REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Hygiène et sécurité Industrielle
Spécialité : Hygiène et sécurité Industrielle

Analyse par une approche de pronostic de processus industriel

---

Présenté par

KHELIFI NOURA

Proposé et Dirigé par

Dr. SAADAT Boulanouar

Promotion 2019

Remerciements

En premier lieu, nous remercions Dieu, notre créateur, qui nous a donné la force et la persévérance Pour réaliser ce travail.

Je tiens tout d'abord à remercier Monsieur Dr. SAADAT Boulanouar, qui m'a beaucoup aidé, sans relâche et sans limite.

En effet, je lui exprime ma profonde gratitude pour son encadrement, sa disponibilité, son dévouement, ses précieux conseils et ses précieuses qualités humaines. Je le remercie de m'avoir toujours poussé vers l'avant et d'avoir eu confiance en moi. Cette confiance m'a permis d'acquérir une riche expérience durant ma thèse.

Mes remerciements s'adressent ensuite aux membres du jury qui me fait l'honneur de participer à ma soutenance.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail:

A ma source de bonheur :

Mon père, ma mère pour leurs amour, leur bonté, leur sacrifice, leurs encouragements perpétuels, leur soutien.

Puisse Dieu prolonger leur vie dans le bonheur.

Mes frères Bilal Amine et ma sœur Oumelkhir Houda et son époux Youcef

Mes pensées vont également et seulement vers

Ma clé du bonheur mon fiancé Oussama Fadhlou.

Je remercie très chaleureusement

Mes amies et mes sœurs

Imane et Fadhila et Anfal

pour tout ce que nous avons vécu ensemble.

Noura khelifi

SOMMAIRE

I. Introduction générale……...…… **01**

CHAPITER I : impact de diagnostic prédictif des systèmes industriels

Introduction ……. 05

1.2 Diagnostic prédictif (pronostic) ……..... 05

1.2.1. Définition de diagnostic …… 05

1.2.2 Définition de diagnostic prédictif (pronostic) …… 06

1.3 Mesure de dégradation……..... 07

1.4 Méthode de diagnostic …….. 07

1.4.1. Les approches basées sur la connaissance…… 08

1.4.2. Les approches de diagnostic à base de données ……. 09

1.4.3.Les approches à base de modèles ……. 09

1.5. Les concepts fondamentaux du diagnostic…….. 10

1.6 Les exigences liées au diagnostic 11

1.6.1. Exigences fonctionnelles ……. 11

1.6.2. Exigences non fonctionnelles …… 11

1.7. Synthèse des approches de pronostic……... 12

1.8. Conclusion …….. 13

Chapitre II : Le pronostic dans les systèmes industriels par une approche statistique

2.1. Introduction……...……. 16

2. Le pronostic industriel……..…… 16

2.1. Définition ……. 16

2.2. Concept de pronostic ……... 16

2.3. Classification des approches de pronostic……. 16

2.3.1. Approches basées sur un modèle physique ……... 17

2.3.2. Approches guidées par les données …….. 18

2.3.3. Approches basées sur l'expérience ……... 19

3. Les moyennes mobiles ……... 20

3.1. Les types de moyenne mobile …… 21

3.1.1. La Moyenne Mobile Arithmétique…… 21

3.1.2. La moyenne mobile pondérée ……...……. 22

3.1.3. La moyenne mobile Exponentielle ……. 23

3.1.4. Autres types de moyennes……. 23

3.2.La procédure d'utilisation des moyennes mobiles…… 23

3.2.1. Identifier une tendance…… 23

3.2.2. Générer des signaux……... 24

3.2.3. Utiliser plusieurs moyennes mobiles……. 24

4. Conclusion……... 24

Chapitre 03 : Etude d'un cas industriel (machine tournante)

3.1. Introduction…….... 27

2. La turbine à gaz……... 27

2.1. Principes de fonctionnement …… 28

2.2. Domaines d'application…… 31

3. Caractéristiques des signaux de vibration…… 31

4. Diagnostic des machines tournantes…… 32

5. Principe de pronostic des machines tournantes (Turbine à gaz)…… 33

6. Conclusion…… 34

CHAPITER IV : Application et interprétation de Résultat

1. Choix de la machine à étudier (Turbine à gaz)…… 37

2. Application…… 37

2.1. Calcules de la limite de contrôle et de surveillance supérieure/inférieure… 39

2.2. Calcul de la capabilité de la machine (Cm)…… 41

03. Conclusion…… 48

II. Conclusion générale…… 50

Références bibliographiques…… 52

Annexes …… 56

Liste des figures

Figure I.1 : Diagnostic et Pronostic : Aspects phénoménologiques 06

Figure I.2: indicateurs et mesures de dégradation 07

Figure I.3 : Classification des méthodes de diagnostic 08

Figure 1.4 : Principe de diagnostic basé sur les modèles 10

Figure I.5 – Structure générale d'une procédure de diagnostic 10

Figure II.01 : Hiérarchie des familles d'approche pour le pronostic d'un point de vue méthodologique 17

Figure III.01 : Turbine à gaz type GE-MS 3002 dans la station de pompage SP5 28

Figure II.02 : Compresseur axial de la turbine GE-MS 3002 28

Figure II.03 : Vu de coté des chambres de combustion de la turbine GE-MS 3002 29

Figure III.04 : Espace roues pour la transformation d'énergie 29

Figure.III.05.Turbine a gaz simple 30

Figure III.06. Hypothèse linéaire d'un système. 31

Figure.III.07 : Effet vibratoire sur la turbine à gaz 32

Figure.III.08 : L'approche de pronostic pour l'estimation de la durée de vie résiduelle.

Figure IV.01 : Cycle globale de la signature de vibration 39

Figure IV.02 :Carte contrôle globale de la signature de vibration 41

Figure IV.03 : premier cycle de vibration 44

Figure IV.04 : Deuxième cycle de vibration 44

Figure IV.05 : Troisième cycle de vibration 45

Figure IV.06 : Amplitude de vibrations moyenne en fonction des jours moyens 45

Figure IV.07 : Troisième cycle de vibration 46

Figure IV.08 : L'erreur entre les deux données de vibration (vibration réelle / vibration par moyenne mobile) 46

Figure .IV. 09 : Courbe de tendance avec la phase de prédiction. 47

Liste des tableaux

Tableau 01 : Avantages et inconvénients des trois approches de pronostic 12

Tableau 02 : les moyennes mobiles simples sur 3 valeurs, pour une série de 9 mesures 21

Tableau 03 : les données de vibration relevées. 38

Tableau 04 : les différents calculs des seuils (contrôle-surveillance). 39

Tableau 05 : les différents calculs des trois phases 40

Tableau 06 : les différents calculs sur les points hors les limites de (Contrôle surveillance) des trois phases. 41

Tableau 07 : calcul des moyennes mobiles en utilisant les groupes de 5 points 43

ملخص

الحاجة إلى تحسين قدرة نظام التشخيص في العمليات الصناعية ، يفرض على المشغلين الصناعيين استخدام الأساليب التنبؤية في الوقت الحقيقي، واكتشاف العيوب المحتملة بسرعة ، حتى قبل ظهورها ، واتخاذ الإجراءات التشخيصية بدقة قبل أن تصبح هذه العيوب خطيرة ويمكن أن تتسبب في انخفاض كبير في أمان النظام ، حيث أصبح التكهن الصناعي الآن عملية رئيسية لتعزيز السلامة التشغيلية للمعدات مع تقليل تكاليف الصيانة . يمثل التشخيص والاعتراف الجيد بالعيوب التي تؤثر على الآلات الدوارة ، مبدأ مراقبة هذه الآلات ، وعيوبها وأعراضها.

كلمات مفتاحية : التشخيص، العمليات الصناعية، التكهن الصناعي ، الصيانة ، الآلات الدوارة .

Résumé

Le besoin pour améliorer la capacité d'un système de diagnostic dans les processus industriels, oblige les exploitants industriels d'utiliser les approches prédictives en temps réels, et détecter rapidement les défauts potentiels, même avant sont apparitions, et de faire des actions de diagnostic, avec précision avant que ces défauts deviennent graves et peuvent dégradé de manière significative la sécurité de système. Le pronostic industriel est aujourd'hui reconnu comme un processus clef pour renforcer la sûreté de fonctionnement des matériels tout en réduisant les coûts de maintenance. Le diagnostic et la bonne reconnaissance des défauts affectant les machines tournantes, représente le principe de la surveillance de ces machines, leurs défauts et symptômes et l'intérêt de vibration.

Mots-clés : Diagnostic, Processus industriel, Pronostic industriel, La maintenance, Les machines tournantes

Abstract

The need to improve the capability of a diagnostic system in industrial processes, forces industrial operators to use predictive approaches in real time, and to quickly detect potential defects, even before appearances, and to do actions diagnostics, accurately before these defects become serious and can significantly degrade system security, industrial prognosis is now recognized as a key process to enhance the operational safety of equipment while reducing maintenance costs. The diagnosis and the good recognition of the defects affecting the rotating machines, represents the principle of the surveillance of these machines, their defects and symptoms and the interest of vibration.

Keywords: Diagnostic ,Industrial processes ,Prognosis ,Maintenance ,Rotating machine .

Introduction Générale

Actuellement, dans les entreprises, les concepts traditionnels de maintenance préventive et corrective sont peu à peu complétés par de nouvelles formes de maintenance : plutôt que de comprendre a posteriori un phénomène qui vient de se manifester (défaillance), il est opportun d'en «anticiper» l'apparition an de recourir à des actions protectrices en conséquence. Un tel type de maintenance a pour objectif d'assurer la sûreté de fonctionnement des systèmes industriels et d'augmenter leur disponibilité à moindre coût : l'estimation du temps résiduel avant défaillance d'un équipement doit permettre d'éviter des dépenses de maintenance inutiles. Aussi, le pronostic industriel se révèle être une activité clé, prometteuse pour ne pas engager de frais de maintenance inopportuns. Il devient une thématique de recherche à part entière et tend à être de plus en plus visible au sein de la communauté scientifique.

L'objectif principal du pronostic est d'estimer le temps résiduel avant défaillance d'un équipement (*RUL*, Remaining Useful life), indicateur permettant in ne d'optimiser les stratégies de maintenance. Pour ce faire, trois approches de pronostic ont été proposées dans la littérature : les approches basées sur un modèle physique, les approches guidées par les données et les approches basées sur l'expérience. Les systèmes industriels étant généralement complexes, il est souvent difficile de construire un modèle formel de pronostic. En revanche, les technologies de mesure (capteurs) permettent aujourd'hui de récupérer en temps réel les données de fonctionnement des équipements.

Par suite, nous avons choisi d'orienter le travail sur une approche guidée par les données. De ce point de vue, le processus de pronostic peut être décomposé en deux sous-activités : la prédiction de la dégradation d'un bien, et l'évaluation de son état de dégradation. La prédiction est ainsi une étape critique du pronostic. Plus encore, il convient d'être à même de caractériser l'erreur de prédiction afin de fiabiliser les décisions découlant du processus de pronostic. C'est ce qui fait l'objet de ce mémoire : proposer une méthode de pronostic intégrant une estimation de la confiance en la prédiction. Le mémoire est organisé en quatre chapitres.

Donc le mémoire est organisé en quatre chapitres qui peuvent être résumés comme suit :

- Le premier chapitre est dédié à l'impact de diagnostic prédictif des systèmes industriel. Dans cette partie, on donne un aperçu sur le système de pronostic comme un outils de pilotage stratégiques et efficaces pour pouvoir faire face à l'exigence de la sécurité industrielle et les différents formes qu'est ils existent dans l'industrie.
- Le deuxième chapitre quant à lui, est consacré à la présentation du système de pronostic, nous nous présenterons en détail les différents approches de pronostic dans les Systèmes industriels pour mettre en place une analyse par méthode statistique.

- Le troisième chapitre est réservé à l'étude d'un cas industriel à partir une machine tournante. nous présenterons dans cette partie la turbine à gaz qui soufre de défauts des vibrations.
- Le dernier chapitre, consacré à l'évaluation du comportement du machine tournante au sein de ses paramètres de fonctionnement. Nous ferons, en fin de travail, la liaison avec le système de production en temps réel et son comportement en prochaine situation. Et nous terminons ce mémoire par une conclusion générale.

Chapitre I :

L'Impact de diagnostic prédictif des systèmes industriels.

CHAPITER I : L'impact de diagnostic prédictif des systèmes industriels.

Le besoin pour améliorer la capacité d'un système de diagnostic dans les processus industriels, oblige les exploitants industriels d'utiliser les approches prédictives en temps réels, et détecter rapidement les défauts potentiels, même avant sont apparitions, et de faire des actions de diagnostic, avec précision avant que ces défauts deviennent graves et peuvent dégradé de manière significative la sécurité de système. Ou encore de réduire et perturber la production et leurs qualités. Les approches de diagnostic prédictif proposent des solutions pour la prédiction des défaillances, qui peuvent être utilisé dans les systèmes de surveillance. Dans ce but, nous présentons dans ce chapitre, une synthèse sur l'état de l'art des systèmes de diagnostic prédictif des processus industriels et une classification des principales méthodes de pronostic. nous présentons aussi la nécessité de système pronostic pour l'élaboration d'une architecture couplant une fonction de diagnostic et une fonction de pronostic.

Dans ce chapitre, les concepts de diagnostic de système sont définit dans le cadre de la gestion de santé des systèmes, on souligne l'intérêt d'une part d'intégrer des méthodes de diagnostic pour améliorer la qualité de la surveillance du système et d'autre part de rapprocher les problématiques de contrôle et de planification .

1. Introduction

Actuellement le domaine de le diagnostic prédictif à fournit un ensemble des outils solides pour optimiser les opérations d'exploitations des équipements industriels. Cependant, le diagnostic des processus industriels est basée sur les techniques de surveillance pour se renseigner leurs état, et donnent de précieuses informations sur l'état de santé de l'équipement, en fournissant les indices de performances, actuelles et prédire les indices futurs attendus par le fonctionnement de l'équipement. En effet, l'avancement des nouvelles technologies avec les systèmes industriels modernes qui deviennent de plus en plus sophistiqués à augmenter leurs complexistes et ça conduite. Dernièrement, les systèmes de pronostics ont été largement adaptés aux plusieurs applications industrielles. Dans le but de trouver des solutions prédictive pour les problèmes de maintenance conditionnelle pour les processus industriels [4].

En réalité pratique, la maintenance industrielle est devenu très informatiser, car les installations industrielles sont dotées des équipements et des systèmes d'acquisition numérique des données et de mesure modernes, génèrent un volume de données important, permettant le suivi de l'état de fonctionnement des équipements industriels. Pour pouvoir analyser et extraire les informations pertinentes à partir de ces bases de données, il est essentiel que ces données soient le plus fiables possible, ce qui nécessite l'évaluation de la qualité de ces données avec des techniques permettant de leurs traitements. Néanmoins, ce traitement est toujours un problème, lorsqu'il s'agit de leurs utilisations en temps réel. Car, très souvent le traitement de ces données présentent de nombreuses problèmes ; Erreurs de lecture, données incomplètes recueillies difficilement du capteur, données faussement dupliquées ou fausse alerte (défauts fugitive) et d'autres raisons influent sur la phase d'évaluation des données[4] [5].

Dans ce but, nous présentons dans ce chapitre, une synthèse sur l'état de l'art des systèmes pronostic de défaillances des processus industriels avec une classification des principales méthodes de pronostic étudiées dans la littérature industrielles.

2. Diagnostic prédictif (pronostic)

2-1- Diagnostic :

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[6].

2-2- Diagnostic prédictif (pronostic):

Un système évolue d'un état normal vers un état anormal soit brutalement soit successivement ou lentement ; il est préférable de prédire l'évolution plutôt que d'attendre d'arriver à un mode anormal afin de prendre immédiatement des démarches correctives et d'éviter les conséquences du dysfonctionnement[6].

Un système de pronostic est définie comme étant la capacité de prédire combien de temps de vie utile restante à un équipement, avant qu'une panne se produit sur cet équipement, étant donné que l'état de l'équipement est variable et observable sur un période d'exploitation ou de fonctionnement passé [6-8-9].

Par définition : Une fonction de pronostic est une fonction qui estime à un instant t la durée de vie résiduelle (RUL) de chaque équipement d'un système en cours de fonctionnement [6].

La durée de vie résiduelle (RUL) est donnée par la relation suivante [6-10]. :

$$RUL(t_{\Pr esent}) = t_{Futur} \text{ , tel que } \int_{t_{\Pr esent}}^{t_{Futur}} p_V dt = r \qquad \text{(I.1)}$$

Si $r = 0 \Rightarrow RUL(t_{\Pr esent}) = t_{\Pr esent}$ et si $r = 1 \Rightarrow RUL(t_{\Pr esent}) = +\infty$

Avec $RUL(t)$ est la durée de vie résiduelle (Remaining Useful Life) et p_V est la densité de probabilité régie par le vieillissement et l'usure de l'équipement. L'avantage de l'utilisation de ces approches de pronostics permet d'avoir une bonne gestion de l'information sur l'état d'équipement industriel, et de fournir des renseignements exacts sur la l'état actuelle fournie par les systèmes de diagnostic, et sur l'état future prévue fournie par les systèmes de diagnostic, de chaque composant de l'équipement. En utilisant les données provenant de système à surveiller et de données d'inspections sur l'équipement, pour établir des situations de comportement futur probable, comme il est monté sur la Figure I.1, suivante.

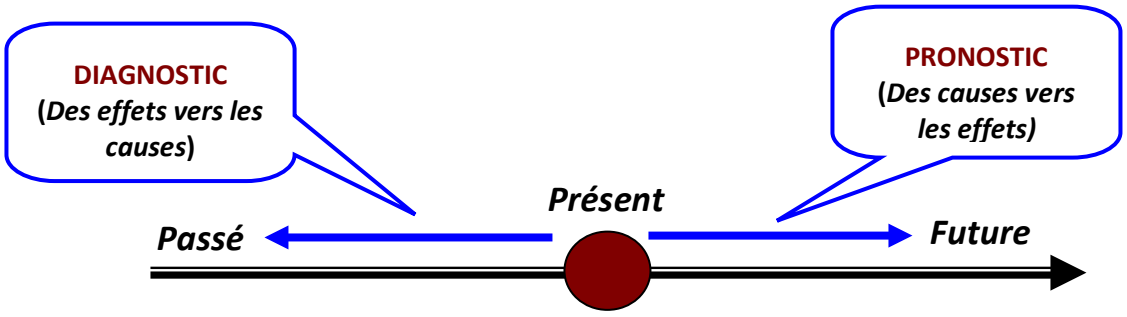


Figure I.1 Diagnostic et Pronostic : Aspects phénoménologiques[4].

Cependant, ces nouvelles techniques de pronostics peuvent rencontrer des difficultés lors de son exploitation réelle sur des processus industriel, dans le cas, ou no ne déposons pas des données de l'historique et l'environnement d'exploitation.

3- Mesures de dégradation

Diagnostic : évaluation des indicateurs de dégradations à partir des mesures

Pronostic : évaluation du RUL à partir des lois de dégradation et des indicateurs de dégradation.

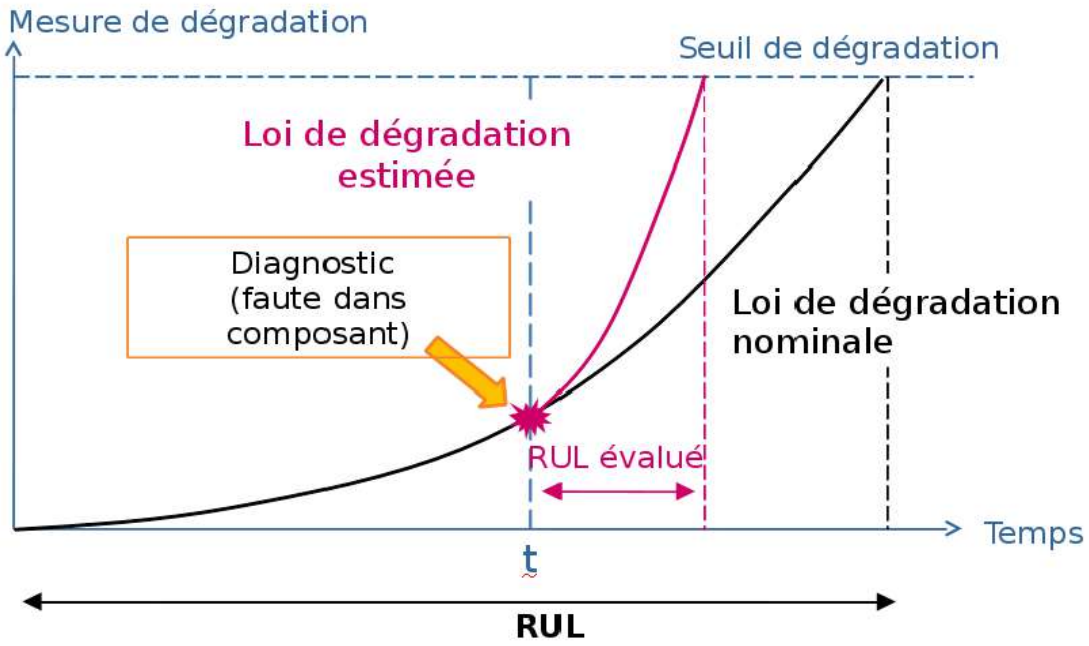


Figure I.2: indicateurs et mesures de dégradation[4].

4- Méthode de diagnostic :

Plusieurs approches existent pour effectuer du diagnostic de système. Elles peuvent être réparties en trois grandes catégories : les méthodes basées sur la connaissance, les méthodes basées sur les données et les méthodes basées sur les modèles (figure I.3) [5-11].

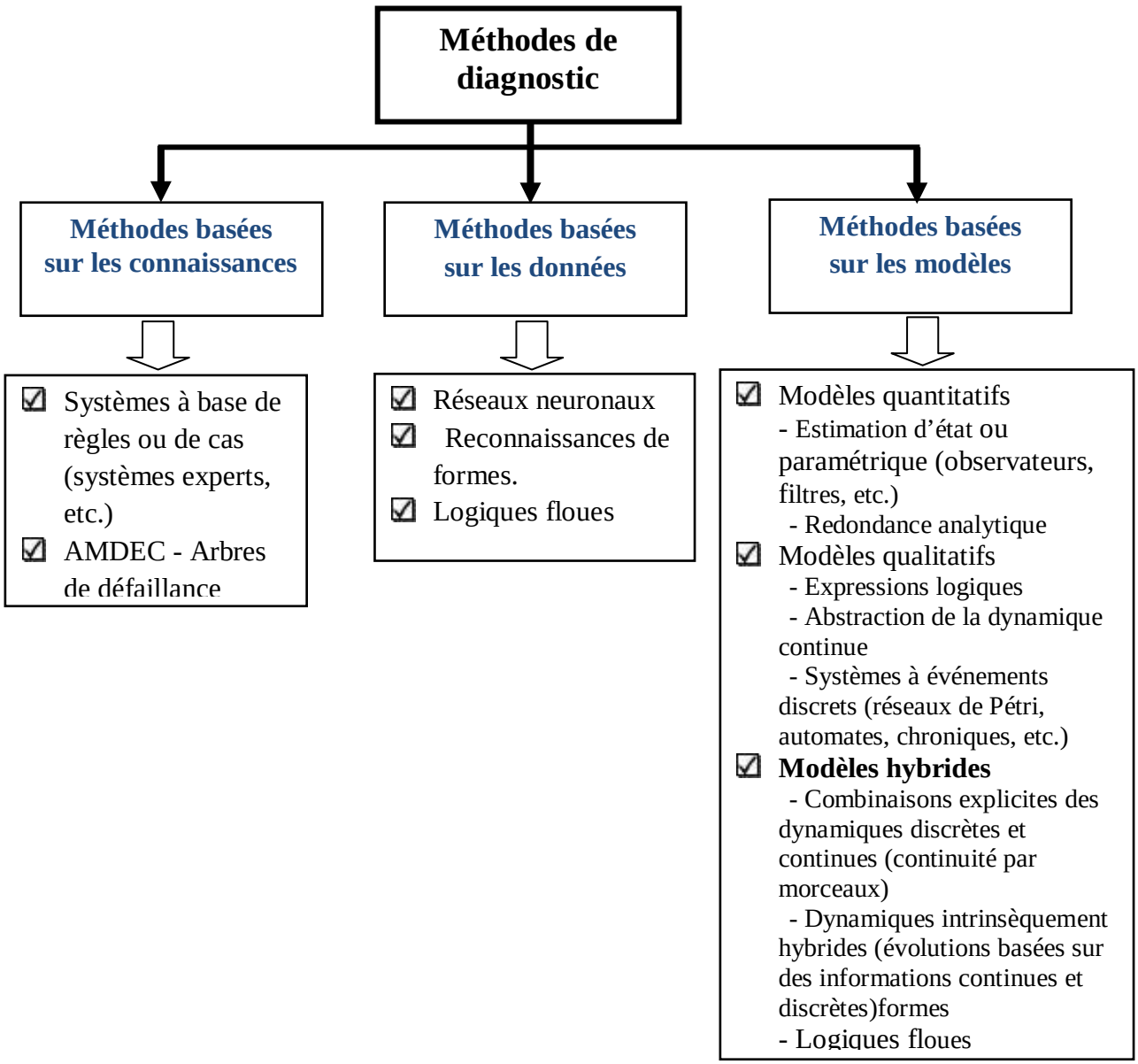


Figure I.3 . Classification des méthodes de diagnostic.

4.1.Les approches basées sur la connaissance

Les approches basées sur la connaissance utilisent une connaissance explicite des relations causales entre les symptômes, les défaillances et les fautes [06]. Ces techniques sont utilisées pour identifier les causes des défaillances possibles d'un système à l'aide de relations qui se présentent sous la forme d'associations directes entre les effets et les causes. Ces relations sont souvent déterminées durant la phase de conception et proviennent d'une analyse fonctionnelle ou structurelle du système[6-7].

Elles peuvent par exemple provenir d'une analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC) ou encore d'un arbre de défaillance, qui représente les combinaisons possibles d'événements qui peuvent engendrer une panne suite à des études de risque ou de sûreté de

fonctionnement. Les approches classiques de diagnostic qui utilisent ce type de connaissance sont des systèmes à base de règles et/ou à base de cas désignés généralement comme des systèmes experts [6].

4.2. Les approches de diagnostic à base de données

Les approches de diagnostic à base de données consistent à utiliser uniquement les informations issues des différents capteurs positionnés sur le système [7-5]. L'objectif de ces méthodes est d'associer des ensembles de mesures à des états de fonctionnement connus du système. Ces approches utilisent des techniques de reconnaissance de formes, de classification, de partitionnement de données, et d'apprentissage de manière générale, pour traiter les données disponibles et construire un modèle du système fondé sur l'expérience. Un tel modèle ne provient donc pas d'une spécification physique ou structurelle du système.

4.3. Les approches à base de modèles :

Ces méthodes sont particulièrement adaptées dans le cas où un modèle physique ou un modèle de comportement, même imprécis ou abstrait , peut être obtenu pour le système. L'utilisation de telles techniques de diagnostic justifie l'utilisation de techniques de modélisation pour représenter le système. Nous définissons la modélisation de la manière suivante. Dans les approches à base de modèles , le système est représenté sous la forme d'un ou plusieurs modèles qui décrivent sa structure et son comportement (nominal ou fautif) [12].. La méthode de diagnostic compare le comportement observé du système au comportement prédit à l'aide de son modèle. L'occurrence de faute est détectée à partir d'un raisonnement sur les incohérences entre les deux comportements. La Figure I.4 illustre ce principe. Un modèle incluant les comportements fautifs du systèmes (modèle de faute ou de dysfonctionnement) permet de localiser et d'identifier les fautes survenues. Dans ces approches, le système est considéré comme dynamique, signifiant que son comportement dépend de son état interne, qui est lié à ce qu'il s'est passé précédemment dans le système[4-8-13].

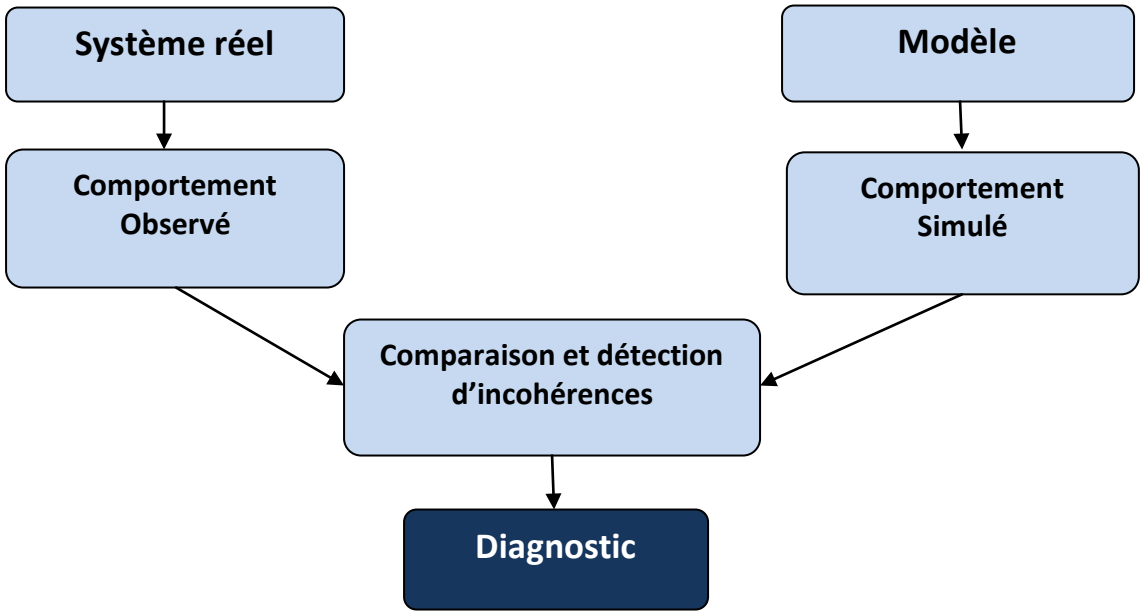


Figure 1.4 – Principe de diagnostic basé sur les modèles[14]

On parle de systèmes dynamiques par opposition au cas très particulier des systèmes statiques, dont les valeurs de sortie dépendent uniquement des valeurs d'entrée.

5. Les concepts fondamentaux du diagnostic :

Le diagnostic a pour objectif l'identification du ou des défauts probables d'un système à partir de l'étude de leurs effets occasionnés. Le diagnostic est donc une procédure consistant à détecter et localiser un composant ou un élément en défaut d'un système. La structure générale d'une procédure de diagnostic est représentée par la figure I.5 où le diagnostiqueur est alimenté par toute la connaissance disponible sur le système : les mesures des variables et toute autre information pouvant être utile pour le diagnostic (un modèle par exemple). Ce diagnostiqueur traite cette connaissance et produit un « diagnostic » qui est une liste de défauts possibles pouvant affecter le système au cours du temps[9-15]..

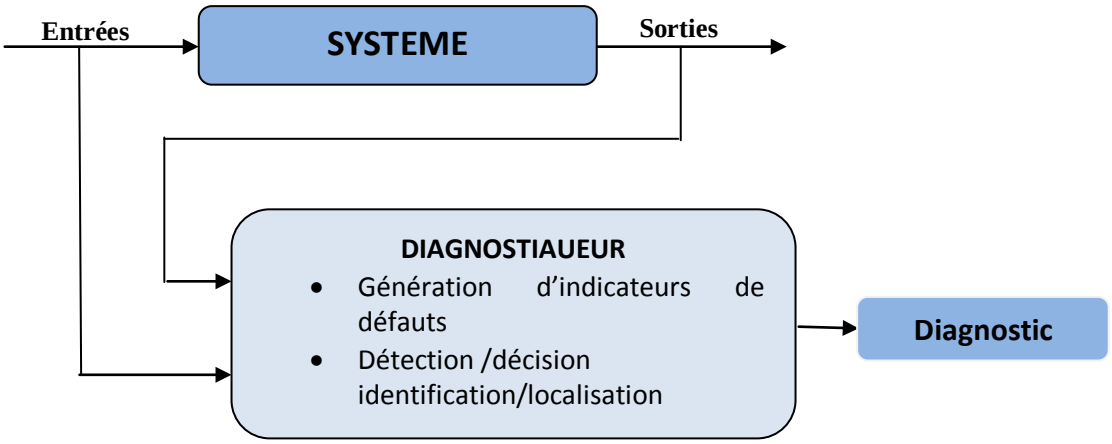


Figure I.5 – Structure générale d'une procédure de diagnostic[9-15].

Le diagnostic repose sur les deux concepts fondamentaux suivants : d'une part signaler un défaut lorsqu'il apparaît et d'autre part le localiser le plus précisément possible afin que les actions correctrices adéquates puissent être entreprises. Ces deux concepts sont généralement spécifiés comme la détection et l'isolation de défauts. La détection consiste à reconnaître un comportement anormal du système et l'isolation consiste à déterminer quel est ce comportement anormal.

D'une manière générale, les étapes fondamentales du diagnostic sont les suivantes[9-15]:

- ☑ Détection d'un défaut : opération permettant de décider si le système est ou n'est pas en état de fonctionnement normal; il s'agit d'une opération logique dont la réponse doit être binaire (oui ou non).
- ☑ Localisation et estimation d'un défaut : opération permettant de déterminer l'endroit du système où se trouve le défaut (déterminer le ou les composants en défaut).
- ☑ Reconfiguration du système : opération permettant, à partir des informations fournies par les deux étapes précédentes, d'appliquer les actions correctrices au système afin soit qu'il retrouve un fonctionnement normal, soit qu'il soit mis en mode dégradé.

6. Les exigences liées au diagnostic :

Nous allons répertorier un ensemble d'exigences bien établies dans les travaux de diagnostic et importantes à prendre en compte lors de la conception et le développement d'un diagnostiqueur. Remarquons cependant que ces exigences, à la base élaborées pour permettre la comparaison entre diagnostiqueurs conçus suivant différentes méthodologies de diagnostic[16].

6.1. Exigences fonctionnelles :

Les exigences fonctionnelles d'un diagnostiqueur doivent rendre compte de son fonctionnement attendu sans prendre nécessairement en compte les solutions techniques[17]..

- ☑ Rapidité du diagnostic ;
- ☑ Discernement entre les défauts ;
- ☑ Identification de défauts multiples ;
- ☑ Identification de nouveaux défauts.

6.2. Exigences non fonctionnelles :

- ☑ Robustesse ;
- ☑ Adaptabilité ;
- ☑ Implantation ;
- ☑ Estimation des erreurs du diagnostiqueur.

7. Synthèse des approches de pronostic

Les principaux avantages et inconvénients de l'utilisation de ces trois types d'approches sont présentés dans le tableau I.1. Le lecteur pourra trouver aussi des éléments comparatifs d'avantages et d'inconvénients relatifs à chacune des méthodologies de pronostic développées pour les trois approches dans [4-5-9-18].

Approche de pronostic	Avantages	Inconvénients
Basée sur l'expérience	Connaissances disponibles dans de nombreux domaines d'expertise	Nécessite un bon retour d'expérience. Intégration simplifiée des variations de conditions opérationnelles
Guidée par les données	Connaissance des mécanismes de dégradation directement incluse dans les données	Nécessite des scénarios de dégradation pour différentes conditions opérationnelles
Fondée sur les modèles	Meilleures performances de pronostic obtenues. Flexibilité de l'approche due à l'intégration de connaissance de la structure des mécanismes de dégradation	Nécessite une connaissance liée au mécanisme de dégradation

Tableau I.1 – Avantages et inconvénients des trois approches de pronostic

8. Conclusion :

Ce chapitre a pour but de présenter les différentes méthodologies de diagnostic qu'il est possible de rencontrer dans la littérature et montrer que le système de diagnostic prédictif est l'un des moyens essentiels dans les entreprises afin d'améliorer sa performance. Nous introduirons, au préalable , les exigences liées à la mise en place d'un diagnostiqueur d'un système et les concepts fondamentaux du diagnostic . Ensuite, nous introduirons les exigences liées aux diagnostic .

Donc, nous devions prendre la méthodologie de diagnostic prédictif pour calculer la durée de vie restant de notre machine, Lorsque, par le reste du temps de fonctionnement dégradé on peut donner suffisamment de temps pour terminer les travaux d'entretien.

Chapitre II :

Le pronostic dans les systèmes industriels par une approche statistique.

CHAPITER II : Le pronostic dans les systèmes industriels par une approche statistique.

L'apprentissage statistique est un ensemble d'algorithmes dont le but est de construire des modèles à partir d'un ensemble de données expérimentales (ou, dans certains cas, de données simulées). Ces modèles sont uniquement prédictifs et non explicatifs : ils s'opposent en cela aux modèles de connaissances, qui, reposant sur l'utilisation d'équations fondées sur les principes de la physique, de la chimie, de la biologie,… sont à la fois prédictifs et explicatifs. On attend des modèles construits par apprentissage statistique qu'ils rendent compte des observations à partir desquelles ils ont été conçus, mais surtout qu'ils soient capables de généraliser, c'est-à-dire de prédire des observations qui n'ont pas été utilisées pour leur conception. Ce chapitre vise à présenter le pronostic industriel (définition et mesures), le concept de pronostic, à présenter les approches de pronostic et leur classification.

1. Introduction :

L'un des enjeux les plus importants de l'industrie concerne aujourd'hui la sûreté de fonctionnement des systèmes industriels et la recherche de l'augmentation de leur disponibilité à moindre à coût. Aussi, l'activité de maintenance prend une part croissante dans les entreprises et tend à évoluer pour des besoins de réactivité et de coût notamment. Une évolution particulière porte sur la manière d'appréhender les phénomènes de défaillance : peu à peu les industriels tendent, non seulement à les anticiper an de recourir à des actions préventives, mais en plus à le faire de manière la plus juste possible dans un objectif de réduction des coûts et des risques. Cette évolution a donné une part grandissante au processus de pronostic qui est aujourd'hui considéré comme un des principaux leviers d'action dans la recherche d'une performance globale[19].

2. Le pronostic industriel :

2.1. Définition :

La norme internationale ISO 13381 de 2004 définit le pronostic comme l'estimation de la durée de vie utile et du risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un plusieurs modes de défaillance. Le pronostic est la capacité d'estimer l'état futur d'un élément a partir de son état présent, son état passe, ses lois de dégradation et les actions de maintenance à faire. L'objectif du pronostic est d'identifier les causes et de localiser les organes qui ont entrainé une dégradation particulière.

2.2. Le concept de pronostic :

Il y a longtemps que l'homme cherche à anticiper les phénomènes dans l'objectif de voir aboutir ses projets sans risque d'échec. Aussi, le terme pronostic provient du grec « progignôskein » signifiant « connaître à l'avance ». Il a ensuite été essentiellement utilisé en médecine où il désigne une prévision établie suite à un diagnostic : le pronostic médical porte d'une part sur l'évaluation du degré de gravité d'une pathologie, et d'autre part, sur l'estimation de l'évolution ultérieure de la maladie. Dernièrement, ce terme a été transposé au monde industriel. Le patient est « remplacé » par une machine ou une installation industrielle et l'objectif est de prédire l'état de fonctionnement futur de l'équipement concerné. C'est à ce cadre là que nous nous intéressons[20].

2.3. Classification des approches du pronostic

D'après la Classification de Byington en 2002, il existe trois approches de pronostic[21]:

- basées sur des modèles physiques
- basées sur des connaissances d'experts
- guidées par des données

Comme illustre dans la Figure. II.01 Cette classification met en évidence l'étendue du champ d'application, le coût de mise en œuvre, l'exactitude et la complexité de chaque approche.

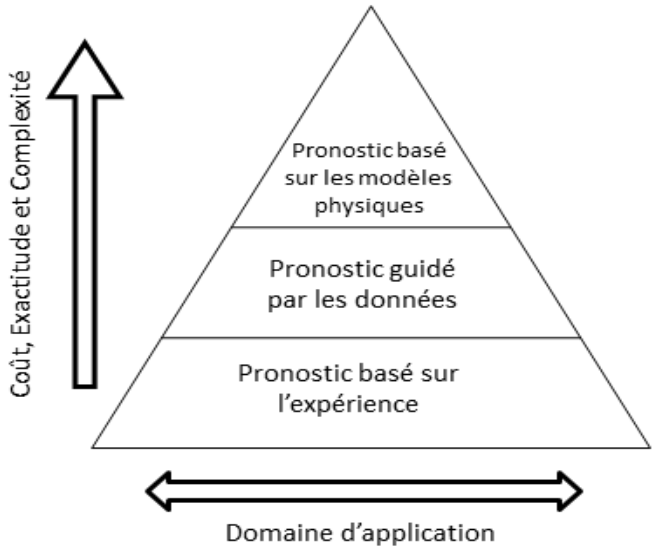


Figure II.01. Hiérarchie des familles d'approche pour le pronostic d'un point de vue Méthodologique[21]

2.3.1. Approches basées sur un modèle physique :

La mise en œuvre de ce type d'approches s'appuie généralement sur une représentation mathématique du mécanisme de dégradation. Les relations causales issues des lois de la physique sont utilisées pour modéliser les interactions entre les entités du système. Ainsi, les résidus sont employés comme instruments mathématiques. De gros résidus dénotent la présence de défauts de fonctionnement, et des petits la présence de perturbations normales comme les bruits ou les erreurs de modélisation. L'utilisation de méthodes de pronostic basées sur un modèle implique des connaissances spécifiques liées à la défaillance ainsi qu'au mode de fonctionnement du système analysé[22].

☑ **Principe de fonctionnement, avantages et inconvénients :**

Le principe du pronostic basé sur les modèles physiques est de déterminer le niveau de dégradation courant du système (grâce aux processus de surveillance et de diagnostic) et d'évaluer le temps restant avant la défaillance en utilisant la courbe d'évolution de la dégradation en fonction de la sollicitation du système. Les principaux avantages de cette approche sont[23] :

- La flexibilité : si une des propriétés du système ou de la dégradation change, le modèle peut être réajusté pour prendre en compte cette modification,
- l'interprétabilité : la connaissance de la structure du modèle permet de relier la variation d'indicateurs à une modification de paramètre.

Les principaux inconvénients du pronostic basé sur les modèles physiques sont[23-24] :

- le développement des modèles est extrêmement coûteux. Cela nécessite un niveau de qualification élevé et une expérience certaine,
- il est difficile de construire un modèle global pour les systèmes complexes : complexité de modélisation des interactions entre les différents mécanismes, difficultés de calcul associées à la résolution d'un système d'équations différentielles (explosion des temps de calcul pour une simulation de Monte Carlo),
- il peut être impossible de généraliser une approche basée sur un modèle physique orientée « composant » à un niveau « système »,
- il est nécessaire de connaître les mécanismes de dégradation et les facteurs influents sur celle-ci.

☑ **Techniques et outils :**

Les techniques appartenant à cette approche de pronostic sont basées sur les outils suivants : l'espace de parité, observateurs (filtres de Kalman) et estimation paramétrique[25].

Espace de parité :

Un espace de parité est une relation de redondance analytique représentée par une équation dans laquelle toutes les variables sont connues. La génération de telles relations permet d'engendrer des résidus. Un résidu est un signal temporel, fonction des entrées et des sorties du processus, indépendant (le plus possible) du point de fonctionnement de la présence de défauts. En l'absence de défaut, le résidu est statistiquement nul. Lors de l'apparition d'un défaut, son amplitude évolue de manière significative.

Observateurs :

La génération de résidus à l'aide d'une estimation d'état consiste à reconstruire l'état

ou, plus généralement, la sortie du processus à l'aide d'observateurs, et à utiliser l'erreur d'estimation comme résidu. Cette méthode s'est beaucoup développée car elle donne lieu à la conception de générateurs de résidus flexibles.

2.3.2. Approches guidées par les données :

Le pronostic guidé par les données s'appuie sur le constat suivant : les mesures (entrées/sorties) constituent souvent la plus forte et la plus sûre source d'information pour comprendre les phénomènes de dégradation. Ce type d'approches vient ainsi à apprendre (par les exemples) le phénomène de dégradation, et à capturer les relations subtiles entre données, même si ces relations sont inconnues ou difficile à décrire [25-26].

☑ **Principe de fonctionnement, avantages et inconvénients :**

Le pronostic guidé par les données exploite les données des indicateurs de dégradation ou d'intervention de maintenance délivrés respectivement par le processus de surveillance et d'aide à la décision (données calorimétriques de calibrage, données spectrométriques, puissance, vibration, température, pression, débris d'huile, tension, etc.). Ce type de pronostic se fonde sur l'hypothèse que les caractéristiques statistiques des données sont relativement inchangées à moins qu'un défaut de fonctionnement ne se produise dans le système[26-27].

La mise en œuvre d'une approche « guidée par les données » est relativement simple car elle ne requiert pas la connaissance formelle des mécanismes de dégradation. Elle permet de transformer simplement des données bruitées en informations pertinentes pour des décisions de pronostic. En outre, cette approche peut être adaptée à tout type d'application disposant de données suffisantes en quantité et qualité. En revanche, c'est là également sa principale limite : l'efficacité d'une approche de pronostic guidée par les données dépend fortement de l'existence de ces données opérationnelles. Par ailleurs, Par ailleurs, le processus de surveillance conditionne également la justesse du pronostic par sa capacité à fournir une estimation fiable et précise de l'état de santé courant du système.

☑ **Techniques et outils :**

Lorsque les seules informations disponibles sur le système sont les variables mesurables et que l'on ne peut utiliser la redondance physique, l'approche usuelle consiste à apprendre le comportement du système à l'aide de l'historique des données (les données d'apprentissage), le principe étant qu'une même cause aura toujours les mêmes effets. Dans cette optique, deux catégories de techniques sont distinguées dans la littérature : celles issues de l'intelligence artificielle (IA) et les techniques statistiques[26-27].

2.3.3. Approches basées sur l'expérience :

☑ **Principe de fonctionnement, avantages et inconvénients**

Les approches de pronostic basées sur l'expérience se fondent sur la modélisation stochastique des phénomènes de dégradation (loi de fiabilité, processus markoviens, ou non markoviens). Ces modèles peuvent être construits sur la base d'expériences similaires passées

Le principal avantage de ce type d'approches est qu'elles ne nécessitent pas de connaissance pointue du (des) mécanismes physique(s) de dégradation. Aussi, elles sont relativement simples à mettre en œuvre et peu coûteuses[28].

Les principales limites des approches basées sur l'expérience sont les suivantes :

- il existe fréquemment un décalage entre les modèles mis au point (mono-composant à 2 états) et la réalité industrielle (système multi-composants à multi-états),
- il est difficile de disposer d'un historique d'expérience passée représentatif de toutes les conditions d'utilisation des systèmes.

➢ **Techniques et outils :**

Les approches basées sur l'expérience sont principalement issus des méthodes traditionnelles de modélisation et de traitement fiabilistes. Le pronostic est en ce sens assimilé à une étude de fiabilité prévisionnelle, l'objectif étant d'identifier les paramètres d'une distribution aléatoire décrivant le phénomène de dégradation ou de défaillance (loi de poisson, loi exponentielle, loi de weibull, loi log-normal). Dans cet ensemble, la loi de WEIBULL reste la plus répandue . De plus, l'utilisation d'un modèle fiabiliste évolutif de type ALM (Accelerated Life Model), PHM (Proportional Hazard Model), ou la mise en œuvre d'une démarche Bayésienne permettant d'actualiser les paramètres de la loi de dégradation à chaque nouvelle information disponible peut également représenter une solution. La simulation de Monte Carlo permet de combiner différents phénomènes aléatoires mais est confrontée au problème d'explosion du temps du simulation[27-29].

3. Les moyennes mobiles

La moyenne mobile est un indicateur reflétant la valorisation moyenne d'un titre sur une période donnée. Sa facilité d'utilisation et d'interprétation en font un outil très prisé des chartistes.
Calquée sur des méthodes statistiques, une moyenne mobile donne la valeur moyenne des cours sur une période donnée. Cet indicateur permet de s'affranchir des aberrations des cours en les « lissant ». Une moyenne mobile à 20 jours donne le cours moyen sur les vingt dernières séances, une moyenne mobile à 50 semaines donne le cours moyen hebdomadaire sur les 50 dernières semaines et ainsi de suite[28-30].

La moyenne mobile, ou moyenne glissante, est un type de moyenne statistique utilisée pour analyser des séries ordonnées de données, le plus souvent des séries temporelles, en supprimant les fluctuations transitoires de façon à en souligner les tendances à plus long terme. Cette moyenne est dite mobile parce qu'elle est recalculée de façon continue, en utilisant à chaque calcul un sous-ensemble d'éléments dans lequel un nouvel élément remplace le plus ancien ou s'ajoute au sous-ensemble.

Ce type de moyenne est utilisé généralement comme méthode de lissage de valeurs, en particulier dans le domaine financier pour l'analyse technique de cours boursiers[30].

Mathématiquement, toute moyenne mobile est un exemple de convolution. Physiquement, une moyenne mobile est un filtre passe-bas et possède ainsi un lien profond avec le traitement du signal. En particulier, la moyenne mobile exponentielle, que nous allons aborder plus loin, est un filtre linéaire passe-bas du premier ordre tout à fait classique

3.1. Les types de moyenne mobile

Il existe différents types de moyennes mobiles, les deux plus utilisées étant la moyenne mobile simple (ou arithmétique) et la moyenne mobile exponentielle[31].

3.1.1. La Moyenne Mobile Arithmétique :

Est de loin la plus répandue. Facile à mettre en œuvre, elle est calculée en additionnant les N cours de clôture que l'on divise par le nombre de période N [31-32] :

$$MM_{simple} = (C_1 + C_2 + ... + C_n)/n \qquad (1)$$

Où : C est le cours de clôture, N le nombre de jours utilisés pour calculer la moyenne mobile.

La moyenne mobile simple donne un poids égal à chaque cours ce qui la rend moins réactive ; c'est le principal reproche qui lui est fait. Pour diminuer l'effet un peu retardataire de la moyenne mobile simple et donner plus d'importance aux dernières données, les analystes utilisent également une moyenne exponentielle ou pondérée.

- **Point de vu classique :**

C'est une moyenne qui au lieu d'être calculée sur l'ensemble des n valeurs d'un échantillonnage, est calculée tour à tour sur chaque sous-ensemble de N valeurs consécutives $(N \leq n)$. Le sous-ensemble utilisé pour calculer chaque moyenne, parfois appelé « fenêtre », « glisse » sur l'ensemble des données[33].

Par exemple, le tableau suivant montre les moyennes mobiles simples sur 3 valeurs, pour une série de 9 mesures[34].

Mesures	2	3	5	8	8	7	8	5	2
Moyenne glissante	néant	**(2 + 3 + 5)/3**	**(3 + 5 + 8)/3**	**(5 + 8 + 8)/3**	**(8 + 8 + 7)/3**	**(8 +7 + 8)/3**	**(7 + 8 + 5)/3**	**(8 + 5 + 2)/3**	néant
		3,3333	5,3333	7	7,6666	7,6666	6,6666	5	

Autre exemple : dans le cas particulier du domaine de la pollution atmosphérique, est utilisée une « moyenne glissante sur 8 heures » de la concentration d'un polluant (c'est en l'occurrence le cas de l'ozone, en objectif de qualité pour la protection de la santé humaine) ; cette moyenne pourra être calculée de 0h00 à 8h00, de 1h00 à 9h00, de 2h00 à 10h00, etc. On recherchera, sur une journée, la valeur maximale de la moyenne glissante, qui devra être inférieure à une concentration donnée. L'intérêt d'une moyenne glissante est de lisser les éventuels écarts accidentels.

Le calcul successif de moyennes mobiles pour une même suite de nombres exige de conserver toutes les valeurs utilisées par les moyennes précédentes, afin de remplacer le terme le plus ancien par le plus récent.

Une formule permettant de calculer une moyenne mobile simple est[35] :

$$\overline{x}_n = \frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1} x_{n-k} \tag{2}$$

Ou bien :

$$\overline{x}_n = \overline{x}_{n-1} + \frac{x_n - x_{n-N}}{N} \tag{3}$$

3.1.2. La moyenne mobile pondérée :

Une moyenne mobile pondérée est une moyenne mobile qui utilise des coefficients pour donner un poids distinct à chaque valeur utilisée dans le calcul. Dans le cas d'une moyenne mobile pondérée, les poids de chaque terme décroissent linéairement, le plus récent ayant un poids de N et le plus ancien (le Nième) ayant un poids unitaire[36].

$$\overline{x}_M = \frac{np_M + (n-1)p_{M-1} + \ldots + 2p_{M-n+2} + p_{M-n+1}}{n + (n-1) + \ldots + 2 + 1} \tag{4}$$

Le dénominateur est un nombre triangulaire, et peut être directement calculé comme[35-36] :

$$\frac{n(n+1)}{2} \tag{5}$$

Comme la moyenne mobile simple, le calcul successif de moyennes mobiles pondérées pour une même suite exige de conserver toutes les valeurs utilisées par les moyennes précédentes.

3.1.3. La moyenne mobile Exponentielle :

Est considérée comme un meilleur outil de suivi de tendance. Elle accorde une plus forte pondération aux cours les plus récents ce qui la rend plus réactive[37].

$$MME(n) = C - (MME(n)\ de\ la\ veille)) * K + (MME(n)\ de\ la\ veille) \quad (6)$$

Où $K = 2/(p+1)$, n le nombre de jours utilisés pour calculer la moyenne mobile.

3.1.4. Autres types de moyennes :

Tout comme il existe une infinité de filtres dans le domaine du traitement du signal, il existe une infinité de moyennes glissantes. Nous avons abordé dans cet article les plus courantes et avons évoqué leurs particularités dans l'espace de Fourier. Nous nous apercevons qu'elles entraînent des déphasages qui nuisent à la qualité des résultats. Nous aurions pu aborder aussi les questions spectrales soulevées par l'échantillonnage sous-jacent aux produits de convolution discrets[38].

Une moyenne moins commune possède de meilleures caractéristiques. Elle se réalise par un filtre gaussien récursif. Bien qu'un filtre gaussien récursif parfait n'existe pas, il existe d'excellentes approximations d'ordre 4 grâce auxquelles seuls les défauts liés à l'échantillonnage subsistent . En effet, la transformée de Fourier d'une gaussienne est une gaussienne. Par conséquent, elle ne présente aucun déphasage, à contrario de la moyenne mobile exponentielle, et aucune oscillation, à contrario de la moyenne mobile arithmétique. Mais les calculs sont plus lourds (un filtre quasi-gaussien d'ordre 4 nécessite environ 16 opérations par valeur) et ces caractéristiques idéales ne sont rencontrées que si la moyenne est réalisée sur des données connues d'avance (un déphasage apparaît si seule la partie causale du filtre est utilisée).

Enfin, au lieu d'utiliser une moyenne, on peut utiliser un autre critère de position, typiquement la médiane.

3.2.La procédure d'utilisation des moyennes mobiles

La courbe de moyenne mobile peut être utilisée de diverses manières[39] :

3.2.1. Identifier une tendance :

Si la moyenne mobile est relativement plate on est en présence d'un range, si la moyenne mobile croît ou décroît il y a une tendance.

3.2.2. Générer des signaux :

Nous pouvons observer la position relative du cours par rapport à la moyenne mobile. Si le cours est au dessus d'une moyenne mobile croissante nous sommes en présence d'une tendance haussière. Si le cours passe alternativement au dessus et au dessous d'une moyenne mobile relativement plate, la configuration en range est évidente.

3.2.3. Utiliser plusieurs moyennes mobiles :

Nous pouvons observer la position relative d'une moyenne court terme par rapport à une moyenne long terme. Si la moyenne court terme se trouve au dessus de la moyenne long terme et que leur espacement s'accroît, alors nous sommes en tendance haussière. Si les deux moyennes sont confondues nous sommes en range. Une moyenne mobile à court terme franchissant une moyenne mobile à long terme est un fort signal d'achat à court terme[40].

La cassure d'une moyenne mobile à long terme par une moyenne mobile à court terme indique un renversement de tendance à court terme.

4. Conclusion :

Le pronostic industriel est aujourd'hui reconnu comme un processus clef pour renforcer la sûreté de fonctionnement des matériels tout en réduisant les coûts de maintenance.

Ce chapitre a pour but de présenter le concept de pronostic qui désigne une prévision établie suite a un diagnostic, nous introduirons la classification des approches de pronostic, ensuite on a présenté la définition et les types de la moyenne mobile et sa utilité.

Donc, nous devions prendre la méthodologie de pronostic et le cheminement de la moyenne mobile pour calculer la durée de vie restant de notre machine.

Chapitre III :

Etude d'un cas industriel

(machine tournante)

CHAPITER III :Etude d'un cas industriel (machine tournante)

Notre système d'application est une turbine à gaz GE type MS 3002 présenté par la fiche technique (voir la suite du chapitre) de la station de pompage (SP5) située « MILOK-LAGHOUAT » Désigné pour entraîner une pompe centrifuge. Alors, notre travail a consisté de surveiller le seuil de dégradation causée par le phénomène de vibration au future comme une diagnostique prédictif, par une 'approche statistique dans un système de prédiction, tout ça s'ajout pour rendre la machine compatible avec une exploitation normale.

1. Introduction :

Les machines tournantes occupent actuellement une place prépondérante dans les applications faisant intervenir des systèmes de transmission de puissance. La mesure des vibrations sur ces machines revêt une importance toute particulière puisqu‘elle joue un rôle capital dans les programmes de maintenance. Lorsque ces vibrations sont trop élevées, elles causent souvent un sentiment d‘inquiétude, puisqu‘elles annoncent possiblement un arrêt ou un bris imprévu et par conséquent une perte non négligeable de productivité ou une atteinte à la sécurité du personnel. Les vibrations des machines tournantes sont dues à plusieurs forces dynamiques, y compris celles dues aux conditions anormales de fonctionnement ou à divers défauts. Les vibrations dans les machines tournantes peuvent être causées par divers Phénomènes d‘excitation. Les turbine a gaz industrielles jouent un rôle important dans les systèmes de production et les centrales de production du gaz. L’objectif principal de ce chapitre et de faire une étude sur les machines tournante cas d’une turbine a gaz .

2. La turbine à gaz

Les turbines à gaz (Figure III.01) font partie de TURBOMACHINES définies par Râteau comme étant des appareils dans lesquels a lieu un échange d’énergie entre un rotor tournant autour d’un axe a vitesse constante et un fluide en écoulement permanent . une turbine a gaz, appelée aussi turbine a combustion , est une machine tournante thermodynamique appartenant a la famille des moteurs a combustion interne dont le rôle est de produire de l’énergie mécanique (rotation d’un arbre)a partir de l’énergie contenue dans un hydrocarbure (fuel, gaz …)[41].

Les turbines sont généralement utilisées pour entraîner des compresseurs, des pompes, des alternateurs, etc.



Figure III.01.Turbine à gaz type GE-MS 3002 dans la station de pompage SP5[41]

2.1. Principes de fonctionnement :

Dans sa forme la plus simple et la plus répandue, une turbine à gaz (aussi appelée turbine à combustion) est composée de trois éléments [42]:

- un compresseur, centrifuge ou plus généralement axial, qui a pour rôle de comprimer de l'air ambiant à une pression comprise aujourd'hui entre 10 et 30 bars environ ;

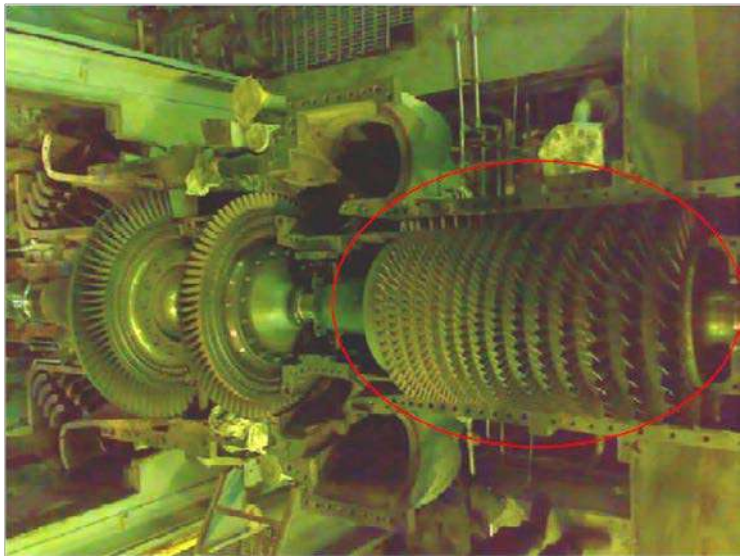


Figure II.02 : Compresseur axial de la turbine GE-MS 3002

- une chambre de combustion, dans laquelle un combustible gazeux ou liquide est injecté sous pression, puis brûlé avec l'air comprimé, avec un fort excès d'air afin de limiter la température des gaz d'échappement ;



Figure II.03.Vu de coté des chambres de combustion de la turbine GE-MS 3002

- une turbine, généralement axiale, dans laquelle sont détendus les gaz qui sortent de la chambre de combustion.



Figure III.04.Espace roues pour la transformation d'énergie

Sous cette forme, la turbine à gaz constitue un moteur à combustion interne à flux continu. On notera que le terme de turbine à gaz provient de l'état du fluide de travail, qui reste toujours gazeux, et non du combustible utilisé, qui peut être aussi bien gazeux que liquide (les turbines à gaz utilisent généralement du gaz naturel ou des distillats légers comme le fioul domestique). Il existe aussi des turbines à gaz à cycle fermé, utilisées pour des applications particulières. Bien évidemment, il s'agit alors de moteurs à combustion externe. Pour atteindre des taux de compression r de 20 ou 30, **le compresseur** est multi étagé, avec parfois une réfrigération intermédiaire destinée à réduire le travail consommé. Les rotors axiaux sont constitués d'un empilage de disques, soit montés sur un moyeu central, soit assemblés en tambour sur leur périphérie. Les matériaux utilisés vont des alliages d'aluminium ou de titane pour les premiers étages aux alliages d'acier et aux alliages réfractaires pour les derniers étages, qui peuvent supporter des températures atteignant 500 °C. **La chambre de combustion** est normalement construite en alliage réfractaire. Divers types seront présentés plus loin. Dans les turbines à gaz à cycle ouvert, les principales contraintes technologiques se situent au niveau des premiers étages de la **turbine de détente**, qui sont soumis au flux des gaz d'échappement à très haute température. Les pièces les plus exposées sont en particulier les aubages du rotor, qui sont très difficiles à refroidir et, de plus, particulièrement sensibles à l'abrasion. Il importe donc d'utiliser un combustible très propre (absence de particules et de composants chimiques susceptibles de former des acides), et de limiter la température en fonction des caractéristiques mécaniques des aubages.

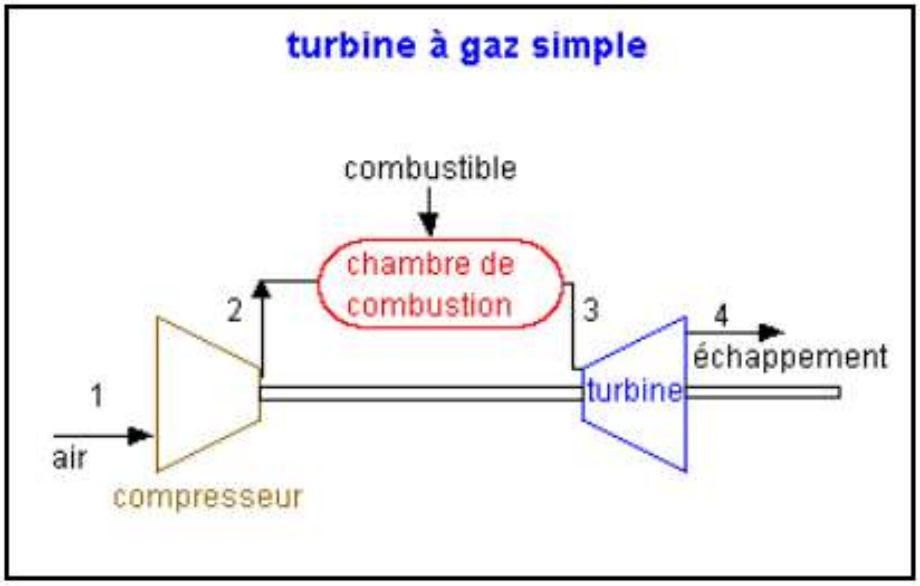


Figure.III.05.Turbine a gaz simple[42]

2.2. Domaines d'application :

On utilise des turbines à gaz lorsque l'on exige une puissance importante et un poids réduit [42]:

- entraînement d'avions avec des hélices et à réaction
- entraînement de bateaux rapides, de locomotives et de véhicules lourds
- entraînement pour des générateurs de courant électrique dans des centrales électriques
- entraînement de compresseurs et de pompes dans le cadre de l'exploitation de pétrole et de gaz naturel.

3. Caractéristiques des signaux de vibration :

L'existence de modèles expliquant les divers phénomènes dans les machines tournantes fait de l'analyse de vibration un outil très puissant pour la surveillance et le diagnostic des défauts.

En fait, ces modèles nous permettent d'identifier l'état de la machine à partir des mesures de vibration faites à l'aide de capteurs qui sont habituellement fixés sur les enveloppes des composantes. Cependant, on suppose que la transmission de la source du signal mesuré est linéaire et ne change pas avec le temps. Ceci nous permet de tracer n'importe quelle variation de vibration.



Figure III.06. Hypothèse linéaire d'un système.

Ces modèles peuvent être analytiques, statistiques ou basés sur des symptômes. Les modèles analytiques viennent de la cinématique et de la dynamique et nécessitent divers paramètres physiques qui sont difficiles à évaluer tels que la rigidité et l'amortissement.

De tels modèles sont développés pour les analyses modales. Leur utilisation pour l'analyse des vibrations est toujours à un stade de recherche.

Les modèles basés sur les symptômes sont souvent employés pour la surveillance et le diagnostic, et ils se servent principalement de la cinématique des machines tournantes[43]. Ceci leur permet de déterminer les fréquences spécifiques qui peuvent être identifiées en utilisant l'analyse simple dans le domaine fréquentiel. Pour des machines à plusieurs composantes, à chaque fois qu'il est nécessaire de contrôler l'état d'une composante, les vibrations produites par d'autres éléments risquent de brouiller le signal. Par conséquent, afin de diminuer l'effet de ces vibrations, il est nécessaire de monter des capteurs aussi proches que possible de la composante en question.

4. Diagnostic des machines tournantes

En général, on réalise des mesurages de paramètres physiques sur une machines. Les paramètres physiques choisis doivent être sensibles à l'apparition et/ou à l'évolution de celui-ci. Le Traitement du signal devra extraire du signal le meilleur ' indicateur '.

Les phénomènes critiques notamment le fatigue seront amplifiés par la mise en vibration des pièces sous contrainte. Les vibrations globales d'une machine sont liées en premier lieu à la qualité de l'équilibrage dynamique des parties tournantes, à la proximité d'une vitesse critique, à la rigidité des paliers et du châssis. Cependant, les écoulements internes, turbulents et souvent partiellement cavitant, sont à l'origine de niveaux de vibrations très élevés. « Il n'est pas de bonne machine, tant qu'elle souffre de vibration » c'est ainsi que Jacques MOREL [44] résumé le souci permanent de tous ceux qui à utiliser des systèmes mécaniques et qui rencontrent dans les vibrations, un effet indésirable à la qualité de fonctionnement.

Par définition, la vibration est une variation avec le temps d'une grandeur caractéristique du mouvement ou de la position d'un système mécanique lorsque la grandeur est alternativement plus grande ou plus petite qu'une certaine valeur moyenne ou de référence [AFNOR 90-001]. La vibration dans les machines tournantes est essentiellement due à un déplacement du rotor ou à une excentricité d'un élément de masse quelconque par rapport à l'axe de révolution. Il est important de rappeler les caractéristiques des vibrations, leurs origines et leurs modélisations. Nous citerons les différentes sources vibratoires rencontrées dans les mécanismes, comme il est montré sur la figure III.04.

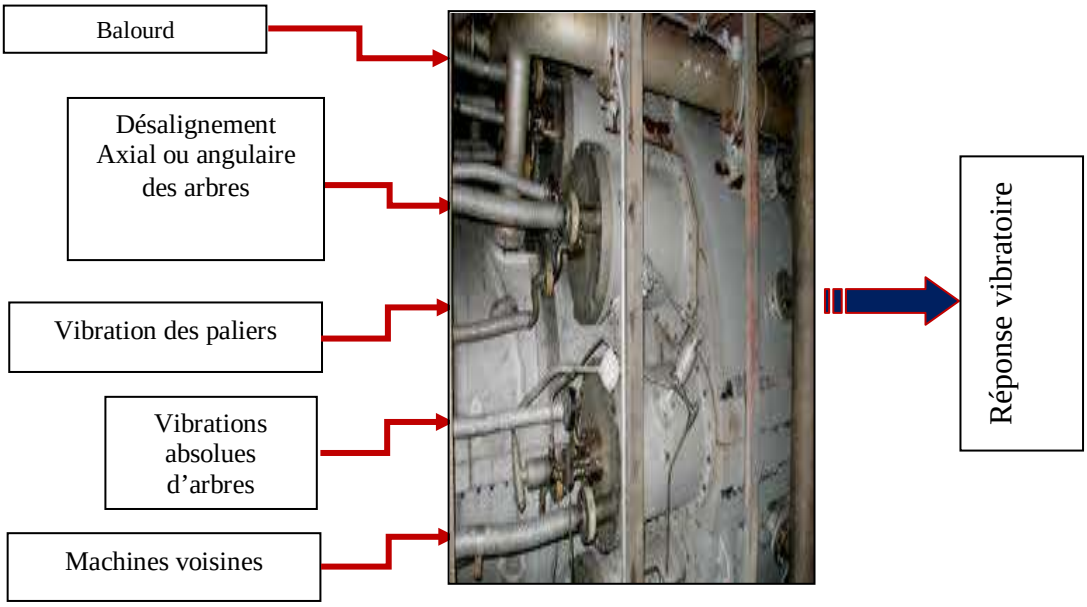


Figure.III.07. Effet vibratoire sur la turbine à gaz [45]

5. Principe de pronostic des machine tournante (Turbine à gaz) :

A la mise en route de chaque équipement, les principaux caractéristiques de base des appareils sont enregistrées notamment la signature vibratoire (paramètres intéressant dans le cas de la turbine à gaz) et de divers paramètres de du système vibratoire. Ces caractéristiques ou signatures, serviront de référence pour suivre, par comparaison, l'évolution d'éventuels défauts ultérieurs. Nous détaillons cet aspect dans la suite de notre étude. La courbe de tendance est établie en reliant les différentes amplitudes prélevées à différents instants. Son établissement permet de préjuger du temps dont on dispose avant la panne pour laisser la turbine fonctionner mais sous surveillance renforcée et prévoir d'ores et déjà la réparation. Dans La (figure.III.08) nous avons présenté une démarche pour l'estimation de la durée de vie résiduelle (RUL) [46].

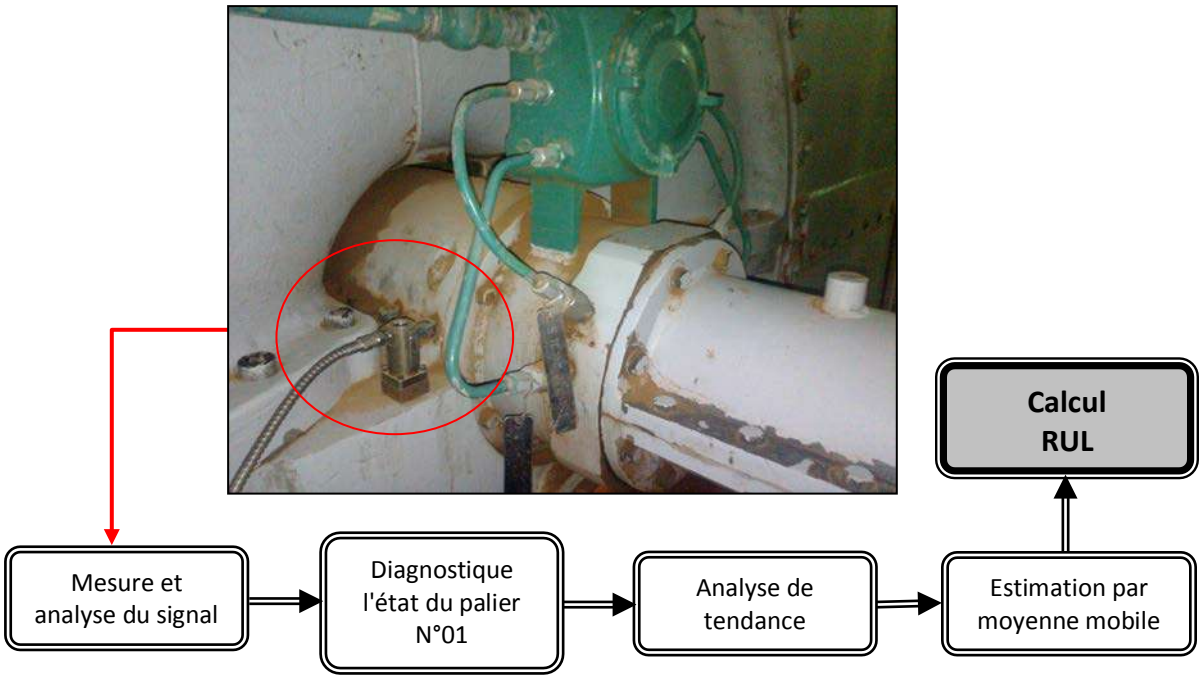


Figure.III.08.L'approche de pronostic pour l'estimation de la durée de vie résiduelle.

La pratique de la chaîne de pronostic comporte cinq phases (figure.III.08):

- La détection du défaut qui se développe dans la phase de mesure et d'analyse du signal.
- L'établissement d'un diagnostic de la deuxième phase (diagnostique de l'état du palier)
- Amplitudes des vibrations mesurées selon une périodicité (la tendance)
- Interpolation et extrapolation de la mesure vibratoire (estimation par moyenne mobile).
- Calcul de durée de vie restante (Calcul RUL).

La prédiction, est basée sur l'approches statistique comme une analyse avancé de la situation future de comportement vibratoire de la machine tournante. Pour illustrer ce principe, ci-après est présentés la signature vibratoire mesurée sur une turbine à gaz selon une périodicité de un mois (30jours) .

6. Conclusion

Dans cette étude, nous avons représenter la turbine à gaz GE 3002 leur principe de fonctionnement et leur domaine d'application, et nous avons représenter également le variable de vibration dans la structure de la turbine pour tester des modèles de prédiction de temps restant avant la défaillance (RUL) à court terme. L'exploration de ces données nous a relevées les dix jours première comme une première phase. Nous avons proposé la méthode de moyenne mobile comme une approche pour prédiction de future périodicité qui illustre la phase de prédiction. Nous concluons donc que le variable dynamique de vibration est particulièrement intéressant pour la prédiction de la détérioration de la turbine. Nous allons présenter dans ce travail la détection de changement de comportement vibratoire.

Chapitre IV :

Application et interprétation de Résultat

CHAPITER IV : Application et interprétation de Résultat.

Aujourd'hui, lorsqu'une défaillance apparaît sur un équipement, les experts vont sur site pour chercher des indications qui pourraient les aider à identifier les causes réelles de la défaillance. Plus précisément, ayant une idée du type de défaillance, ils cherchent les causes probables pour les éliminées. A cet effet, le processus de prédiction a pour rôle de prévoir la situation future d'un procédé après chaque détection de changement de comportement du procédé. Dans ce dernier chapitre, on présente une approche de prédiction pour la prise de décision pendant la surveillance d'une turbine à gaz à partir des données réelles des différents capteurs de vibrations

1. Choix de la machine à étudier (Turbine à gaz)

Notre système d'application est une turbine à gaz GE type MS 3002 présenté par la fiche technique (Tableau.01) de la station de pompage SP5 située « Milok-Laghouat » désigné pour entraîné d'une pompe centrifuge. Alors, notre travail a consisté de prédire le seuil de dégradation, dans le but de développer un système de sécurité industrielle et d'augmenter le facteur de fiabilité, tout ça s'ajout pour rendre la machine compatible avec une exploitation normale.

Dans ce chapitre on applique la méthode de la moyenne mobile, le calcule s'impose d'après les données de l'amplitude de vibrations, le but de ce chapitre est de calculer la durée de vie restant de la machine.

Tableau .01. Caractéristiques techniques de la turbine à gaz d'étude.

Constructeur : General Electric	Puissance Turbine à 80 : 9400 CV
Type : MS 3002	Débit de consommation combustible (100% HP à 27 °C) : 3.84m^3/h
N° de série : 244370	Température max à échappement : 516.6 °C
Vitesse HP et compresseur axial : 7100tr/min	Pression des gaz d'échappement : 1.0093 bars
Nbr étage compresseur axial : 15	Système de démarrage : Turbo stator
Nbr étage Roue HP : 01	Sens de rotation : anti horaire
Vitesse BP : 6500 tr/min	Nombre d'arbres : (02) deux arbres
Nbr Roue BP : 01	

2.Application

Cette partie est consacrée à l'application de la méthode de la moyenne mobile comme une approche statistique pour déterminer le seuil de dégradation de la turbine à gaz du au phénomène vibratoire. En utilisant les données réelles qui a été relevé pendant un mois dans un pas de (01) un jour. Nous avons relevé les données dans une marge de temps d'un mois. En utilisant ces données comme un nombre disponible pour le calcule.

On obtient ici d'une méthode qui utiliserait toutes les données disponibles. Donc, on peut assumer ici, à l'aide de la simulation Matlab7 et le tableur (MS.EXCEL2007). De plus, on a désigné trois de périodicité de mesure (Tableau. IV.02)pour déterminer les marges prédictives à partir les calculs a été établir.

Le Tableau. IV.02. affiche les données de vibration relevées.

Temps (Nbr des jours)	Amplitude de vibrations
1	1.6261
2	1.6739
3	1.6500
I	1.6261
5	1.6739
6	1.5902
7	1.6500
8	1.6022
9	1.6620
10	1.6500
11	2.5544
12	2.5424
13	2.5902
14	2.5902
15	2.2076
16	2.3631
17	2.5544
18	2.5663
19	2.4946
20	2.3989
21	3.4826
22	3.5185
23	3.5783
24	3.4707
25	3.4229
26	3.4946
27	3.5185
28	3.5305
29	3.4587
30	3,5544

On a la le signal de vibration global (figure. IV.01)

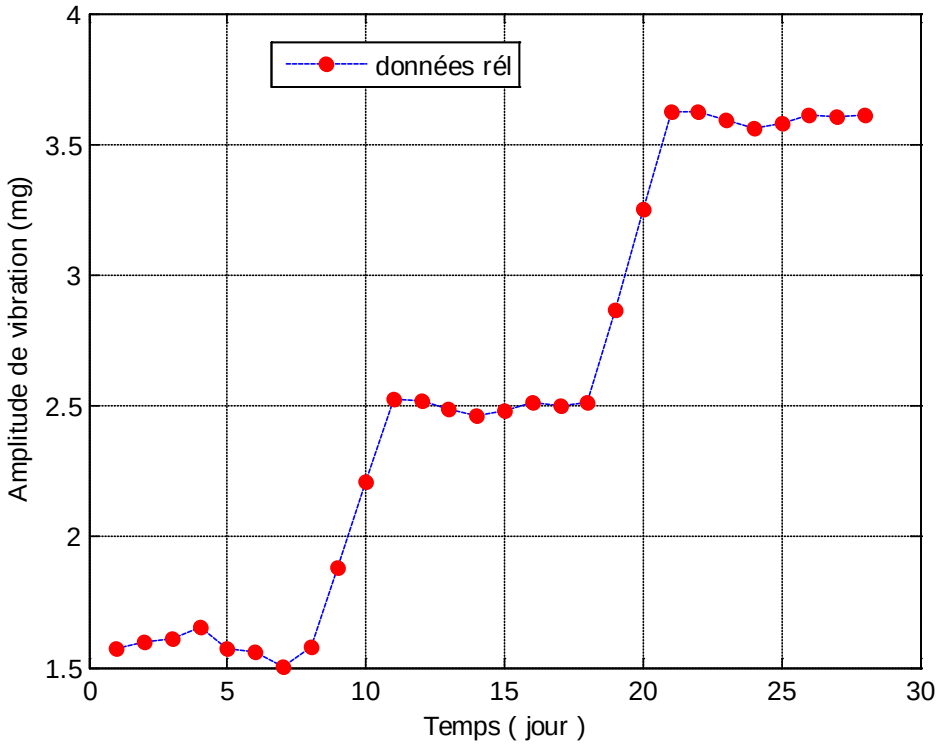


Figure IV.01.Cycle globale de la signature de vibration

2.1. Calcules de la limite de contrôle et de surveillance supérieure/inférieure.

Le Tableau. IV.03 affiche les différents calculs des seuils (contrôle-surveillance).

LCS : limite contrôle supérieur	2,9693
LCI : limite contrôle inferieur	2,1171
LSS : limite Surveillance supérieur	2,8272
LSI : limite Surveillance inferieur	2,2591

Le Tableau. IV.04 affiche les différents calculs des trois phases.

	1er phase [1 ; 10] (jours)	2eme phase [11 ; 20] (jours)	3ème phase [21 ; 30] (jours)
MOYENNE ($\overline{X}$)	1,6404	2,4862	3,5029
ECARTYPE (σ)	0,0286	0,1251	0,0464
ECART MOYNNE	0,0234	0,0978	0,0370
MEDIANE	1,65	2,5484	3,5065
ETENDUE	0,0837	0,3826	0,1554
LCS : limite contrôle supérieur	1,6675	2,6048	3,5469
LCI : limite contrôle inferieur	1,6169	2,3676	3,4589
LSS : limite Surveillance supérieur	1,6584	2,5653	3,5322
LSI : limite Surveillance inferieur	1,6224	2,4071	3,4736

Données	1,6739	1,6739	2,5902	3,5783	3,5544
Temps (Jours)	2	5	14	23	30
Points (n)	1	2	3	I	5

A partir du notre relevé les cinq points comme d'échantillon, il est possible de commencer la construction des cartes de contrôle (figure IV.02) :

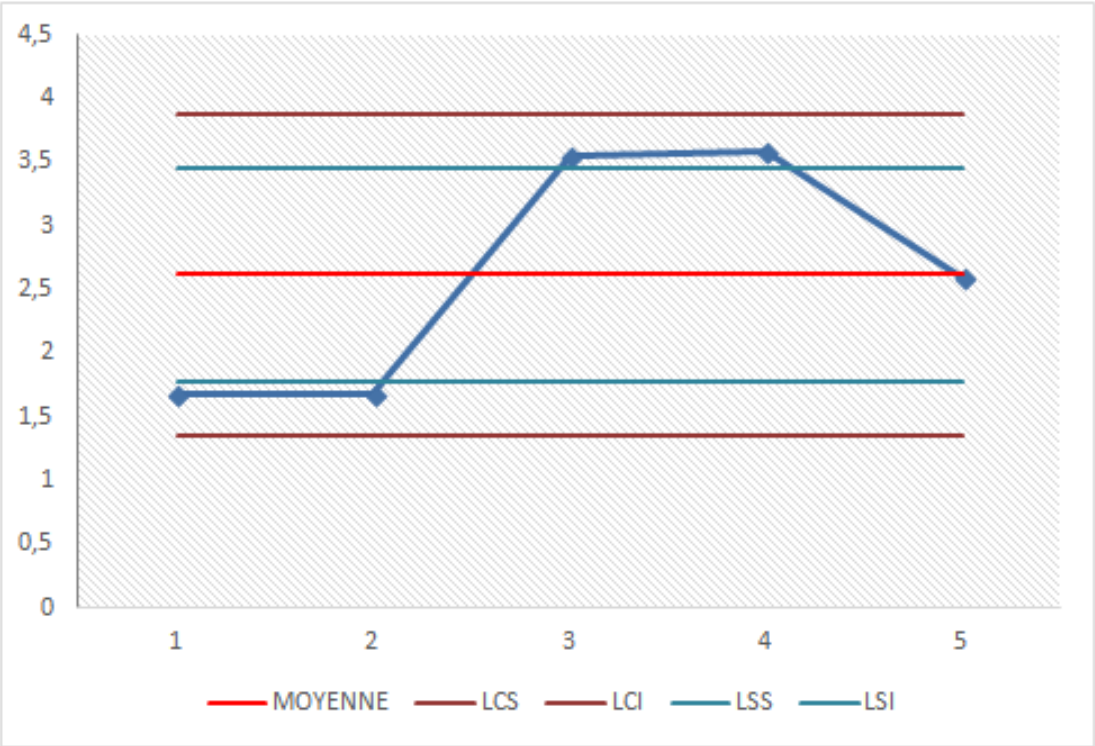


Figure IV.02.Carte contrôle globale de la signature de vibration

Dans la figure IV.04 il est nécessaire d'intervention sur le processus de production pourra être décidée suivant la position des points reportés (deux point 1 et 2 entre les lignes LS et LC entraîne un prélèvement plus rapproché).

Le Tableau. IV.05 affiche les différents calculs sur les points hors les limites de (Contrôle-surveillance) des trois phases.

Paramètre (Position /Dispersion)	Valeur
Moyenne ($\overline{X}$)	2,6141
Ecart-type(σ)	0,9463
LCS : limite contrôle supérieur	3,8836
LCI : limite contrôle inferieur	1,3446
LCI : limite contrôle inferieur	3,4604
LSI : limite Servance inferieur	1,7678

La production des vibrations par la turbine étant relevée à partir cinq (5) points, on effectue l'élaboration d'une carte de contrôle et effectuer l'analyse de cette carte de contrôle :

2.2. Calcul de la capabilité de la machine (Cm) :

Pour déterminer la capabilité du machine, on à besoin de connaître les paramètres suivants :

☑ **limite supérieur de contrôle :**

On prend la valeur 0.3859 comme une tolérance

$T = 2,6141 \qquad T_S = 3 \qquad T_S = 2,2282 \qquad \sigma = 0.9463$

$$C_m = \frac{T_S - T_i}{6\sigma} = \frac{3 - 2.2282}{6.0,9463} = \frac{0.7718}{5,678} = 0,1359$$

$C_m = 0,1359$

Si $Cm \geq 1, 33$ la machine est capable sinon la machine n'est pas capable quand $Cm < 1, 33$

La capabilité qui a été calculé :

$Cm = 0 ,1359 < 1,33$ Donc la machine n'est pas capable

Nous devions prendre la méthodologie de pronostic et le cheminement de la moyenne mobile pour calculer la durée de vie restant de notre machine.

Au premier lieu, on va calculer le coefficient de corrélation ρ :

$$\boldsymbol{\rho}=\left(\frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{n-1}}\right)\sum\left(\frac{\boldsymbol{x-\mu x}}{\boldsymbol{\sigma x}}\right)*\left(\frac{\boldsymbol{y-\mu y}}{\boldsymbol{\sigma y}}\right)$$

Avec :

σy:L'écart type de y

σx: L'écart type de x

μy :La moyenne de y

μx : La moyenne de x

On a :

$$\mu x = \frac{1}{n}\sum xi = \frac{1+2+3+4+5+6+7+8+9+10.....+30}{30} = 15.5$$

$$\mu y = \frac{1}{n}\sum yi = 2,54572667$$

$$\sigma y = \sqrt{\frac{1}{n-1}}\sum(x-\mu x)^2 = 0,777071897$$

$$\sigma x = \sqrt{\frac{1}{n-1}}\sum(y-\mu y)^2 = 8,803408431$$

$$\sigma = 0,857775554$$

Donc le coefficient de corrélation : $\rho = 0.973$

Procédons au lissage de la série en calculant les moyennes mobiles en utilisant les groupes de 5 points :

Jours moyen	Amplitude de vibration moyenne
(1+2+3+4+5)/5 = 3	1,65
(2+3+4+5+6)/5=4	1,64282
5	1,63804
6	1,62848
7	1,63566
8	1,63088
9	1,82372
10	2,0022
11	2,1998
12	2,38544
13	2,51348
14	2,47582
15	2,47822
16	2,47144
17	2,45232
18	2,47406
19	2,69736
20	2,89018
21	3,09458
22	3,2898
23	3,4946
24	3,497
25	3,497

Alors la partition de signal global comme suit :

- ☑ Périodicité de premier cycle de vibration pendant durant premier cycle de dix (10) jours de mois février.

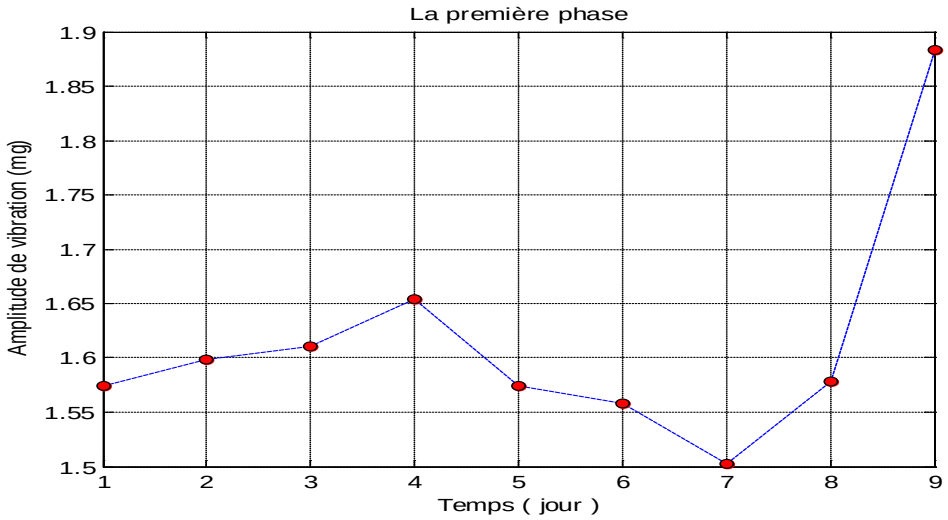


Figure IV.03.premier cycle de vibration

- ☑ Périodicité du deuxième cycle de vibration durant la deuxième marge de 10 jours de mois mars, Où le seuil de vibration atteint 2.76mg.

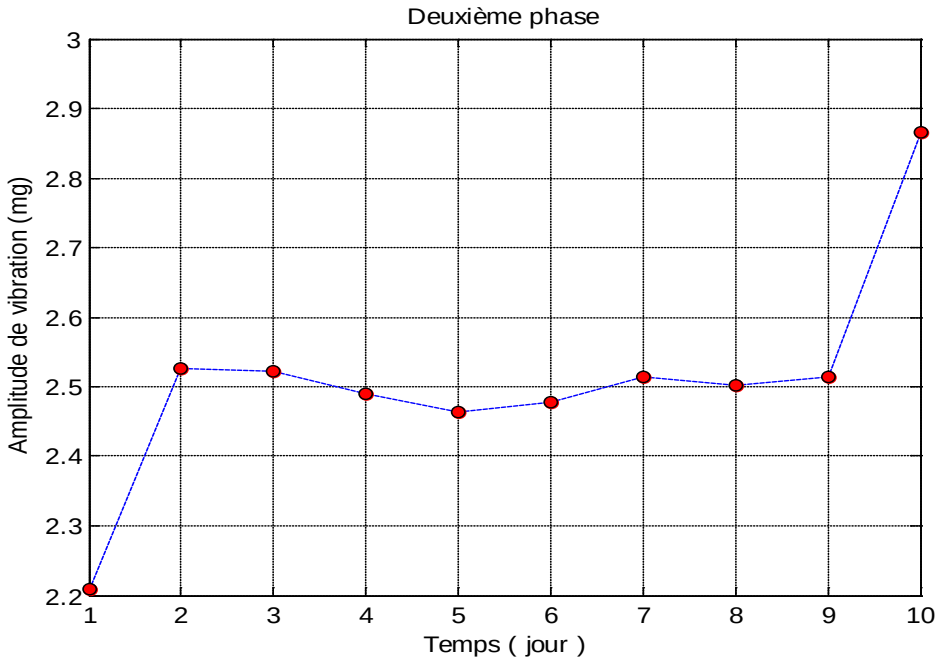


Figure IV.04.Deuxième cycle de vibration

☑ Périodicité du troisième cycle de vibration durant la troisième marge de 10 jours de mois Avril, Où le seuil de vibration atteint 3.58 mg.

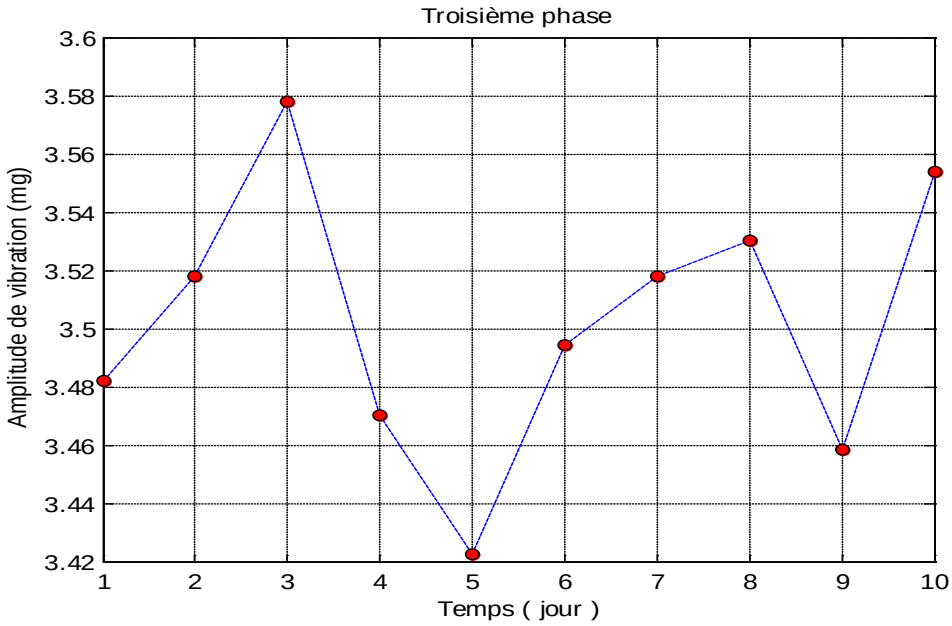


Figure IV.05.Troisième cycle de vibration

A partir du notre calcule de l'amplitude moyenne de vibration, on trouve la Figure. IV. 03

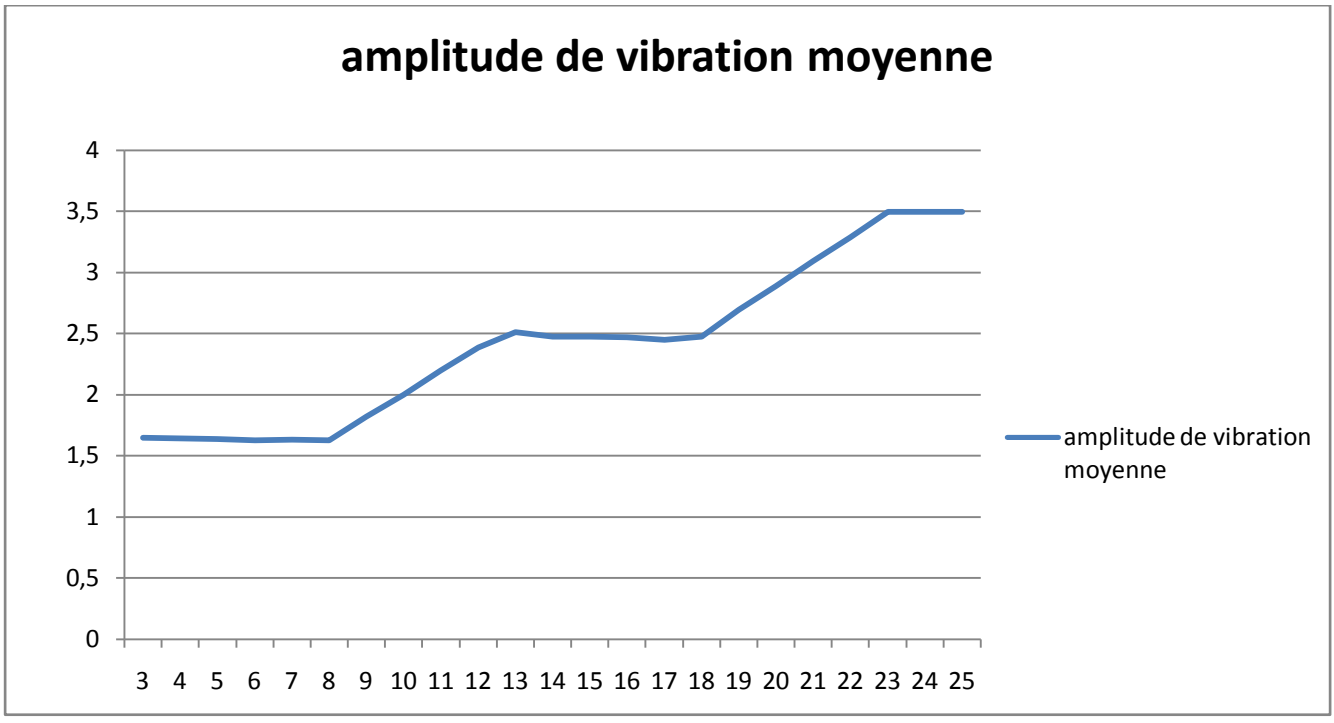


Figure IV.06. Amplitude de vibrations moyenne en fonction des jours moyens

la figure IV.07 représente un extrais comparatif des deux cycle de vibration et le cycle de vibration calculé par la moyenne mobile. On remarque que l'erreur issue de première comparaison entre vibration 1 et vibration 2 est très proche. Afin de comparer la fonction d'erreur, Notez qu'il existe un intermédiaire obtenu par la fonction d'erreur qui nous fait dire que la méthode de la moyenne mobile valide l'approximation entre les deux signal de vibrations.

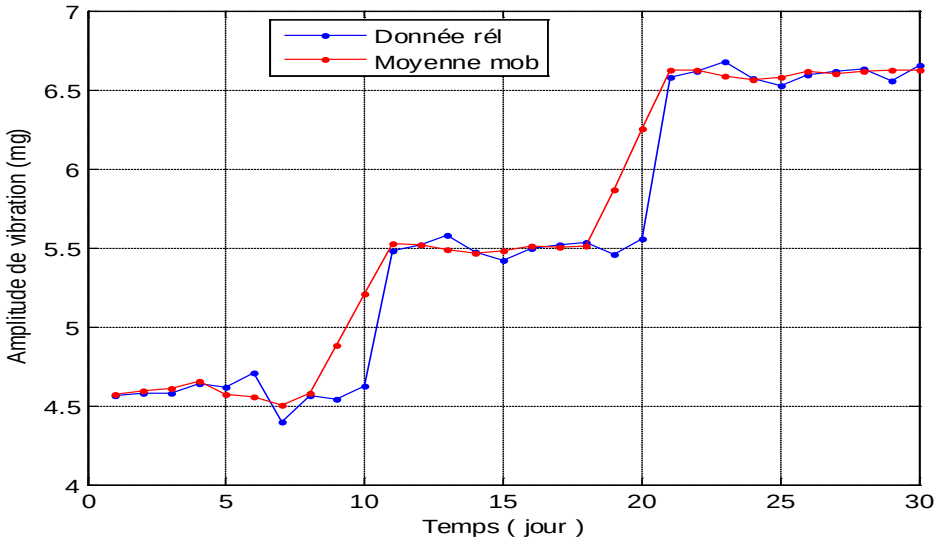


Figure IV.07.Troisième cycle de vibration

La figure IV.08. représente un extrais comparatif de fonction d'erreur de données réelle de la vibration de la machine pendant les trois cycle de vibration(30 jours) et les trois cycles obtenus par la moyenne mobile . On remarque que le taux d'erreur ne dépasse pas la valeur (0.16 mg) comme un seuil crête de la vibration pendant les trois phases de vibrations a été illustré dans cette figure IV.14.

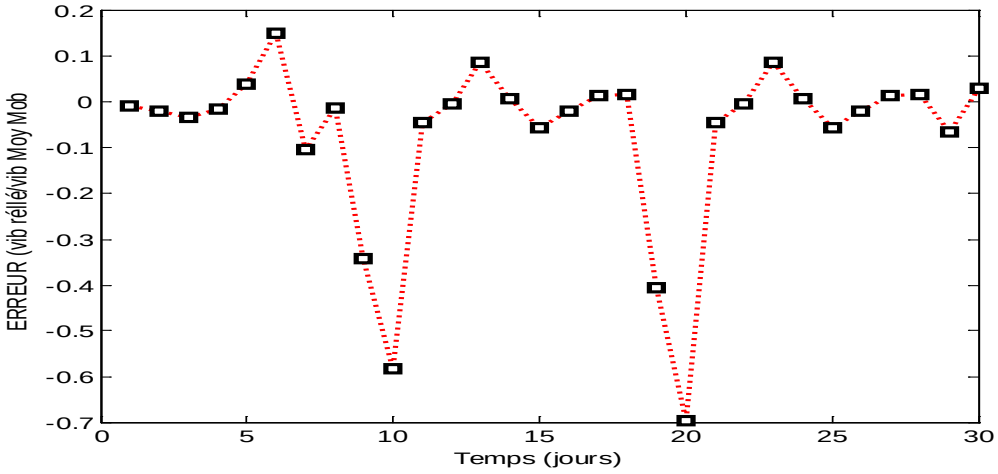


Figure IV.08 . L'erreur entre les deux données de vibration
(vibration réelle / vibration par moyenne mobile).

A partir les trois périodicités on va faire la prédiction par la méthode de la moyenne mobile et leur droite de régression de la quatrième phase. La figure IV.09 illustré le quatrième cycle de vibration, le signal prédite c'est l'extrais d'une droite de régression de la méthode de la moyenne mobile qui a été tracé. Des résultats de cette approche statistique sont présentés sur la Figure IV.09.

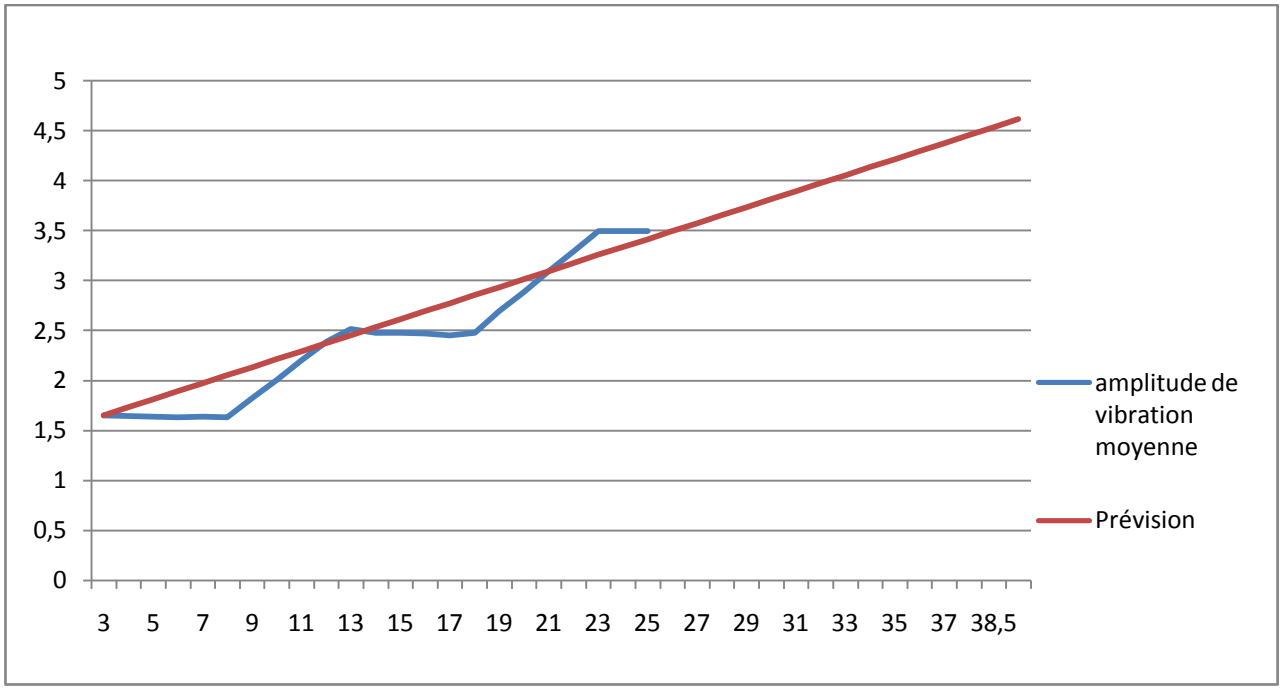


Figure .IV. 09. Courbe de tendance avec la phase de prédiction.

D'après la figure .IV.09.nous concluons que la panne se produite dans le trente neuvième jour sur une amplitude de vibration atteindre 4.61mg. cette figure illustre la prédiction de la durée de vie résiduelle a partir l'instant $t = 30$jours jusqu'à l'instant $t = 39\ jours$ où le point d'amplitude atteindra une point critique qui dépasse le seuil de contrôle $Amplitude = 4.61\ m$, dans ce cas nous trouvons que la durée de vie restante = 09 jours, ce qui signifie qu'il suffit pour d'effectuer tous les travaux de maintenance. Ici, nous pouvons dire que notre système de prédiction par la moyenne mobile a réussi dans une certaine mesure.

03. Conclusion

Dans cette étude, nous avons utilisé les données d'une turbine à gaz GE 3002 et de variable de vibration du paliers n°4 pour tester des modèles de prédiction de temps restant avant la défaillance à court terme. L'exploration de ces données nous a relevées la première phase de temps dans une intervalle de dix (10) jours de chaque mois (février ,mars et Avril) de la station de pompage SP5 située « MILOK-LAGHOUAT ». Nous avons proposé la méthode de moyenne mobile comme une approche d'analyse pour prédiction de future périodicité qui illustre la phase de prédiction. Nous concluons donc que le variable dynamique de vibration est particulièrement intéressant pour la prédiction de la détérioration du palier de la turbine. Nous allons présenter dans ce travail la détection de changement comportement vibratoire. Les prédictions sont en adéquation avec les valeurs observées, ce qui montre que la méthode de la moyenne mobile offre une capacité de prédiction satisfaisante. Il réalise également une bonne capture de la tendance avec simplicité.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Par ce modeste travail, j'espère apporter quelque lumière aux problème envisagés dans le contexte de mon étude présent. dans les limites du temps disponible, et de mes connaissances cumulées, je me permets d'apporter quelques éléments de réponses à quelques problèmes reliés à sécurité des système industrielle. Nous avons vu que le système de pronostic est subordonnée à l'analyse de l'évolution surveillée de paramètres significatifs de dégradation d'équipement, permettant , grâce à une surveillance très précise, de suivre l'évolution d'un défaut ou d'une usure et donc de planifier une intervention avant défaillance totale ou partielle. L'utilisation de La méthode de moyenne mobile comme une approche statistique pour la prédiction des futures situations d'un système industriel, en considérant que la situation est une façon d'analyse et conduire les différents variations de comportement d'un système dynamique en prend compte un modèle mathématique qui essais d'explication un geste réel dans le terrain. Et parmi l'utilité de cette méthode on conclure leurs compétences alliées à un matériel technique de monté garantissent un résultat précis :

- L'anticipation de la panne et de l'arrêt des équipements - une réduction des coûts d'immobilisation;
- L'optimisation du temps presté par le personnel d'entretien - la diminution des coûts de maintenance;
- L'augmentation de la fiabilité et de la longévité des équipements - l'accroissement de la rentabilité des investissements;
- Une sécurité accrue - l'occasion de mieux négocier le volet de primes auprès des assureurs "Incendies".

Donc pour réaliser un système de prédiction fiable ou définir des indicateurs de surveillance pertinentes, il suffit pas d'avoir un matériel adapté à ce type d'investigation, il faut aussi avoir les aptitudes nécessaires pour le mettre en œuvre. Enfin, on peut dire que le système de pronostic et ses applications dans le domaine de la surveillance des turbines à gaz, restent évoluent, par les recherches dans le secteur. Finalement ce travail ouvre la voie un ensemble de sujets et devrait servir à l'avancement des connaissances dans le domaine de la gestion de la sécurité industrielle et du diagnostic prédictive (pronostic).

Références Bibliographiques

Références bibliographiques

[1]. A.LAKEHAL, E.HADJADJ-AOUL « UNE NOUVELLE STRATEGIE DE DIAGNOSTIC EN MAINTENANCE PREVENTIVE CONDITIONNELLE » 4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing CIP'2007

[2]. Alain Boulenger – Christian Pachaud. ''Analyse vibratoire en maintenance - Surveillance et diagnostic des machines'', Dunod 2003.

[3]. R. Isermann: Supervision, fault detection and fault diagnosis methods-an introduction. Control engineering practice, 5:639_652, May 1997. Issue 5.

[4]. Boulanouar Saadat, Abdellah Kouzou, Mouloud Guemana and Ahmed Hafaifa, Availability phase estimation in gas turbine based on prognostic system modeling. DIAGNOSTYKA the Journal of Polish Society of Technical Diagnostics (PSTD), 2017, vol. 18, no.02, pp. 3-11.

[5]. L. Chiang, E. Russel et R. Braatz: Fault detection and diagnosis in industrial systems. SpringerEd. Springer-Verlag, 2001.

[6]. Boulanouar SAADAT, Development of a prognostic system for modeling the vibrations of a gas turbine by reducing maintenance costs, doctoral thesis, 2017université Djelfa – Algeria

[7]. LAURE ELIE BERNARD LAPEYRE, Introduction to Monte Carlo Methods, September 2001.

[8]. Emmanuel Grenier, What is the "good" standard deviation formula?, Reims Management School.

[9]. Bernard. YCART, Monte Carlo Methods, UFR Mathematics and Computer Science René Descartes University, Paris.

[10]. Eric GILLON, Approximation of Pi by the Monte Carlo Method, 2008-2009.

[11]. D. SUDANI, Monte Carlo simulation of electronic trajectories in solids, Master thesis supervised by M.LEDRA, University of Biskra, June 2011.

[12]. G. Zwingelstein : Diagnostic des défaillances. Traité de nouvelles technologies, série diagnostic et maintenance, Hermès1995.

[13]. R. Patton, P. Franck et R. Clark: Fault diagnosis in dynamic systems: theory and applications. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice Hall, 1989.

[14]. P. Ribot : Vers l'intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes. Thèse de doctorat, Université Toulouse 3 Paul Sabatier, 2009.

[15]. M. Combacau, P. Berruet, E. Zamai, P. Charbonnaud et A. Khatab: Supervision and monitoring of production systems. In MCPL2000, Grenoble, France, 5 to 8 July 2000.

[16]. H. Niemann, N. K. Poulsen et M. A. B. Baekgaard: A multi-model approach for system diagnosis. In American Control Conference, 2007. ACC '07, New York, NY, USA, 9-13 July 2007.

[17]. M. Dievart, P. Charbonnaud et X. Desforges: Applicative architecture for embedded distributed technical diagnosis. In 7th Workshop on Advanced Control and Diagnosis, 2009.

[18]. A. Villemeur : Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels : Fiabilité-Facteurs humains-Informatisation. , Collection DER-EDF, Volume 67. Edition Eyrolles, 1988.

[19]. Pusey, Henry C. et Howard, Paul L. An historical view of mechanical failure prevention technology. Journal of Sound and Vibration. 2008, pp. 10-19.

[20]. Toguyeni, A.K.A., (1992). Surveillance et diagnostic en ligne dans les ateliers flexibles de l'industrie manufacturière, Thèse de doctorat, Université de Lille.

[21]. D. Maquin and J. Ragot, Diagnostic des systèmes linéaires. Editions Hermes, 2000.

[22]. F.Filippetti, G.Franceschini, C.Tassoni, S.Zond, P.Vas, « Al techniques in induction machines diagnosis including the speed ripple effect » IEEE Transaction on industries application, vol.34,n°1, pp.98-108,1998.

[23]. R.Scattolini, N.Cattane, « Detection of sensor fault in a large flexible structure» IEEE proc.control.theory.Appl, vo146, n°5, pp.383-388,1999.
[24]. Chevalier R., Etat de l'art de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes à EDF, RFM, 2001.
[25]. S. Engel, B. Gilmartin, K. Bongort et A. Hess : Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining. Aerospace Conference Proceedings, 2000 IEEE, 6:457_469, mars 2000.
[26]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Vibration analysis and measurement based on defect signal evaluation: Gas turbine investigation. Journal of Advanced Research in Science and Technology, 2016, vol. 3, no 1, pp.271-280.
[27]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa, Ali Bennani, Nadji Hadroug, Abdellah Kouzou,Mohamed Haddar, Remaining
[28]. M. Lebold, K. Reichard, C. Byington et R. Orsagh : Osacbm architecture development with emphasis on xml implementations. In Maintenance and Reliability Conference (MARCON), 2002.
[29]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa, Abdallah Kouzou and Mouloud Guemana, Elaboration of prognostic system based on time series for decision-making in gas turbine monitoring. Third International Conference on Electrical Engineering and Control Applications. ICEECA'17. November, 21-23, 2017, Constantine, Alegria.
[30]. R. Zemouri : Contribution á la surveillance des systèmes de production á l'aide de réseaux de neurones dynamiques : Application á l'e-maintenance. Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté, 2003.
[31]. A. Muller : Contribution á la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d'un processus de pronostic. Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy I, 2005
[32]. ISO : Norme ISO 13381-1 : Surveillance et diagnostic des machines : Pronostic. 2004.
[33]. Useful Lifetime Prediction of Gas Turbine Bearings Based on Experiment Vibration Signals Data. Journal of Vibration Testing and System Dynamics. Journal homepage.
[34]. D. DROUIN, P. Covington, R. Gauvin, "CASINO: A New Monte Carlo Code In C Language For Electron Beam Interaction - Part II: Tabulated Values Of The Mott Cross Section", Scanning, Vol.19, (1997) 20-28.
[35]. D. DROUIN, A. Couture R., D. Joly, X. Tastet, V. Like, "CASINO V2.42- A Fast and Easy to Use Modeling Tool for Scanning Electron Microscopy and Microanalysis Users," Scanning, Vol. 29, (2007) 92-101.
[36]. Halimi D, Hafaifa A, Bouali E. Maintenance actions planning in industrial centrifugal compressor based on failure analysis. Eksploatacja i Niezawodnosc – Maintenance and Reliability 2014; 16 (1): 17–21.
[37]. Hasan Abbasi Nozari, Mahdi Aliyari Shoorehdeli, Silvio Simani, Hamed Dehghan Banadaki, Model-based robust fault detection and isolation of an industrial gas turbine prototype using soft computing techniques. Neurocomputing, Volume 91, 15 August 2012, Pages 29-47.
[38]. Balakrishnan S.R., Santhakumar S., Fuzzy modelling considerations in an aero gas turbine engine start cycle. Fuzzy Sets and Systems, Volume 78, Issue 1, 26 February 1996, Pages 1-4.
[39]. Lartigue G., Meier U., Bérat C., Experimental and numerical investigation of self-excited combustion oscillations in a scaled gas turbine combustor. Applied Thermal Engineering, Volume 24, Issues 11–12, August 2004, Pages 1583-1592.
[40]. Bernhard Schweizer, Mario Sievert, Nonlinear oscillations of automotive turbocharger turbines. Journal of Sound and Vibration, vol. 321, no. 3–5, April 2009, pp. 955-975.
[41]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa and Kouzou Abdellaha, Modélisation des vibratoires d'une turbine à gaz pour la détermination de modèle de balourd et de désalignement des paliers. Colloque National Maintenance et Qualité 2016, Oran 16-17 Mars 2016.

[42]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa and Abdallaha Kouzou, Maintenance d'une turbine à gaz à base d'une analyse et mesure vibratoire : stations de compression du gaz de M'SKA et Temzhert, Cinquième (5ème) Symposium de l'AIG.

[43]. Bill Forsthoffer W.E., Gas turbine control and protection. Forsthoffer's Rotating Equipment Handbooks, vol. 1, 2005, pp. 439-454.

[44]. Florian Leucht, Wolfgang G. Bessler, Josef Kallo, K. Andreas Friedrich, H. Müller-Steinhagen, Fuel cell system modeling for solid oxide fuel cell/gas turbine hybrid power plants, Part I: Modeling and simulation framework. Journal of Power Sources, Volume 196, Issue 3, 1 February 2011, Pages 1205-1215.

[45]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa and Abdellah Kouzou, Fuzzy system for the prognosis of gas turbine failures: Vibration predictions. The 2nd International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics ICAAID2017, Djelfa on 16-17 September 2017, Djelfa Algeria.

[46]. Barigozzi G., Bonetti G., Franchini G., Perdichizzi A., Ravelli S., Thermal performance prediction of a solar hybrid gas turbine. Solar Energy, Volume 86, Issue 7, July 2012, Pages 2116-2127.

Annexes

Annexes 1 :

Les données qui a été relevé pendant trois marges, chaque marge contienne dix(10) jours.

```
T1=[1.5663
    1.5783
    1.5783
    1.6381
    1.6142
    1.7098
    1.3989
    1.5663
    1.5424
    1.6261
    2.4826
    2.5185
    2.5783
    2.4707
    2.4229
    2.4946
    2.5185
    2.5305
    2.4587
    2.5544
    3.5826
    3.6185
    3.6783
    3.5707
    3.5229
    3.5946
    3.6185
    3.6305
    3.5587
    3.6544];
```

Annexes 2:

Les données qui a été relevé pendant un mois, avec des données calculé par la moyenne mobile.

```
T2=[1.5663
    1.5783
    1.5783
    1.6381
    1.6142
    1.7098
    1.3989
    1.5663
    1.5424
    1.6261
    2.4826
    2.5185
    2.5783
    2.4707
    2.4229
    2.4946
    2.5185
    2.5305
    2.4587
    2.5544
```

```
    3.5826
    3.6185
    3.6783
    3.5707
    3.5229
    3.5946
    3.6185
    3.6305
    3.5587
    3.6544];

T2=[1.5743
   1.5982
   1.6102
   1.6540
   1.5743
   1.5583
   1.5025
   1.5783
   1.8837
   2.2091
   2.5265
   2.5225
   2.4906
   2.4627
   2.4787
   2.5145
   2.5026
   2.5145
   2.8652
   3.2518
   3.6265
   3.6225
   3.5906
   3.5627
   3.5787
   3.6145
   3.6026
   3.6145
   3.6246
   3.6247];
x=[1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30];
plot(x,T1,'b.-',x,T2,'r.-');
    grid
    xlabel('Temps ( jour )')
    ylabel ('Amplitude de vibration (mg)')
```

Annexes 3:

☑ Indices de capabilité machine :

L'indice de capabilité est donner par la formule statistique suivante[21]. :

$$C_m = \frac{T_S - T_i}{6\sigma}$$

Tels que : T_S tolérance supérieur et T_i : tolérance inférieur, La machine sera dite capable si $C_m \geq 1.33$ .L'indice C_{mK} mesure à la fois si la machine est capable mais aussi si celle-ci est bien réglée.

$$C_{mK} = \min\left(\frac{T_S - \overline{X}}{3\sigma}; \frac{\overline{X} - T_i}{3\sigma}\right)$$

Si $C_{mK} \geq 1.33$ alors la machine est bien centrée.

☑ Indices de capabilité procédée :

L'indice C_p est l'indice de capabilité le plus utilisé. Il a pour but de mesurer si la dispersion de la caractéristique (X) étudiée est plus ou moins grande par rapport à l'intervalle de tolérance Cp est défini par[22]. :

$$C_p = \frac{T_S - T_i}{6\sigma}$$

Avec :

C_p est un indice à maximiser , C_p peut s'interpréter comme une mesure du pourcentage de l'intervalle de tolérance utilisé par la caractéristique ou comme une mesure de la capabilité potentielle du procédé à produire une certaine proportion de produit dans les spécifications.

Si, Cp < 1, quelle que soit la moyenne (X) du procédé, le taux de non conforme sera toujours trop élevé.

Dans le cas où $C_p < 1$ une révision plus complète de la variabilité du procédé est nécessaire.

En général, on choisit $C_p = 1.33$ comme valeur minimum à atteindre. L'indice C_{pk} mesure simultanément la position et la dispersion de la caractéristique. Il est défini par[23]. :

$$C_{pk} = \min\left(\frac{T_S - \overline{X}}{3\sigma}; \frac{\overline{X} - T_i}{3\sigma}\right)$$

L'indice C_{pk} doit être maximisé. Une valeur de $C_{pk} \geq 1$ est en général choisie comme valeur minimum requise.

Annexes 4:

Temps (jours)	La vibration (mg)			Moyenne Mobile
	Amplitude1	Amplitude 2	Amplitude 3	
1	1.5663	1.5783	1.5783	1,5743
2	1.5783	1.5783	1.6381	1,5982
3	1.5783	1.6381	1.6142	1,6102
4	1.6381	1.6142	1.7098	1,6540
5	1.6142	1.7098	1.3989	1,5743
6	1.7098	1.3989	1.5663	1,5583
7	1.3989	1.5663	1.5424	1,5025
8	1.5663	1.5424	1.6261	1,5783
9	1.5424	1.6261	2.4826	1,8837
10	1.6261	2.4826	2.5185	2,2091
11	2.4826	2.5185	2.5783	2,5265
12	2.5185	2.5783	2.4707	2,5225
13	2.5783	2.4707	2.4229	2,4906
14	2.4707	2.4229	2.4946	2,4627
15	2.4229	2.4946	2.5185	2,4787
16	2.4946	2.5185	2.5305	2,5145
17	2.5185	2.5305	2.4587	2,5026
18	2.5305	2.4587	2.5544	2,5145
19	2.4587	2.5544	3.5826	2,8652
20	2.5544	3.5826	3.6185	3,2518
21	3.5826	3.6185	3.6783	3,6265
22	3.6185	3.6783	3.5707	3,6225
23	3.6783	3.5707	3.5229	3,5906
24	3.5707	3.5229	3.5946	3,5627
25	3.5229	3.5946	3.6185	3,5787
26	3.5946	3.6185	3.6305	3,6145
27	3.6185	3.6305	3.5587	3,6026
28	3.6305	3.5587	3.6544	3,6145