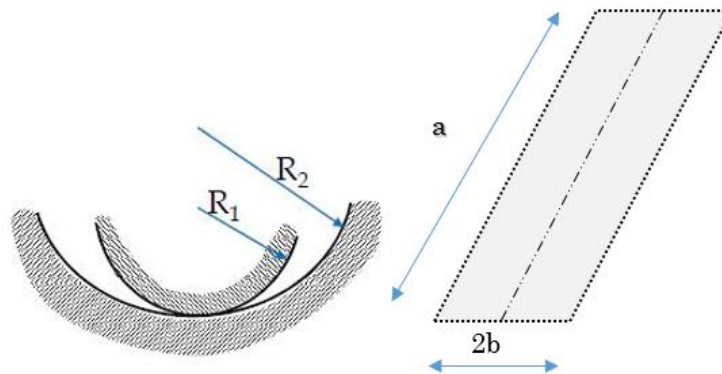


Figure 2. 8: Modèle de contact et surface de contact envisagée.

Dans les **figures 2.8 et 2.9**, la surface de contact pour une charge normale est un rectangle de longueur «a» et de largeur «2b».

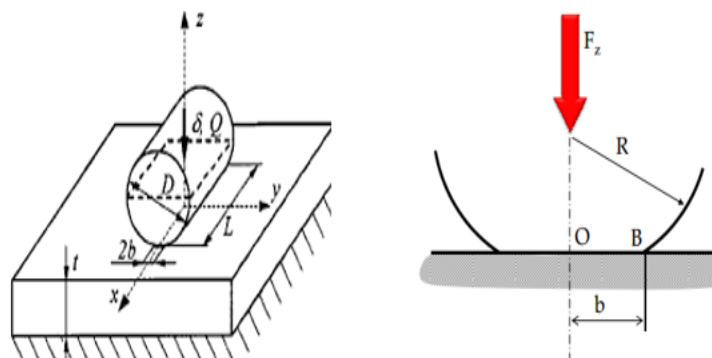


Figure 2. 9: Géométrie du contact linéaire.

II.2.5.2. Paramètres du modèle et résultats

Les paramètres du modèle associé sont :

- Coefficient d'acier

$$K_A = \frac{1 - \nu_A^2}{\pi \cdot E_A} \quad (\text{II.1})$$

$$K_A = 1,38.10^{-6}$$

- Coefficient d'Aluminium

$$K_{Al} = \frac{1 - \nu_{Al}^2}{\pi \cdot E_{Al}} \quad (\text{II.2})$$

$$K_{Al} = 3,90.10^{-6}$$

- 1/2 Largeur

$$b = \left[4 \frac{F_z}{a} \frac{R_{Shaft} \cdot R_{Bore}}{R_{Shaft} + R_{Bore}} (K_A + K_{Al}) \right]^{1/2} \quad (\text{II.3})$$

$$b = 0,054 \text{ mm}$$

- Pression maximale

$$P_0 = \frac{2 \cdot F_z}{\pi \cdot a \cdot b} \quad (\text{II.4})$$

$$P_0 = 236 \text{ MPa}$$

- Contrainte de cisaillement maximale

$$\tau_{\max} = 0,3 \cdot P_0 \quad (\text{II.5})$$

$$\tau_{\max} = 70,8 \text{ MPa}$$

La **figure 2.10** représente une simulation éléments finis (EF) dans un logiciel informatique et montre les différentes zones endommagées, qui se constate principalement au voisinage de la surface de contact uniquement sur la peau.

Le choix de la contrainte de Von-Mises revient principalement à sa valeur la plus proche à la réalité que la contrainte de Tresca, puisqu'on travaille sur un modèle réel. La charge normale F_z de 400 N appliquée génère un champ de contraintes autour de la zone de contact entre [$\sigma_{min} = 3,99$; $\sigma_{max} = 321$] MPa.

Constatons que notre problème de contact induit à une contrainte distribuée sur des zones superficielles et infinitésimales de contact. Ceci a un effet différentiel au niveau des contraintes important dans les éléments au voisinage du contact. Le maillage dans la zone de contact est alors assez raffiné.

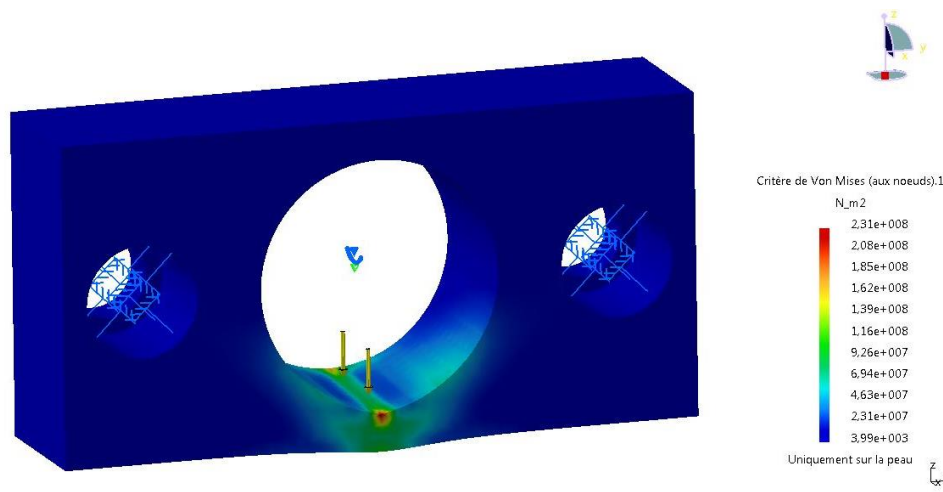


Figure 2. 10: Distribution de la Contrainte de Von-Mises dans la zone de contact, le chargement appliqué correspond à 400 N comme valeur maximale

Dans le **tableau 2.2**, juste après, comparons les deux résultats approuvés (théorique et simulé), on trouve les deux résultats sont proches, avec une erreur admise :

$$Erreur\% = \frac{\sigma_{max,Th} - \sigma_{max,Sim}}{\sigma_{max,Th}} .100 \quad (II.6)$$

D'après l'équation (3.6), on trouve :

$$Erreur \% = 2.12 \%$$

Avec :

- $\sigma_{max,Th}$: Contrainte maximale calculée théoriquement ;
- $\sigma_{max,Sim}$: Contrainte maximale calculée par simulation ;

Tableau 2. 2: Tableau comparatif entre $\sigma_{(max, Th)}$ et $\sigma_{(max, Sim)}$.

Contrainte maximale théorique $\sigma_{(max,Th)}$	Contrainte maximale simulée $\sigma_{(max, Sim)}$
236 MPa	231 MPa

II.2.5.3. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons instauré un modèle de diagnostic de l'état de dégradation d'un palier d'usure. Nous avons commencé notre étude de cas par la présentation de la problématique à savoir la dégradation du palier par arrachement des particules sous le phénomène d'usure, et la modélisation du four à micro-onde en globalité par deux diagrammes SysML (Diagramme de cas d'utilisation et diagramme d'état) pour objectif d'expliquer leur fonctionnement.

Par suite, on a établi un diagramme qui décortique les facteurs d'influence et leurs gravités, le but de ce diagramme en bâtons est de visualiser la position des facteurs potentiels, ce qui nous

amènerait à d'un diagramme de PARETO. Nous avons proposé la méthode de PARETO pour générer l'évolution du pourcentage d'anticipation de la gravité dans la dégradation.

Finalement, on a effectué un calcul basé sur les théories de contacts (Hertz et HOLM...) et une simulation comparative pour valider le modèle. Le résultat obtenu par simulation est presque égal à la valeur calculée théoriquement avec une erreur près, cela revient aux paramètres qui sont mis en jeux dans la simulation à savoir le raffinage du maillage, contrainte thermique, etc.

II.3. Application du pronostic sur un palier d'usure

II.3.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous développerons une méthode de pronostic pour le problème de dégradation par usure décrit ci-dessus. La méthode à implanter s'appuie principalement sur un modèle issu des lois physiques ou des modèles de simulation. L'utilisation de la méthode implique des connaissances très spécifiques liées à la défaillance et au mode de fonctionnement du système. La méthode obtenue permet de visualiser et de suivre le comportement du système et sa dégradation lors de son utilisation [19 ; 20]. A titre d'exemple d'application de cette méthode, on peut énoncer le pronostic basé sur un modèle réel appliqué pour la suspension d'un demi-véhicule pour différents profils de route. La méthode est basée sur une connaissance complète du modèle. La dégradation représentant la longueur de la fissure se propageant sur le ressort de suspension n'était pas mesurable.

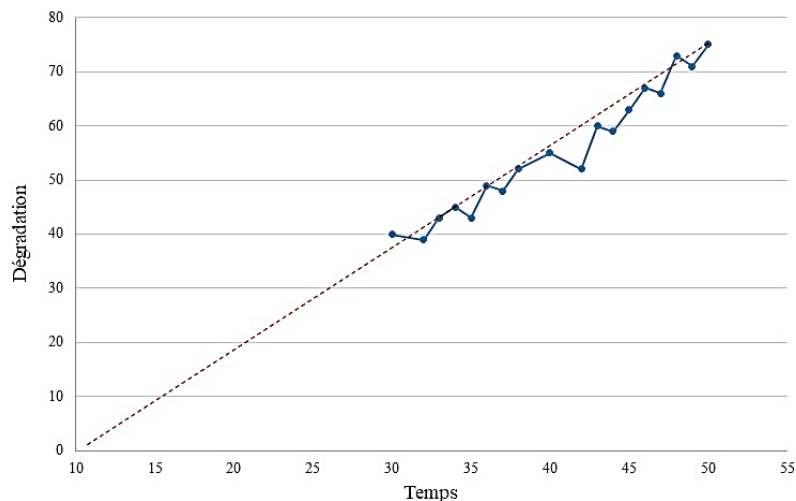


Figure 2. 11: Dégradation représentant la longueur de la fissure sur un ressort de suspension (système ANFIS).

Il a été estimé grâce à un indicateur de son effet (**Figure 2.11**) par analogie avec le modèle de dégradation montré dans la **figure 2.12**, qui a le même comportement quasi-affine, qui représente

un modèle de dégradation d'usure d'un engrenage selon le document CETIM. Afin de prédire l'état de dégradation et sa variance en fonction du profil routier.

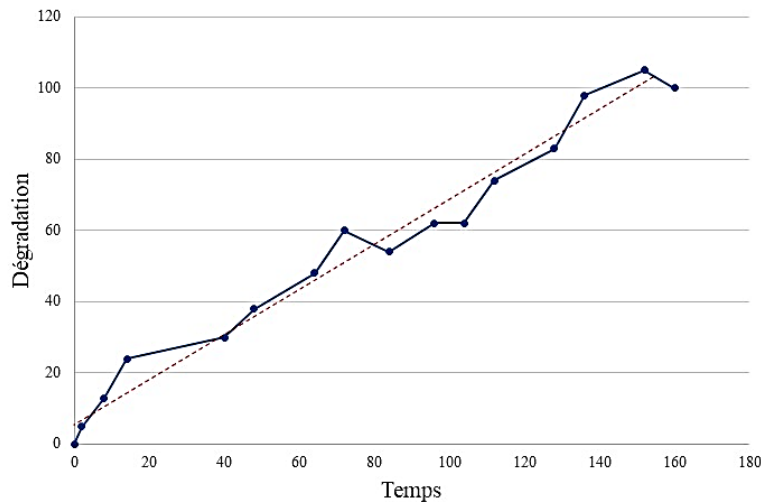


Figure 2. 12: Evolution de la dégradation de l'usure d'un engrenage (Doc.CETIM) [21 ; 22].

Nous constatons que le modèle d'évolution de la dégradation est quasi-linéaire à une moindre carrée près. Alors dans ce sens, nous allons considérer notre comportement de dégradation d'usure du palier en problématique est quasi-affine selon les deux approches référencer en (Luo et al., 2008) et (Doc.CETIM).

II.3.2. Modélisation de la loi de dégradation

II.3.2.1. Modélisation et hypothèses

Pour modéliser le comportement d'usure, nous pouvons utiliser le modèle empirique développé par HOLM et ARCHARD pour la phase linéaire d'usure (Luo et al., 2008). Ce modèle est basé sur les points suivants :

- Le contact est établi sur un nombre minimum d'aspérités réparties aléatoirement sur la zone de contact ;
- Ces rugosités doivent résister à la contrainte appliquée et maintenir leur déformation dans la zone élastique des matériaux selon la loi de HOOK ;

Pour la mise en œuvre de notre modèle de dégradation d'usure, nous adoptons les hypothèses suivantes :

- La température est uniforme dans la zone de contact ;
- L'influence de l'évolution de la température sur le taux d'usure est négligeable ;
- La longueur de glissement L (périmètre) est presque constante pendant l'usure ;

- Le contact se fait avec glissement continu ;
- Le taux d'usure est continu et linéaire ;
- L'usure associée est adhésive ;

II.3.2.2. Calcul du taux de dégradation

Les notations et les valeurs numériques associées requises pour calculer le taux d'usure sont résumées dans le **tableau 2.3** suivant :

Tableau 2. 3: Paramètres du modèle à utiliser.

Paramètres	Définitions	Valeurs
F_z	Modèle de la force normale de contact	400 N
L	Longueur de glissement	157 mm
H	Dureté du matériau le plus mou	245 MPa
K	Coefficient d'usure dans le cas du mode sec	$15 \cdot 10^{-6}$
V_t	Volume total usé	1500 mm^3

La valeur du coefficient d'usure dans le cas du mode sec est justifiée pour la valeur du volume total et calculée empiriquement pour un échantillon d'un palier en état défaillant (**Tableau 2.3**), d'une manière approximative afin de nous a permis de valider le modèle.

La loi d'ARCHARD qu'on va introduire dans notre calcul, sa forme initiale exprime, pour une configuration d'usure adhésive, en glissement, une relation entre le volume usé des quantités caractéristiques du contact [23] :

$$V_a = K \frac{F_z}{H} L \quad (\text{II.7})$$

D'après l'équation (3.7) on trouve :

$$V_a = 3,8 \cdot 10^{-3} \text{ mm}^3$$

D'après le taux de dégradation d'usure calculé, on associe une loi d'évolution du volume d'usure en fonction du paramètre temporel t (**Figure 2.13**) puisque la longueur de glissement est proportionnelle au temps. Le comportement de la dégradation varie linéairement suivant une droite affine vers le seuil indiqué (1500 mm^3) comme il est illustré.

L'intersection de la droite affine qui modélise l'évolution de la dégradation d'usure et le seuil indiqué est situé à l'abscisse 21000 minutes, cette valeur pour laquelle on prédit le changement du palier avant d'éviter toute sorte de défaillance du système en globalité.

La chute de dégradation d'usure schématisée par le segment vertical est l'évènement de l'intervention du responsable de maintenance, c'est-à-dire le changement du palier d'usure défaillant par un autre qui va suivre le comportement identique que celle le précède.

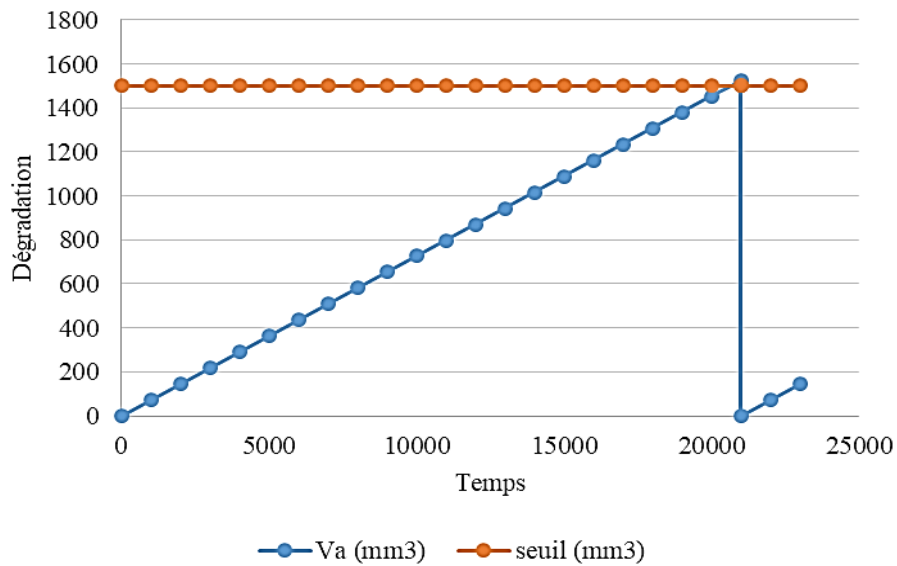


Figure 2.13: Evolution du volume d'usure en fonction du temps pour un mode sec.

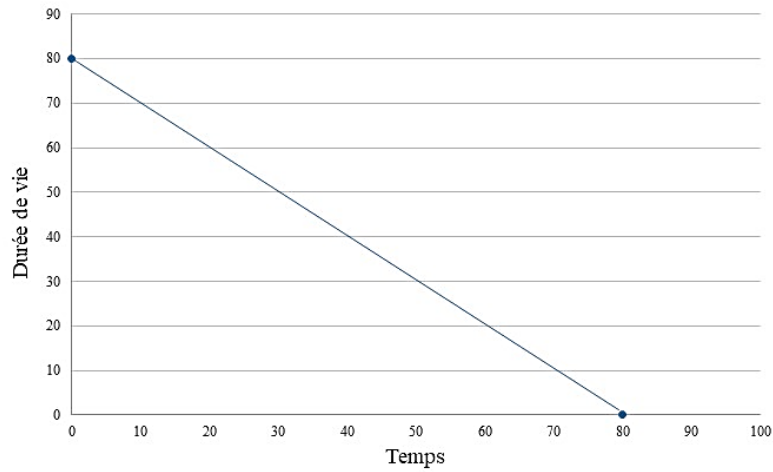


Figure 2.14: Durées de vie des systèmes.

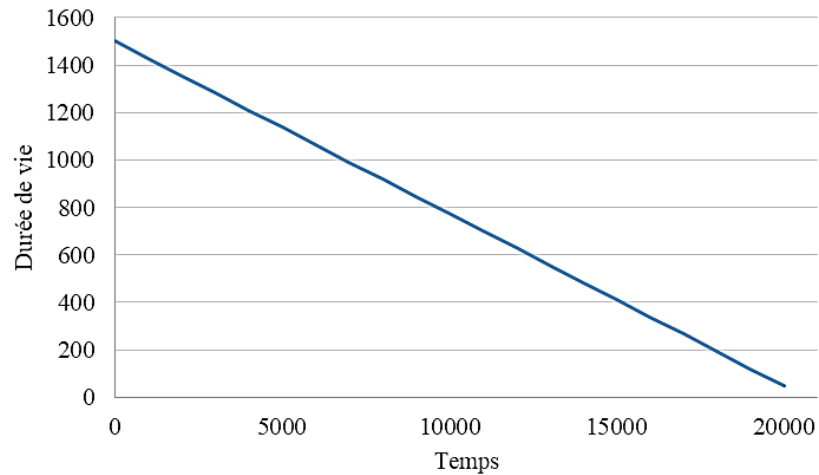


Figure 2.15: Trajectoire de la différence entre le seuil et le volume usé avec le mode sec.

Supposons que l'on dispose des temps de défaillance de systèmes identiques ayant travaillé dans les mêmes conditions (**Figure 2.14**) [19].

La droite affine contenue dans la **figure 2.15** montre l'évolution de la différence entre le seuil et le volume arraché par usure en fonction du temps (min) du palier lors de son fonctionnement avec une dégradation de la matière.

La pente de la droite affine est négative, ce qui justifie la diminution du volume alloué pour la dégradation avant l'intervention jusqu'à la défaillance totale (l'intersection avec l'axe des abscisses). Cette dernière est éventuellement la date de la maintenance qui sera prise en compte (21000 minutes).

II.3.3. Remédiation du problème

Pour minimiser le frottement et l'usure entre deux surfaces en mouvement relatif, il est préférable de les séparer par un film fluide lubrifiant (**Figure 2.16**) qui peut être un liquide ou un gaz. La charge supportée par le mécanisme est créée soit par le mouvement des surfaces (hydrodynamique), soit par une source de pression extérieure (hydrostatique). L'épaisseur du film doit être plus grande que la hauteur des aspérités des surfaces (rugosité), sinon on est en lubrification mixte ou en lubrification limite [24].

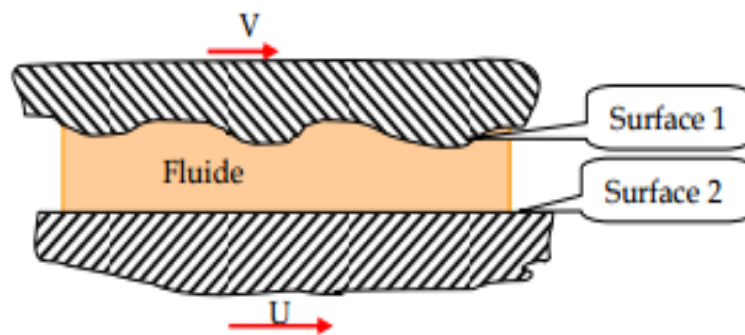


Figure 2. 16: Contact lubrifié.

Dans les entreprises, deux types de maintenance sont généralement mis en œuvre la maintenance corrective et la maintenance préventive. La maintenance corrective est celle effectuée lorsque la panne est déjà présentée et doit être réparée. La maintenance préventive est la maintenance prévue pour éviter les pannes [14]. Les deux types dépendent de l'état du système.

Pour résoudre notre problème, qui concerne la dégradation des paliers d'usure, nous adopterons deux types de maintenance :

-
- *La maintenance conditionnelle* est subordonnée à l'apparition d'indices révélateurs de l'état du système. La norme la qualifie comme étant « *la maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent* ».
 - *La maintenance prévisionnelle* qui, en se basant sur la surveillance de l'état du système et de la conduite d'analyses périodiques, permet de prédire l'évolution de la dégradation du système et ainsi la période d'intervention optimale. Elle est qualifiée par la norme comme étant « *la maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien* ».

Dans ce sens, afin de remédier le problème de dégradation, on adoptera une maintenance conditionnelle dans la première étape, dont l'objectif est de réduire le frottement, et par suite la minimisation du taux de dégradation, cette dernière est basée sur la lubrification du palier de guidage en rotation (*maintenance conditionnelle*).

Le mode de lubrification quand peut associer à notre problématique, c'est une lubrification par graissage, à savoir la graisse de synthèse pour répondre à l'exigence de la température élevée ($T = 160^{\circ}C$) au sein du four à micro-onde.

II.3.4. Justification du choix

La graisse synthétique est plus efficace que la graisse conventionnelle. Il est conçu pour les roulements, chaînes, joints et autres lubrifiants. Cette graisse est le résultat de technologies de pointe et est spécialement conçue pour une efficacité maximale. Résistance exceptionnelle à la pression, à la température et à l'oxydation. Très bonne adhérence sur tous types de supports. Insoluble dans l'eau bouillante [25 ; 26].

Dans la deuxième étape consiste à prédire la durée de vie résiduelle (RUL) pour intervenir avec une action de changer le palier en état défaillant, cette approche est dite la *maintenance prévisionnelle*. Reprenons le même modèle avec une autre valeur adaptative au cas d'usure avec lubrifiant, c'est-à-dire, avec un coefficient d'usure dans le cas du mode lubrifié d'ordre 3.10^{-6} , on obtient le résultat illustré dans la (**Figure 2.17**).

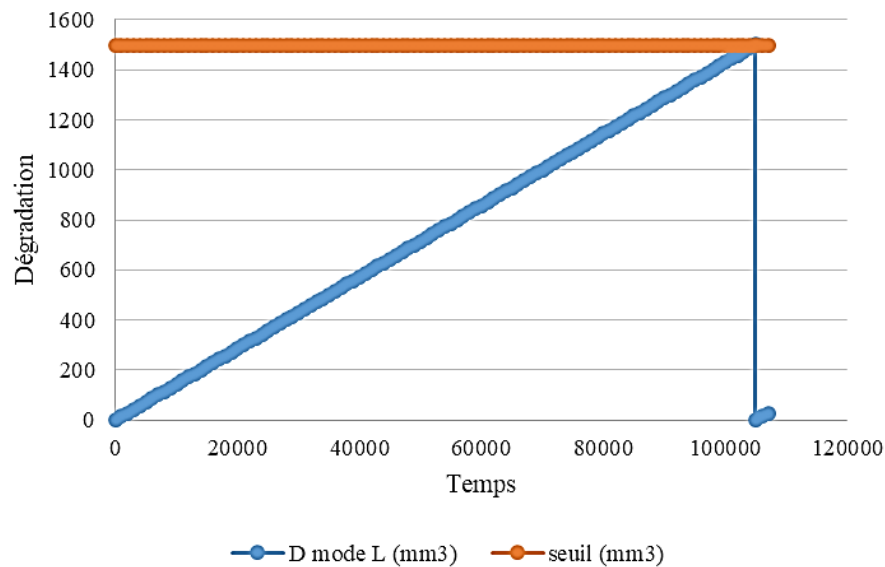


Figure 2. 17: Evolution du volume d'usure en fonction du temps (min) pour un mode lubrifié.

On constate que la durée de vie du palier dans le cas du contact lubrifié est augmentée par rapport à celle avec le mode de contact sec, ce qui justifie l'amélioration du coefficient de frottement entre les deux solides en contact. Donc, on est bien sûr sur la remédiation du problème de défaillance avec une durée de vie d'ordre 105000 minutes, ce qui traduit une amélioration d'ordre 5 fois.

Le résultat trouvé nous a donné une idée précise sur un facteur pouvant améliorer notre solution à savoir la lubrification, cette dernière est une opération qui sert à séparer les deux surfaces en contact par un film de lubrifiant afin de minimiser le coefficient de frottement.

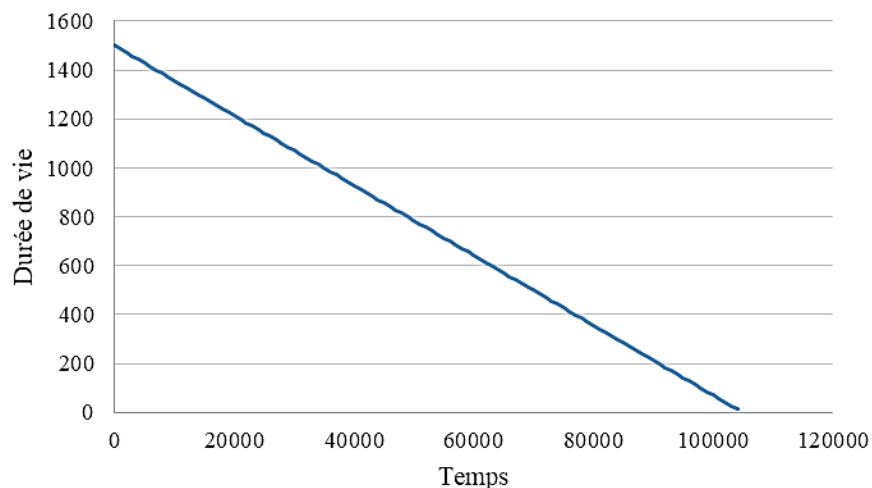


Figure 2. 18: Trajectoire de la différence entre le seuil et le volume usé avec le mode lubrifié (mm³).

Selon la loi de dégradation de la fiabilité (**Figure 2.18**), on a trouvé une droite affine de pente négative, ce qui justifie la diminution du volume alloué pour la dégradation avant l'intervention

jusqu'à la défaillance totale (l'intersection avec l'axe des abscisses). Ce dernier est éventuellement la date de la maintenance dans le cas de mode de contact lubrifié, qui sera prise en compte (105000 minutes).

II.3.5. Guidage par roulements

Pour plus de fiabilité, plus de sûreté de fonctionnement, moins de dégradation et une durée de vie meilleure pour notre système en étude, les roulements éco-énergétiques SKF (E2) ont été spécialement conçus et fabriqués pour réduire d'au moins 30% le couple de frottement par rapport aux roulements conventionnels [25 ; 26] :

- Réduction du couple de friction d'au moins 30%,
- Durée de vie au moins équivalente (doublée pour les roulements rigides à billes),
- Possibilité d'augmenter la vitesse de 15%,
- Température de fonctionnement réduite pour moins de chauffage,
- Diminution significative du bruit.

Les notations et les valeurs numériques associées nécessaires dans le calcul de la durée de vie du roulement sont résumées dans le **tableau 2.4** suivant [27] :

Tableau 2. 4: Notations et valeurs numériques associées pour calculer la durée de vie du roulement.

Variable	Définition	Valeur
F_a	Charge axiale	0 N
F_r	Charge radiale	400 N
X	Coefficients déterminés à partir du catalogue	1
Y	Coefficients déterminés à partir du catalogue	0
k	Coefficients du roulement à billes	3
C	Charge dynamique de base du roulement	10 100 N

Calculons la charge équivalente par l'équation (3.8):

$$P = X.F_r + Y.F_a \quad (\text{II.8})$$

On trouve :

$$P = 400 \text{ N}$$

Donc la relation entre la charge équivalente P et durée de vie en millions de tours L_{10} se détermine à base de l'équation (3.9) :

$$L_{10} = \left(\frac{C}{P} \right)^k \quad (\text{II.9})$$

Et on trouve :

$$L_{10} \cong 16 \cdot 10^3 \text{ Millions de tours}$$

Par suite, la durée vie des roulements se déterminent par l'équation (3.10) suivante :

$$L_{h10} = \frac{L_{10} \cdot 10^6}{60 \cdot N} \quad (\text{II.10})$$

La **figure 2.19** illustre clairement la diminution de la durée de vie des roulements en fonction de la vitesse, le comportement de L_{h10} suit une loi d'une hyperbole ; ce qui interprète l'influence de la vitesse de rotation sur la durée de vie.

Donc, d'après la courbe représentative dans la figure, on tire la durée vie suivante :

$$L_{h10} \approx 3,8 \cdot 10^6 \text{ heures}$$

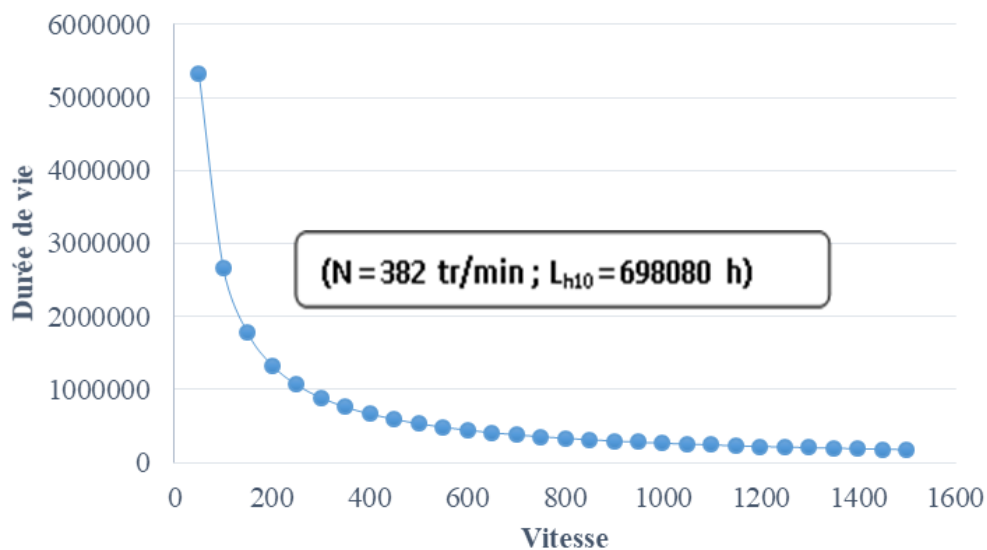


Figure 2. 19: Durée de vie L_{h10} (heure) en fonction la vitesse (tr/min).

Remarque :

La durée de vie calculée est infiniment grande, ce qui justifie la bonne solution constructive qu'on peut adopter pour résoudre le problème posé afin de répondre à nos exigences : thermique, mécanique, économique, productique et de maintenance ...

Montage des roulements et lubrification :

Le montage des roulements est indispensable pour arrêter les éléments roulants axialement, dans notre cas c'est un arbre tournant (**Figure 2.20**).

Concernant le mode de lubrification quand peut associer, c'est une lubrification par une graisse, comme déjà justifié grâce à sa réponse à l'exigence de la température

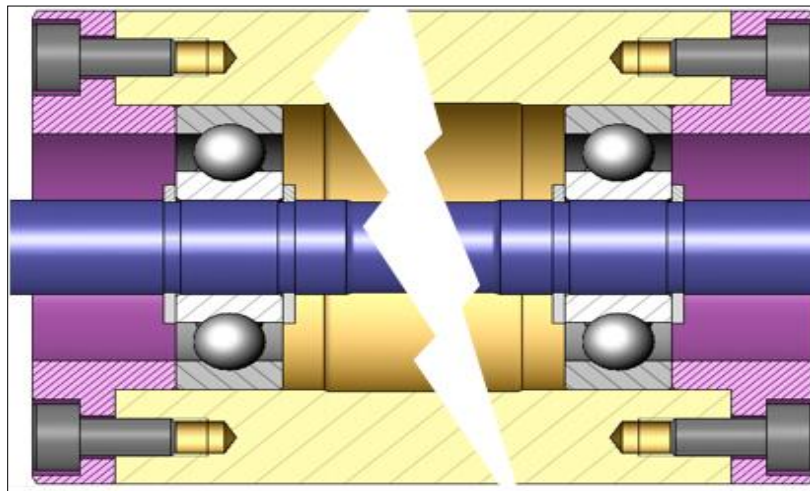


Figure 2. 20: Schéma du montage des roulements.

II.3.6. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons élaboré un modèle de pronostic de l'état de dégradation d'un palier d'usure. Nous avons commencé notre étude de cas par une introduction au modèle linéaire de dégradation d'usure selon des méthodes fondées expérimentalement par des centres de recherches à savoir CETIM et (Luo et al., 2008). Par suite, une modélisation de la dégradation d'usure en se basant sur des hypothèses et des lois empiriques qui expliquent l'évolution du phénomène envisagé. La loi clé instaurée dans ce chapitre est la loi d'HOLM et d'ARCHARD.

Le calcul préliminaire trouvé par la loi empirique d'HOLM et d'ARCHARD, nous a permis de développer un modèle d'évolution linéaire de la dégradation et prédire la durée de vie résiduelle (RUL) du palier en mode de contact sec. Le résultat trouvé par la solution utilisée est apparu insuffisant pour répondre aux exigences voulues. Pour répondre à ces exigences, nous avons proposés deux solutions adaptatives afin d'améliorer la durée de vie résiduelle du palier :

- Guidage en rotation par un mode de contact lubrifié pour réduire les frottements par suite le taux d'usure.
- Guidage en rotation par des roulements à billes.

La politique de prévision efficace suivie dans notre problématique conduit à une minimisation des temps d'arrêt causés par la dégradation linéaire et continue des niveaux d'usure. Son efficacité est liée à sa capacité à prédire l'état futur de la défaillance d'un composant ; par conséquent, nous aurons la capacité de fournir une solution adéquate pour augmenter la durée de vie, en respectant les conditions d'utilisation : pression, frottement et température.

Notre pronostic et les résultats obtenus seront utilisés pour estimer la durée de vie résiduelle. Cependant, dans le cas où il est impossible de mettre en œuvre l'approche basée sur un modèle et

comme nous l'avons montré dans notre article. En d'autres termes, le pronostic ne se réalise qu'après une certaine évolution dans le temps de la dégradation linéaire et la transition vers un niveau de fonctionnement dégradé remarquable. Cela nous permettra d'assurer un horizon de temps d'analyse suffisant pour le bon déploiement d'une prédiction.

II.4. Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté un modèle de pronostic de dégradation par usure pour un système de guidage en rotation (palier d'usure). L'objectif de la méthodologie adoptée est de :

- Estimer la durée de vie utile par rapport aux performances et aux exigences souhaitées par le système de production,
- déterminer l'horizon d'intervention avant l'arrivée de la défaillance,
- proposer des solutions adéquates à l'avenir pour minimiser les temps d'arrêt et augmenter la production.

Le modèle de pronostic est basé sur un modèle empirique HOLM et ARCHARD basé sur des données réelles dont l'objectif est de générer un comportement adaptatif à la loi de dégradation des roulements et de prédire la durée de vie utile. La prédiction par le modèle physique nécessite des données plus ou moins précises et mal utilisées sur le terrain pour donner une durée de vie utile restante (RUL) proche de la réalité. Cela nous permet de décider de l'action d'intervention de maintenance avant la panne. Le modèle intégré est un outil qui peut donc permettre au responsable de la zone de conditionnement (COSUMAR) de maîtriser l'optimisation de sa politique de maintenance prévisionnelle. Cette étude nous a permis de nous intéresser principalement à l'amélioration de la production au sein de la zone de conditionnement tout en minimisant les temps d'arrêt. L'exigence de temps optimale permet de penser à une solution constructive à la réalisation interne (sans avoir un autre partenaire externe) qui réponde aux contraintes de température (160 ° C), de frottement, de pression, d'usure, etc.

Références

- [1] M. Blanchet, R. Bergerried, « Industrie 4.0- Les leviers de la transformation », Gimelec, 2014.
- [2] Y. Li, S. Billington, C. Zhang, T. Kurfess, S. Danyluk, S. Liang, “Adaptive Prognostics For Rolling Element Bearing Condition”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 13(1), 103-113, 1999.
- [3] Y. Li, T. R. Kurfess, S. Y. Liang, “Stochastic Prognostics For Rolling Element Bearing”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(5), 747-762, 2000.
- [4] C.C.L. Enzo, H.W. Ngan, “Detection of Motor Bearing Outer Raceway Defect by Wavelet Packet Transformed Motor Current Signature Analysis”, *IEEE Transactions on Instruments and Measurement*, 59(10), 2683-2690, 2010.
- [5] B. Zhang, C. Sconyers, M. Orchard, R. Patrick, and G. Vachtsevanos, “Fault Progression Modeling: An Application to Bearing Diagnosis and Prognosis”, *Proceedings of American Control Conference*, MD USA, 2010.
- [6] N. Tandon, and A. Choudhury, “A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings”, *Tribology International*, 32, 469-480, 1999.
- [7] H. Derbel, « Diagnostic à base de modèles des systèmes temporisés et d’une sous-classe de systèmes dynamiques hybrides ». PhD thesis, Université Joseph-Fourier-Grenoble I, 2009.
- [8] J. Papyrus, and M. Bruel, « SysML par la pratique », *Sébastien Gérard Version 1.6*.
- [9] A. Caignot, et al, “Industrial Sciences of the Engineer”, *Book, Vuibert Edition*, 2013.
- [10] S. Verron, « Diagnostic et surveillance des processus complexes par réseaux bayésiens ». PhD, thesis, Université d’Angers, 2007.
- [11] O. Ondel, G. Clerc, E. Boutleux, and E. Blanco, “Fault detection and diagnosis in a set inverter-induction machine, through multidimensional membership function and pattern recognition”. *IEEE Transactions on energy conversion*, vol. 24 : pp. 431 – 441, 2009.
- [12] J-M. Gallaire, « Les outils de la performance industrielle », *EYROLLES Edition d’Organisation*, 2008.
- [13] H. J. Mathieu, E. Bergmann, and R. Gras, « Analyse et technologie des surfaces : couches minces et tribologie » ; traité des matériaux, Presses polytechniques et universitaires Romandes, Lausanne, Suisse, 2003.
- [14] J-M. Georges, "friction, wear and lubrication - tribology or surface sciences", *engineering sciences and techniques*; CNRS editions; Eyrolles, 2000.

-
- [15] O. TIMOSHENKO, et al, "Thesis of elasticity", Béranger Polytechnic Library, 1961.
- [16] D. François, A. Pineau, and A. Zaoui, « Comportement mécanique des matériaux : viscoplasticité, endommagement, mécanique de la rupture », mécanique du contact, Hermès, Paris.
- [17] S.P. Timoshenko, and J.N. Goodier, "Theory of elasticity", 3rd ed., Mc Graw Hill, New York.
- [18] A-C. Palade, « Caractérisation du comportement mécanique de la sous surface d'un polymère percé, sous une sollicitation de type hertzienne », PhD, thesis, 2014.
- [19] T. Aggab, "Prognosis of complex systems by the joint use of hidden Markov model (MMCs) and observer", PhD, thesis, 2016.
- [20] J. Luo, K. R. Pattipati, L. Qiao, and S. Chigusa, "Model-Based Prognostic Techniques Applied to a Suspension System", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 38(5):1156–1168, 2008.
- [21] J.J. CAUBET, M. CARTIER, "Analysis of stresses resulting from the contact of two friction bodies. Intrinsic curves of friction" *the technical memories of the C.E.T.I.M.*, n°1, p.6 to 44.4, 1969.
- [22] CETIM, « Surveillance et maintenance des lubrifiants industriels »; 2^{ème} édition, France, 1992.
- [23] G. Zambelli and L. Vincent; "Materials and contacts: a tribological approach", published under the direction of Ms. olytechnic and University Press Romandes; Lausanne, p.75, 1998.
- [24] J.F. ARCHARD, "Contact and Rubbing of flat surfaces", *Journal of Applied Physics*, vol.24, p.24, 1953.
- [25] J. Georges « Frottement, Usure et lubrification ». Eyrolle, 2000.
- [26] Y. Liao, Y. Zhou, L. Jiang, "Measuring elastic-plastic properties of thin films on elastic-plastic substrates by sharp indentation". *Mechanics of Materials*, 41, 308-318, 2009.
- [27] M. Aublin et al., « Systèmes mécaniques : théorie et dimensionnement », Dunod, Paris.

CHAPITRE. III :

**DIAGNOSTIC ET PRONOSTIC BASEE SUR
L'ANALYSE VIBRATOIRE DES MACHINES
TOURNANTES : ETUDE D'UN BANC D'ESSAI
VIBRATOIRE**

Résumé

Cette partie traite la présentation d'un dispositif expérimental appelé banc d'essai vibratoire (Moteur, arbre, roue) qui permet de tester, vérifier et valider des méthodes liées à l'évaluation, au diagnostic et au pronostic du phénomène de balourd. L'équilibrage de la roue (disque) est justifié par le fait que la plupart des pannes des machines tournantes sont liées à plusieurs défauts parmi lesquels il y a le déséquilibre. Par conséquent, le système peut être considéré comme critique, car leur défaillance réduit considérablement la disponibilité et la sécurité de la machine, en particulier des éléments rotatifs, à savoir les paliers de guidage. L'objectif principal est de fournir des données réelles relatives à la dégradation accélérée de la roue (disque) réalisée dans des conditions de fonctionnement variables et/ou constantes capables de donner le comportement global grâce à un système d'acquisition pour diagnostiquer et pronostiquer le système étudié. Les conditions de fonctionnement sont caractérisées et détectées par un capteur piézoélectrique (accéléromètre).

Dans le banc d'essai de vibration, la surveillance de l'état de santé du système est assurée par la collecte en ligne d'un signal de vibration pour deux cas différents : sans et avec balourd pour des différentes vitesses de rotation. Enfin, les données de surveillance fournies par le capteur peuvent être utilisées pour un traitement ultérieur afin d'extraire les caractéristiques pertinentes, d'évaluer, de diagnostiquer et de prédire l'état de santé du système.

Mots clés :

- ✓ Défaut de balourd,
- ✓ Diagnostic,
- ✓ Pronostic,
- ✓ Maintenance prédictive,
- ✓ Banc d'essai vibratoire.

Abstract

This part deals with the presentation of an experimental device called a vibratory test bench (motor, shaft, wheel) which makes it possible to test, verify and validate methods related to the evaluation, diagnosis and prognosis of the unbalance phenomenon. The balancing of the wheel (disc) is justified by the fact that most breakdowns of rotating machines are linked to several faults among which there is imbalance. Therefore, the system can be considered critical because their failure significantly reduces the availability and safety of the machine, especially the rotating elements, namely the guide bearings. The main objective is to provide real data relating to the accelerated degradation of the wheel (disc) carried out under variable and / or constant operating conditions capable of giving the overall behavior thanks to an acquisition system to diagnose and forecast the system studied. The operating conditions are characterized and detected by a piezoelectric sensor (accelerometer). In the vibration test bench, the monitoring of the health of the system is ensured by the online collection of a vibration signal for two different cases: without and with unbalance for different rotational speeds. Finally, the monitoring data provided by the sensor can be used for further processing to extract relevant characteristics, assess, diagnose and predict the health status of the system.

Keywords:

- ✓ Unbalance fault,
- ✓ Diagnosis,
- ✓ Prognosis,
- ✓ Predictive maintenance,
- ✓ Vibration test bench.

III.1. Introduction

Dans les dernières années, l'analyse vibratoire est devenue une technique prioritaire de la maintenance prédictive particulièrement adaptée aux machines tournantes. Son objectif principal est de surveiller l'état de ces machines pendant le fonctionnement en se basant sur des signaux acquis en certains points de mesure préalablement définis. Néanmoins, cette technique relève du domaine de spécialistes vu la spécificité des systèmes à surveiller avec leurs anomalies probables, leurs attentes, leurs exigences de coût et de sécurité, la diversité des moyens de mesure et de traitement, ainsi que la difficulté du diagnostic des spectres mesurés [1].

Pour contrôler/vérifier les méthodes de diagnostic/pronostic élaborées et publiées dans la littérature, des bancs d'essai dédiés ont été conçus et réalisés par plusieurs centres de recherche et laboratoires à travers le monde selon une grande gamme et variété. La majorité de ces bancs d'essai expérimentaux concernent des composants spécifiques et bien déterminés, tels que des balourds, des roulements, des engrenages, des vérins, des pompes, des pistons, des turbines, etc... Les paragraphes suivants résument les bancs d'essai et les plates formes didactiques expérimentales qui sont encore publiées :

De nombreuses méthodes de pronostic proposées dans la littérature ont été utilisées pour tester la dégradation par analyse des vibrations. Ainsi, dans [1], les auteurs ont développé une approche de mise en œuvre de la maintenance conditionnelle basée sur l'analyse vibratoire, ensuite ils ont réalisé une enquête auprès d'experts dans le domaine d'analyse vibratoire, a pour objectif de déceler et de hiérarchiser les facteurs clés et les décisions prioritaires à prendre en compte pour réussir un projet d'implantation d'une MCAV. De même, un banc d'essai de vibration est proposé dans [2] pour mesurer et surveiller le niveau de vibration d'une machine par l'obtenant d'un indicateur significatif sur l'état de santé du système. Dans cette application, les défauts ont été induits au moyen d'une machine tournante à rotor. De plus, dans [3], un banc d'essai dédié a été utilisé pour effectuer des pronostics de défaillance sur les roulements par l'analyse vibratoire de la bague extérieure, car les roulements sont des éléments essentiels dans les systèmes mécaniques tournants et leur état de fonctionnement a un effet considérable sur l'état général de fonctionnement des systèmes mécaniques. Un roulement se dégrade après un fonctionnement prolongé, et ces défauts peuvent être utiles pour diagnostiquer le défaut du roulement [4-7].

Un banc d'essai lié à une boîte de vitesses et à un pignon a été étudié dans [8]. Dans cette étude, un engrenage conique à denture spirale a été amorcé à la fissure et une machine à décharge électrique (EDM) du côté de l'entraînement d'une des dents du pignon pour accélérer d'une manière artificielle la fissuration de la dent. Un grand nombre des accéléromètres ont été placés

sur la boîte d'engrenages avec un système de surveillance de la santé et de l'utilisation (HUMS) utilisé pour générer les caractéristiques du comportement vibratoire.

Pour les outils d'usinage, plusieurs de données de fraisage expérimental lié à la fraiseuse universelle pour différentes vitesses, avances et profondeurs de coupe peut être trouvé dans [9]. De même, une plateforme expérimentale a été développée par SIMTech de Singapour [10] pour fournir des données lors du challenge PHM (Pronostics and Health Management) organisé en 2010 par la société PHM. Dans [11], les auteurs ont utilisé un banc d'essai expérimental lié aux tests de durée de vie des outils de perçage pour vérifier leur méthode. Les tests ont été effectués sur une machine MAHO 700S, qui est un centre d'usinage (CNC) à cinq axes, avec un mouvement sur trois axes perpendiculaires et une table tournante/inclinable.

Enfin, dans [12], un modèle est proposé, développé et validé par suite pour estimer le taux d'usure des outils d'un tour parallèle conventionnel TUD-50 dans une large gamme de conditions de coupe. Ce qui concerne les pompes, une plateforme a été utilisée dans [13] pour tester la performance d'une méthode développée de modèle semi-markovien caché pour le pronostic de santé des équipements. La plateforme expérimentale consistait en une véritable pompe hydraulique. Pendant les expériences, des tests d'usure à long terme ont été réalisés. Ensuite, trois pompes ont été usées en les faisant fonctionner avec de l'huile non filtrée. Enfin, des tests sur la charge/décharge des batteries Li-Ion sont rapportés dans [9] les données concernent l'impédance comme critère d'endommagement, toutes les données ont été fournis par le Centre d'excellence pour les pronostics de la NASA.

La synthèse de ces recherches nous a mené à proposer une approche expérimentale de diagnostic/pronostic en se basant sur un banc d'essai vibratoire qui se décline en 4 phases : Phase de motivation, phase de description du dispositif expérimental, phase de Diagnostic/Pronostic dont les résultats sont discutés et phase de conclusion/perspectives.

À la diversité des approches rencontrées dans la littérature, notre démarche propose préalablement, grâce aux études réalisées, une partie supplémentaire qui décrit l'influence du défaut de balourd sur les systèmes tournants. Cette phase sera se baser sur la détection des données, l'interprétation, l'interpolation et la discussion. Elle propose aussi d'évaluer l'état de santé futur avant la défaillance par une régression d'interpolât des données traitées.

III.2. Système tournant vibratoire

III.2.1. Motivation

Le contrôle à base d'analyse vibratoire est un outil puissant de diagnostic/ pronostic des modes de défaillance des machines tournantes : elle sert essentiellement à détecter le défaut de balourd, d'alignement et combiné (balourd et désalignement). Ce défaut se caractérise par des paramètres essentiels à savoir : déplacement (μm), vitesse (m/s), accélération (m/s^2).

Dans le présent chapitre, juste le défaut de balourd qui sera considéré, pour cela, nous adoptons la technique d'analyse d'accélération. Cette grandeur physique est mesurée par un capteur piézo-électrique placé sur un palier de guidage en rotation de l'arbre.

III.2.2. Dispositif expérimental

Le banc d'essai vibratoire est un dispositif d'expérimentation (**Figure 3.1**) dédiée à tester et valider des approches de détection de défauts de balourd selon une technique de diagnostic et de pronostic. L'objectif prioritaire de dispositif vibratoire est de fournir des données expérimentales réelles qui caractérisent la dégradation tout au long de leur vie opérationnelle (jusqu'à leur défaillance totale).

Ce banc d'essai expérimental permet de réaliser les dégradations par le déséquilibre (qui se traduit par une augmentation de niveau de vibration).

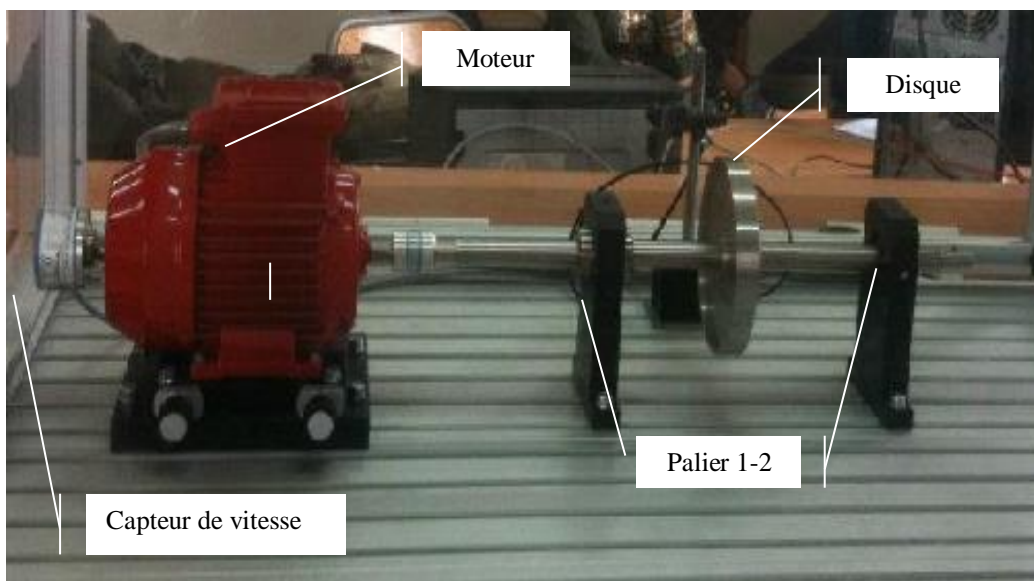


Figure 3. 1: Banc d'essai vibratoire.

Les mesures des vibrations acquises par l'enregistrement sont les points clés de notre étude. Les mesures se font à l'aide d'une sonde de mesure qui est à base d'un matériau piézo-électrique qui

permet de convertir les vibrations mécaniques en signaux électriques qui vont être échantillonnés et traités par un logiciel informatique et tracés par suite la représentation temporelle de l'accélération.

Le dispositif est composé de trois parties principales : une partie rotative, une partie de génération de dégradation et une partie de mesure et d'acquisition, qui sont détaillées ci-après (**Figure 3.2**).

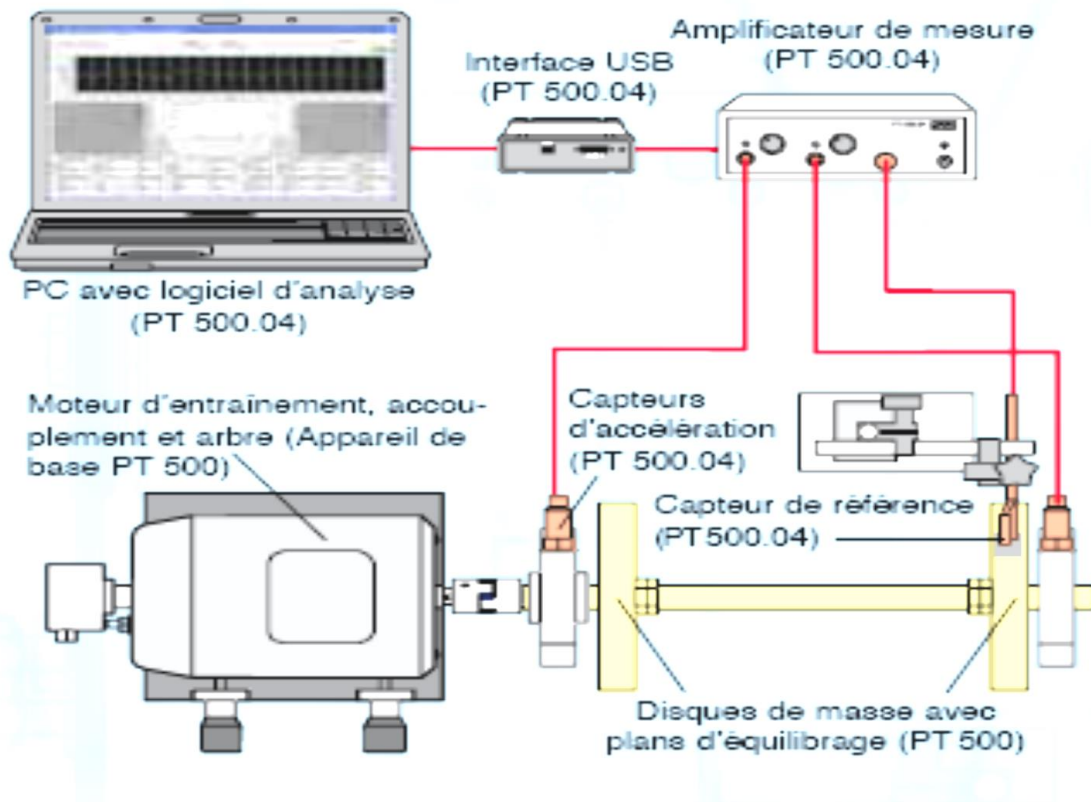


Figure 3. 2: Connexions entre les parties du banc d'essai vibratoire.

III.2.2.1. Partie tournante

Cette partie comprend le moteur électrique (AC), l'arbre et la roue. Le moteur est l'actionneur qui permet la rotation de l'arbre, ce dernier est guidé en rotation par deux roulements. Le moteur a une puissance égale à 250 W, la fréquence de rotation est contrôlée par un variateur de vitesse en agissant sur le courant d'excitation (**Figure. 3.3**), ce qui permet au moteur AC d'atteindre sa vitesse nominale de 4000 tr / min à une tension de 110 / 200 V et un réseau de 60/50 Hz.



Figure 3. 3: Régulateur de vitesse du moteur AC.

III.2.2.2. Partie de génération de dégradation

Dans la **figure. 4**, la pièce comprend le disque en aluminium d'un diamètre de 140 (mm) et d'une épaisseur de 26 (mm), sur lequel plusieurs trous taraudés ont été réalisés (18 trous). Le disque est interposé entre les deux roulements au milieu. Les trous en question sont destinés à créer le déséquilibre.



Figure 3. 4: Disque en aluminium avec un alésage central excentrique et un collier de fixation.

III.2.2.3. Partie mesure et acquisition

Cette partie illustrée sur la **figure 3.5** permet de mesurer et d'acquérir les vibrations générées par l'équilibre/ déséquilibre. Les mesures sont des grandeurs analogiques acquises à différentes vitesses de rotation par un accéléromètre piézoélectrique à aimant fixé sur un palier.



Figure 3. 5: Capteur de mesure utilisé.

III.2.3. Manipulations

Pour réaliser les différents tests, les étapes de paramétrage suivantes sont respectées :

- Réglage des paramètres d'instrumentation :
 - Réglage des paramètres de mesure sur les amplificateurs en fonction des propriétés des accéléromètres,
 - Réglage de l'affichage et des paramètres de mesure sur l'analyseur,
- Réglage du générateur de tension : la valeur de la vitesse de rotation est affichée via le programme de réglage de la tension de cette alimentation,
- Vérification du niveau sonore de l'instrumentation,
- Réglage du banc d'essai en position zéro (vibration minimale).

III.3. Diagnostic

Cette partie sert à agir sur la vitesse de rotation en augmentant le courant d'excitation, comme déjà mentionné, pour obtenir les résultats d'accélération associés à chaque vitesse : 1000 (tr/min), 1500 (tr/min), 2000 (tr/min), 2500 (tr/min) et 3000 (tr/min) pour deux cas :

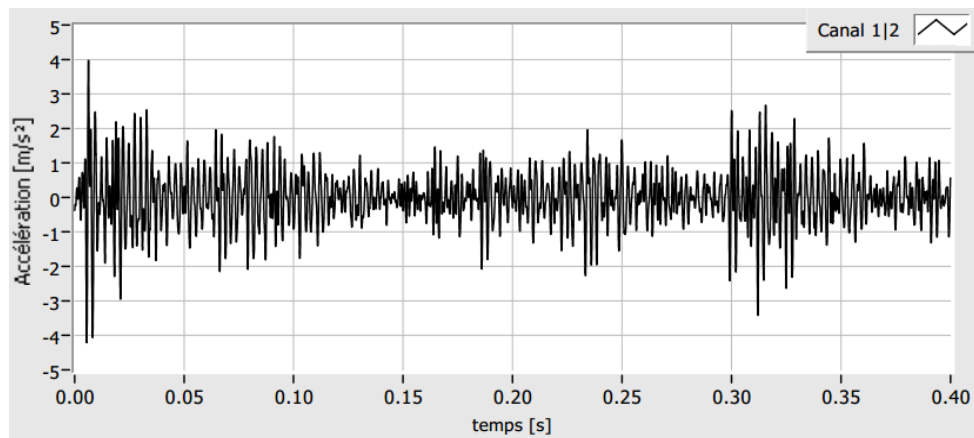
- 1^{er} cas : Cette expérience consiste à travailler avec le banc d'essai sans défaut associé, c'est-à-dire que le disque ne représente aucun éventuel déséquilibre (absence de balourd). Le but de cette expérience est de détecter et d'interpréter les résultats des vibrations générées en l'absence de défaut.

-
- 2^{ème} cas : Cette expérience consiste à déséquilibrer le disque en fixant une masse de 10 (g) afin de décaler le centre de masse du centre géométrique. Cette masse crée un déséquilibre qui favorise des vibrations intenses, qui induisent alors une dégradation remarquable sur l'ensemble du système.

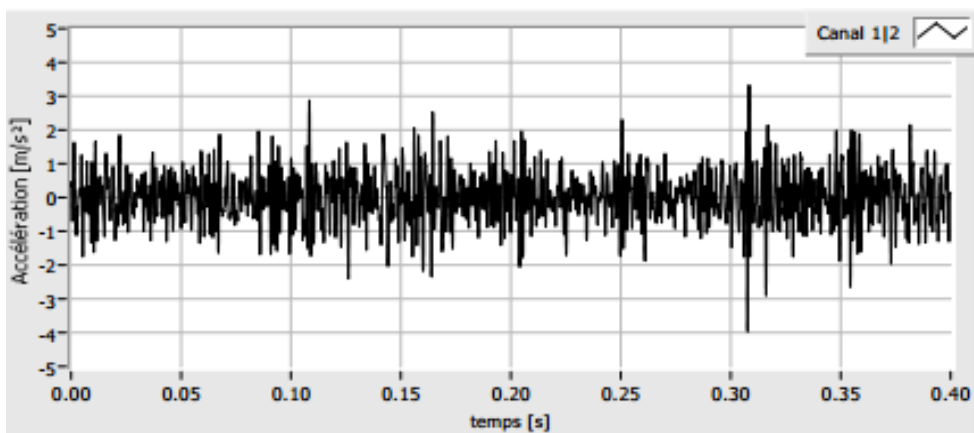
III.3.1. Dégradation dans le cas équilibré

D'après [14 ; 15], notre objectif de ce test vise donc à déterminer et visualiser le comportement vibratoire du système sans défaut.

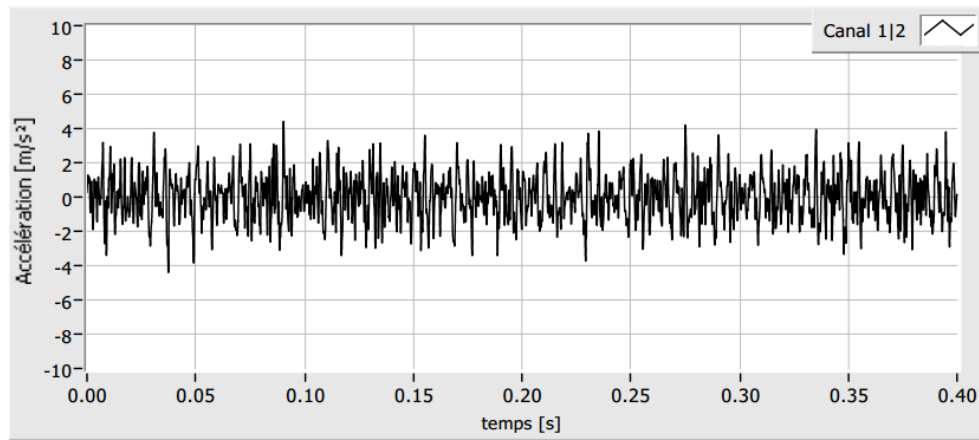
Les vitesses de rotation utilisées sont : 1000 (tr/min), 1500 (tr/min), 2000 (tr/min), 2500 (tr/min) et 3000 (tr/min). Les mesures de la valeur d'accélération effective pour les différentes vitesses de rotation sont indiquées sur la **figure 3.6 : a, b, c, d et e**.



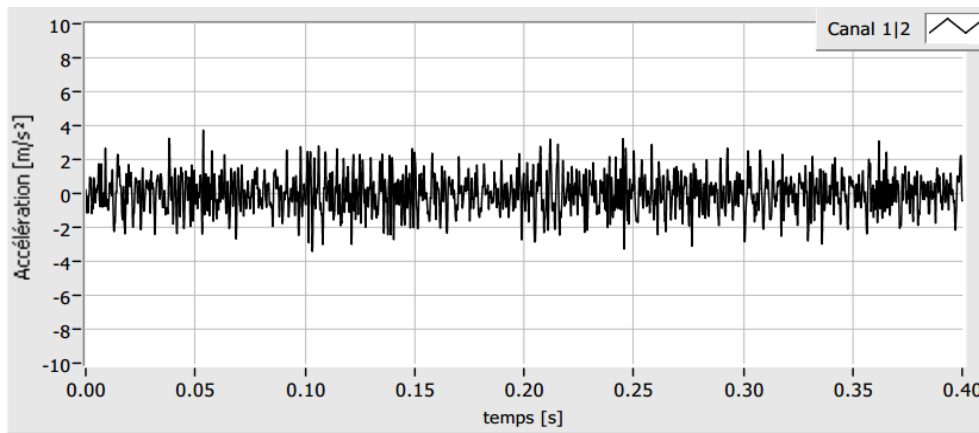
a : (N=1000 tr/min)



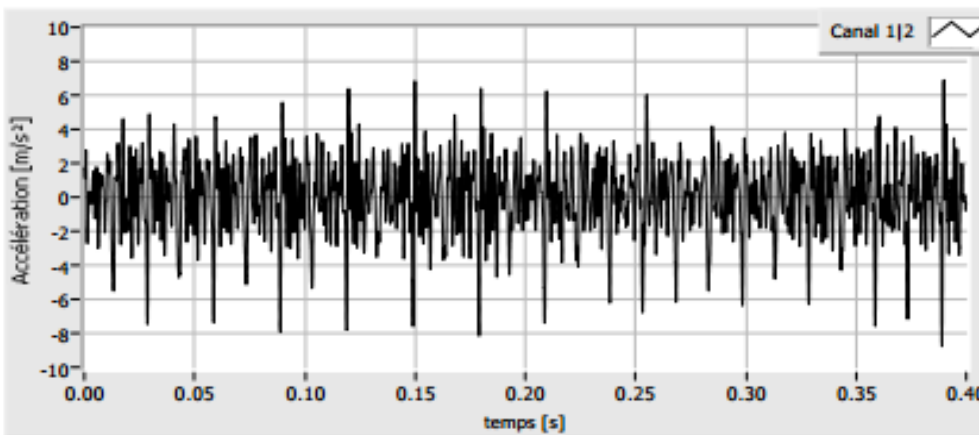
b : (N=1500 tr/min)



c : (N=2000 tr/min)



d : (N=2500 tr/min)



e : (N=3000 tr/min)

Figure 3. 6: Spectre temporel d'un test équilibré à N (tr/min).

On exploite les résultats précédents et on trace le comportement dans la **figure 3.7**. Cette dernière montre que l'accélération évolue graduellement si augmente la vitesse de rotation du moteur AC, par conséquent on peut arriver à une accélération énorme. La courbe indique une tendance vers un horizon défaillant.

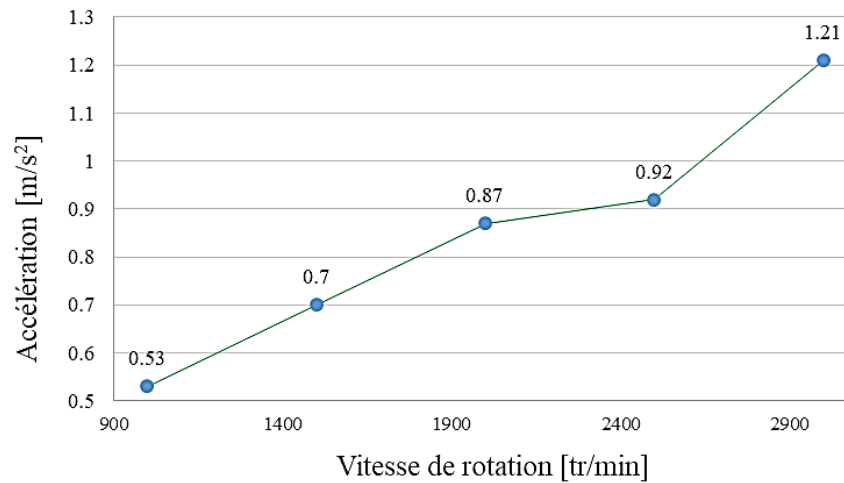


Figure 3. 7: Evolution de l'accélération (Cas équilibré).

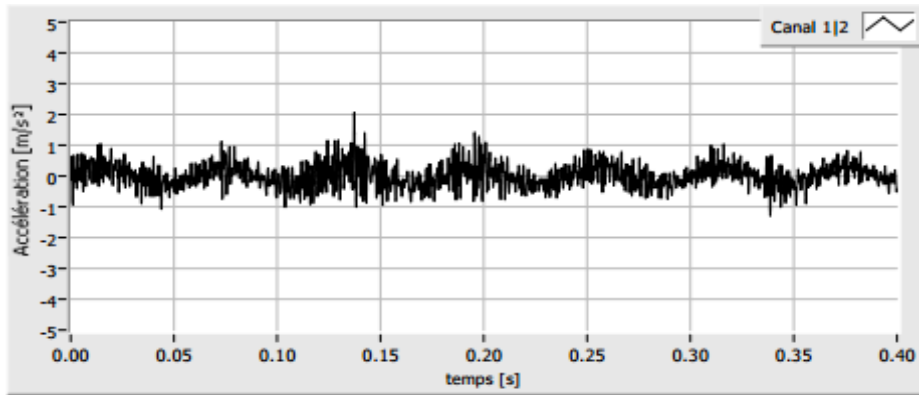
III.3.2. Dégradation dans le cas déséquilibré

Dans ce cas, on ajoute une masse ($m=10$ g) sur le disque pour créer un déséquilibre. Ce dernier agit sur le comportement de l'ensemble du système, vu les vibrations. Ce déséquilibre agit également lors de la rotation ; il est appelé «déséquilibre dynamique ». Les deux roulements supportant le rotor subiront alternativement des forces centrifuges. Dans [16–20], le signal est généré par le défaut de déséquilibre, qui agit sur l'élément roulant, le type de défaut peut être déterminé en analysant la fréquence caractéristique du signal d'impulsion périodique.

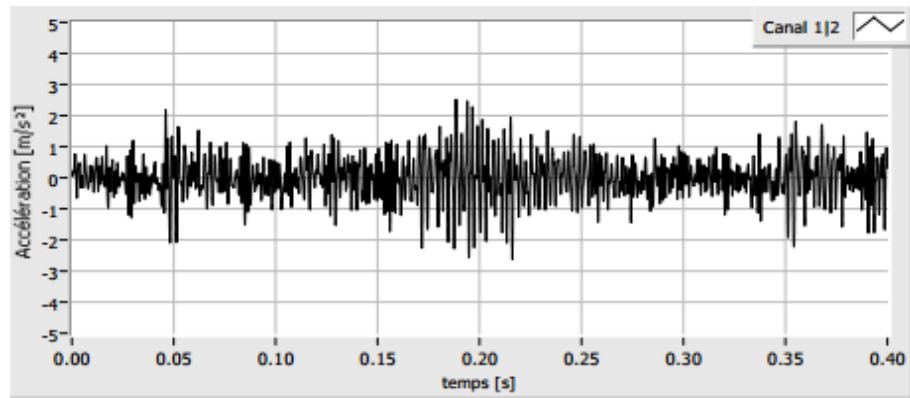
Du fait de l'environnement de fonctionnement déséquilibré, les signaux de vibration collectés par le capteur piézoélectrique concerné ont des caractéristiques évidentes non stationnaires et non linéaires. Les vitesses de rotation choisies sont les mêmes que pour le test équilibré :

- Essai 1 ° : 1000 (tr/min),
- Essai 2 ° : 1500 (tr/min),
- Essai 3 ° : 2000 (tr/min),
- Essai 4 ° : 2500 (tr/min),
- Essai 5 ° : 3000 (tr/min).

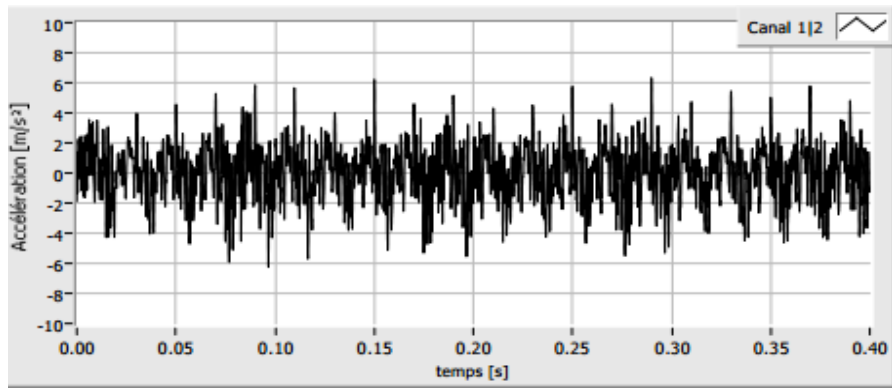
La **figure 3.8 : a, b, c, d et e** obtenue montre la valeur de l'accélération effective pour les différentes vitesses.



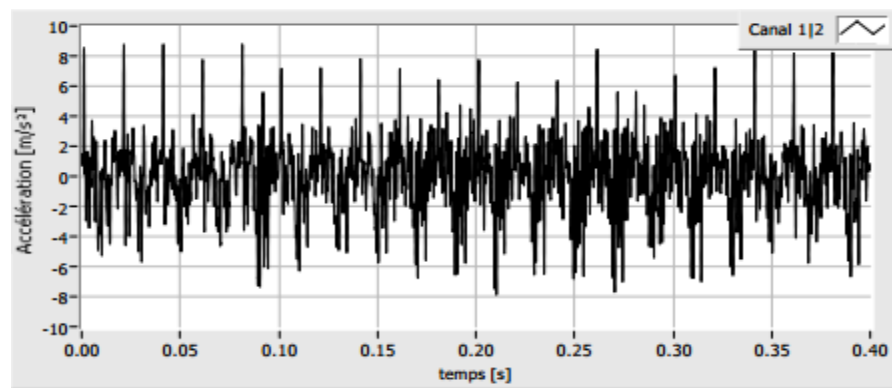
a : (N=1000 tr/min)



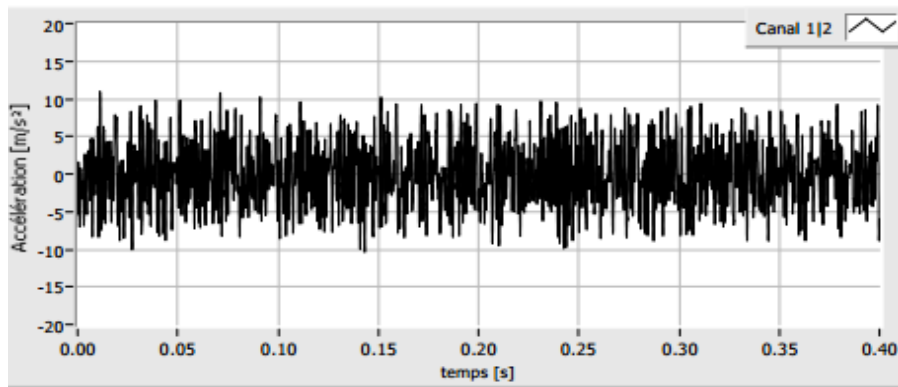
b : (N=1500 tr/min)



c : (N=2000 tr/min)



d : (N=2500 tr/min)



e : (N=3000 tr/min)

Figure 3. 8: Spectre temporel d'un test déséquilibré à N (tr/min).

L'exploitation des résultats précédents nous donne le tracé du comportement illustré dans la **figure 3.9**. D'après Cette figure, on constate que l'accélération évolue avec l'augmentation de la vitesse de rotation du moteur AC, par conséquent on peut arriver à une valeur critique, c'est-à-dire que la courbe tend vers un horizon de défaillance.

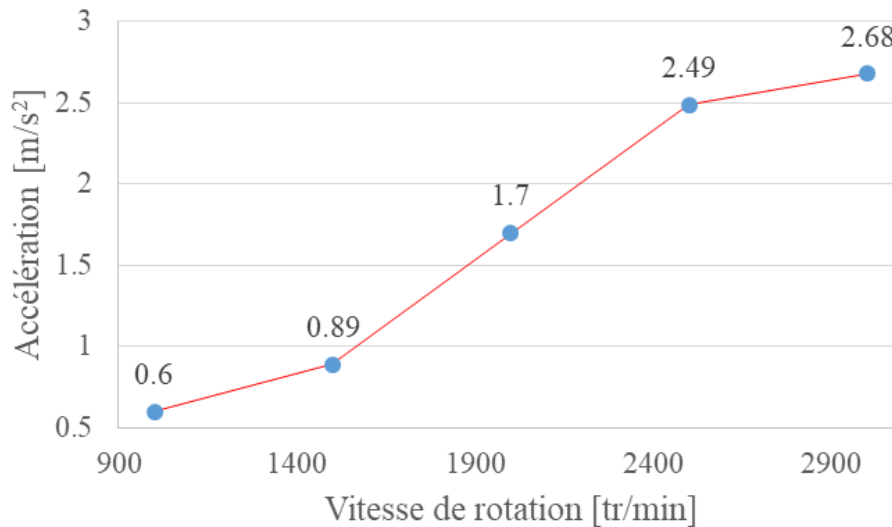


Figure 3. 9: Evolution de l'accélération (Cas déséquilibré).

III.3.2. Discussion

Lorsque notre système mécanique est équilibré (sans défauts), juste les faibles vibrations sont générées. Ce phénomène peut être justifié par la fatigue de la machine et le jeu à cause de ses composants qui se dégradent au cours de fonctionnement et ses propriétés dynamiques qui varient.

En analysant les résultats, pour le test avec défaut de balourd, nous remarquons que le palier est plus sensible aux excitations et il donne des informations exploitables et significatives.

La **figure 3.10**, juste après, montre le défaut de balourd, la valeur de l'accélération croît en fonction de la vitesse de rotation, l'augmentation de ses valeurs est importante par rapport au premier test si l'on compare avec les valeurs de référence (sans défaut).

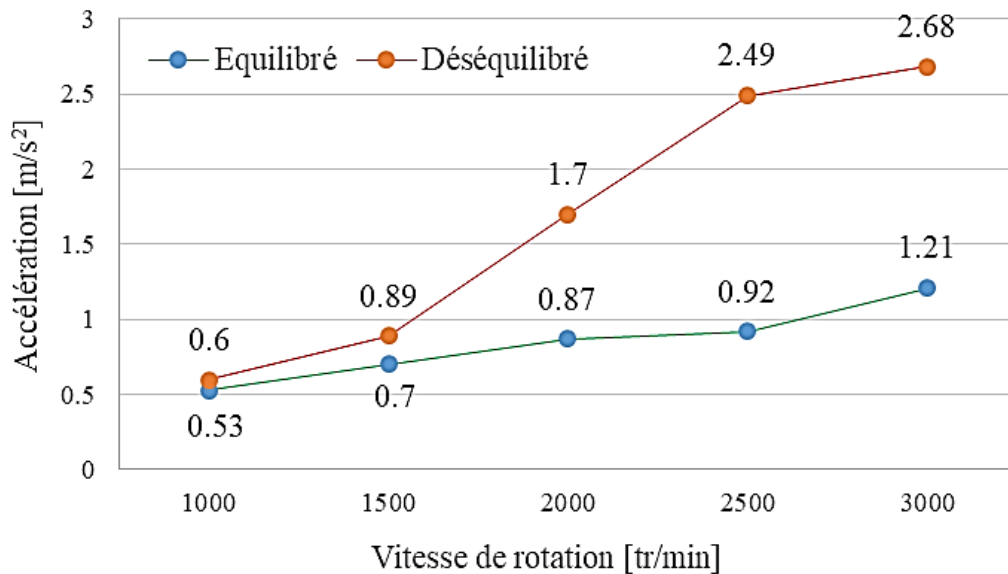


Figure 3. 10: Comparaison entre les deux tests effectués.

III.4. Pronostic

III.4.1. Résultats

Le but de ce paragraphe est de suivre le comportement du système avec le défaut balourd grâce à une fonction d'interpolation afin de pouvoir le prédire avant le défaut. Pour ce faire, nous avons adopté une procédure expérimentale qui peut se résumer comme suit :

Nous avons utilisé les mesures d'erreur moyenne quadratique (RMS) acquises et traitées par la partie mesure et acquisition avec un défaut de déséquilibre à une vitesse de rotation fixée à $N = 2000$ (tr/min).

Ensuite, nous avons suivi l'évolution de ce paramètre au fil du temps en prenant des valeurs d'erreur moyenne quadratique (RMS) à des moments aléatoires (**Tableau 3.1**). Ces valeurs permettent d'interpoler une corrélation qui sera utilisée après contrôle de l'état de santé futur du système par prévision d'horizon.

Tableau 3. 1: Valeurs numériques du paramètre RMS.

Nombre	Temps (s)	RMS (m/s ²)
1	5	0,001
2	50	0,061
3	150	0,101
4	170	0,121
5	180	0,154
6	200	0,141
7	230	0,145
8	250	0,182
9	270	0,201
10	350	0,215
11	400	0,215
12	450	0,215
13	500	0,201
14	550	0,184
15	600	0,173
16	650	0,172
17	700	0,167
18	790	0,203
19	850	0,176
20	860	0,203
21	925	0,197
22	1035	0,190
23	1165	0,209
24	1175	0,188
25	1295	0,213
26	1515	0,206
27	1635	0,277

Après l'acquisition des mesures, nous avons représenté la courbe illustrative de la variation de ce phénomène de balourd, l'erreur moyenne quadratique (RMS) en fonction du temps pour mieux comprendre l'évolution de ce paramètre.

Notre objectif principal est d'arriver à pouvoir déterminer, à partir des résultats observés expérimentalement, par analyse vibratoire l'influence du déséquilibre sur les différents paramètres vibratoires de notre système pour prédire son état futur.

Le graphique illustré à la **figure 3.11** représente la variation de l'erreur moyenne quadratique (RMS) de la vibration pendant le temps de fonctionnement avec balourd ($m = 10$ g), mesurée en instants aléatoires pour le cas d'une vitesse de rotation constante ($N = 2000$ tr / min).

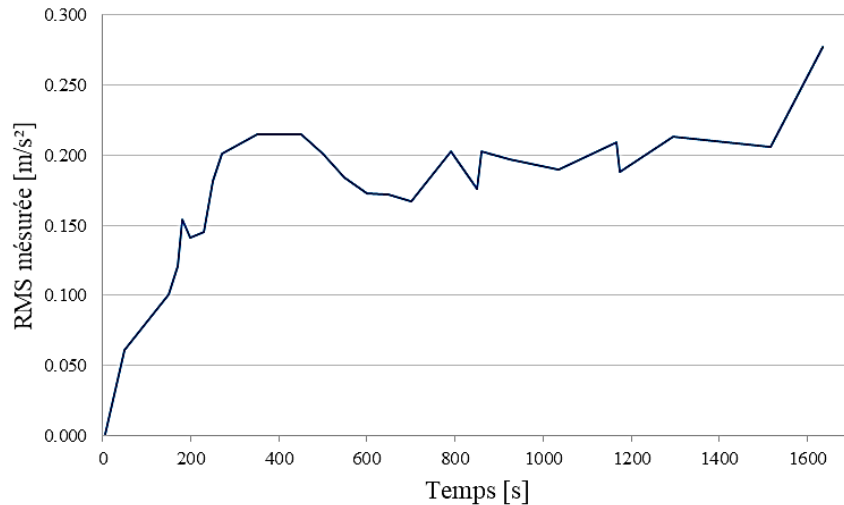


Figure 3. 11: Tracé des valeurs expérimentales de RMS (m/s^2).

La forme du graphe tracé peut être approchée par une fonction polynomiale de degré 5, avec un coefficient de corrélation d'ordre 0,9078, dans ce cas on peut dire que l'interpolation de corrélation trouvée est forte car elle est proche de 1 (**Figure 3.12**).

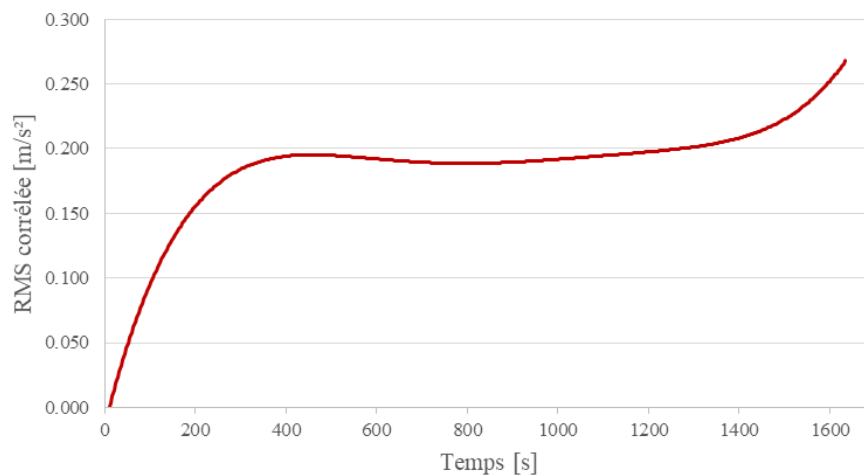


Figure 3. 12: Représentation graphique de la fonction de corrélation.

La **figure 3.13** représente deux courbes pour le même système mécanique. Le premier est celui de la valeur de l'erreur moyenne quadratique (RMS) mesurée expérimentalement et le second est celui de la valeur corrélée de la moyenne quadratique (RMS). Pour justifier les performances, nous constatons que la valeur du coefficient de corrélation représente une fonction d'approximation significative.

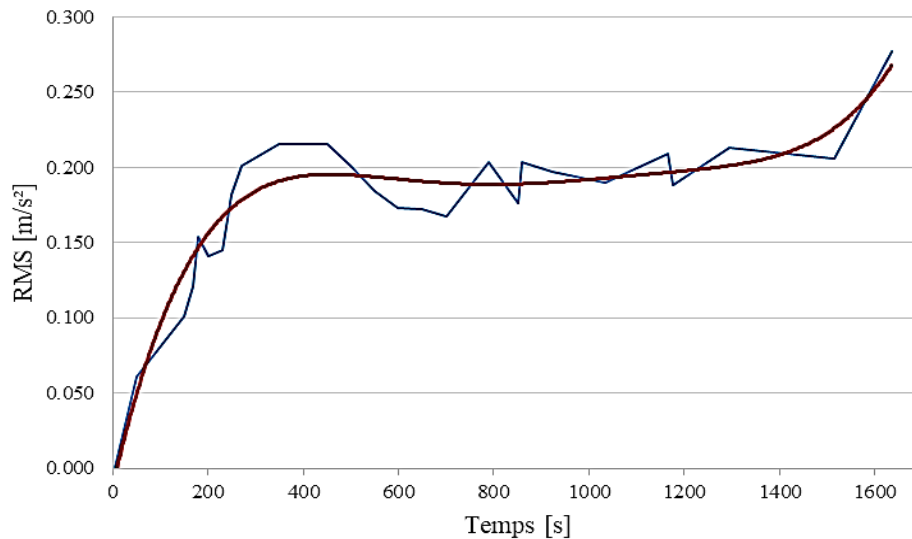


Figure 3.13: Comparaison entre les deux résultats (réels et corrélés).

III.4.2. Discussion

L'étude présentée dans cette partie concerne la prédiction de l'état de santé d'un système vibratoire avec défaut de balourd. Pour ce faire, nous avons adopté la méthode la plus connue et la plus efficace qui se base sur l'analyse vibratoire.

En premier lieu, une détection des résultats expérimentaux de la valeur de RMS (**Figure 3.11**), à partir des résultats on a tracé la courbe de tendance illustrée dans la **figure. 9**, on constate que l'indicateur RMS entraîne une tendance vers l'horizon de défaillance, car il croît au cours de fonctionnement sous une vitesse de rotation constante ($N=2000$ tr/min) à partir l'instant 800 s.

La courbe de tendance présentée dans la **figure 3.12** montre que le balourd a une influence sur l'évolution de l'indicateurs RMS. Par conséquent, le niveau vibratoire augmente dans le cas où le disque n'aura plus une intervention d'équilibrage.

III.5. Conclusion

Un dispositif expérimental, appelé banc d'essai vibratoire, est présenté dans cet article. Son objectif intrinsèque est de fournir des données expérimentales associées aux dégradations du système avec le défaut de balourd. Ces données sont utilisées par suite pour diagnostiquer et pronostiquer le système vibratoire d'une part, pour tester et vérifier les méthodes de recherche dans les domaines suivants : surveillance des conditions, détection des défauts, vérification et contrôle d'autre part.

La particularité de ce travail est que la dégradation peut être réalisée dans des conditions de fonctionnement aussi bien constantes que variables, et que les données sont acquises pendant toute la durée de chaque expérience.

Trois sortes de données expérimentales réalisées :

- Système équilibré avec 5 vitesses de rotation,
- Système déséquilibré (balourd) avec 5 vitesses de rotation,
- Système dégradable ($m=10$ g) avec une vitesse de rotation constante ($N=2000$ tr/min),

Enfin, on peut noter que ce travail expérimental nous montre que le défaut de balourd est aussi important. Donc, le chapitre suivant traite une machine hydraulique qui représente, généralement, la combinaison entre les deux phénomènes étudiés dans les chapitres II et III.

Références

- [1] El. Semma, A. Mousrij, H. Gziri ; « Elaboration d'une démarche de mise en œuvre de la maintenance conditionnelle basée sur l'analyse vibratoire ». MOSIM 2014, *10^{ème} Conférence Francophone de Modélisation, Optimisation et Simulation*, Nov. 2014, Nancy, France.
- [2] A. EL Hannani, K. Refassi, A. EL Maiche, M. Bouamam ; « Maintenance prédictive et préventive basée sur l'analyse vibratoire des rotors ». *Laboratoire de Mécanique des Solides et des Structures ; Faculté des Sciences de l'Ingénieur*, Université de Sidi Bel Abbas
- [3] H. Ocak, K. A. Loparo, et F. M. Discenzo, "Online tracking of bearing wear using wavelet packet decomposition and probabilistic modeling: A method for bearing prognostics", *Journal of sound and vibration*, vol. 302, pp. 951-961, 2007.
- [4] I. Bloch, "Duality vs. adjunction for fuzzy mathematical morphology and general form of fuzzy erosions and dilations", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 160, no. 13, pp. 1858–1867, 2009.
- [5] H. Chen, B. Jiang, N. Lu, and Z. Mao, "Deep PCA based realtime incipient fault detection and diagnosis methodology for electrical drive in high-speed trains," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 6, pp. 4819–4830, 2018.
- [6] X. Gu and C. Chen, "Rolling bearing fault signal extraction based on stochastic resonance-based denoising and VMD," *International Journal of Rotating Machinery*, vol. 2017, Article ID 3595871, 12 pages, 2017.
- [7] R. M. Haralick, S. R. Sternberg, and X. Zhuang, "Image analysis using mathematical morphology," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, no. 4, pp. 532–550, 1987.
- [8] G. Kacprzyński, A. Sarlashkar, M. Roemer, A. Hess, and W. Hardman, "Predicting remaining gear life by fusing diagnostics and physics of failure models," *JOM Journal*, vol. 56, no. 3, pp. 29–35, 2004
- [9] NSF I/UCRC Center for Intelligent Maintenance Systems, "Prognostic data repository: Bearing data set," in <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/>, visited in January 2020
- [10] J. Zhou, X. Li, O. P. Gan, S. Han, and W. K. Ng, "Genetic algorithms for feature subset selection in equipment fault diagnostics," *Journal of Engineering asset management*, vol. 10, pp. 1104–1113, 2006.
- [11] H. M. Ertunc and C. Oysu, "Drill wear monitoring using cutting force signals," *Mechatronics*, vol. 14, pp. 533–548, 2004.

-
- [12] Q. Ren, M. Balazinski, L. Baron, and K. Jemielniak, "TSK fuzzy modeling for tool wear condition in turning processes: An experimental study," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 24, no. 2, pp. 260–265, 2001
- [13] Y. Peng and MingDong, "A prognosis method using age-dependent hidden semi-markov model for equipment health prediction," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, pp. 237–252, 2011.
- [14] Y. Qin, Q. L. Zhang, and Y. Zhao, "Fault diagnosis method for planetary gearboxes based on adaptive SVD," *Journal of Vibration and Shock*, vol. 37, no. 17, pp. 122–127, 2018.
- [15] L. CUI, W. Xin, W. Huaqing, X. Yonggang, and Z. Jianyu, "Feature extraction of bearing fault based on improved switching Kalman filter," *Journal of Mechanical Engineering*, vol. 55, no. 7, pp. 44–51, 2019.
- [16] P. H. Rodríguez, J. B. Alonso, M. A. Ferrer, and C. M. Travieso, "Application of the Teager-Kaiser energy operator in bearing fault diagnosis," *ISA Transactions*, vol. 52, no. 2, pp. 278–284, 2013.
- [17] P. Jayaswal, A. K. Wadhvani, and K. B. Mulchandani, "Machine fault signature analysis," *International Journal of Rotating Machinery*, vol. 2008, Article ID 583982, 10 pages, 2008.
- [18] C. Li, M. Liang, Y. Zhang, and S. Hou, "Multi-scale autocorrelation via morphological wavelet slices for rolling element bearing fault diagnosis," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 31, pp. 428–446, 2012.
- [19] C. Li and M. Liang, "Continuous-scale mathematical morphology-based optimal scale band demodulation of impulsive feature for bearing defect diagnosis," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 331, no. 26, pp. 5864–5879, 2012.
- [20] F. Namdari and M. Salehi, "High-speed protection scheme based on initial current traveling wave for transmission lines employing mathematical morphology," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 32, no. 1, pp. 246–253, 2017.

CHAPITRE .IV :

**DIAGNOSTIC ET PRONOSTIC D'UN SYSTEME
HYDRAULIQUE DEGRADABLE A BASE D'UN
RESEAU DE NEURONES FLOU : APPLICATION
SUR UNE POMPE CENTRIFUGE**

Résumé

Nous proposons dans ce chapitre une méthode d'identification d'un système critique dans une zone de production et le composant responsable de la dégradation de ce système, par la suite nous proposons une approche d'apprentissage par le perceptron multicouche (MLP). L'objectif de cette démarche de modélisation est la détermination en temps réel le niveau de dégradation du système dégradé, ainsi la date de défaillance qui sera produite, évidemment cette date déterminée avec précision par rapport les autres modèles traités dans la littérature. La démarche que nous allons traiter consiste à utiliser un réseau de neurones flous optimal au niveau de nombre des couches et de temps d'exécution. Nous avons effectué un apprentissage de données (essais) afin d'illustrer une régression de bonne corrélation de ces données (essais) sur une pompe centrifuge avec des paramètres de performance satisfaisants.

Mots clés :

- ✓ Diagnostic,
- ✓ Pronostic,
- ✓ Dégradation,
- ✓ Pompe centrifuge,
- ✓ MLP.

Abstract

We propose in this chapter a method of identifying a critical system in a production area and the component responsible for the degradation of this system, and then we propose an approach of learning by a Multi-Layer Perceptron (MLP). The objective of this modeling approach is to determine in real time the level of degradation of the degraded system, as well as the date of failure that will be produced, obviously this date determined with precision compared to other models treated in the literature. The approach that we are going to deal with consists in using an optimal fuzzy neural network in terms of the number of layers and the execution time. We performed data training (tests) to illustrate a good correlation regression of these data (tests) on a centrifugal pump with satisfactory performance parameters.

Keywords:

- ✓ Diagnostics,
- ✓ Prognostics,
- ✓ Degradation,
- ✓ Centrifugal pump,
- ✓ MLP.

IV.1. Introduction

Aujourd'hui, les métiers de la responsabilité de maintenance connaissent un développement inédit. Le responsable de la maintenance doit disposer, lorsque cela est possible, des moyens et des outils capables de fournir des signaux d'alarme, préalablement à la surveillance de la défaillance pour répondre à un certain nombre d'exigences. En parallèle de cette évolution dans ces dernières années, diverses techniques et stratégies ont été développées dans le concept de PHM « Prognostics and Health Management » [1] qui permettent de mieux prédire l'avenir de l'état physique et de rendre une maintenance réalisable et mieux informée, afin de prendre la décision d'intervention [2;3]. Ces techniques se différencient par les données utilisées, les hypothèses liées à la panne et le mode de fonctionnement du système et les modèles de calcul pour remédier à certaines contraintes [4]. La plupart de ces contraintes et attentes en termes de performances sont liées à la productivité, la qualité, la fiabilité et la disponibilité des systèmes / équipements, ils ont conduit les stratégies de maintenance à devenir une priorité, pour garantir une bonne disponibilité basée sur la maîtrise de la dégradation provoquée lors de l'exploitation.

La mise en œuvre de la maintenance dite « prévisionnelle » semble la plus appropriée pour répondre aux objectifs des besoins actuels, reposant sur différentes architectures supportant ces activités qui ont été établies selon la littérature [4;5]. Dans ce sens, plusieurs travaux ont été développés pour résoudre le problème de la disponibilité, à savoir [4], ce dernier a modélisé un système contrôlé, qu'il s'agit d'une pompe pour faire circuler un fluide entre deux réservoirs [6], dont le gain subit une dégradation au cours de fonctionnement, afin de prédire l'état de santé avant la défaillance en utilisant un observateur, basé sur le Modèle de Markov Caché (HMM), pour visualiser le comportement d'un système soumis à un environnement sévère. En exploitant le modèle utilisé par [4], pour un travail qui se concentre sur une étude de terrain pour détecter des équipements critiques afin de pronostiquer l'équipement qui présente plus de criticité, en proposant une approche structurée, basée sur l'utilisation d'un modèle de réseau de neurones flou d'intelligence artificielle sous Matlab. Le point clé se focalise sur une projection du modèle précédent sur un système réel à travers une simulation, cette dernière guide vers une relation inverse pour déterminer la durée de vie utile résiduelle (RUL). Le but d'utiliser le réseau de neurones flou avec perceptron multicouche (MLP), il s'agit d'un outil efficace pour estimer le niveau de dégradation d'un système industriel avec des meilleures performances.

Cette étude est organisée comme suit:

Tout d'abord, nous présentons un diagnostic global dans le cadre de la détection d'équipements discriminés. Ensuite, nous nous consacrons à l'architecture de l'approche proposée avec une revue de littérature dans ce cadre. Cette approche présente les différentes étapes de celle que nous

avons choisi d'adopter. Ensuite, nous présentons et illustrons les résultats et les performances de l'approche adoptée au système, qui nous a permis de tirer des conclusions sur le travail présenté ainsi que des perspectives à entreprendre.

IV.2. Système étudié

La plupart des problématiques rencontrées par les industriels, au sein de l'entreprise, se retrouvent dans la zone de production, à savoir les machines hydrauliques (pompes), ventilateurs, réducteurs, etc ... Selon les historiques industrielles (OCP), les pompes représentent les installations les plus essentielles, grâce à leur rôle intrinsèque dans la série de production, car ils sont soumis à des dégradations évolutives qui influencent directement sur l'efficacité et la rentabilité de la production.

IV.2.1. Définition du système

Les pompes, dans la **figure 4.1** et la **figure 4.2**, sont des systèmes mécaniques (machines hydrauliques) qui génèrent une différence de pression ΔP entre les deux tubulaires d'entrée et de sortie. Selon les normes d'utilisation, ces machines communiquent avec le fluide, généralement un liquide, soit de l'énergie potentielle E_p , soit de l'énergie cinétique par la mise en mouvement du fluide E_c [7; 8].



Figure 4. 1: Pompe centrifuge installée dans une zone de production OCP-Maroc.

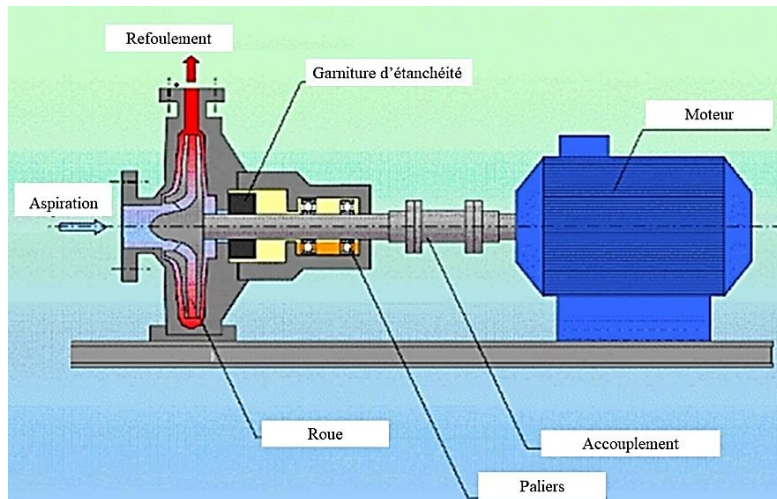


Figure 4. 2: composants essentiels d'une pompe centrifuge .

Les pompes centrifuges sont des machines hydrauliques qui existent depuis un certain temps et qui ont, plus ou moins, gouverné la population de pompage pendant plusieurs applications pendant des décennies. Elles sont connues sous le nom de « générateurs de pression », les pompes centrifuges contiennent un ou plusieurs éléments rotatifs, qui aident à expulser l'énergie vers le fluide qui, à son tour, est guidé pour se décharger par un composant connu sous le nom de collecteur.

Le fait que les pompes centrifuges aient dominé l'industrie du mouvement des fluides dans son ensemble, il suffit à comprendre à quel point elles sont inestimables pour un mélange d'applications couvrant différentes industries. Voici un aperçu plus approfondi des différentes utilisations des pompes centrifuges :

- Pour fournir de l'eau pour un usage quotidien,
- Pour augmenter la pression,
- Pour pomper de l'eau pour les applications domestiques,
- Pour aider les configurations de protection incendie,
- Pour faciliter la circulation d'un fluide,
- Pour assurer le drainage du puisard,
- Pour réguler l'eau de la chaudière,
- Etc...

IV.2.2. Défauts du système étudié

Dans un secteur de production industrielle, notamment, dans la zone de production OCP-Maroc, nous avons tenté de quantifier les pannes d'équipements sur une base annuelle, en essayant de retracer les équipements, puis les organes qui représentent plus de criticité. Les pompes ce sont

avérées de représenter la fréquence maximale de 460 et un pourcentage de 35,28% (**Figures : 4.3 et 4.4**), par rapport aux autres équipements utilisés dans le processus. Par exemple, nous citons les moteurs, les réducteurs, les coupleurs, les turbines, les agitateurs, etc... Cette classification de la fréquence découle des contraintes appliquées par l'environnement de travail de la pompe (vitesse de rotation, nature du fluide calorigène, pression, environnement, etc...). Pour déterminer les problèmes majeurs qui conduisent à la détérioration de l'état mécanique causant la diminution du gain des pompes, nous avons basé sur une étude de terrain dans les Ateliers Centraux de l'entreprise (ACX), en utilisant un historique d'une année pour élaborer nos résultats graphiques.

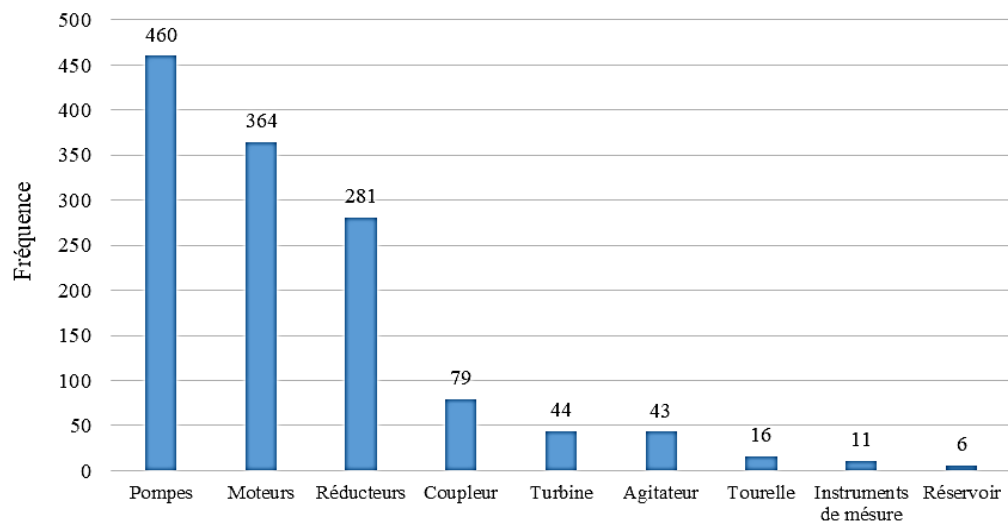


Figure 4. 3: Fréquence de défaillance des équipements de la zone de production.

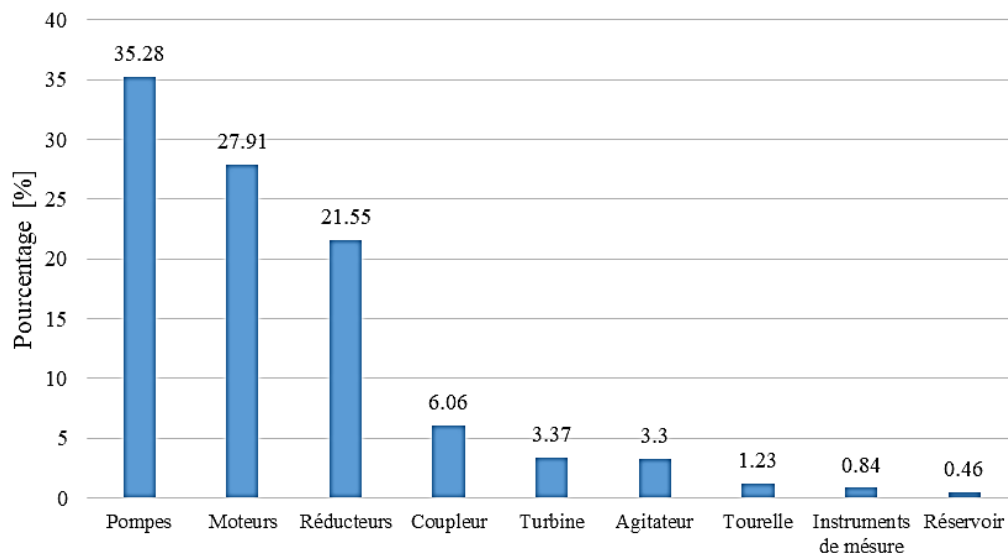


Figure 4. 4: Pourcentage de défaillance des équipements dans la zone de production.

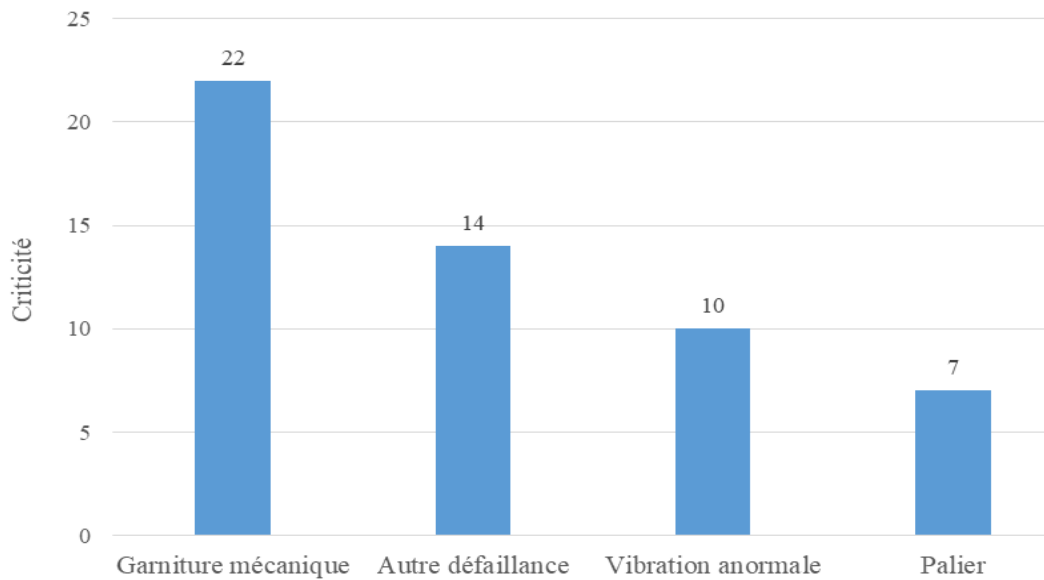


Figure 4. 5: Criticité des composants/anomalies de la pompe défaillante dans l'ordre décroissant.

Les **figures : 4.3 et 4.4** illustrent les différents équipements défaillants dans la zone de production rencontrés pendant notre étude. Ainsi la criticité du composant d'équipement critique, à savoir la défaillance des garnitures mécaniques, cette dernière est significative par rapport aux autres composants/anomalies avec une criticité de 22 comme elle est illustrée dans la **figure 4.5**. Ces résultats peuvent être interprétés par un manque de suivi des opérations de maintenance et des conditions d'exploitation.

Ainsi, on peut conclure que le diagnostic basé sur les données joue un rôle important dans la détermination des facteurs critiques participant dans la diminution du gain des pompes, à savoir : usure de la garniture, vibrations anormales, cavitation, détérioration des roulements, etc... Ce qui nécessite une stratégie intelligente pour minimiser cette criticité.

IV.2.3. Discussion

Dans cette partie, nous avons présenté une méthode de diagnostic basée sur l'historique de défaillance des équipements, pour justifier finalement le choix de notre piste qui se focalise généralement sur les machines hydrauliques à savoir les pompes.

Nous avons abordé notre problématique par un histogramme représentant l'ensemble des équipements et l'étude de leurs criticités. Ensuite, on a constaté que l'équipement critique est la pompe, ce dernier subit à une défaillance favorisée par plusieurs facteurs. La détection de l'équipement discriminé/critique, nous a permis ensuite d'élaborer un modèle pour estimer l'état de santé. Ce modèle-là est un outil accessible et capable de déterminer le niveau de dégradation, afin de prendre la décision d'intervention avant la défaillance.

IV.3. Pronostic du système étudié

IV.3.1. Typologie des modèles de dégradation

Parfois, les auteurs modélisent la dégradation en modèle discret. Ce modèle de dégradation discret est un modèle qui permet de modéliser la dégradation en type escalier (saut). Ce principe est utilisé essentiellement sur la notion d'accumulation d'un ensemble d'endommagement, dont le système en dégradation passe d'un état E_i à un état E_{i+1} selon un comportement de saut.

Dans la littérature [9;10], on distingue entre deux grandes familles de modèles d'endommagement, dont la première liste les modèles d'endommagement cumulatif standard. Dans ces modèles, le système est considéré comme défectueux lorsque l'évolution des chocs atteint le seuil de dégradation autorisé. La deuxième famille désigne les modèles d'endommagement indépendant, dont les chocs ne sont plus extensifs.

Nous définissons le modèle d'endommagement comme un modèle portant un double processus stochastique, qui décrit un phénomène produit à des instants aléatoires t_i , $i = (1: N)$, de sorte que chaque instant t_i est associé à un choc d'amplitude A_i (**Figure 4.6**) avec les hypothèses:

$$\begin{cases} A_0 = 0 \\ A_i > 0 \quad ; i \geq 1 \quad , A_i \neq A_{i+1} \end{cases} \quad (\text{IV.1})$$

donc l'endommagement total se calcule par la formule suivante :

$$D(t) = \sum_{i=0}^{N(t)} A_i \quad (\text{IV.2})$$

où $N(t)$ désigne le nombre des événements de choc prévus avant l'instant t .

Dans le modèle d'endommagement indépendant, la date de défaillance du système correspond à la première occurrence d'un choc dépassant la condition de seuil. Ce modèle est généralement appliqué dans des matériaux fragiles, à savoir le verre, qui se manifeste par un choc fort ou des composants électroniques qui s'endommagent rapidement, grâce à une surcharge qui dépasse le seuil, imposé par le fabricant [11]. Ce modèle d'endommagement s'exprime par la formule suivante :

$$D(t) = \min_i(t_i \mid A_i \geq \text{threshold}) \quad (\text{IV.3})$$

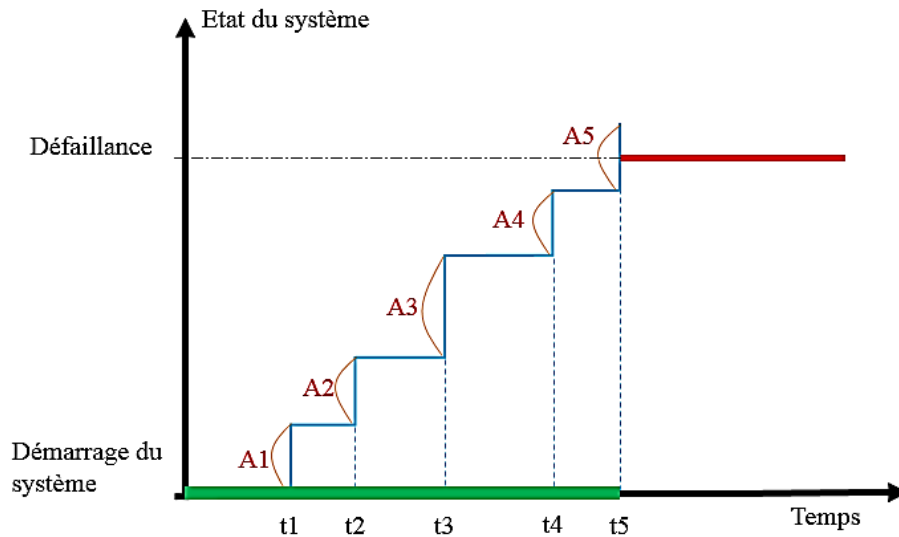


Figure 4. 6: Modèle de dommages cumulatifs.

Ce type de modèle (**Figure 4.7**) est généralement basé sur la connaissance des lois d'évolution de la dégradation entre deux événements successifs. La puissance de ce modèle est apparente dans sa capacité à déterminer la dégradation à tout moment souhaité. L'application de ce modèle se trouve dans des systèmes qui nécessitent une prévision précise pour éviter tout type de panne qui peut entraîner une grande perte, dans le système de production, et une difficulté à trouver une bonne santé.

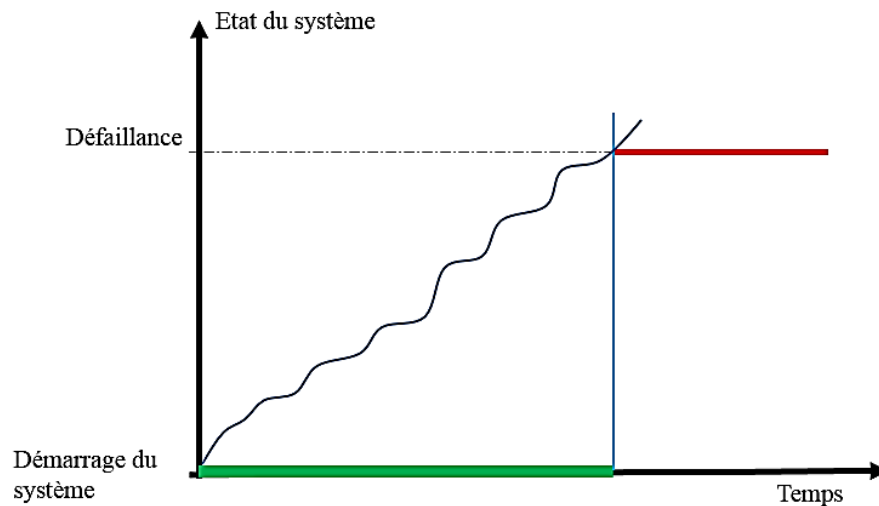


Figure 4. 7: Modèle de dégradation continue.

Ce modèle est basé sur l'approche time-to-delay avec une loi de survie résiduelle conditionnelle (temps écoulé entre tout instant et la panne du système s'il n'est soumis à aucun entretien), il est réajusté à chaque inspection en suivant un filtrage récursif d'état actuel du système et l'historique des processus maintenus [12].

Dans la littérature [13; 14], les auteurs considèrent la performance comme une métrique qui est censée d'être jugée si le pronostic réalisé est exécuté à un certain niveau ciblé, l'erreur de prédiction souhaitée doit être inférieure à la valeur fixée par le réseau de neurones. Pour cela, il y a deux critères à prendre en compte [15] :

- Premier critère : la précision de la prédiction effectuée doit être toujours inférieure à un seuil fixé. Ce dernier est défini par le paramètre $\alpha \times 100\%$.
- Deuxième critère : il est lié à la notion du temps. Il est défini par l'instant de détection d'un défaut t_{ad} sur un horizon temporel fourni par le paramètre λ , jusqu'à la manifestation du défaut à l'instant t_d .

Il s'avère qu'aucune mesure ne répond aux critères de pertinence, de facilité de calcul et de limite d'utilisation. La mesure utilisée pour évaluer la qualité de la prédiction est le pourcentage d'erreur moyen absolu. Il offre l'avantage de considérer l'ordre de grandeur de l'erreur de prédiction.

La dégradation du système peut être vue par la détérioration de l'actionneur en problématique (pompe). En effet, la perte de capacité partielle G ou totale d'un actionneur peut introduire une perte de performance du système dans le sens où elle varie son comportement par rapport au comportement souhaité [15].

$$G(t) = G_{init} - D(t) \quad (IV.4)$$

où :

- $G(t)$: capacité au temps t ,
- G_{init} : capacité initiale de la pompe,
- $D(t)$: Dégradation de la pompe accumulée au temps t .

L'équation (4) explique que le gain à l'instant t vaut le gain initial G_{init} au temps t_0 moins une dégradation relative au temps t .

IV.3.2. Approche de modélisation

L'intelligence artificielle (IA) est un outil puissant de prédiction et d'approximation universelle [16;17]. Sa structure fondamentale d'un système de réseau de neurones consiste à une transformation d'une entrée en partie floue, à l'aide des fonctions de transfert à savoir : fonction identité, fonction à seuil, fonction sigmoïde, fonction tangente hyperbolique, etc...); ensuite, à partir d'une relation construite grâce à des règles, la détermination des valeurs et enfin leurs transformations en valeur de sortie selon l'application considérée.

Dans [18], les auteurs définissent la régression classique comme un outil qui utilise une « boîte » constituée d'une combinaison linéaire de fonctions élémentaires pertinentes, et l'ajustement

consiste tout simplement à optimiser les coefficients de cette combinaison linéaire. Les réseaux de neurones sont un exemple de tels modèles complexes qui ont fait leurs preuves dans plusieurs domaines comme la détection de fraudes ou la reconnaissance de caractères manuscrits.

Le comportement du réseau de neurones dépend donc des poids w_j (**Figures : 4.8 et 4.9**), qui servent à pondérer les apports des nœuds d'une couche à la couche suivante, et aussi des seuils d'activation de chaque nœud. Il convient d'utiliser un jeu de données nommé ensemble d'entraînement pour optimiser les paramètres (les w_j et les r_i), afin de minimiser l'erreur de prédiction du réseau. Le système de réseaux neurones utilise un mécanisme d'apprentissage à base des techniques et des modèles. Un des modèles le plus utilisé est celui de Takagi et Sugeno [19].

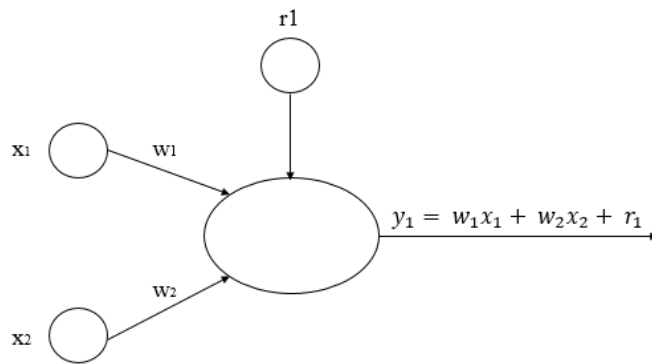


Figure 4. 8: Représentation d'un neurone formel à deux entrées.

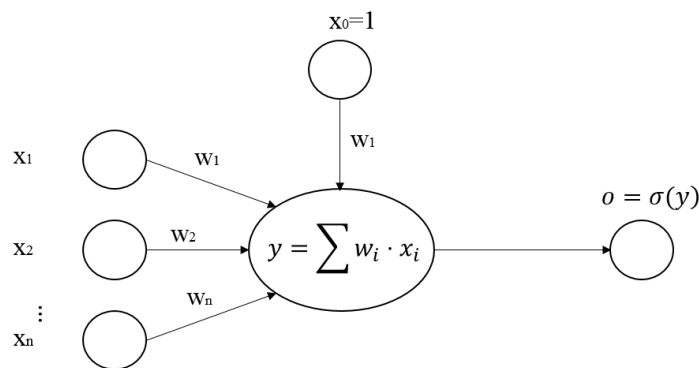


Figure 4. 9: Couche cachée d'un neurone et n entrées.

Dans ce modèle, une règle floue est construite en utilisant une combinaison linéaire pondérée des entrées numériques plutôt que d'un ensemble flou. D'une manière générique pour deux règles floues *Si-Alors*, il est défini comme suit : Si x_1 et x_2 sont deux entrées au neurone l et r_l sont les bias, alors :

$$y_1 = w_1x_1 + w_2x_2 + r_1 \tag{IV.5}$$

- $x_0=1$: bias, Représente le seuil d'activation du neurone,
- $x_i (i=1 : n)$: entrées,
- w_i : Coefficients synaptiques,
- y : Somme pondérée,
- o : Sortie.

L'apprentissage consiste à récupérer des centres de classe. Sa réalisation nécessite la connaissance du nombre de classes. Ce nombre est fixe, de sorte que l'apprentissage du modèle est possible dans un temps de calcul raisonnable [20]. L'ensemble des données est constitué de 35 essais de dégradations (**Figure 4.10**) jusqu'à la défaillance de la pompe pour des missions à deux consignes avec une évolution aléatoire. Dans notre cas, d'après [21;22], le gain de la pompe G_a diminue par rapport à son gain nominal selon un processus de choc aléatoire. Le processus d'arrivée de choc est un processus de Poisson avec le paramètre $\lambda = 10^{-3} \text{ arrivée.s}^{-1}$ et $\Delta = 0,5$.

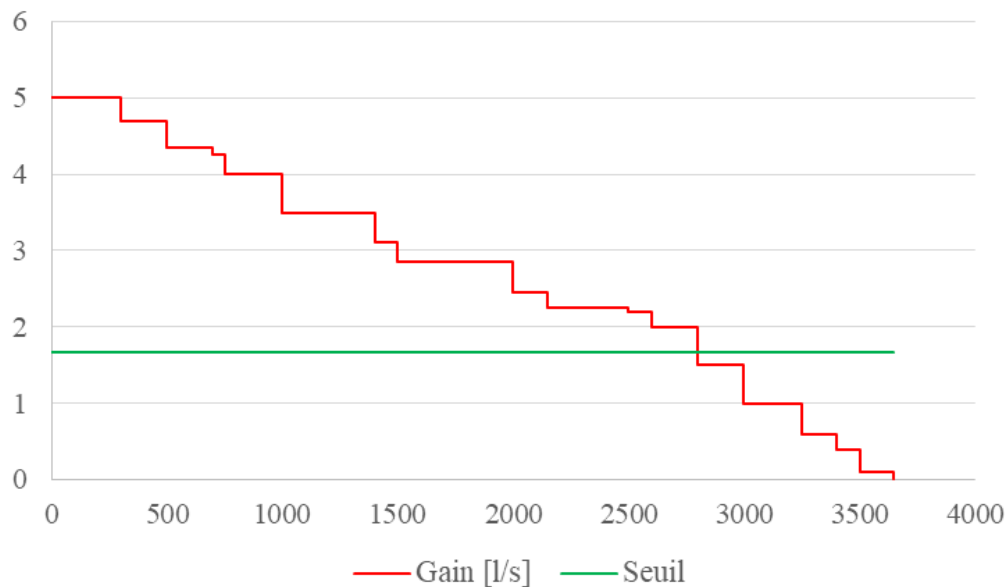


Figure 4. 10: Trajectoire de la capacité de la pompe.

Dans les réseaux neurones à couches cachées, ils sont souvent utilisés des fonctions, parmi lesquelles on trouve la fonction sigmoïde. Cette dernière est dite « sigmoïde » vient de sa forme en S.

Plusieurs auteurs utilisent le réseau de neurones pour modéliser un comportement physique, grâce à ses performances pour prédire la valeur d'une grandeur, d'un paramètre ou d'une variable d'un système complexe : la température intérieure d'un bâtiment complexe [22].

Dans [13], les auteurs définissent la fonction d'activation comme une fonction de transfert qui relie la sommation pondérée au signal de sortie. Il y'a plusieurs types de fonction d'activation. La **figure 4.11** illustre les fonctions d'activation les plus utilisées.

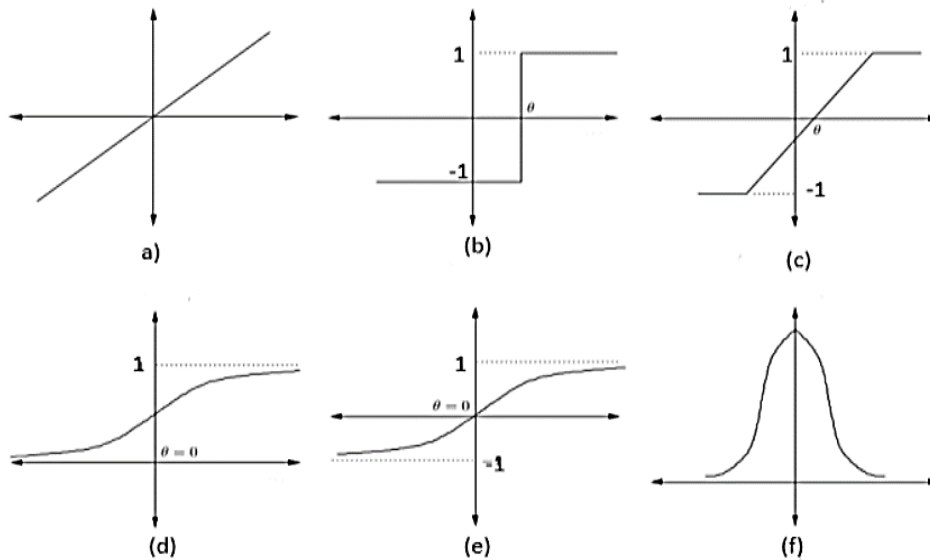


Figure 4. 11: Fonctions de sortie les plus utilisées, (a) fonction identité, (b) fonction à seuil, (c) fonction linéaire par morceaux, (d) fonction sigmoïde, (e) fonction tangente hyperbolique, (f) fonction gaussienne.

On a choisi pour notre perception les deux fonctions (a) et (d) qu'on va définir comme suit :

- *Définition fonction identité*

Une fonction identité est une fonction affine définie pour tout réel x par :

$$id_X : X \rightarrow X$$

$$f : x \rightarrow x$$

- *Définition fonction sigmoïde*

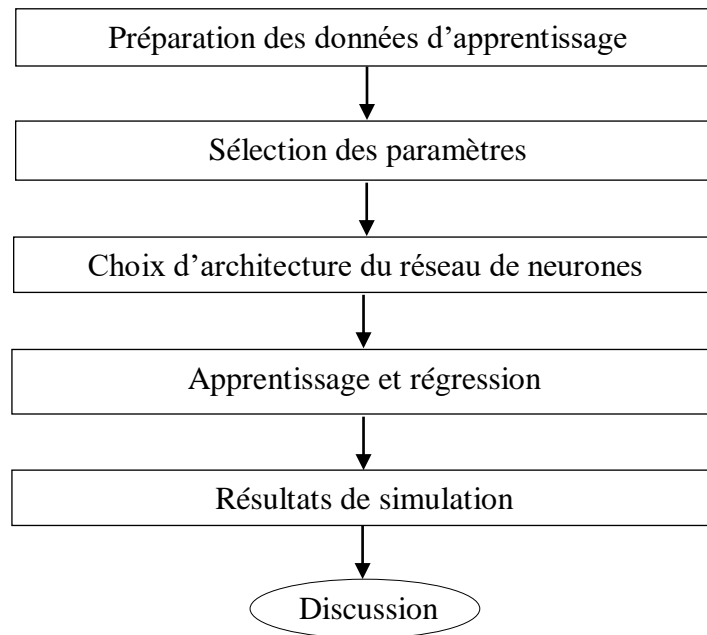
Une fonction sigmoïde (dite aussi courbe en S) est définie par :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \text{ Pour tout réel } x,$$

mais, on généralise toute fonction dont l'expression est :

$$f_\lambda(x) = f(\lambda x) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}}$$

Le modèle, que nous allons adopter, vise à entraîner le réseau par un ensemble de données (35 essais) et assez représentatives pour assurer un apprentissage rapide et une généralisation correcte. Ce modèle suit les étapes suivantes :



- *Modèle adopté*

Pour modéliser notre système en objet d'étude, on se base sur une architecture de perceptron multicouche (MLP) [24;25], il s'agit d'un ensemble de perceptrons réparti dans des couches successives, à savoir : une couche d'entrée, un nombre des couches cachées et une couche de sortie (Figure 4.12):

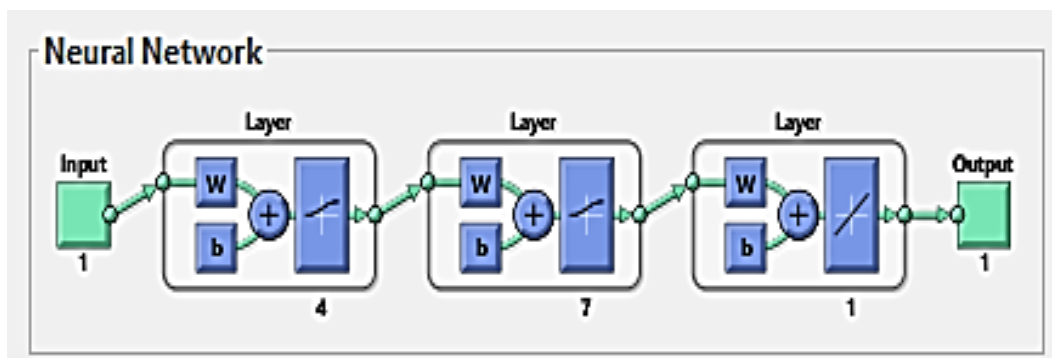


Figure 4. 12: Architecture du réseau de neurones adoptée.

Notre architecture est constituée :

- Entrée x_i ;
- 3 couches cachées :
 - 1ère couche de 4 neurones ;
 - 2ème couche de 7 neurones ;
 - 3ème couche de sortie ;
- Sortie y_i ;

Plusieurs architectures dans [26;27], [23] et [5] sont développées par des auteurs qui visent à faire une comparaison entre les différents types de réseaux de neurones. Alors, on se base sur cette littérature pour justifier notre choix d'architecture du modèle adopté, qu'il s'agit d'une architecture d'apprentissage supervisée dont plusieurs avantages découlent tels que : une architecture simple, une représentation globale de l'espace, une capacité d'accepter les données bruitées et la classification non-linéaire [15].

IV.4. Résultats et discussion

Dans cette partie, nous estimons la durée de vie avant la défaillance, ou bien l'exigence de performance du système objet d'étude (pompe), subie à une dégradation à laquelle les performances ne soit plus satisfaisantes.

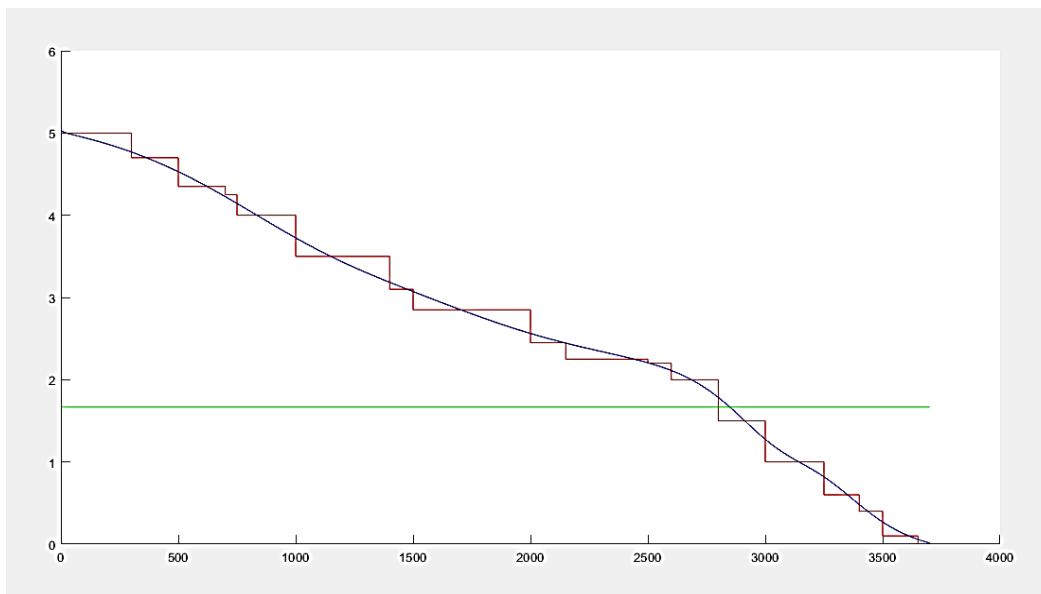


Figure 4.13: Résultat de l'apprentissage élaboré.

Cette estimation est réalisée sur la base de la connaissance a priori des conditions opérationnelles jusqu'à t_s . Le système est considéré défaillant lorsque les objectifs au regard des performances du système (Gain) ne sont plus satisfaisantes. C'est-à-dire, le gain réel du système (pompe) doit être supérieur à une valeur fixée -le seuil critique- lors de la conception du système, noté $G_{a_{critique}}$. La valeur du gain critique considérée qui décrit le comportement du système est d'ordre $\frac{G_{init}}{3}$.

La trajectoire illustrée dans la **figure 4.13** montre correctement que le système répond d'une manière satisfaisante à la contrainte de performance souhaitée $G_{a_{critique}}$ malgré la dégradation du gain de la pompe qu'elle subit, et cela jusqu'à la défaillance totale. La dégradation favorisée, au cours

de fonctionnement, induit à une diminution du gain d'une manière continue. Cela justifie l'ensemble des facteurs cités dans la partie (IV.2.2) qui agissent directement sur les performances du système.

Concernant le modèle basé sur le réseau de neurones flou, la perception multicouche (MLP) donne des résultats proches à la réalité par rapport au modèle de choc étudié dans [28].

Les deux modèles se coupent avec le seuil à l'instant $t_s = 2800$ s, mais le modèle basé sur le réseau de neurones flous reste proche au phénomène physique de la dégradation, qu'elle se manifeste d'une manière lisse et continue.

On peut juger les performances d'une méthode de prédiction par différents critères, on cite les critères plus utilisés :

- Erreur quadratique moyenne MSE (Mean Squared Error) :

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\theta_{t_p+i} - \hat{\theta}_{t_p+i})^2} \quad (IV.6)$$

- Le coefficient de corrélation R :

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (\theta_{t_p+i} - \bar{\theta})(\hat{\theta}_{t_p+i} - \bar{\theta}^*)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\theta_{t_p+i} - \bar{\theta})^2 \sum_{i=1}^N (\hat{\theta}_{t_p+i} - \bar{\theta}^*)^2}} \quad (IV.7)$$

où $(\theta_{ii}; \bar{\theta})$ et $(\hat{\theta}_{ii}; \bar{\theta}^*)$ représentent consécutivement la valeur et la moyenne des valeurs réelles et prédites. N est le nombre total d'échantillons. Le but de mesurer l'erreur a été discuté dans [15]. Il apparaît qu'aucune mesure ne satisfait à la fois aux critères de pertinence, de facilité de calcul et de limite d'utilisation. La mesure utilisée pour évaluer la qualité de la prédiction est l'erreur quadratique moyenne (RMS). Elle offre l'avantage de considérer l'ordre de grandeur de l'erreur de prédiction [28-30].

Pour notre modèle élaboré par la perception multicouche (MLP), à partir des résultats des performances obtenues qu'elles sont illustrées sur les **figures 4.14, 4.15 et 4.16**, il s'agit d'un modèle d'apprentissage fort d'un point de vue d'erreur quadratique moyenne (MSE), puisqu'on a trouvé une bonne valeur d'ordre 0,03239 par 20 epochs choisis, ainsi pour le coefficient de corrélation d'ordre 0,99323, cette valeur tend vers à 1, ce qu'il signifie une corrélation relativement parfaite pour notre modèle. En fin, le résultat de paramètre μ est de valeur 0,0001 pour les 20 epochs qui est assez faible.

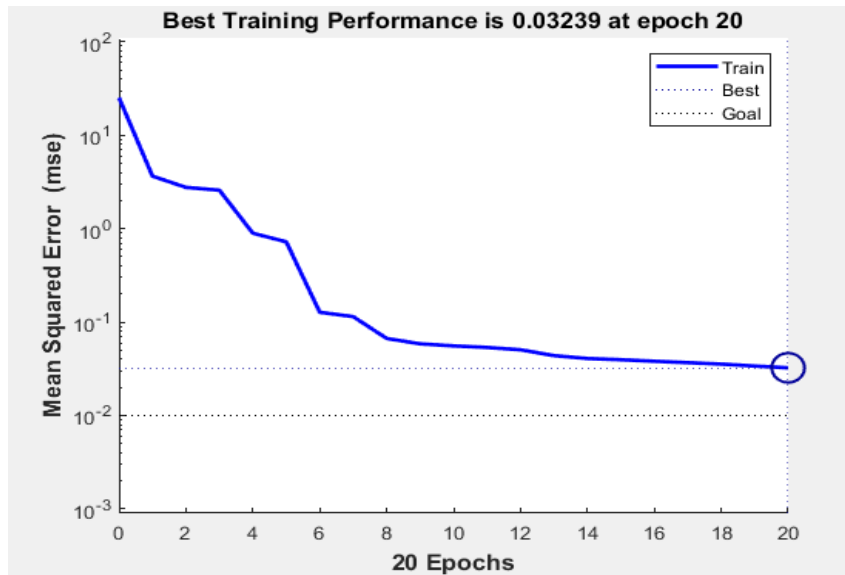


Figure 4. 14: Erreur quadratique moyenne.

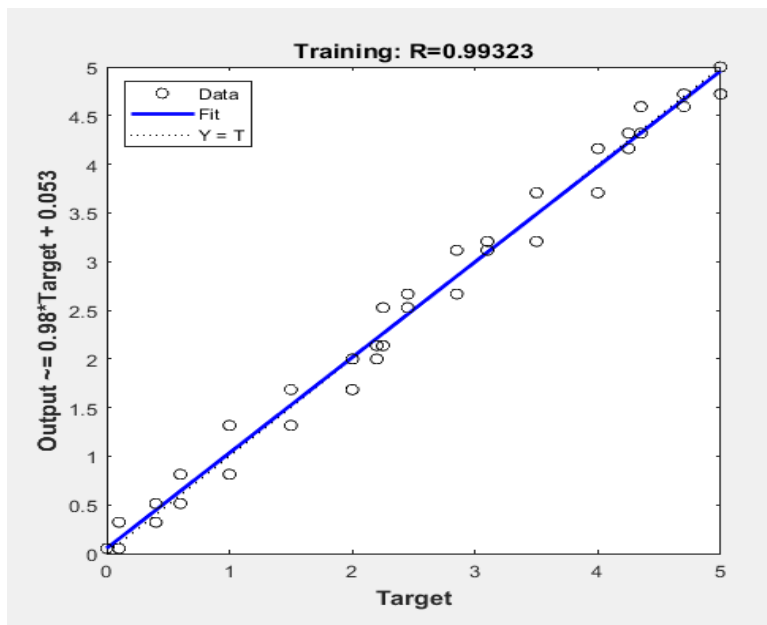


Figure 4. 15: Coefficient de correlation.

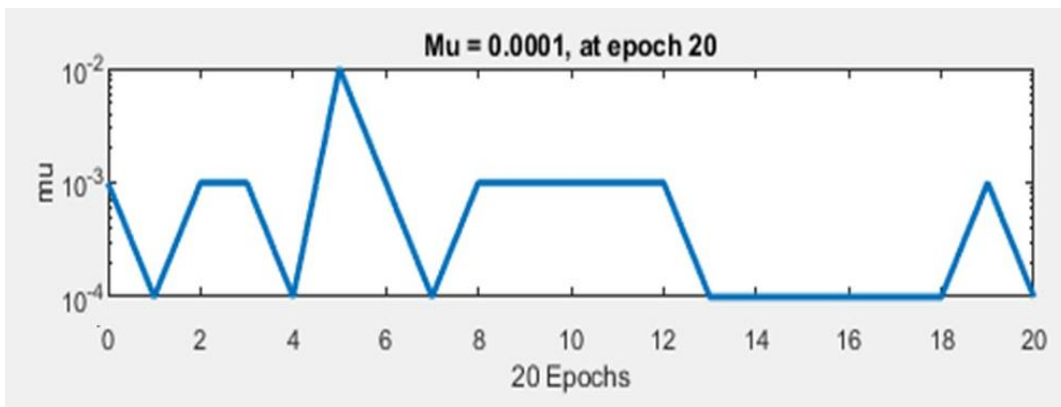


Figure 4. 16: Coefficient μ de l'apprentissage.

A partir de ces mesures, les performances de notre modèle utilisé pour l'estimation de la durée de vie résiduelle (RUL), nous assurons des résultats satisfaisants car:

- La valeur de l'erreur quadratique moyenne (MSE) est minimale,
- La valeur du coefficient de corrélation est proche de 1,
- Le coefficient μ est faible.

Le jugement de la qualité de prédiction du système revient aux valeurs définies par le réseau de neurones conçu.

Pour faire une comparaison au niveau des performances, nous choisissons cette fois-ci, deux autres corrélations : linéaire et polynomiale. L'objectif de ce choix est dû d'une part à la simplicité de génération de la loi et d'autre part à la facilité de l'approche.

L'approche est utilisée pour générer une régression automatique des données traitées. Par conséquent, les régressions de l'ensemble de données $A(t_i;G_i)$ pour les différents tests effectués dans notre modèle sont illustrées dans les deux figures suivantes (**Figures : 4.17 et 4.18**):

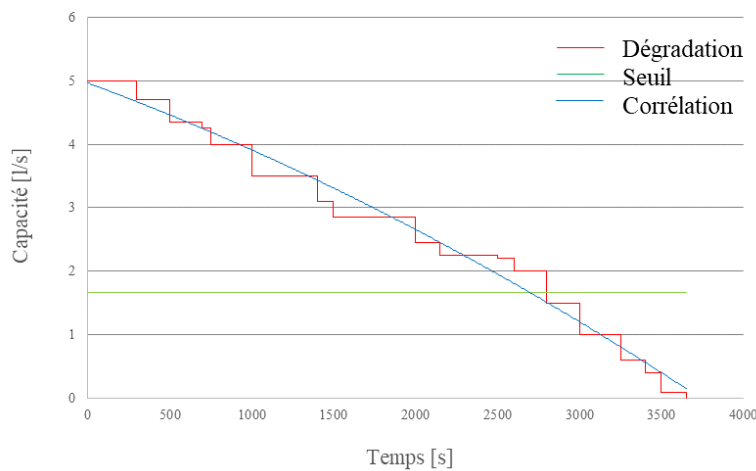


Figure 4. 17: Régression par la loi polynomiale.

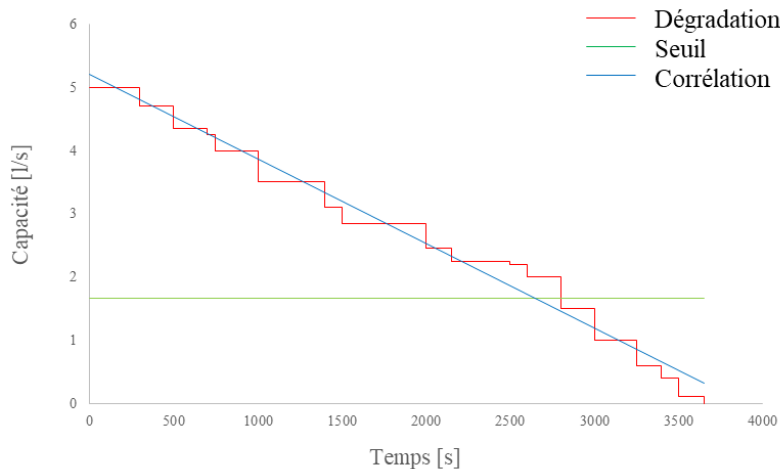


Figure 4. 18: Régression par la loi linéaire.

Alors, Les valeurs de coefficient de corrélation obtenues sont présentées dans le **tableau 4.1** suivant :

Tableau 4. 1: Coefficients de corrélations des 3 régressions.

Régression	Coefficient de corrélation
Réseau de neurones	0,9932
Loi polynomiale	0,9781
Loi linéaire	0,9738

D'après ces résultats, nous constatons que la régression par le réseau de neurones représente un meilleur coefficient de corrélation qui est d'ordre 0,9932 par rapport aux autres, c'est-à-dire une très bonne précision au niveau de la prédiction, ainsi une bonne interpolation entre deux évènements consécutifs A_i et A_{i+1} , ce qui justifie notre modèle adopté.

La modélisation élaborée consiste à établir un apprentissage à partir d'un modèle discret à chocs, en le transformant à un modèle continu. Le modèle obtenu à la fin tient en compte la bonne régression et la proximité de la nature physique, grâce à la performance trouvée.

Le réseau de neurones utilisé comporte 3 couches internes, ce nombre est justifié par les résultats obtenus lors de la simulation par rapport à un réseau de 2, 4 ou 5 couches, idem pour les fonctions de transfert utilisées «sigmoïde» et «identité».

Le système a un courant d'alimentation en entrée et une capacité de décharge en sortie. Le modèle est utilisé pour estimer l'état de santé du système étudié, ce qui nous montre la possibilité d'illustrer l'intérêt de la méthode adoptée dans le cadre de la démarche d'évaluation de l'état de santé du système (pompe), afin de déterminer l'efficacité des activités de maintenance et de répondre aux contraintes des stratégies développées dans ce domaine.

IV.5. Conclusion

Dans cette partie, nous avons traité un exemple d'un système hydraulique (pompe centrifuge), ce système représente une grande variété d'utilisation dans plusieurs domaines. L'étude réalisée nous a montré la possibilité d'illustrer l'intérêt et la performance de l'architecture par le perceptron multicouche proposé (MLP), de le comparer avec d'autres approches et d'estimer la durée de vie restante de notre système en étude, qu'il subit à une dégradation aléatoire.

L'avantage de ce modèle est d'utiliser, d'exploiter et de corréler les données de plusieurs sources, en utilisant l'intelligence artificielle (AI) de réseau de neurones flous. Notre type de modélisation choisi présente l'avantage d'une interprétation efficace et significative des états de santé à chaque instant. De plus, il a été constaté que ce type est le plus proche à la réalité physique.

Dans cette stratégie de pronostic de santé présentée, le développement de ce modèle et d'autres approches est le fil conducteur d'un travail de recherche, qui permet de faire une relation inverse entre le résultat trouvé par simulation corrélée (2800 s) et la durée de vie résiduelle réelle en heures de fonctionnement du système. Ensuite, résoudre les inconvénients liés à l'efficacité et à la précision du modèle pour minimiser l'erreur de prédiction, ce qui est essentiel. Enfin, une comparaison avec d'autres approches pour optimiser la stratégie de maintenance prédictive.

Références

- [1] S. Abdenour , E. Bilal, H. Yasmine, M. Kamal, C. Guy, H. Razik, and G. François, “PHM Survey: Implementation of Diagnostic Methods for Monitoring Industrial Systems”, *International Journal of Prognostics and Health Management*, 2019, HAL Id: hal-02111790.
- [2] W.W. Tiddens, A.J.J. Braaksma, and T. Tinga, “Selecting Suitable Candidates for Predictive Maintenance”, *International Journal of Prognostics and Health Management*, 2018, ID: 67230356.
- [3] T. Takaaki, T. Yukihiro, and Y. Takehisa, “Scalable Change Analysis and Representation Using Characteristic Function”, *International Journal of Prognostics and Health Management*. Issue: 1, 2020.
- [4] T. Aggab, P. Vrignat, M. Avila, and F. Kratz, “Estimation of the level of degradation by a multi-flow hidden Markov model”, *QUALITA' 2015*, Nancy, France, Mar 2015, HAL Id: hal-01149798. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01149798>
- [5] P. Krishnakumar, K. Rameshkumar, and K. I. Ramachandran, “Feature level fusion of vibration and acoustic emission signals in tool condition monitoring using machine learning classifiers”, *International Journal of Prognostics and Health Management*, vol. 9, Issue 1, 2018.
- [6] D.N. Nguyen, “Contribution to probabilistic approaches for the prognosis and maintenance of Controlled systems”, PhD thesis, *University of Technology of Troyes*. Press. ID: 2015TROY0010, 2015.
- [7] T. Adamt, “Turbopumps”, *Eyrolles*, Paris, 1976.
- [8] ENSPM Industry Training, “IFP Training (Risks and Precautions related to PUMP Equipment)”, 2005.
- [9] J.A. Nachlas, “Reliability engineering probabilistic models and maintenance methods”, *CRC press*. 378 Pages, December 1, 2016.
- [10] T. Nakagawa, “Shock and damage models in reliability theory”, *Springer Science & Business Media*. DOI: 10.1007/978-1-84628-442-7, 2007.
- [11] C. Letot, “Forecast maintenance of industrial equipment based on modeling, estimation and simulation of degradation laws”, PhD thesis, *Polytechnic Faculty of Mons*, 2013.
- [12] A.H. Christer, and W. Wang, “A model of condition monitoring of a production plant”, *International Journal of Production Research*, 30(9) :2199–2211, 1992.

-
- [13] A. Saxena, J. Celaya, E. Balaban, S. Saha, B. Saha, and M. Schwarbacher, "Metrics for evaluating performance of prognostics techniques", *International Conference on Prognostics-and-Health-Management*, Denver, CO, USA, 2008, DOI: 10.1109/PHM.2008.4711436.
- [14] A. Saxena, J. Celaya, S. Saha, B. Saha, and K. Goebel, "On applying the prognostic performance metrics", *Proceedings of the 1th Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, San Diego, 2009, CA. DOI: 10.1109/PHM.2008.4711436.
- [15] T. Aggab, "Prognosis of complex systems by the joint use of hidden Markov model and observer", PhD, thesis, fNNT: 2016 ORLE2051, University of Orleans, 2016, HAL Id: tel-01674253. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01674253>.
- [16] J.S.R. Jang, C.T. Sun, and E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing—A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence" - (Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1997). Reviewed by Yu-Chi Ho. *IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL*, VOL. 42, NO. 10, OCTOBER 1997.
- [17] Y. Zhang, "Patient-Specific Readmission Prediction and Intervention for Health Care", *International Journal of Prognostics and Health Management*, 2019.
- [18] S.B. Adam, "Neural networks", September 6, 2012.
- [19] T. Tomohiro , and S. Michio, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. Volume: SMC-15, [Issue: 1](#), Jan.-Feb. 1985.
- [20] T. Welte, "Deterioration and maintenance models for components in hydropower plants", PhD, thesis, Department of Production and Quality Engineering, *Norwegian University of Science and Technology*, Trondheim, 2008.
- [21] P. Vrignat, M. Avila, F. Duculty, and F. Kratz, "Failure Event Prediction Using Hidden Markov Model Approaches", *IEEE Transactions on Reliability*, 64(3): pp: 1038-1048, 2015.
- [22] G. Mustafaraja, G. Lowryb, and J. Chena, "Prediction of room temperature and relative humidity by autoregressive linear and nonlinear neural network models for an open office", *Energy and Buildings*, Volume 43, Issue 6, Pages 1452-1460, June 2011.
- [23] M. Msaaf, and F. Belmajdoub, "The application of "feedforward" neural networks in static diagnostics", *Xth International Conference: Integrated Design and Production*, Tangier, Morocco, 2015.

-
- [24] J.L. McClelland, D.E. Rumelhart, and P.R. Group, "Parallel distributed processing", *Explorations in the microstructure of cognition*, vol. 2, 1986.
- [25] H. Koivo, "Artificial neural networks in fault diagnosis and control", *Control engineering practice*, vol. 2, pp. 89-101, 1994.
- [26] M. Fatima, & S. Hamid, "Comparison of RBF network classification methods: MLP and RVFLNN1", *Damascus University Journal*, Vol, (25)-No. (2), 2009.
- [27] J.W. Park, R. Harley, and G. Venayagamoorthy, "Comparison of MLP and RBF neural networks using deviation signals for on-line identification of a synchronous generator", *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, Conference Proceedings, 2002*, (Cat. No.02CH37309). DOI: 10.1109/PESW.2002.984998.
- [28] J.G. De Gooijer, and R.J. Hyndman, "25 years of time series forecasting", *International journal of forecasting*, 22(3): pp. 443-473, 2006.
- [29] A. Soualhi, "From diagnosis to prognosis of electrical drive breakdowns", PhD thesis, *Claude Bernard-Lyon I University*, 2013.
- [30] O.E. Dragomir, "Contribution to the prognosis of failures by neuro-fuzzy network: control of the prediction error". PhD thesis, *Franche-Comte University*, 2008, HAL Id: tel-00362509. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00362509>.

Conclusion générale et perspectives

Les travaux traités dans cette thèse présente une intégration du modèle de diagnostic et de pronostic pour assurer une optimisation de maintenance des systèmes complexes. Le diagnostic consiste à déterminer les équipements en faute d'un système complexe qui doivent être remplacés ou réparés. Le pronostic consiste à prédire les défaillances du système considéré avant leur apparition, à l'aide des informations fournies sur les états d'occurrence futurs des équipements. A partir d'un seuil bien défini une action de maintenance doit être envisagée.

Cette thèse a pour but d'intégrer des modèles de diagnostic et de pronostic sur différentes situations (palier d'usure, banc d'essai de vibration et pompe centrifuge), l'intégration de ces modèles a permis de superviser les équipement/systèmes complexes au cours de fonctionnement afin d'aider le responsable de maintenance de prendre la décision d'actions de maintenance avant que la défaillance qu'elle soit survenue.

Un système complexe s'agit d'un ensemble de composants non homogènes qui permet de réaliser une ou plusieurs fonctions. La maîtrise (connaissance) de chaque composant généralement se diffère entre les composants du système, d'où l'existence de plusieurs typologies d'approches qui sont nécessaires pour assurer la surveillance et l'analyse de leur état opérationnel. Le chapitre I justifie le but d'un d'action de maintenance préventive à savoir l'optimisation du temps d'arrêt et la minimisation des coûts de maintenance. La maintenance préventive se base sur une connaissance approfondie sur les composants pour élaborer un modèle de diagnostic et de pronostic.

L'apport de cette thèse est l'intégration d'une loi empirique de modélisation pour un équipement (palier d'usure) non accessible (Chapitre 2). Le choix de ce mode de dégradation par usure est justifié par une étude préliminaire basée sur des outils de diagnostic de défaut. L'idée est de projeter un modèle tribologique d'Archard sur un équipement en se basant sur les données afin de générer un comportement qui explique l'évolution de la dégradation en fonction du temps opérationnel. Cette modélisation se base sur les données disponibles sur ce composant critique à savoir les données dimensionnelles (géométriques) et comportementales (contraintes). Une étude de diagnostic des modes de défaillances et de pronostic d'état de santé avant l'arrêt pour une optimisation du temps d'indisponibilité. En fin, une proposition des interventions formelles sous formes des solutions pour améliorer la durée de vie du composant défaillant. Ce formalisme de dégradation par usure s'appuie sur des concepts et des paramètres liés aux matériaux des

composants en contacts (Palier/Arbre) pour caractériser les problèmes associés afin d'instaurer une approche de diagnostic et de pronostic.

Dans le chapitre 3, un modèle de diagnostic et de pronostic basée sur les données est intégré. Le dispositif expérimental (banc d'essai de vibrations) est dédié pour réaliser cette étude. Il permet des générer des données réelles et significatives à l'aide des équipements matériels et logiciels en couplage, l'exploitation des données permet de générer des fonctions corrélées qui modélisent le comportement du système considéré (dispositif expérimental). Le choix du phénomène de balourd est justifié par son accompagnement à toutes les machines tournantes qui est l'objectif du chapitre 4. Un premier pas consiste à diagnostiquer le système étudié en absence/présence de balourd sur le disque tournant, en fin une description explicite de la réponse du système par des fonctions génériques corrélées. Un deuxième pas consiste à suivre le comportement du système jusqu'à la tendance vers un horizon défaillant, ce qui explique la criticité du phénomène, d'où la nécessité d'éviter ce mode de défaillance dans une machine tournante.

Suite au diagnostic et au pronostic des deux modes de défaillance les plus prépondérants dans les systèmes complexes à savoir la dégradation par usure et le phénomène de balourd (vibrations), une approche de diagnostic et de pronostic sur une machine hydraulique a été établi dans le chapitre 4. Cette partie consiste à établir une démarche de diagnostic et de pronostic d'une pompe centrifuge, la démarche proposée est comme un couplage entre les modes de défaillance précédentes (Chapitre 2 et 3), c'est-à-dire une étude d'influence de ces deux modes de défaillance sur le gain d'une pompe centrifuge. Le choix de ce système est justifié par une démarche de diagnostic sur les équipements d'une unité de production, les pompes centrifuges représentent la plus grande criticité. Une démarche de pronostic consiste à une modélisation du comportement passant du modèle de dommage discret au modèle de dommage continu, ce dernier est plus significatif et proche à la réalité physique. Le passage est réalisé par un apprentissage des données par les réseaux de neurones de l'intelligence artificielle, ils permettent d'aboutir à des résultats plus performants, donc une optimisation est assurée.

Nous avons établi au cours de cette thèse un couplage entre le diagnostic et le pronostic, ce couplage définie la nécessité de pronostic comme une perspective du diagnostic. Le diagnostic est une approche qui consiste à définir les modes de défaillance (causes) influant sur le système, en appuyant sur différents démarches qualitatives et quantitatives afin de cibler les causes agissant sur le système. Le pronostic est une approche qui consiste à prédire l'état futur du système à l'aide des techniques pour évaluer la succession des modes de défaillance. Nous avons développé une approche tribologique pour diagnostiquer et pronostiquer un composant défaillant, en suite une démarche expérimentale pour évaluer l'influence d'un mode de défaillance sur un

composant. Finalement, une approche basée sur l'apprentissage par les réseaux de neurones pour modéliser le comportement du gain d'un système qui subit à une dégradation du gain sous l'effet des modes de défaillance précédentes. L'objectif de cette suite méthodologique est d'améliorer et de garantir le diagnostic et le pronostic d'un système, en passant du modèle par de dommage discret à un modèle de dommage continu. L'étude menée dans cette thèse met évidence l'impossibilité d'établir une fonction de diagnostic et de pronostic ayant une modélisation générique du système complexe, ou de générer une corrélation de pronostic ayant une valeur ajoutée véritable sans disponibilité des données.

Publications scientifiques

1. Publications dans des revues internationales

Article 1:

I. El Adraoui, H. Gziri, A. Mousrij, “Diagnostic and Prognostic Model for a System for Guiding a Microwave Oven Subjected to Degradation”, [International Journal of Advanced Science and Technology](#), ISSN: 2005-4238 IJAST , Vol. 29, No. 3, pp. 14503 – 14519, (2020).

Article 2:

I. El Adraoui, H. Gziri, A. Mousrij, “Diagnosis and Prognosis Based On the Vibration Analysis of Rotating Machines: Study of a Vibration Test Bench”, [International Journal of Advanced Science and Technology](#), ISSN: 2005-4238 IJAST, Vol. 29, No. 3, pp. 14199 – 14211, (2020).

Article 3:

I. El Adraoui, H. Gziri, A. Mousrij, “Prognosis of a Degradable Hydraulic System: Application on a Centrifugal Pump”, [International Journal of Prognostics and Health Management](#), ISSN 2153-2648 IJPHM, Vol. 13, pp. 11, (2020).

Article 4:

I. El Adraoui, M. Bouaicha, H. Gziri, M. Zegrari: Implementation of a diagnostic approach based on vibration analysis: Case study of a hydroelectric group. [International Journal of Engineering Trends and Technology](#), ISSN: 231-538, Vol. 69 (9) , pp:97-106, (2021).

Article 5:

M. Bouaicha, **I. El Adraoui**, N. Machkour, H. Gziri, M. Zegrari: Diagnostic and prognostic models for predictive maintenance: Multi-criteria comparative analysis; [International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering](#), ISSN: 2250–2459, vol. 11(10), pp: 40-49, (2021).

Article 6:

M. Bouaicha, M. Guerroum, **I. El Adraoui**, , H. Gziri, A. Ait Elmahjoub, M. Zegrari: Diagnosis of Mechanical Faults Affecting à Hydroelectric Group by Vibration Analysis; [International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering](#), ISSN: 2250–2459, vol. 11(11), pp: 86-100, (2021).

Article 7:

M. Bouaicha, **I. El Adraoui**, H. Gziri, N. Machkour, M. Zegrari: Operational Analysis Based on the MBSE Grid for the Implementation of Hydroelectric Group Health Monitoring and Management Unit; [International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering](#), ISSN: 2250–2459, vol. 11 (12), pp: 136-150, (2021).

2. Communications Nationales/Internationales avec actes et comité de lecture

I. EL Adraoui, H. GZIRI, A .MOUSRIJ. “Diagnosis and prognosis of maintenance based on the degradation of a pump”, [Journée du Management Opérationnel et de la Chaîne Logistique - JMOCL’2018](#), FST Settat, Marocco.

I. EL Adraoui, H. GZIRI, A .MOUSRIJ. “Integration models of diagnosis and prognosis for maintenance based on the degradation of complex systems”, [7^{ème} édition de la « Journée Doctorant-2019»](#), CeDoc Sciences et Techniques, FST, settat, Maroc.

I. EL Adraoui, H. Gziri, A. Mousrij. “Integration of a Prognosis Model of a Rotating Microwave Oven Guidance System Subject to Linear Degradation ”, [11^{ème} édition, CPI 2019](#), FST-Fès, Maroc.

I. EL Adraoui, H. Gziri, A. Mousrij. “Pronostic de maintenance basé sur la dégradation : L'application sur un roulement d'usure subit une dégradation linéaire”, [3^{ème} édition de la Conférence Internationale en Management Opérationnel et de la Chaîne Logistique CIMOCL’20](#), 19-20 Février 2020, FST – Settat, Maroc.

I. El Adraoui, H. Gziri, A. Mousrij, “Integration of a Prognosis Model of a Rotating Microwave Oven Guidance System Subject to Linear Degradation”, [Lecture Notes in Mechanical Engineering \(LNME–Springer\)](#), pp. 446 – 458, 2021.

I. El Adraoui, H. Gziri, A. Mousrij, « Diagnostic et Pronostic de la Maintenance Basée sur la Dégradation : Cas d’un Système Vibratoire », [MOSIM’2020](#), AGADIR (virtuel), Maroc, 2021. hal-03177413.