



N° d'ordre : 03 / 2017  
Autorisation de soutenance N° ..... / 2017

## THESE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTORAT 3<sup>ème</sup> Cycle

En : Electronique

Spécialité : Automatique

Par : Boulanouar SAADAT



### Development d'un système pronostic pour la modélisation des vibrations d'une turbine à gaz en réduisant les coûts de maintenance

Soutenue publiquement, le 15 / 11 / 2017, devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement de rattachement	Désignation
Mr Ameer BENAÏSSA	MCA	Université de Djelfa	Président
Mr Abdellah KOUZOU	MCA	Université de Djelfa	Directeur de thèse
Mr Ahmed HAFIFA	Professeur	Université de Djelfa	Co- Directeur de thèse
Mr Mouloud GUEMANA	MCA	Université de Médéa	Examineur
Mr Mourad BACHEN	MCA	Université de Médéa	Examineur
Mr Mohamed Mounir RAZAOUI	MCA	Université de Djelfa	Examineur

## Dédicaces

---

A ma Mère et mon père

A ma chère femme « Oum Mohamed »

A mes enfants : Mohamed, Souad, Younes, Badis et mes petit Jumeau Sanaa et Hanaa,

A mes frères, surtout « Djillali » et mes sœurs

A la mémoire de ma belle sœur « Kanza »

A mes amis.

**Boulanouar SAADAT**

**Djelfa le 16 Juin 2017**

*« ...et au-dessus de tout homme détenant la science il y a un savant. »*

*Verset 75. Syrat youcef*

## Remerciements

---

Le travail présenté dans cette thèse a été effectué au sein du Laboratoire d'Automatique Appliquée et Diagnostics Industriel LAADI, Université de Djelfa.

Je tiens tout d'abord à remercier **Monsieur Abdellah KOUZOU**, de m'avoir accueilli au sein de son équipe et d'avoir accepté de rapporter mon travail. Je lui suis sincèrement reconnaissant pour son encadrement et ses précieux conseils. Je souhaite aussi remercier **Monsieur Ahmed HAFIFA** Professeur à l'Université de Djelfa, qui m'a beaucoup aidé, sans relâche et sans limite et pour sa disponibilité durant ces années de thèse qui m'a permis d'acquérir une riche expérience, ainsi que pour l'ensemble de ses conseils précieux.

Mes remerciements s'adressent aussi aux membres du jury qui me fait l'honneur de participer à ma soutenance. Tous mes remerciements également à **Monsieur Ameur BENAÏSSA**, Maître de conférences à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté d'examiner mon travail et présider le jury. Je remercie sincèrement **Monsieur Mouloud GUEMANA**, Maître de conférences à l'Université de Médéa et **Monsieur Mourad BACHEN**, Maître de conférences à l'Université de Médéa et **Monsieur Mohamed Mounir RAZAOUI**, Maître de conférences à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté d'évaluer mes travaux de thèse et pour leur participation au jury en tant qu'examineurs.

Je souhaite également exprimer mes remerciements aux collègues et aux amis ainsi qu'à ma famille pour leurs encouragements et soutien. Merci à tous !

Boulanouar SAADAT

Djelfa 16 Juin 2017

## ملخص:

حاليا، مجال الصيانة التنبؤية يوفر مجموعة من الأدوات القوية لتحسين عمليات استغلال المعدات الصناعية . ومع ذلك، تستند صيانة الأنظمة الصناعية على التجديد النشط لمكونات تلك المعدات، وذلك باستخدام تقنيات المراقبة لمعرفة المزيد عن حالة المعدات، مما يوفر معلومات قيمة عن الحالة الصحية للمعدات، بتوفير مؤشرات الأداء الحالية والتنبؤ من خلالها بالمؤشرات المستقبلية المنتظرة من عمل المعدات . وفي هذا السياق الذي يتناسب و عمل هذه الأطروحة، إلى وضع نهج للتنبؤ استنادا إلى تقنيات المنطق الغامض وتقديم التقنيات الحديثة لأفضل نموذج عن تدهور نظام توربينات الغاز، لزيادة السلامة و استخلاص القرارات المستقبلية التي تؤثر على حالة التشغيل لهذه المعدات الصناعية.

## Abstract

Currently, the field of predictive maintenance provides a set of robust tools to optimize the operations of industrial equipment operations. However, maintenance of industrial processes is based on the active renewal of the components of such equipment, using surveillance techniques to learn about their states. It provides valuable information on the health status of the equipment, providing the current performance indexes and predicts the expected future indices operation of the equipment. It is in this context that fits the work of this thesis to develop a prognostic approach based on fuzzy logic techniques and offer modern techniques to best model the degradation of the turbine system gas, to increase their safety and to infer future decisions affecting the operating state of the industrial equipment.

## Résumé

Actuellement, le domaine de la maintenance prédictive fournit un ensemble d'outils solides pour optimiser les opérations d'exploitations des équipements industriels. Cependant, la maintenance des processus industriels est basée sur le renouvellement actif des composants de ces équipements, en utilisant les techniques de surveillance pour se renseigner sur leurs états. Elle donne de précieuses informations sur l'état de santé de l'équipement, en fournissant les indices de performances actuels et prédire les indices futurs attendus par le fonctionnement de l'équipement. C'est dans ce cadre, que s'inscrit les travaux de cette thèse pour l'élaboration d'une approche de pronostic à base des techniques de la logique floue et de proposer des techniques modernes pour modéliser au mieux la dégradation du système de turbine à gaz, afin d'augmenter leurs sûreté et pour déduire les futures décisions, affectant l'état de fonctionnement de cet équipement industriel.

## TABLE DES MATIÈRES

---

<b>Liste des Figures</b> .....	F
<b>Liste des Tableaux</b> .....	G
<b>Liste des Travaux</b> .....	H
<b>Introduction Générale</b> .....	01
<b>CHAPITRE I : Pronostic de défaillances des processus industriels</b> .....	03
I.1. Introduction .....	04
I.2. Pronostic industriel .....	04
I.3. Définitions du pronostic .....	05
I.3.1. Durée de vie résiduelle (RUL) .....	06
I.3.2. Modèle analytique de durée de vie résiduelle .....	08
I.3.3. Gestion de l'incertitude .....	11
I.4. Amélioration de prise de décision .....	11
I.5. Mesures de dégradation .....	12
I.6. Pronostic dans un système de surveillance .....	14
I.6.1. Processus de pronostic .....	15
I.7. Classification des méthodes de pronostic .....	16
I.7.1. Approches de pronostic .....	16
I.7.2. Synthèse des approches de pronostic .....	17
I.7.3. Performance d'évaluation de la dégradation .....	18
I.8. Conclusion .....	19
<b>CHAPITRE II: Approche de maintenance basée sur la fiabilité</b> .....	20
II.1. Introduction .....	21
II.2. Facteurs socio-économiques de maintenance .....	21
II.3. Maintenance .....	27
II.4. Types des stratégies de maintenance .....	29
II.5. Fiabilité et disponibilité .....	31
II.6. Maintenabilité et coûts en maintenance .....	32
II.7. Synthèse sur les approches de fiabilité .....	34
II.8. Résultats d'étude de la fiabilité de la turbine a gaz examinée .....	37
II.9. Conclusion .....	43

<b>CHAPITRE III:Modélisation des vibrations d’une turbine à gaz pour leur pronostic</b> .....	44
III.1. Introduction .....	45
III.2. Installation de système turbine à gaz .....	45
III.2.1. Analyse des données de vibrations .....	47
III.2.2. Dynamique d’un rotor de turbine à gaz .....	49
III.3. Phénomène de Balourd .....	49
III.4. Phénomène de désalignement .....	52
III.5. Vitesse de rotation et la charge axiale d’une turbine à gaz .....	55
III.5.1. Cycle thermodynamique .....	57
III.5.2. Modèle de bilan thermique .....	57
III.6. Monitoring des vibrations d’une turbine à gaz .....	58
III.6.1. Sous-système de contrôle .....	61
III.7. Analyse des vibrations .....	63
III.8. Résultats et interprétations de modélisation des vibrations .....	66
III.9. Conclusion .....	69
<b>CHAPITRE IV: Système pronostic floue pour la surveillance d’une turbine À gaz</b> .....	70
IV.1. Introduction .....	71
IV.2. Concept flou .....	72
IV.2.1. Opérations .....	72
IV.2.2. Agrégation des règles .....	74
IV.2.3. Fuzzification .....	75
IV.2.4. Raisonnement .....	76
IV.2.5. Défuzzification .....	77
IV.3. Contrôle arbre de vitesse .....	79
IV.4. Contrôle d’accélération .....	79
IV.5. Méthode floue de type Takagi -Sugeno .....	84
IV.6. Résultats d’application .....	86
IV.6.1. Tests de pronostic à base des données incomplètes .....	91
IV.7. Conclusion .....	98
<b>Conclusion générale</b> .....	99
<b>Annexe</b> .....	101
<b>Bibliographie</b> .....	103

## Liste des Figures

---

Figure I.1 : Relation entre le diagnostic et le pronostic .....	05
Figure I.2 : Optimisation de la somme cumulée en fonction h .....	08
Figure I.3 : Optimisation de la somme cumulée en fonction t .....	08
Figure I.4 : Seuils de la défaillance et les dégradations prédites .....	10
Figure I.5 : Etapes de mesures de dégradation .....	12
Figure I.6 : Estimation de durée de vie résiduelle (RUL) .....	13
Figure I.7 : Cadre méthodologique d'un système pronostic .....	14
Figure I.8 : Pronostic pour le vieillissement des équipements industriels .....	15
Figure I.9 : Techniques de pronostic industriel .....	16
Figure I.10 : Interaction des approches du pronostic .....	17
Figure II.1 : Cercle des réductions de coût .....	22
Figure II.2 : Durée de vie économiquement d'un produit .....	23
Figure II.3 : Domaines de la recherche de productivité .....	24
Figure II.4 : Organismes de normalisation .....	27
Figure II.5 : Fonctions principales d'une stratégie de maintenance .....	29
Figure II.6 : Organigramme d'une maintenance centralisée .....	30
Figure II.7 : Organigramme d'une maintenance sectorisée .....	30
Figure II.8 : Durée de la vie d'un matériel réparable .....	32
Figures II.9 - II.17: Résultats de fiabilité .....	39-41
Figure II.18 : Programme de maintenance proposé .....	43
Figure III.1 : Effet vibratoire sur la turbine à gaz .....	46
Figure III.2 : Installation expérimentale de système turbine à gaz .....	47
Figure III.3 : Modèle simplifié d'une ligne d'arbre d'une turbine à gaz .....	49
Figure III.4 : Inertie de l'axe d'un rotor .....	50
Figure III.5 : Force centrifuge de Balourd .....	50
Figure III.6 : Réponse de phénomène de balourd .....	52
Figure III.7 : Phénomène de désalignement en fonction de consommation d'énergie .....	52
Figure III.8 : Phénomène de désalignement axial .....	53
Figure III.9 : Phénomène désalignement angulaire .....	53
Figure III.10 : Mode axiale .....	54

Figure III.11 : Mode angulaire .....	54
Figure III.12 : Mode radiale .....	54
Figure III.13 : Diagramme désalignement en (%).....	55
Figure III.14 : Turbine à gaz industriel type GE .....	56
Figure III.15 : Diagramme de Brayton résultant du cycle de température .....	57
Figure III.16 : Système de contrôle d'une turbine à gaz .....	59
Figure III.17 : Représentation simplifiée d'un modèle de turbine à gaz .....	60
Figures III.18 - III. 34 Résultats de modélisation des vibrations .....	60-68
Figure IV.1 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Non .....	72
Figure IV.2 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Et .....	73
Figure IV.3 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Ou .....	74
Figure IV.4 : Principe de l'agrégation de deux règles .....	75
Figure IV.5: Exemple de fuzzification .....	75
Figure IV.6 : Principe des différentes méthodes de défuzzification .....	77
Figure IV.7 : Méthode du maxima.....	78
Figure IV.8 : Méthode du centre de gravité .....	78
Figures IV.9- IV.43 : Résultats d'application .....	92

## Liste des tableaux

---

Tableau I.1 : Avantages et inconvénients des trois approches de pronostic .....	18
Tableau II.1 : Analogie de maintenance avec la médecine .....	26
Tableau II.2 : Données de fiabilité de turbine à gaz examinée .....	38
Tableau II.3 : Données de défaillances de turbine à gaz examinée .....	38
Tableau III.1 : Différent types de désalignement .....	53
Tableau. IV.1 : Opérations les plus utilisés de concept flou .....	74
Tableau. IV.2 : Table de décision standard de Mac Vicar .....	76
Tableau. IV.3 : Table des règles d'inférence (Fuzzy rules) .....	81
Tableau IV.4 : Différentes paramètres de la turbine GE MS 3002 examinée .....	93



## Liste des Travaux

---

### Publications

- [1] **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. **URL:** <http://diagnostyka.net.pl/archive/view-articles/diagnostyka-vol-18-no-2-2017/180>
- [2] **Boulanouar Saadat**, Abdallah Kouzou, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Gas turbine supervision based on vibration analysis and measurement: Gas compression station investigation. Book Chapter in . Advances in Technical Diagnostics, Volume 10 of the series Applied Condition Monitoring pp 1-14, First Online 06 September 2017, ISBN: 978-3-319-41458-4, 2017. **URL:** [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-62042-8\\_1](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-62042-8_1)
- [3] **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. **URL:** <http://www.jarst.info/index.php/JARST/article/view/51>
- [4] Ahmed Hafaifa, Guemana Mouloud and **Saadat Boulanouar**, Monitoring system based on real data acquisition for vibrations control in gas turbine system. Revue de Nature & Technologie: A-Sciences fondamentales et Engineering, Janvier 2016, n° 14, pp. 13 – 18. **URL:** [http://www.univ-chlef.dz/RevueNatec/Issue14\\_A.html](http://www.univ-chlef.dz/RevueNatec/Issue14_A.html)

### Conférences Internationales

- [1] **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, Algeria. **URL:** <http://www.enp-constantine.dz/event/iceeca17/>
- [2] **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 ICAID2017, Djelfa on 16-17 September 2017, Djelfa Algeria. **URL:** <http://www.univ-djelfa.dz/icaaid17>

- [3] **Boulanouar Saadat**, Abdallah Kouzou, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Vibration failure prediction in gas turbine system based on Kalman observers. International Conference on Advances and Innovations in Engineering - ICAIE17, Elazığ, Turkey, May 10-12, 2017. URL: <http://www.icaieconf.org/>
- [4] **Boulanouar Saadat**, Abdallah Kouzou, Mouloud Guemana and Ahmed Hafaifa, Gas turbine speed and axial load control using fuzzy system: Exhaust temperature supervision. 3ème Conférence Internationale de Mécanique 26-27 Avril 2017 Annaba, Algérie. URL: [www.univ-annaba.dz](http://www.univ-annaba.dz)
- [5] **Boulanouar Saadat**, Ahmed Hafaifa et Abdallaha Kouzou, Analyse des vibrations dans les turbines à gaz par une approche d'optimisation basée sur un système expert. The 1st International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics (ICAAID 2015), Djelfa on 29-30 March 2015, Algeria. URL: <http://www.univ-djelfa.dz/icaaid/>
- [6] **Boulanouar Saadat**, Ahmed Hafaifa et Abdallaha Kouzou, Modélisation des vibrations appliquée à la prise de décision pour le diagnostic d'une turbine à gaz. 1er Colloque International sur les Hydrocarbures, Energies et Environnement (HCEE), 23 - 24 Novembre 2014, Ouargla, Algérie. URL: <http://manifest.univ-ouargla.dz/index.php>

#### Conférences Nationale

- [1] **Boulanouar Saadat**, Ahmed Hafaifa and Abdallaha Kouzou, Maintenance d'une turbine à gaz à base d'une analyse et mesure vibratoire: Station de compression du gaz de M'SEKA et TEMZHRT. 5ème Symposium de l'Association Algérienne de l'Industrie du Gaz AIG Sonatrach, 16-17 Février 2016, Alger. URL: <http://aig.dz/>
- [2] **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. URL: <https://sites.google.com/site/cnmq16imsi/home>

## Introduction générale

---

Actuellement, le domaine de la maintenance prédictive fournit un ensemble d'outils solides pour optimiser les opérations d'exploitations des équipements industriels. Cependant, la maintenance des processus industriels est basée sur le renouvellement actif des composants de ces équipements, en utilisant les techniques de surveillance pour se renseigner sur leurs états. Elle donne de précieuses informations sur l'état de santé de l'équipement, en fournissant les indices de performances actuels et prédire les indices futurs attendus par le fonctionnement de l'équipement. En effet, le développement des nouvelles technologies avec les processus technologiques modernes, qui évoluent très rapidement en plus sophistiqués, a augmenté ses complexités et sa conduite. Dernièrement, les systèmes de pronostics ont été largement adaptés aux plusieurs applications industrielles, dans le but de trouver des solutions prédictives pour les problèmes de maintenance conditionnelle pour les processus industriels.

Tenant compte des impacts de la fiabilité sur un cycle de vie d'un équipement industriel, les décisions prises au début du cycle d'acquisition affectent profondément le coût de maintenance d'une installation. Même si les dépenses pour corporelles peuvent survenir plus tard au cours du processus d'acquisition, leur coût est engagé à un stade précoce. En effet, le système pronostic proposé dans ce travail de thèse prend en considération toutes les phases de ce processus de cycle de vie et détermine l'approche de la maintenance la plus efficace. Donc, le but de cette stratégie est de fournir la fonction diagnostic, avec la fiabilité requise et la disponibilité au moindre coût. Cela, exige l'exploitation d'un système pronostic de défaillances fiable. C'est dans ce cadre, que s'inscrit les travaux de cette thèse pour l'élaboration d'une approche de pronostic à base des techniques de la logique floue et de proposer des techniques modernes pour modéliser au mieux la dégradation du système de turbine à gaz, afin d'augmenter leurs sûreté et pour déduire les futures décisions, affectant l'état de fonctionnement de cet équipement industriel.

**Cette thèse est composée de quatre chapitres organisés de la façon suivante :**

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

Comme nous présentons aussi la nécessité de système pronostic pour l'élaboration d'une structure fiable, assemblant une fonction de diagnostic avec le pronostic. Afin d'améliorer la maintenance opérationnelle, en vu de son application par la suite dans ce travail de thèse, nous a permet de confirmer et d'améliorer automatiquement les performances des états de fonctionnement de processus industriels examiné dans ce travail.

Le **deuxième chapitre** est consacré aux développements des outils de maintenance, avec des d'exemples concernant l'organisation de la maintenance pour le bon accomplissement de sa mission au profit et à la satisfaction de toute l'entreprise. Nous développons la démarche de maintenance basée sur la fiabilité, adaptée à un système de turbine à gaz, sujet de notre application dans cette thèse. Afin de valider cette méthode, pour assurer une disponibilité fonctionnelle de système examiné et d'assurer une fonction logistique permettant d'organiser et de réaliser toute une série de précautions pour éviter les défaillances imprévues.

Dans cette optique, le **troisième chapitre** à pour objectif d'augmenter les capacités de surveillance du comportement vibratoire d'une turbine à gaz examinée. En se basant sur l'utilisation de l'instrumentation existante sur site, on traite l'exemple de la station de compression du gaz à Hassi R'Mel de SONATRACH. Afin d'étudier le système de supervision de cette turbine. Cela, va permettre de mieux gérer les défaillances causées par les vibrations, en détectant les défauts à un stade précoce, avant qu'ils ne deviennent critiques. Ce qui permet de décrire les paramètres liés aux vibrations et représente l'état du mouvement vibratoire.

Le **dernier chapitre**, propose d'intégrer les outils de l'intelligence artificielle basée sur la logique floue, pour garantir la supervision des turbines à gaz. Cette approche de pronostic possède l'avantage de ne pas nécessairement utiliser les modèles analytiques des dégradations pour prévoir le changement de dégradation et de faire le suivi de comportement de turbine à gaz. En effet, la complexité et le comportement dynamique des systèmes turbine à gaz, augmente la difficulté à obtenir un modèle de dégradation de ce type de machine. Par conséquent la difficulté d'obtenir le temps nécessaire pour disposer des données et d'utiliser le retour d'expérience. Cela, permet à proposer une méthode de pronostic utilisant des données en temps réel. Dans ce cadre de pronostic et d'analyse des indicateurs de vibration d'un système de turbine à gaz examinée, les résultats obtenus ont montrés l'efficacité de cette approche floue, afin d'éviter la détériorer des performances de cette turbine.

Nous achevons ce travail par une conclusion générale ainsi que les perspectives de ce travail.

# CHAPITRE I

## PRONOSTIC DE DEFAILLANCES DES PROCESSUS 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, afin de détecter rapidement les défauts potentiels, même avant leurs apparitions. Ainsi, prévoir des actions de diagnostic avec précision avant que ces défauts deviennent graves et peuvent dégradés de manière significative la sécurité du système. Ce qui perturbera la production et la qualité. Les approches de pronostic 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 pronostic de défaillances des processus industriels et une classification des principales méthodes de pronostic étudiées dans la littérature industrielles. Nous présentons aussi la nécessité du système pronostic pour améliorer automatiquement les performances des états de fonctionnement de processus industriels examiné dans ce travail.

### **I.1. Introduction**

Récemment le domaine de la maintenance prédictive à fournit un ensemble des outils solides pour optimiser les opérations d'exploitations des équipements industriels. Cependant, la maintenance des processus industriels est basée sur le renouvellement actifs des composantes de ces équipements, en utilisant les techniques de surveillance pour se renseigner sur 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 modernes qui changent très rapidement en plus sophistiqués à augmenter ses complexistes et ça conduite. Dernièrement, les systèmes de pronostics ont été largement adaptés aux plusieurs applications industrielles. Dans le but de trouver des solutions prédictives pour les problèmes de maintenance conditionnelle pour les processus industriels [1-15].

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 la supervision de fonctionnement des processus 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 oblige l'utilisation de bonne 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.

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. La modélisation et les calculs prédictifs de pronostic de défaillances sur une turbine à gaz, à la suite dans ce travail de thèse, cela va permettra de fournir des indicateurs structurés de vie utile et les risques de dysfonctionnement de cet équipements industriels.

### **I.2. Pronostic industriel**

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 [5, 55, 60-61, 102].

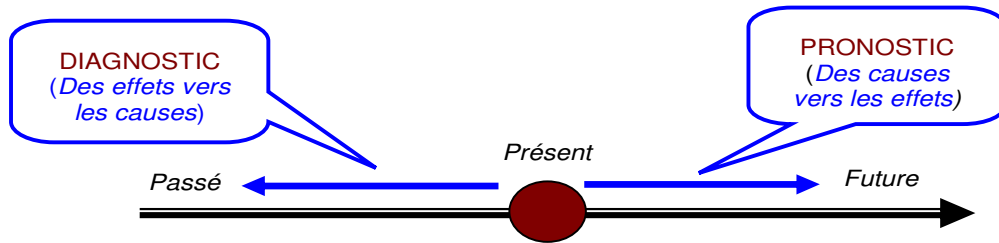


Figure I.1 : Relation entre le diagnostic et le pronostic

Cependant, ces nouvelles techniques de pronostics peuvent rencontrer des difficultés lors de son exploitation réelle sur des processus industriel, dans le cas, où on ne dispose pas des données de l'historique et l'environnement d'exploitation [22, 37-38, 45-46, 50, 69].

### I.3. Définitions du pronostic

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 [69, 80, 84, 92, 95, 104, 106, 108].

Le temps de vie résiduelle (RUL) est donné par la relation suivante :

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

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

Avec  $RUL(t)$  est la durée de vie résiduelle (Remaining Useful Life) et  $p_V$  est la probabilité de vieillissement de l'équipement.

Cependant, un système de pronostic utilise un résiduel d'évaluer la précision de la mesure détectée entre la performance de l'équipement et la sortie de modèles mathématiques, cette méthode est la plus utiliser et exploiter, lorsqu'on possède plusieurs intervalles de temps d'observation par l'ensemble des données d'exploitation de système [69, 80, 84, 92, 95].

Afin, de développer un modèle mathématique précis sur le temps de vie résiduelle de système à examiner, cela, nécessite la connaissance de mécanisme de comportement dynamique de l'équipement à contrôlé être appliquée aux différents phases de fonctionnement et de vie de cette équipement. Cette approche de pronostic est basée sur l'expérience d'utilisation et d'exploitation de l'équipement, comparé avec des modèles probabilistes ou stochastiques du cycle de vie de système, dans l'objectif de déterminer les paramètres résiduels d'évaluation [22, 37-38, 45-46, 60-61, 102, 104, 110].

En effet, la détection et la localisation des pannes, c'est-à-dire les données de temps de vie résiduelle sont liées à la connaissance de l'expérience (historique) durant toute la période d'observation sur le fonctionnement de cet équipement, pour déterminer les modèles probabilistes d'évaluation de cette durée de vie résiduelle. Théoriquement, cette approche donne des bon résultats, mais pour son mise en œuvre pratique réelle est un difficile, car ça demande l'utilisation des données de durée de vie, qui sont parfois très difficiles à acquérir, en particulier sur l'équipement qui présent des grande risques d'exploitation, car aucune exploitant laisse ses machines subir une panne dans le but de faire une modélisation. Pour palier ce problème, on se base pratiquement sur l'utilisation de la théorie des données incomplète, pour analyser les périodes d'exploitations et de supposer les formes de défaillances avant la panne, cela permet d'avoir une grande fiabilité de cette équipement.

Après cela, une opération de maintenance préventive pourra alors être effectuée, afin d'éviter la dégradation prédite.

### **1.3.1. Durée de vie résiduelle (RUL)**

Cette technique est en anglais « Prognostic and Heath Management (PHM) », est une discipline intervenant dans le processus de maintenance industriel dans plusieurs applications industrielles. L'objectif en PHM va être d'estimer le temps de vie résiduelle (RUL), d'un processus, qui est par définition le temps qui reste à un système avant défaillance [45-46, 50, 69, 80].

Par exemple, c'est on prend une machine tournante subit des chocs pendant une période d'observation, dans notre cas d'étude ces chocs serons de forme des vibrations, le calcul de temps résiduel sera comme suite :

Soit  $(X_1, \dots, X_n)$  l'état du système et  $\Theta$  les conditions d'usage de cette machine, dans ce cas la défaillance par dégradation est en fonction d'un seuil  $L$ , représente le niveau de dégradation et en fonction de la fiabilité de cette machine, donnée par :



$$R_{\Theta}(t|X_1, \dots, X_n) = P_{\Theta}(X(t) < L | X_1, \dots, X_n) \quad (1.2)$$

Dans le cas de défaillance par causes concurrentes, chocs et dégradation au même temps à plusieurs temps d'observation  $T_s$ , la fiabilité de cette machine, sera donnée par :

$$R_{\Theta}(t|X_1, \dots, X_n) = P_{\Theta}(X(t) < L) \cap (T_s > t) | X_1, \dots, X_n) \quad (1.3)$$

Donc, le processus de dégradation dépend du nombre de chocs subit par l'équipement, à cet effet, l'évaluation de la RUL nécessite de connaître le nombre de chocs  $n$  ayant lieu avant l'instant actuel  $t_0$ . Selon le mode de fonctionnement de la machine on peut estimer ça duré de vie résiduelle (RUL).

### 1.3.1.1. Mode normal

C'est-à-dire, n'est pas de chocs, l'estimation du nombre de chocs précédents sera calculer à travers la fiabilité donnée par Weibull paramétrique avec :

$$(\alpha, \beta) = (\alpha_1 * \tau^n, \beta_1) \quad (1.4)$$

Cela, avec l'utilisation de la méthode du maximum de vraisemblance ou la méthode des moments [84, 95, 108].

### 1.3.1.2. Mode dégradé

Dans ce cas, l'estimation du nombre de chocs précédents est détectée lors du fonctionnement de l'équipement et estimée à travers la méthode de somme cumulée (CUSUM) [38, 104, 106], donnée par la représentation suivante.

La méthode de somme cumulée (CUSUM) permet la détection des changements de mode à  $t = N.\Delta T$ , en utilisant la formule suivante :

$$N = \min \left\{ m \geq 1, 1 \leq k \leq m \sum \log \frac{f_r(\Delta X_i, \alpha_2 \Delta T, \beta_2)}{f_r(\Delta X_i, \alpha_1 \Delta T, \beta_1)} \geq h \right\} \quad (1.5)$$

Plusieurs méthodes sont utilisées dans l'industrie, pour la variation du temps de vie résiduelle (RUL) en mode dégradé [69, 1002, 104, 106, 110]; tels que les méthodes heuristique pour l'optimisation de la somme cumulée (CUSUM) par fenêtres. Les Figures I.2 et I.3, montrons un exemple d'optimisation de la somme cumulée (CUSUM), en maximisant la probabilité d'estimation.

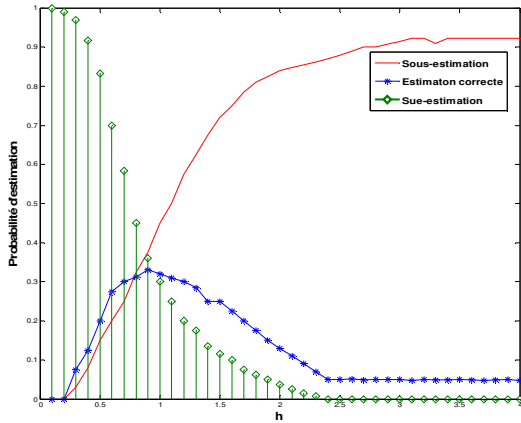


Figure I.2 : Optimisation de la somme cumulée en fonction h

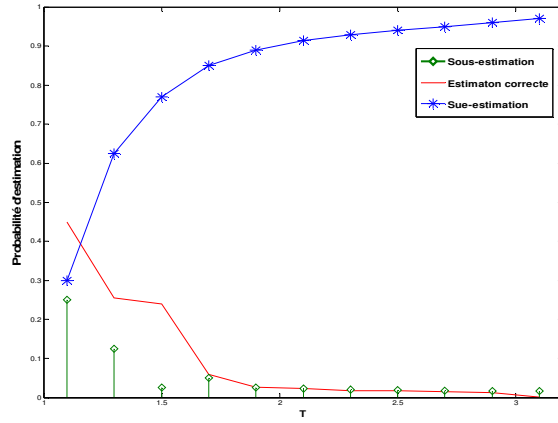


Figure I.3 : Optimisation de la somme cumulée en fonction t

### I.3.2. Modèle analytique de durée de vie résiduelle

Un système de pronostic basé sur l'analyse de durée de vie résiduelle (RUL) oblige l'élaboration des modèles d'incertitudes pour la représentation, la quantification et la gestion des défaillances [80, 84, 88, 110].

Bien que ces trois tâches soient différentes, ces tâches doivent être réalisées, afin de garantir la précision d'estimation de l'incertitude dans la prédiction de temps de vie résiduelle RUL de l'équipement examiné, pour planifier une stratégie de maintenance adéquate à cet équipement [91, 94, 99]. Le calcul mathématique de la durée de vie résiduelle, par la somme cumulée (CUSUM), est donné par la représentation suivante :

$$R_{\Theta}(t | X(t_0) = x_0) = F_{\Theta}(L - x_0) = \int_0^{L-x_0} f_{\Theta}(x) dx \quad (I.6)$$

$$\begin{aligned} f_{\Theta}(x) &= g(x) \cdot P(\text{pas de choc avant } t) + \int_{T_1}^t f^{c_1}(x) \cdot P(1^{er} \text{ choc à } c_1 (< t)) dc_1 \\ &= g(x) \cdot \exp(-\lambda(t - T_1)) + \int_{T_1}^t f^{c_1}(x) \cdot P(1^{er} \text{ choc à } c_1 (< t)) dc_1 \end{aligned} \quad (I.7)$$

$$\begin{aligned} f^{c_1}(x) &= (f_1 * f_2 * f_3)(x) \cdot P(2^{eme} \text{ choc aprèst } | 1^{er} \text{ choc à } c_1) \\ &\quad + \int_{c_1}^t f^{c_2}(x) \cdot P(2^{eme} \text{ choc à } c_2 (< t) | 1^{er} \text{ choc à } c_1) dc_2 \\ &= (f_1 * f_2 * f_3)(x) \cdot \exp(-\lambda(t - c_1)) + \int_{c_1}^t f^{c_2}(x) \cdot \lambda \cdot \exp(-\lambda(c_2 - c_1)) dc_2 \end{aligned} \quad (I.8)$$

$$f^{c_n}(x) = (f_1 * f_2 * f_3 \dots * f_{n+2})(x) \cdot \exp(-\lambda(t - c_n)) + \int_{c_n}^t f^{c_{n+1}}(x) \cdot \lambda \exp(-\lambda(c_{n+1} - c_n)) dc_{n+1} \quad (1.9)$$

Pour le développement des modèles analytique du temps de vie résiduelle d'un processus industriel on a besoin de l'élaboration de modèle de fiabilité de cet équipement. Bine que, il faut faire les quatre étapes de cette modélisation analytique de durée de vie résiduelle, donner ci-après.

### 1.3.2.1. Représentation d'incertitude

C'est la première étape dans l'élaboration d'un système pronostic, cette étape consiste à guider l'exploitant à utiliser la méthode optimale, par un choix de la méthode de modélisation et d'estimation d'incertitude. En pratique, il existe plusieurs méthodes pour la représentation de l'incertitude [5, 22, 37-38, 45-46, 55, 88, 110, 112].

### 1.3.2.2. Quantification de l'incertitude

C'est la deuxième étape dans l'élaboration d'un système pronostic, cette étape consiste à quantifier l'incertitude, en utilisant pour cette tâche les méthodes d'identification et de caractérisation des diverses sources d'incertitude, susceptibles, sous des modèles de simulations de façon précise et exploitable en pratique, pour réaliser un système de pronostic basé sur l'estimation du temps de vie résiduelle [69, 84].

### 1.3.2.3. Propagation d'incertitude

La troisième étape est l'incertitude la propagation et la plus pertinente pour les pronostics, puisque il représente toutes les incertitudes précédemment quantifiés et utilise cette information pour prédire (1) états futurs et l'incertitude associée; et (2) restant utile la vie et l'incertitude associée. L'ancien est calculé en propageant les diverses sources d'incertitude par l'intermédiaire du modèle de prédiction. Celle-ci est calculée à partir l'incertitude estimée dans les futurs états de système avec une fonction booléenne de seuil qui est utilisée pour indiquer fin de vie [80, 84, 92, 95, 102]. Dans cette étape, il est important de comprendre que les futurs états et les autres prédictions de vie utile sont tout simplement dépendant des diverses incertitudes caractérisé par l'étape précédente.

Par conséquent, les types et la répartition de la distribution paramètres avenir sont unis et la durée de vie utile restante ne devrait pas être arbitrairement choisie. Parfois, une (gaussienne) distribution normale a été affectée à la prédiction de durée de vie utile restante;

Une telle cession est erronée et la vraie probabilité distribution des RUL doit être estimée si rigoureuse incertitude de propagation des diverses sources de l'incertitude à travers le modèle d'espace d'état avec la fonction de seuil, qui peuvent tous deux être non linéaire, comme il est montré sur l'exemple des Figure I.3.A, I.3.B, I.3.C, I.3.D et I.3.E de la Figure I.3.

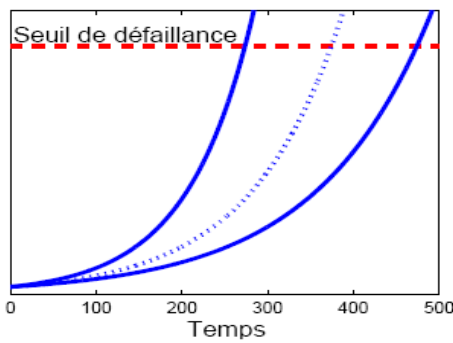


Figure I.4.A : Seuils de la défaillance sans dégradations

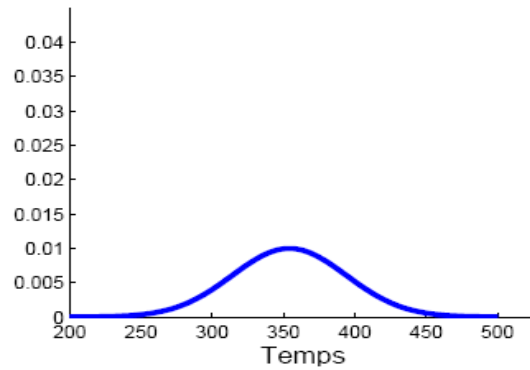


Figure I.4.B : prédiction des dégradations

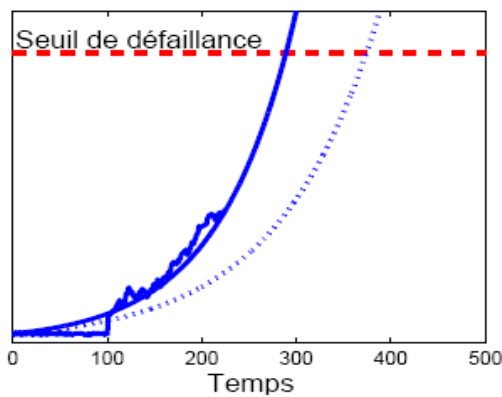


Figure I.4.C : Seuils de la défaillance avec démarrage des dégradations prédites

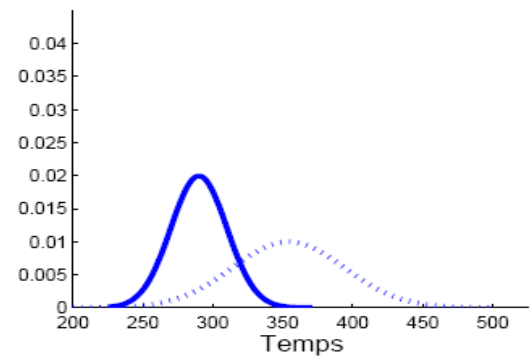


Figure I.4.D : Prédiction débit des dégradations

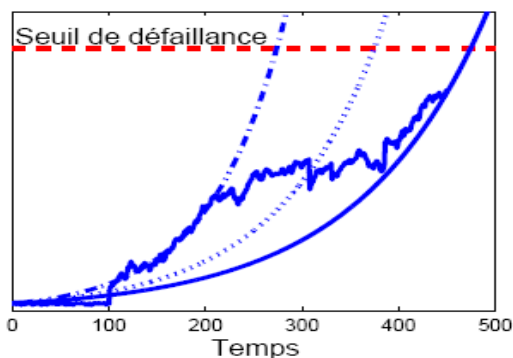


Figure I.4.E : Seuils de la défaillance avec des dégradations prédites

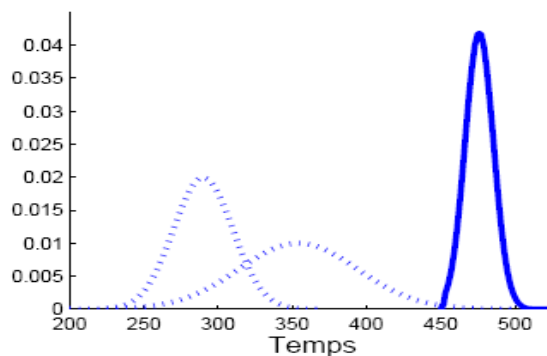


Figure I.4.F : Prédiction des dégradations

Figure I.4 : Seuils des défaillances et les dégradations prédites

### **I.3.3. Gestion de l'incertitude**

La quatrième et la dernière étape est la gestion de l'incertitude, il est regrettable que, dans plusieurs travaux de recherches [37-38, 45-46, 50, 60-61, 88 et 102], le terme gestion des incertitudes a été utilisé à la place de la quantification de l'incertitude et / ou propagation. La gestion de l'incertitude est un terme général utilisé pour désigner les différentes activités qui aident à la gestion de l'incertitude dans la maintenance conditionnelle opérationnelle en temps réel. Il y a plusieurs aspects de l'incertitude la gestion donné dans plusieurs travaux de recherches [37-38, 45-46, 50, 60-61, 88 et 102].

Un aspect de tentatives de gestion de l'incertitude répondre à la question: Est-il possible d'améliorer les estimations de l'incertitude? En effet, la réponse à cette question réside dans l'identification des sources d'incertitude qui sont importants contributeurs à l'incertitude dans la prédiction RUL. Dans les aspects de la méthodologie de technologie, il implique la détection de défauts, diagnostic de panne et faute pronostic. Donc, les trois grandes tâches de gestion de pronostic et de la santé de systèmes (MPS).

### **I.4. Amélioration de prise de décision**

Le pronostic de défaut est la plus difficile à exploité sur des équipements en fonctionnement, car il exige la capacité d'acquérir des connaissances sur les événements avant qu'ils ne se produisent. Il y a beaucoup de progrès en matière de détection et de diagnostic que dans le pronostic dans plusieurs applications industrielles [60-61, 69, 80, 84, 92, 95, 102, 104, 106, 108, 110]. Malgré ces difficultés, certaines réalisations impressionnantes ont été faites dans le pronostic faute, qui a été approché par l'intermédiaire d'une variété de techniques, y compris les méthodes basées sur des modèles tels que la prédiction de séries temporelles, filtrage de Kalman, et les méthodes empiriques à base; méthodes probabilistes / statistiques telles que l'estimation bayésienne, le modèle de Weibull; et des techniques de prédiction basées sur les données telles que les réseaux de neurones.

Les travaux de Antoine Chammas en 2014 dans [22], de Bindi Chen et al. En 2013 dans [37], de Zefeng Wang et al. Dans [112], avaient donné des enquêtes approfondies sur ces méthodes faute de pronostic.

En réalité, une opération de maintenance préventive pourra alors être effectuée, afin d'éviter la dégradation prédite [102, 110]. D'autres nombreuses méthodes de pronostic et de l'outil ont été développés dans la littérature industrielle, ont pas totalement et pleinement appliqué sur des applications réelles en industrie, due ou opération des entretiens sur les équipements industriels [69, 80, 84 et 112].

Aujourd'hui, de nombreux équipements industriels modernes possèdent des capteurs, qui sont capables de surveiller l'état de fonctionnement en continu et stocker ses données pour leur exploitation. Cependant, dans la logique du manque de compréhension de la capacité de l'équipement, les données capturées sont encore à être davantage utilisées. Etant donné que ces données sont généralement en corrélation avec la gravité de la dégradation de la performance de système [84, 92, 95, 110, 112].

Dans ce but et dans la dernière partie de ce travail, notre travail propose à fournir un modèle pronostic utilisant les données de surveillance de l'état d'exploitation d'une turbine à gaz, existantes pour prédire la défaillance de cet équipement et de son temps résiduel.

### 1.5. Mesures de dégradation

L'analyse et l'interprétation des dégradations dans les équipements industriels reposent sur des séries de mesures et d'observations des phénomènes anormales, qui permettent de modéliser les causes des dégradations. Cela est dans la première étape de surveillances qui est l'étape de diagnostic, comme il est montré sur la Figure I.4. Après cette étape, on doit réaliser la phase de pronostic, qui est l'étape de l'estimation du RUL à partir des modèles de dégradation pour déterminer dans la première étape de système de surveillances, comme il est montré sur la Figure I.5.

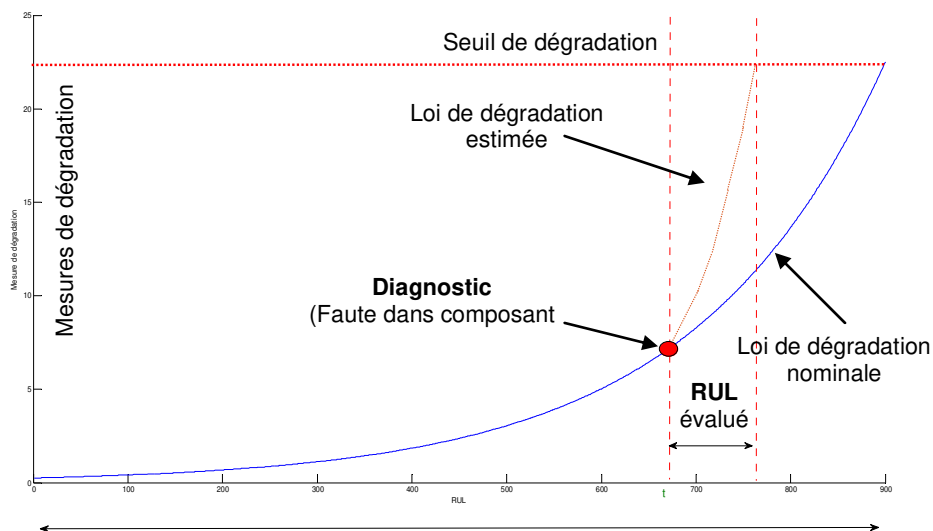
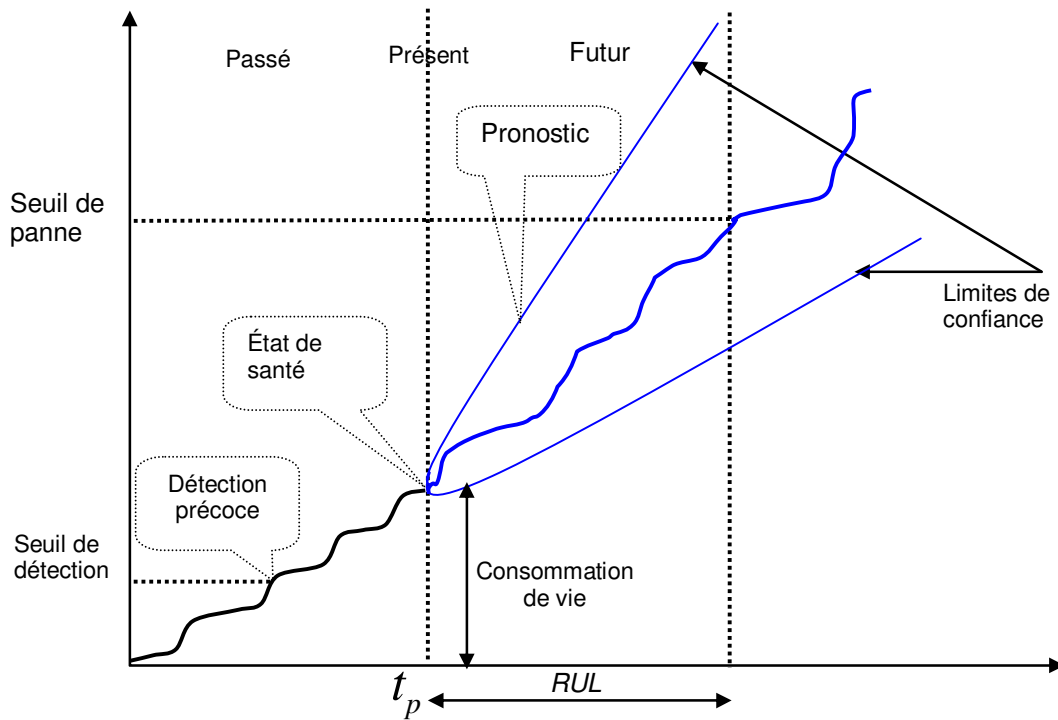


Figure I.5 : Etapes de mesures de dégradation



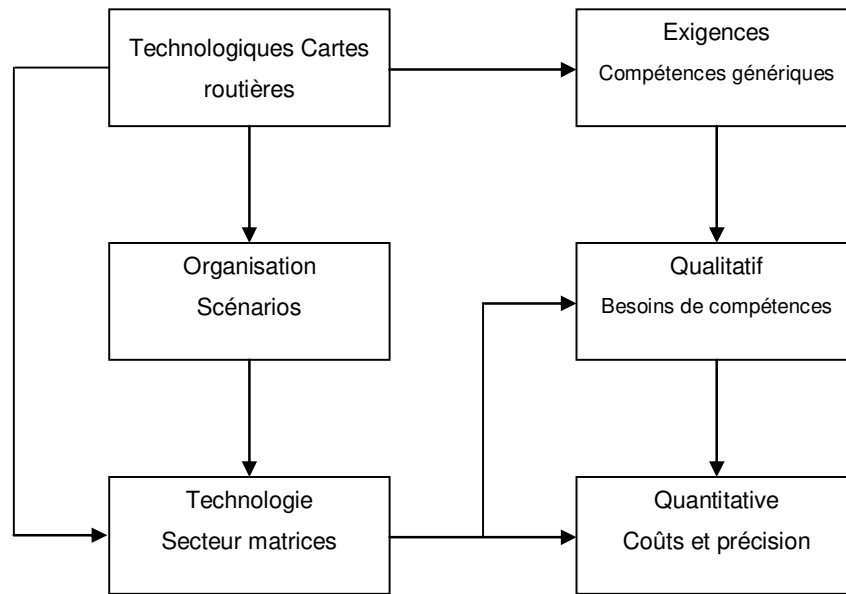
**Figure I.6 : Estimation de durée de vie résiduelle (RUL)**

Pour l'utilisation des paramètres de système pronostic en fonction des paramètres de dégradations et des modèles de dégradations, souvent on utilise des modélisations sur la fiabilité de ces équipements industriels, représenté par la densité de probabilité ; dans notre cas, pour l'étude de la turbine à gaz examinée dans ce travail de thèse, nous avons fait appel à la représentation de Weibull pour les calculs de la fiabilité de ce système de turbine à gaz, cette étude est détaillée dans la dernière partie de ce travail.

En effet, la densité de probabilité de Weibull est donnée par [8, 11-12, 18, 19, 20]:

$$W(t, \beta, \eta, \gamma) = \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t - \gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} e^{-\left( \frac{t - \gamma}{\eta} \right)^{\beta}} \quad (I.10)$$

L'objectif d'un système de pronostic est d'anticiper le moment des pannes, cela est fait a priori, comme il est montré sur la Figure I.6. Contrairement aux défauts dans un système de diagnostic, qui consiste à détecter et isoler la cause probable de défauts et qui se fait a posteriori, à savoir après l'apparition du défaut [5, 28, 42-44, 65].



**Figure .I.7 : Cadre méthodologique d'un système pronostic**

Plusieurs définitions ont été données sur les échecs d'un système de pronostic [60-61, 69]. Toutefois, dans ce travail de thèse nous avons utilisé seulement les définitions proposées par l'organisation internationale des standards dans plusieurs travaux de recherches [5, 22, 37-38, 55]. Cela, consiste à considérer un système pronostic comme l'ensemble des estimations du temps de rupture ou de défaillance. Cette définition utilise la terminologie de durée de vie résiduelle (RUL), utilisant ces valeurs absolues pour déterminer les intervalles de confiance associés à cette durée de vie résiduelle (RUL), qui peut être utile au cours du processus de décision.

Pour procéder aux calculs des valeurs des intervalles de confiance associés à une prédiction RUL, plusieurs facteurs de pondérations sont utilisés et suggérés, qui peuvent influencer sur le calcul ces intervalles de confiance. Dans ce cadre, plusieurs aspects de ce système pronostic ont été donnés dans les littératures industrielles [46, 60].

### **I.6. Pronostic dans un système de surveillance**

En réalité industrielle et en se basant sur les nécessités et les difficultés de la mise en marche d'une approche de maintenance, le pronostic correspond à [37, 45, 50, 61, 104]:

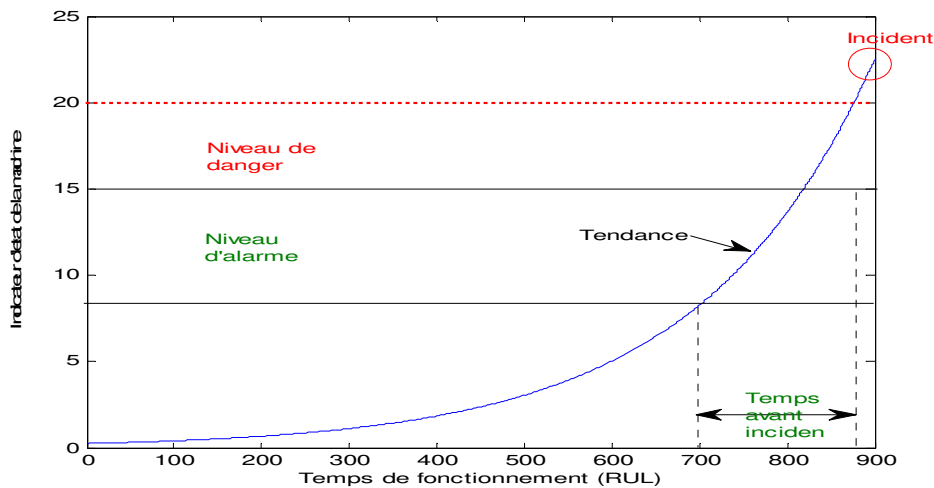
- L'estimation du temps restant pour l'exploitation de l'équipement, avant la défaillance et du risque d'apparition d'un ou de plusieurs autres modes de défaillance existants ou à venir, cette estimation correspond à la durée de vie résiduelle (RUL),



- La probabilité qu'une défaillance intervienne avant un instant donné, ou le RUL peut être défini par le temps avant que cette probabilité de défaillance devenant inacceptable et mettant en danger l'intégrité des biens, des personnes et de l'environnement.

### I.6.1. Processus de pronostic

Le processus de pronostic est l'élément clé d'une stratégie de maintenance prévisionnelle, car il supporte la notion d'anticipation qui caractérise une approche proactive. Contrairement à une stratégie de diagnostic, il est fait l'évolution de la dégradation dans un équipement industriel ou un composant de cet équipement, comme il est montré sur la Figure I.7.



**Figure I.8 : Pronostic pour le vieillissement des équipements industriels**

Les objectifs d'un système de pronostic sont obtenus selon les horizons de système exploité, sont différentes tels que [22, 37, 38, 45, 46, 50, 69]:

- Information prédictive explicite avec tout horizon pronostic pour améliorer la qualité de surveillance de l'état de système (communication et décisions d'alarme),
- Un horizon pronostic permet de réduire les accidents de travail en permettant de maîtriser mieux une panne imprévue,
- Un horizon pronostic permet de planifier une action opérationnelle optimale suite à un défaut imprévu sur le système,
- Un horizon pronostic permet de réduire les coûts de maintenance importants, en prolongeant le temps de fonctionnement entre les grands arrêts programmés sur le système.

La durée d'horizon pronostic et sa qualité dépendent de l'équipement et leur utilisation, des dysfonctionnements et des données d'état considérées, cela est basée principalement sur l'analyse de fiabilité et les conditions d'exploitation de système [80, 84, 88, 92, 95, 95].

### 1.7. Classification des méthodes de pronostic

Des nombreux techniques et outils de pronostic des défaillances ont été proposés dans les littératures [5, 22, 37, 95 et 102]. Ces approches peuvent être classées en trois types :

1. Pronostic à base de modèle,
2. Pronostic à base des données,
3. Pronostic à base de retour d'expérience.

La Figure I.8, montre ces approches, il est à noté que il existe différents points de vue pour la mise en marche et la classification de ces méthodes de pronostic. Généralement, ces approches sont construites à partir des modes de défaillance de système.

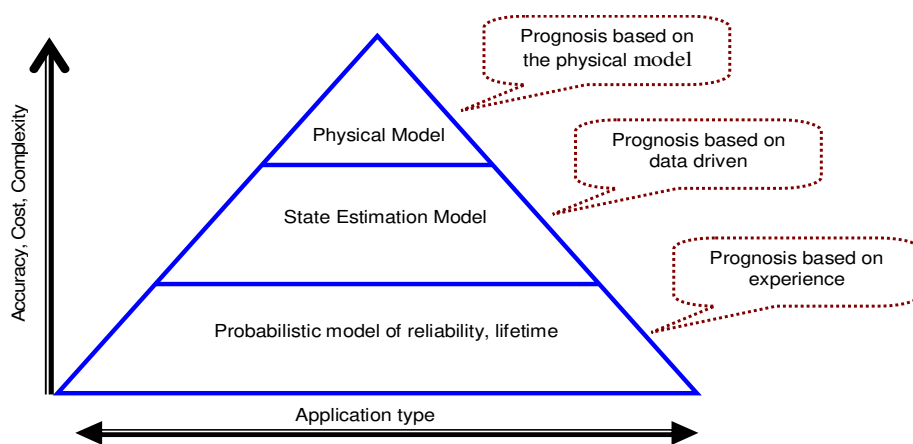


Figure I.9 : Techniques de pronostic industriel

#### 1.7.1. Approches de pronostic

Pour le pronostic utilisant des modèles, des fonctions analytiques de la dynamique de dégradation de l'équipement pour la construction de ce système pronostic. Cela est dans le but de surveiller l'équipement par le biais des indicateurs de dégradation. Dans cette approche, la composante physique ou système et son phénomène de dégradation sont représentés par un ensemble des lois mathématiques. Le comportement dynamique de dégradation est donnée sous la forme des modèles obtenus et ensuite sont exploités pour prédire l'estimation future de la dégradation.

Donc, le pronostic consiste à faire évoluer le modèle de dégradation jusqu'à un instant future déterminée, de l'état de la détérioration actuelle et en fonction des futures conditions d'exploitation de la composante correspondante.

Le principal avantage de cette approche réside dans la précision des résultats obtenus, car les prédictions sont réalisées en utilisant un modèle analytique de la dégradation. Cependant, le modèle de dégradation obtenu reste spécifique à un type particulier de composant ou matériel. Donc, ne peut pas être généralisée à tous les composants du système. En outre, l'obtention d'un modèle mathématique de la dégradation n'est pas une tâche facile et a besoin des outils informatique très sophistiqués en fonction de la complexité de système en question.

### 1.7.2. Synthèse des approches de pronostic

Pour répondre aux problèmes de pronostic, plusieurs études ont été faites dans ce domaine [5, 22, 55, 60, 69, 80, 104, 106, 112]. En effet, l'échec des approches de pronostic peut être classé en trois types, comme illustré dans la Figure I.8. L'approche de pronostic doit être sélectionnée des modèles et des connaissances basées sur un système donné. Selon trois types:

1. Pronostic à base de modèle
2. Pronostic guidé par les données
3. Pronostic basé sur l'expérience

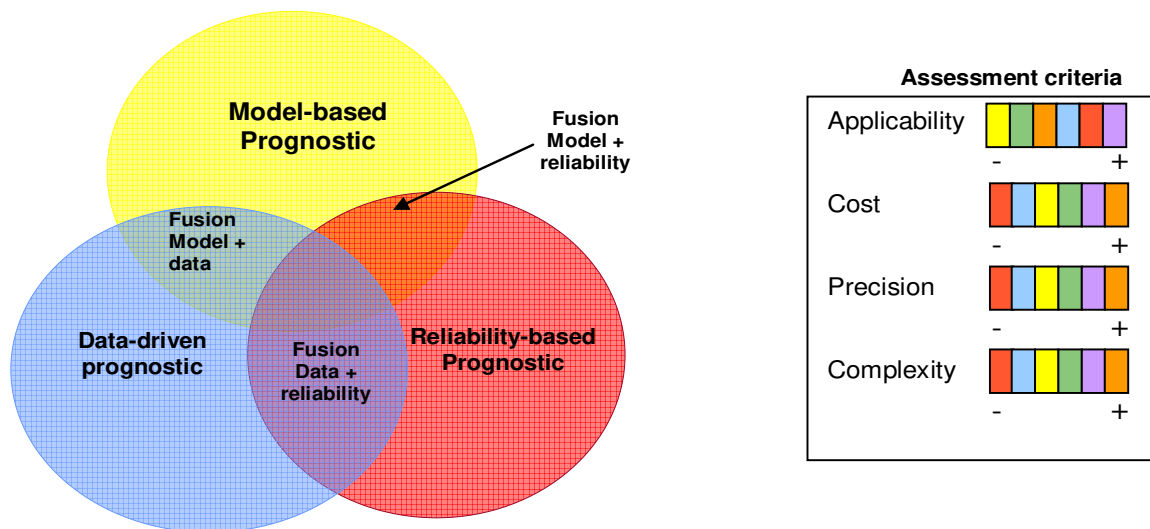


Figure I.10 : Interaction des approches du pronostic

Les avantages et les inconvénients de ces trois types d'approches sont présentés dans le tableau I.1.

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**

### I.7.3. Performance d'évaluation de la dégradation

En surveillant la tendance à la dégradation de l'équipement et de l'évaluation des performances, il permet le comportement de dégradation à être analysées et utilisées pour comprendre l'information de l'échec. Dans ce travail, l'évaluation de la dégradation de la performance est modélisée pour caractériser les données de processus de suivi et état identifié dans le module d'acquisition de données pour générer indice de dégradation (DI). DI est utilisée en tant que paramètre de pronostic dans le modèle proposé. En outre, DI serait le paramètre clé si la défaillance du matériel est basée sur les données de surveillance de multiples conditions.

La transformation des données de surveillance d'état à la série de l'indice de dégradation peut être accompli en utilisant une technique statistique savoir régression logistique (LR). LR est une méthode de régression de la variation qui trouve le meilleur modèle approprié pour décrire la relation entre variable dichotomique dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes. Résultat de la LR qui contient les probabilités se situe entre 0 et 1 peut être utilisé pour représenter en tant que la série d'indice de dégradation.

La transformation des données de surveillance d'état à la série de l'indice de dégradation peut être accompli en utilisant une technique statistique savoir régression logistique (LR). Les probabilités de défaillance peuvent être calculées par la fonction suivante :

$$P(x) = \frac{e^{g(x)}}{1 + e^{g(x)}} = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}} \quad (I.11)$$

Où  $p(x)$  est densité de défaillance,  $x$  est une matrice d'entrée

La fonction  $g(x)$  est le modèle log peut être définie comme :

$$g(x) = \log\left(\frac{p(x)}{1 - p(x)}\right) = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (I.12)$$

Où  $g(x)$  est une combinaison linéaire des variables indépendantes,  $\alpha$  est l'interception lorsque  $x = 0$  et  $\beta$  sont connus comme les coefficients de régression, qui peuvent être estimés en utilisant une technique mathématique appelée estimation de vraisemblance maximale.

Les probabilités de défaillance résulte de la modèle de dégradation sont ensuite utilisés comme entrée pour le développement d'un modèle pronostique.

### 1.8. Conclusion

Dans cette partie, nous avons exposé les différentes approches de pronostic, Dans la suite du chapitre, nous avons proposé des méthodes d'estimation des indicateurs de dégradation en fonction des caractéristiques des modes de fonctionnement. Elles consistent à suivre en ligne l'état de dégradation du système. Ces indicateurs sont ensuite exploités par le processus de pronostic de défaillance afin d'estimer l'état futur de processus industriel. Par ailleurs, ce travail s'inscrit dans un contexte industriel tel qu'il est pénible d'avoir de connaissance sur les dégradations de processus industriel, ou encore de suffisamment d'expériences passées pour déployer des approches statistiques significatives en regard de cette variabilité de conditions d'usage et de détérioration. A l'opposé, l'utilité d'une approche de pronostic est d'approximer et à prédire ces dégradation dans les processus industriels.

# CHAPITRE II

## APPROCHE DE MAINTENANCE BASEE SUR LA FIABILITE

---

Dans l'industrie moderne, la fiabilité et la disponibilité fonctionnelle de l'équipement ont une influence essentielle sur la rentabilité des entreprises. C'est donc une obligation de produire une qualité, de respecter les délais de réalisation ou de production. A cet effet, le personnel, les budgets et les moyens matériels affectés à la maintenance doivent être conformes à cette mission importante qu'elle doit assurer. Dans ce cadre, l'objectif de ce chapitre est de donner des outils pour la maintenance, des exemples concernant l'organisation de la maintenance pour le bon accomplissement de sa mission au profit et à la satisfaction de toute l'entreprise. Nous développons dans ce chapitre une démarche de maintenance basée sur la fiabilité, adaptée à un système de turbine à gaz. Afin de valider cette méthode, pour assurer une disponibilité fonctionnelle du système examiné et assurer une fonction logistique permettant d'organiser et de réaliser toute une série de précautions pour éviter les défaillances imprévues.

## II.1. Introduction

La fiabilité et la disponibilité fonctionnelle de l'équipement ont une influence essentielle sur la rentabilité d'une entreprise, qui à son tour a une obligation de produire une qualité, de respecter les délais et de vendre à des prix concurrentiels. Le personnel, les budgets et moyens matériels affectés à la maintenance doivent être conformes à cette importante mission qu'elle doit assurer. En effet, la maintenance utilisant les techniques de fiabilité ses des outils de prise de décision. Dans l'industrie moderne, la plupart des activités de maintenance sont d'abord basées sur les recommandations du fabricant avec l'utilisation des stratégies de planifications fiables et optimales. Ces approches de maintenances exigent que toutes les activités de maintenance soient examinées de façon critique pour déterminer leur pertinence dans la performance fonctionnelle de l'installation industrielle basée sur l'étude de cycles de vie de l'équipement exploité.

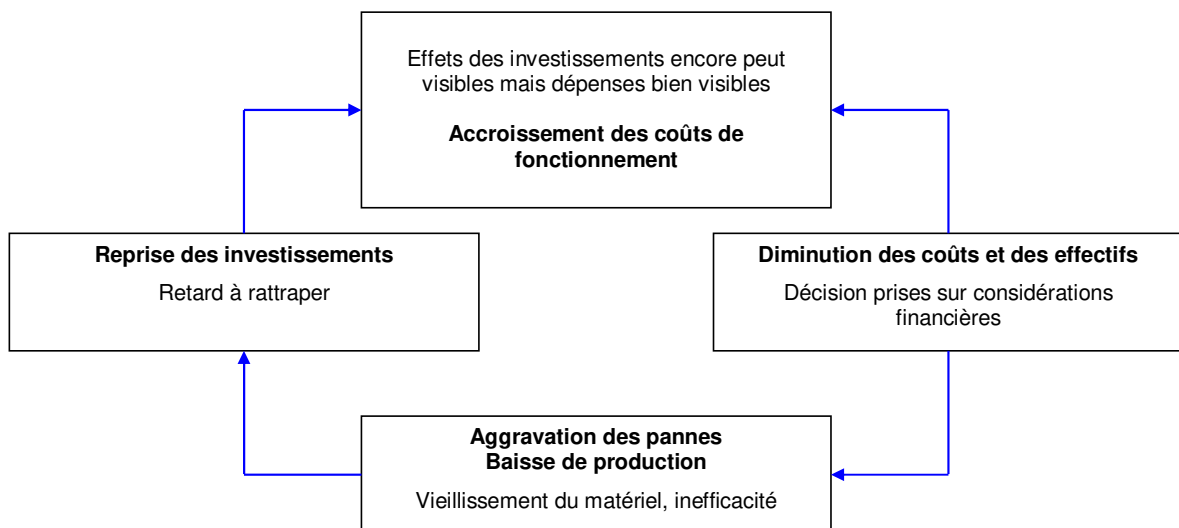
Pratiquement le cycle de vie d'un système, il devient plus difficile d'atteindre le maximum d'avantages possible du programme de maintenance basée sur la fiabilité [8, 17, 27]. Même si l'entretien est une partie relativement petite du coût global du cycle de vie, généralement de 3% à 5% du coût d'exploitation de l'installation, la maintenance basée sur la fiabilité est encore capable d'introduire des économies importantes lors de la phase d'exploitation dans la vie de l'installation [39, 51, 53, 79]. Des économies de 30% à 50% dans le budget annuel de maintenance sont souvent obtenues grâce à l'introduction d'un programme de maintenance basée sur la fiabilité équilibrée. Dans ce cadre, l'objectif de ce chapitre est de donner les principes de la maintenance utilisant les techniques de fiabilité pour réduire les coûts d'exploitation d'une installation de turbine à gaz examinée, en se focalisant essentiellement sur les fonctions les plus importantes du système, tout en reléguant au second plan ou en évitant les actions de maintenance qui ne sont pas strictement nécessaires. En effet, les résultats d'une analyse d'un cycle de vie d'un équipement peuvent entraîner des changements dans la stratégie de maintenance. Cela, pour déterminer les facteurs de maintenabilité, de maintenance, de disponibilité, de défauts et planning de correction de fonctionnement de la turbine à gaz examinée dans ce travail de thèse.

## II.2. Facteurs socio-économiques de maintenance

Il n'échappe à personne que les entreprises sont engagées dans une guerre économique sans merci, que les moyens sont délivrés au compte-gouttes et qu'il faut pourtant produire de la qualité et de la quantité.

Le nombre d'entreprises industrielles qui pensaient être à l'abri de ce genre de bouleversement et qui se trouvent brutalement confrontées à de nouveaux concurrents ne cesse de s'allonger. La plupart du temps, les responsables de service, pris par le quotidien, n'ont pas vu arriver ces changements qui les prennent au dépourvu. Les services de maintenance, qui représentent souvent 30 % des frais fixes de l'entreprise, sont rapidement mis en cause. Ils subissent parfois des mesures autoritaires et brutales. Les effets sur les organisations sont bien visibles : diminution des effectifs, disparition des effectifs internes de certaines professions (tuyauteurs, manutentionnaires, tourneurs, fraiseurs...), remplacés par la sous-traitance. Ces mesures, qui ne sont pas toujours néfastes économiquement, accompagnent un recentrage pour la société sur son métier pour mieux résister à la concurrence [17, 27].

L'inconvénient est que ces mesures n'ont pas été préparées et qu'il faut improviser. Si l'organisation ne s'adapte pas, le cercle vicieux de la Figure II.1 se mettra en place. Il passe en général inaperçu, car il s'inscrit sur une durée de plusieurs années.



**Figure II.1 : Cercle des réductions de coût**

Cependant, la maintenance doit remettre en état dans un délai minimal les biens de production ou d'exploitation, l'entreprise réalisera par ses propres moyens ou en faisant agir des entreprises externes. C'est bien là l'image traditionnelle du service de maintenance appelé à la « rescousse » lors de pannes d'équipements. Mais les pannes n'ont pas la même importance selon les entreprises. Pour certaines, c'est une véritable « calamité » qui doit être éradiquée. Pour d'autres, moins soumises à la concurrence ou aux impératifs de qualité, c'est devenu un « bruit de fond » auquel on s'est habitué avec un certain fatalisme jusqu'au jour où l'entreprise découvre qu'elles induisent un coût non négligeable sur le produit et qu'il faut réagir très vite.



Le service de maintenance aura à collaborer aux travaux de mises en œuvre ou même à les diriger en fonction de la structure des sociétés et de l'existence ou non de service d'ingénierie et de méthodes centrales. L'équilibre des exigences d'une stratégie de maintenance peut être représenté, dans un intérêt pédagogique, par la Figure II.2.

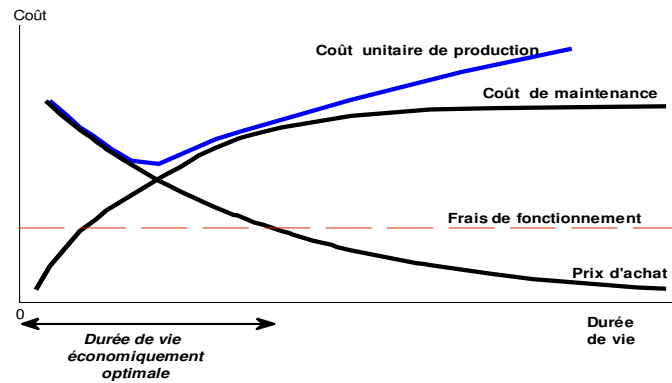


Figure II.2 : Durée de vie économiquement d'un produit [52].

### II.2.1. Relation de maintenance avec la production

La relation traditionnelle de la maintenance avec la production est la demande d'intervention, concrétisée par un ordre de travail (OT). Mais les choses ont beaucoup évolué: en effet, nombre d'entreprises qui ont engagé des investissements importants dans des machines automatisées, théoriquement capables de rythmes de production soutenus, ont découvert que cela ne suffisait pas pour atteindre les objectifs de production fixés. Pour un même investissement, leurs concurrents obtenaient des rendements supérieurs sans que l'on sache toujours exactement ce qui était en cause : maintenance, exploitation ou conception. Les observations effectuées sur les unités de fabrication performantes aboutissent souvent au constat que [53, 79, 88]:

- l'amélioration de la conception des moyens et des procédés pour amener des gains de productivité est bien comprise et les entreprises françaises ont amélioré la fiabilité, la maintenabilité, le rendement intrinsèque de leurs machines ;
- la productivité de ces installations, une fois en place dans leur environnement de production, est moins bien maîtrisée, du fait de plusieurs facteurs se combinant entre eux et relevant plus de l'organisation et du management des hommes que de la maîtrise technique.

La Figure II.3 permet de situer les domaines de recherche de productivité sur le cycle de vie d'un produit [94, 99, 102].

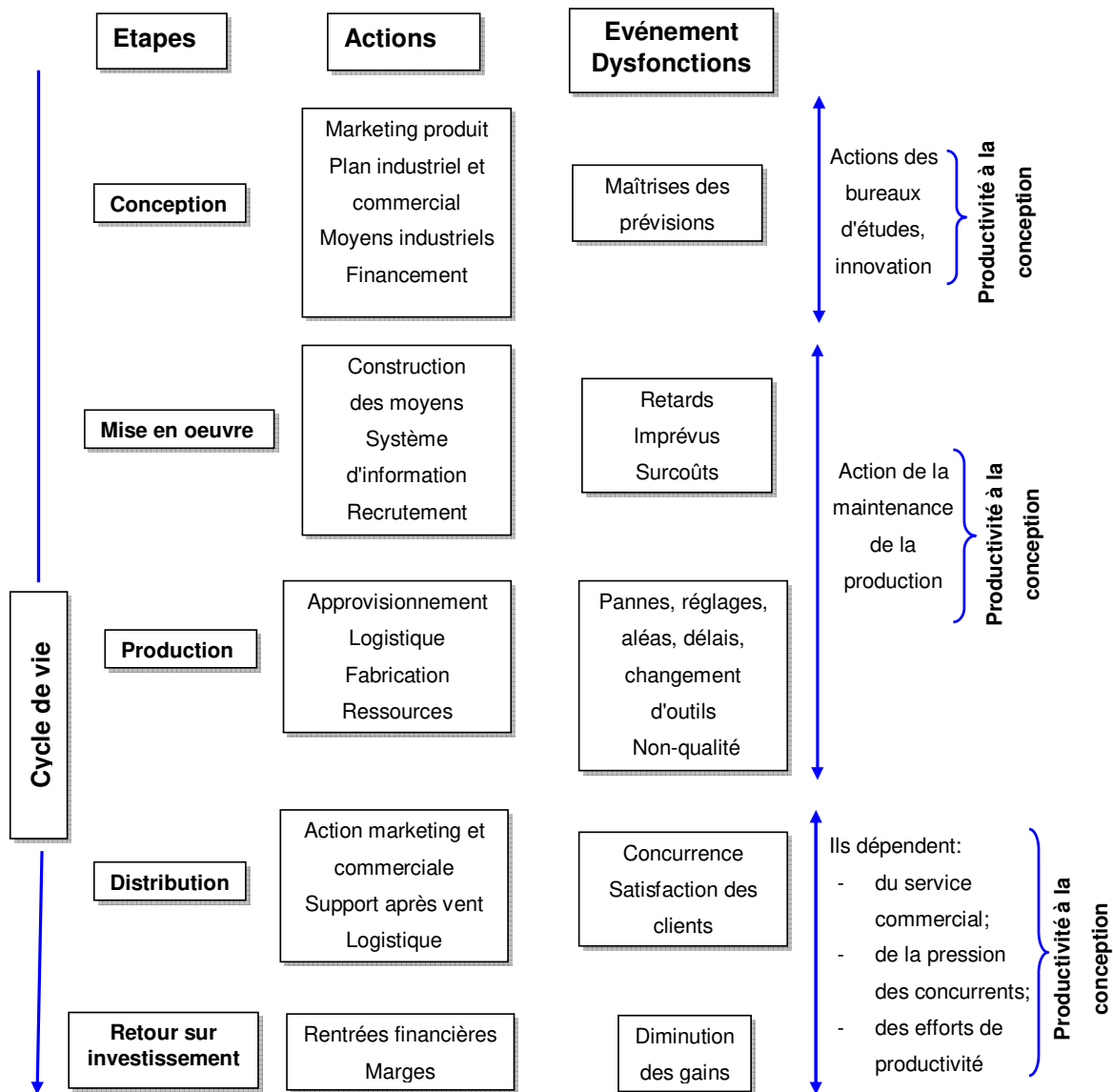


Figure II.3 : Domaines de la recherche de productivité

### II.2.2. Autres missions de maintenance

### II.2.3. Protection de l'environnement

Le service de maintenance est impliqué dans les dégradations portées à l'environnement : émissions de vapeurs et de fumées, rejets d'eaux usées, bruit, dégradation du paysage, etc. Ces nuisances impliquent l'entreprise au niveau civique et au niveau de son image de marque, bien entendu, mais également au niveau de son existence, car des écarts importants vis-à-vis des normes peuvent amener les inspecteurs de l'environnement à arrêter une unité de production [27, 79, 88]. Cette implication de la maintenance se traduit de deux manières : conduire des actions vis-à-vis des nuisances existantes et surveiller les

organes qui peuvent occasionner de nouvelles nuisances (état des vannes, des filtres, des canalisations...).

#### **II.2.4. Maintenance des infrastructures**

Les multiples réparations dans les bâtiments et les locaux : serrures, climatisation, systèmes de sécurité, d'incendie, de chauffage, contrôles d'accès, etc. Ce côté de la maintenance, activité à part entière, connaît une technicité croissante avec les systèmes de Gestion Technique Centralisée (GTC) et la sophistication des systèmes de contrôle et de régulation.

##### **II.2.4.1. Hygiène et sécurité des personnes dans l'entreprise**

La propreté des locaux et des abords des bâtiments, l'entretien des espaces verts incombent en général à la maintenance. Cela consiste à veiller à l'exécution des travaux de ménage, à la mise à disposition des accessoires d'hygiène, etc. Ces tâches sont souvent remplies par des entreprises extérieures. Cet aspect est important car il agit sur le moral des salariés et contribue, tout comme la maintenance des infrastructures, à l'image de la société.

##### **1. Concernant l'utilisation ou la proximité des installations**

Le service de maintenance est souvent chargé de veiller aux risques occasionnés par l'utilisation ou la proximité des machines et des installations vis-à-vis de l'ensemble du personnel. Des visites réglementaires périodiques en fonction de la nature des installations sont obligatoires.

Pour répondre aux textes de loi sur l'utilisation réglementaire des matériels, le responsable de maintenance disposera de :

- Liste des matériels utilisés avec leurs caractéristiques à l'état neuf, les règles de bon fonctionnement et d'utilisation ainsi que les périodicités de contrôle par les organismes agréés ;
- Procès-verbaux des essais et/ou des épreuves réalisées ;
- Plans de situation et de détail des bâtiments, leur localisation avec mention des points sensibles et dangereux qui devront en outre être signalés.

Chaque modification notable de ces installations devra être signalée et, en accord avec les services techniques municipaux, la commission de sécurité effectuera une visite.

##### **2. Normes de sécurité**

C'est une mesure obligatoire pour toutes les entreprises, qui doivent prouver que leurs équipements et installations ne présentent aucun danger pour les utilisateurs et l'environnement.

### 3. Concernant les interventions de maintenance

Les opérations de maintenance sont certainement celles qui exposent les hommes au maximum de risques. Les raisons en sont les suivantes :

- Partie des dispositifs de sécurité prévus par le constructeur sont souvent neutralisés lors des actes de maintenance ;
- Impératifs de disponibilité des machines entraînent, lors des interventions correctives, une situation de stress.

#### II.2.5. Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur (GMAO)

Les interventions doivent donc être considérées comme potentiellement dangereuses et ces aspects doivent être pris en compte. Mais, si avertir est important, cela ne suffit pas. Il faudra toujours formaliser les consignes de sécurité. Le recours croissant aux tribunaux pour chercher les responsabilités impose de prouver que la consigne a été transmise. Pratiquement, cette transmission s'effectuera par l'édition automatique de consignes de sécurité en même temps que les ordres de travail issus de la GMAO.

#### II.2.6. Analogie de maintenance avec la médecine

Il est d'usage de comparer la maintenance des équipements de travail à la médecine des êtres humains. Certainement, l'objectif général des deux domaines est de maintenir dans le meilleur état une entité, afin qu'elle puisse réaliser les activités pour lesquelles elle est destinée, et ce le plus durablement possible. On peut d'ailleurs établir un parallèle entre les étapes de la vie des deux entités, et des actions d'« entretien » associées, comme il est montré sur le tableau II.1.

Médecine / Santé de l'être humain	Maintenance / Santé de la machine
Naissance	Mise en service
Connaissance de l'homme	Connaissances technologiques
Connaissance des maladies	Connaissance des modes de défaillance
Carnet de santé et dossier médical	Historique et dossier machine
Connaissance de traitements	Connaissance des remèdes
Traitements curatifs	Dépannage ou réparation
Traitements préventifs	Entretien et surveillance
Opérations, greffes, ...	Rénovations, modernisations, échanges standards
Longévité	Durabilité
Bonne santé	Fiabilité
Mort	Rebut

**Tableau II.1 : Analogie de maintenance avec la médecine**

### II.3. Maintenance

D'après L'AFNOR, il n'existe pas actuellement de normes internationales ISO (International Standardisation Organisation) relatives à la fonction maintenance. Mais l'AFNOR et la Comité européenne de Normalisation CEN, comme il est montré sur la Figure II.4., donne une définition supplantée de maintenance, lorsque les normes« projet » deviendront définitives, selon la norme AFNOR X 60-000 (mai 2002) [27].



Figure II.4 : Organismes de normalisation

Définition AFNOR X 60-000 [45]:

***"La maintenance est l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise".***

Notons que les actions de maintenance ne sont pas seulement techniques : l'action technique est encadrée, pilotée par des actions de gestion (économie et administration) et de management, ce qui implique une large polyvalence. Le terme maintenir contient la notion de surveillance et de prévention sur un bien en fonctionnement normal.

#### II.3.1. Sûreté de fonctionnement

La sûreté de fonctionnement est caractérisée par les techniques de fiabilité, de disponibilité, de maintenabilité, de sécurité. La disponibilité et la maintenabilité étant les concepts qui nous intéressent le plus dans ce document, nous les développerons davantage par la suite. Néanmoins, il convient de définir au moins succinctement la fiabilité et la sécurité.

#### II.3.2. Stratégie de maintenance

La maintenance a son origine est de maintenir ce qui en marche, à peu près, le champ de significations de conserver, entretenir et de garder. Donc, l'objet d'application d'une stratégie de maintenance est de :

- Conserver l'état d'un matériel;

- Entretien son état de fonctionnement;
- Garder sa disponibilité.

Ce matériel qui est à conserver peut être un matériel roulant, une installation de production, un équipement, un appareil d'un laboratoire, le réseau d'alimentation d'eau ou d'électricité ou un autre bien durable destiné à rentabiliser un investissement.

### **II.3.3. Fonctions de maintenance**

Les aspects de maintenance sont des éléments de caractéristiques nécessaires pour un même but. Ces fonctions doivent être assurées pour atteindre l'objectif : « Fiabilité et disponibilité de l'outil de production à un coût minimum ». Dans les fonctions sont réunies les caractéristiques des différents devoirs qui sont nécessaires à l'obtention d'un effet (objectif) voulu. Ce sont des caractéristiques plutôt qualitatives que quantitatives. Donc il n'est nulle part précisé qui doit le faire. Cette précision est réservée à l'organisation.

### **II.3.4. Structure de maintenance**

La structure est la manière de lier un ensemble de fonctions et de définir leurs relations dans le but d'atteindre un objectif. Une structure d'entreprise, par exemple, est un regroupement d'activités concernant des fonctions liées à la décomposition de l'entreprise par l'analyse fonctionnelle et à la nécessité de produire à un coût concurrentiel donc de minimiser le coût global des fonctions importantes.

Les structures de maintenance, quel que soit le type choisi, seront performantes si les conditions fondamentales suivants sont remplies les activités vitales de chaque fonction principale du site.

### **II.3.5. Organisation de maintenance**

L'organisation est présentée par un organigramme sur lequel les activités sont réparties en postes de travail, complétée par un regroupement et une dépendance hiérarchique des postes avec le but d'assurer les fonctions requises. Aux postes de travail sont regroupées les personnes à qui la réalisation d'activités, plus ou moins homogènes, est confiée pour maîtriser une fonction, avec les compétences techniques nécessaires. Le regroupement des postes peut se faire à différents niveaux correspondants à l'activité et à la stratégie de l'entreprise. Les fonctions principales qui doivent être assurées (plus ou moins intensives) par une organisation maintenance sont données sur la Figure II.5, suivante.

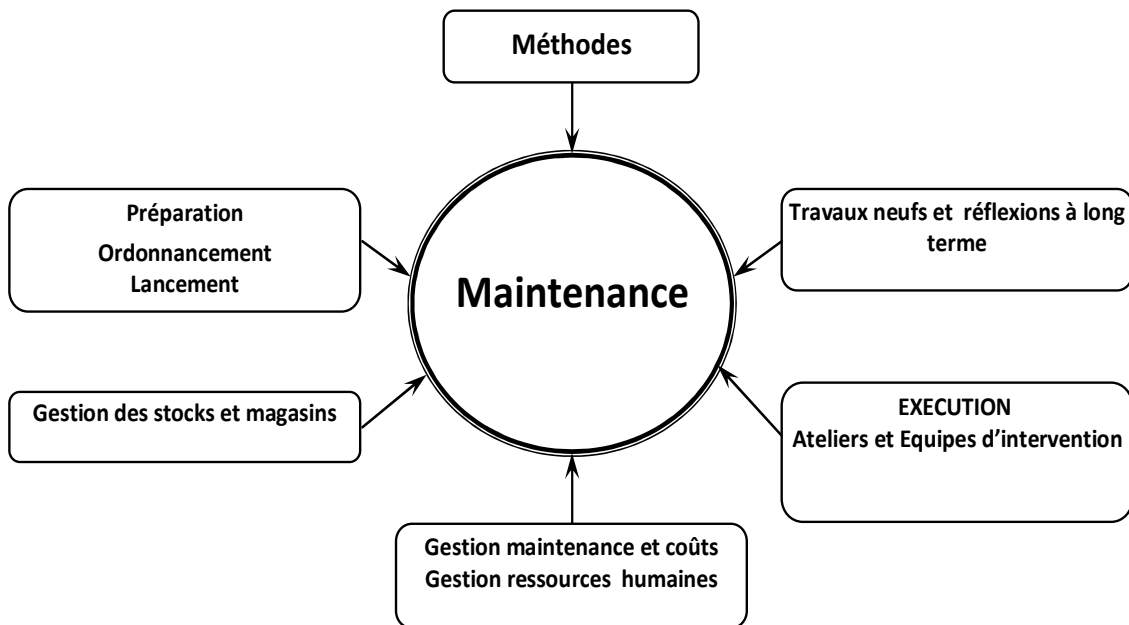


Figure II.5 : Fonctions principales d'une stratégie de maintenance

#### II.4. Types des stratégies de maintenance

Les ingénieurs de maintenance sont des « fournisseurs des services » et leur organisation doit répondre strictement à l'objectif « fiabilité et disponibilité de l'outil de production au meilleur prix » c'est à dire : assurer une production au moindre coût. Dans la réalité industrielle il existe plusieurs approches de maintenances.

##### II.4.1. Maintenance centralisée

Organisation maintenance centralisée signifie que les responsabilités techniques et disciplinaires pour toutes les activités maintenance sont réunies et structurées hiérarchiquement dans un seul secteur. Le secteur de maintenance centralisé est adopté, en général, comme il est montré sur la Figure II.6, si le regroupement de spécialités et moyens a un apport essentiel sur les effets de rationalisation et ainsi sur la réduction des coûts globaux en maintenance.

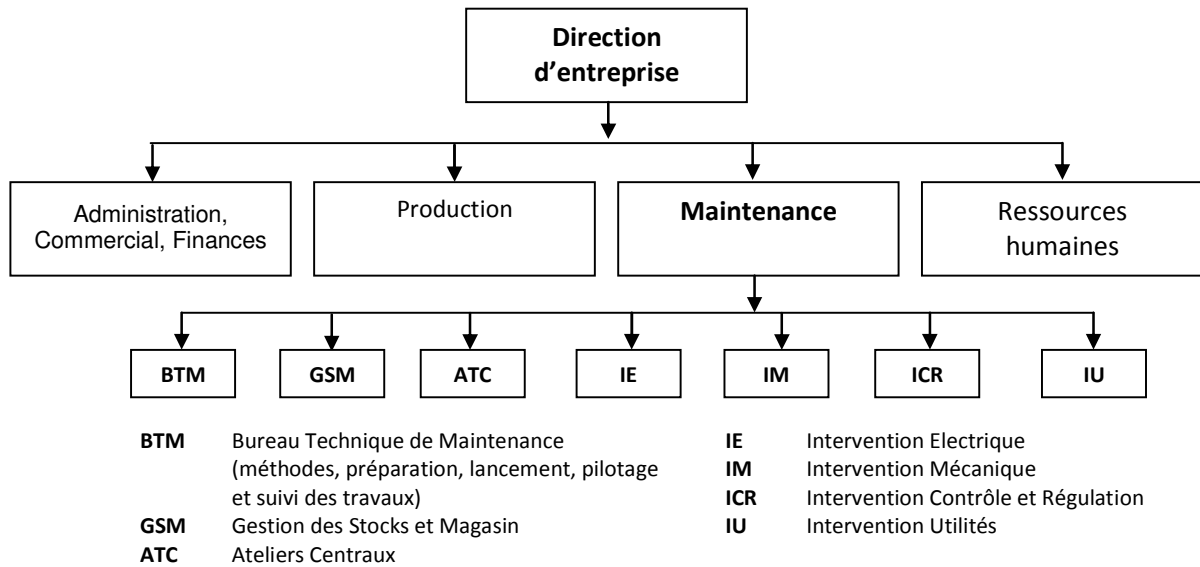


Figure II.6 : Organigramme d'une maintenance centralisée

#### II.4.2. Maintenance sectorisée

Organisation maintenance sectorisée (décentralisée), comme il est montré sur la Figure II.7, signifie que le personnel de la maintenance est affecté tant sur le plan technique que disciplinaire aux ateliers de production.

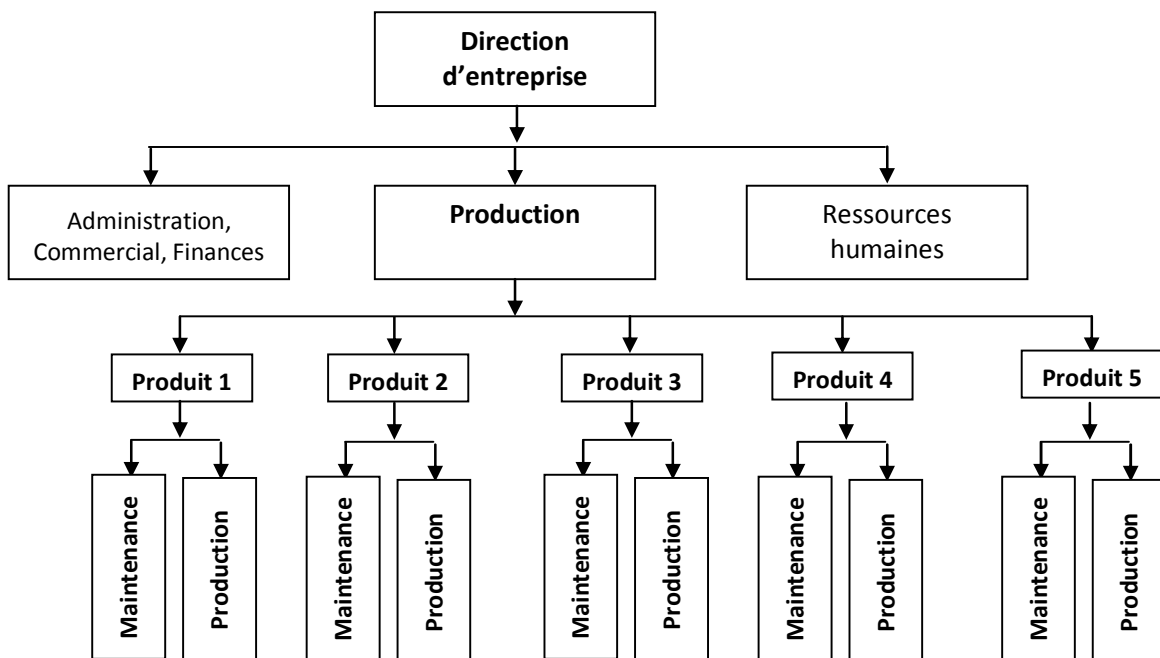


Figure II.7 : Organigramme d'une maintenance sectorisée



D'après les principes de la maintenance sectorisée, chaque atelier de production dispose de sa propre organisation maintenance. Le personnel est formé en détail sur les spécificités de l'équipement de production ce qui a un avantage non négligeable sur la qualité des actions de maintenance préventives.

#### II.4.3. Maintenance intégrée

Organisation maintenance intégrée signifie que le personnel de la maintenance est intégré dans les équipes de la production et remplit, à part de la maintenance de matériels de production, aussi des activités de la production.

**Organisation de travail :** Délégation du gros des activités de maintenance à l'équipe d'installation responsable de la production,

**Organisation du secteur :** Production et équipement remise aux soins de l'équipe d'installation.

Condition préalable d'une maintenance intégrée est un personnel polyvalent et hautement qualifié.

#### II.4.4. Maintenance combinée (ni centralisée / ni sectorisée)

Organisation maintenance combinée (de centralisation et sectorisation) signifie que pour le déroulement fiable de production globale de l'entreprise la forme optimale d'organisation maintenance a été combinée à partir des variantes classiques présentées ci-dessus. Les différences se présentent surtout dans les niveaux hiérarchiques.

#### II.5. Fiabilité et disponibilité

Par définition la fiabilité d'un système est la probabilité que le temps de fonctionnement sans défaillance sera plus grand que la période  $t$  donnée.

$$R(t) = P\{t_f > t\} = 1 - P\{t_f \leq t\} = 1 - F(t) \quad (II.1)$$

Avec ;  $F(t)$  la fonction de répartition, représente la densité de défaillance.

Par contre, la disponibilité est l'aptitude à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données, à un instant donné ou pendant un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture de moyens extérieurs nécessaire soit assurée. Le  $MTTR$  reflète avec le  $MTBF$  la disponibilité d'un équipement pour des équipements dont le  $MTBF$  et le  $MTTR$  seraient pratiquement constants, le taux de disponibilité serait en régime permanent :

$$D = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR} = 1 - \frac{MTTR}{MTBF + MTTR} \quad (II.2)$$

Avec ; *MTBF* est le Temps Moyenne des de Bon Fonctionnement et *MTRR* est le Temps Moyenne de Réparation.

Il faut noter que la disponibilité d'une entité est en général une fonction non croissante du temps (t) et donc, a fortiori, l'indisponibilité est une fonction non décroissante du temps (t). Si un système S est formé de deux entités E1 et E2. On a :

$$A_S = \begin{cases} A_{E1}(t) \cdot A_{E2}(t) & \text{système en parallèle} \\ 1 - (1 - A_{E1}(t))(1 - A_{E2}(t)) & \text{système en série} \end{cases} \quad (II.3)$$

### II.6. Maintenabilité et coûts en maintenance

Mettons en évidence la similitude existant entre la notion de fiabilité et la notion de maintenabilité les modèles mathématiques étudiés à propos de la fiabilité seront utilisables pour la quantification des temps relatifs à la maintenabilité, comme il est montré sur la Figure II.8.

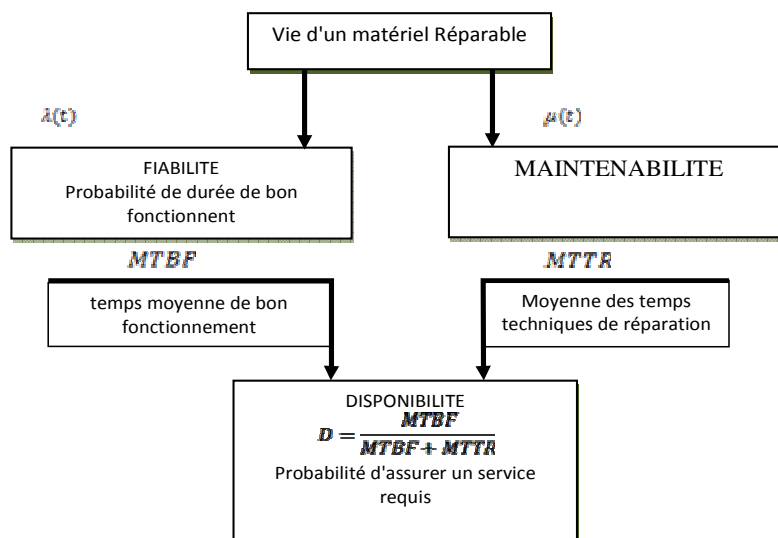


Figure II.8 : Durée de la vie d'un matériel réparable

La maintenabilité est donné par la relation suivante :

$$MTRR = \frac{\sum TTR}{N} = \frac{\sum \text{temps d'intervention}}{\text{temps de panne}} \quad (II.4)$$

Le coût de tout produit peut-être considéré comme la somme des coûts de développement et des coûts de production.

### II.6.1. Coûts de développement

Avant de pouvoir fabriquer un matériel, un certain nombre d'activités sont à satisfaire au préalable, en tout ou partie. Par exemple de recherche, d'étude et de développement et des essais et mise au point...etc.

Le coût de ces activités constitue les frais de développement. Ils concernent uniquement la naissance du produit et non la fabrication qui suivra. Ces frais sont ensuite répartis dans le prix de chaque article produit ou peuvent faire l'objet de clauses contractuelles particulières.

### II.6.2. Coûts de production

Le coût global de production peut lui-même être divisé en **coûts directs**, qui sont essentiellement en fonction de réalisation du produit et **les coûts de production (indirects)**, qui sont liés à l'activité générale de l'entreprise, encore appelés frais généraux ou frais de structure. Habituellement, les coûts de production d'un produit s'expriment d'une façon générale par la relation:

$$\text{Coût de production} = \text{coûts matières premières} + \text{coûts de fabrication} + \text{coûts de maintenance} + (\text{nombre d'heures} \times \text{taux horaire}).$$

### II.6.3. Coûts de maintenance

Si on considère les facteurs intervenant dans le coût total de maintenance trois types de coûts doivent être suivis :

- Les coûts directement imputables à la maintenance (dépenses propres à son fonctionnement),
- Les coûts des arrêts de fabrication dus à la défaillance, ce sont les coûts d'indisponibilité ; perte de production et le manque à gagner.
- Les coûts de pannes.

On voit que les coûts susceptibles d'être régulés, du moins tant que la structure de l'entreprise reste inchangée sont les coûts des opérateurs, une partie des coûts de fournitures et pièces de rechange, et les frais variables non réincorporés. Pour obtenir des coûts exacts, réalistes, il faut des renseignements précis. Or, les frais de main d'œuvre interne sont le produit d'un temps par un coût horaire et les charges comprises.

### II.6.4. Coûts de défaillance

Ces coûts sont le total des pertes économiques de maintenance (corrective) et des pertes de production ou coûts d'indisponibilité dues aux arrêts des matériels pour défaillance. Une solution consiste à calculer

les coûts de défaillance de certains matériels importants en adoptant un mode de calcul stabilisé et en suivant l'évolution de ces coûts par périodes de même durée.

### II.6.5. Les ratios

L'important de quantifier la maintenance, dans l'utilisation des ratios, on voit apparaître deux grandes finalités de:

- Evaluer la maintenance de l'opération avec la possibilité de se confronter à son environnement externe,
- Analyser l'efficacité et la rentabilité des activités de maintenance au sein de l'entreprise tant aux niveaux budgétaire, technique, organisationnel et structurel de la compétitivité de l'entreprise.

### II.6.6. Filtre économique

Dans le filtrage économique, les modèles classiques de calcul de la fonction coût de maintenance que l'on trouve dans la littérature sont utilisés. Ces modèles sont basés, d'une part, sur les techniques de fiabilité des processus et d'une autre part, sur la théorie du cycle de vie. La moyenne de vie résiduelle à l'instant ( $t_0$ ) a été définie par Rausand et Reinertsen en 1997 dans [17], comme suit :

$$MVR(t_0) = \int_0^{\infty} \frac{R(t+t_0)}{R(t_0)} dt \quad (II.5)$$

Plusieurs paramètres de fonctionnement peuvent être déterminés à partir de cette définition, comme la fonction densité de probabilité, la fiabilité et la moyenne de temps de fonctionnement. Andersen et Rasmussen 1999 dans [18], ont présenté un modèle de calculer le coût de maintenance en utilisant le temps résiduelle.

## II.7. Synthèse sur les approches de fiabilité

Nous proposons dans cette dernière partie, les lois qui définies sur un espace de probabilité utilisant les approches de fiabilité pour une technique de maintenance industrielle.

### II.7.1. Loi exponentielle

Ces propriétés principales de la distribution exponentielle sont :

D'abord la loi de fiabilité est donnée par la relation :

$$R(t) = e^{-\lambda t} \quad (II.6)$$

La fonction de densité est le dérivé la fonction de répartition,  $f(t) = F'(t) = -R'(t)$ . Cela nous donne que :

$$R'(t) = -(e^{-\lambda t})' \quad (II.7)$$

On dérivant la formule (II.21) nous obtenons :

$$\begin{aligned} &= -\left((- \lambda t)' e^{-\lambda t}\right) = \left((\lambda t)' e^{-\lambda t}\right) \\ &= \lambda e^{-\lambda t} \end{aligned} \quad (II.8)$$

Finalement nous pouvons écrire :

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad (II.9)$$

La densité de défaillance :

$$\lambda(t) = \lambda \quad (II.10)$$

Une autre Démonstration de la loi exponentielle qui peut être utile ; tels que la fonction de répartition  $F$  est égale à :

$$F(x) = P(T \leq t) = 1 - e^{-\lambda t} \quad (II.11)$$

En effet :

$$F(t) = P(T \leq t) = \int_0^t \lambda e^{-\lambda t} dt = \left[-e^{-\lambda t}\right]_0^t = -e^{-\lambda t} + 1 \quad (II.12)$$

Avec ;  $f$  est bien une densité de probabilité, car la fonction  $f$  est positive et  $\lim_{t \rightarrow +\infty} F(t) = \lim_{t \rightarrow +\infty} 1 - e^{-\lambda t} = 1$ . Donc on a :

$$P(X \leq a) = F(a) = 1 - e^{-\lambda a} \quad (II.13)$$

En passant par l'événement contraire, on a :

$$P(X > a) = 1 - P(X \leq a) = 1 - f(a) = e^{-\lambda a} \quad (II.14)$$

### II.7.2. Loi de Weibull

Dans cette loi, la fiabilité est donnée par la relation :

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \quad (\text{II.15})$$

La densité de probabilité est le dérivé la fonction de répartition:

$$f(t) = F'(t) = -R'(t)$$

$$f(t) = \left(1 - e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta}\right)' = -\left(e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta}\right)' \quad (\text{II.16})$$

Le dérivé de la formule (II.30) nous donne ce qui suit :

$$f(t) = -\left(-\left(\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta\right)' e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta}\right) = \left(\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta\right)' e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \quad (\text{II.17})$$

Cela conduit à :

$$f(t) = \beta \left(\frac{t}{\eta}\right)' \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} = \beta \frac{1}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \quad (\text{II.18})$$

Finalement la fonction de densité de probabilité:

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \quad (\text{II.19})$$

Le taux de défaillance calculé par la formule :

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{f(t)}{1-F(t)} \quad (\text{II.20})$$

$$\lambda(t) \frac{f(t)}{1-F(t)} = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \frac{1}{e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta}} \quad (\text{II.21})$$

Finalement on peut écrire :

$$\lambda(t) = \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad (II.22)$$

La densité de défaillance instantanée  $h(t)$  :

$$h(t) = \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad (II.23)$$

### II.7.3. Indicateurs de fiabilité

Les deux indicateurs utilisés en introduction à la notion et au calcul de fiabilité sont le MTBF, MTTR, la densité de panne ( $\lambda$ ) et le filtre économique (MVR).

$$MTBF = \frac{\sum \text{des temps de bon fonctionnement entre les } n \text{ défaillances}}{\text{Nombre de défaillances ou de périodes de bon fonctionnement}} \quad (II.24)$$

Le taux de défaillance ( $\lambda$ ) La validation du modèle élaboré, il est recommandé d'appliquer le test de Kolmogorov- Smirnov, qui a pour idée de comparer la fonction de répartition réelle à la fonction de répartition théorique, et on mesure l'écart point par point entre ces deux fonction :

$$D_{n_i} = \left| F_{réelle}(x) - F_{théorique}(x) \right| \quad \text{Si } (\lambda) \text{ est constant, } \lambda = \frac{1}{MBF} \quad (II.25)$$

Le MTTR (Mean Time To Repair) est donnée par :

$$MTTR = \frac{\sum \text{des temps de d'intervention pour } n \text{ pannes}}{\text{Nombre de pannes}(n)} \quad (II.26)$$

Et pour quantifier la disponibilité moyenne en utilise la relation suivante:

$$D = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR} \quad (II.27)$$

### II.8. Résultats d'étude de la fiabilité de la turbine à gaz examinée

Dans cette partie, on s'est intéressé à des données de terrain, recueillis de l'historique d'une installation de turbine à gaz examinée, afin d'évaluer au mieux sa fiabilité et sa sûreté de fonctionnement ainsi que de proposer un planning scientifique des actions de maintenance préventive. Dans cette étude nous avons utilisé la loi de Weibull pour déterminer les paramètres de fiabilité de la turbine à gaz examinée, en vue de son application par la suite dans ce travail pour la proposition d'une approche de pronostic propre à cette turbine à gaz.

En effet, notre démarche consiste à observer ce système, durant certain temps de fonctionnement, dans des contraintes réelles d'exploitation, une turbine à gaz auquel on s'intéresse et à répertorier toutes les défaillances qui surgissent et les informations relatives à celle-ci (TBF, TTR), donner sur le tableau II.2. On obtient ainsi les données de base, qui permettent de quantifier la fiabilité de la turbine à gaz examiné.

Nous avons procédés le regroupement de ces données en classe, dans ce cas on a  $N > 50$ , plusieurs règles empiriques proposent le nombre de classes  $K$  à créer. Dans notre cas,  $N = 11$  et d'après la formule

de Stringers, ce qui donne que  $K = 1 + 3.3 \log \sum_1^{11} n_i$  alors,  $K = 1 + 3.3 \log 11 = 4.44$  . On

prend  $K=5$ , L'intervalle de temps entre deux classes est  $\Delta T = \frac{TBF \text{ max}}{K} = 2764 \text{ h}$  . Donc les

défaillances par classe sont données par le tableau II.3.

N°	Marche Cumulée (h)	TBF (h)	DESIGNATION DES TRAVAUX
1	06 906	06 906	CI : Inspection des chambres de combustion
2	18 162	11256	Révision des veines chaudes (HGPI) et changement des chambres de combustion
3	31 783	13 621	CI : Inspection des chambres de combustion
4	37 153	05 370	MI : Révision générale
5	45 799	08 646	CI : Révision des chambres de combustion
6	59 618	13 819	Révision HGPI, changement IGV et changement de la pompe HP principale
7	67 223	07 605	CI : Inspection des chambres de combustion, des joints et accouplements cotés charge
8	74 174	06 951	Inspection des disques de poussées axiales
9	76 841	02 667	MI : Révision générale
10	86 591	09 750	Inspection des chambres de combustion
11	93 784	07 193	Révision HGPI

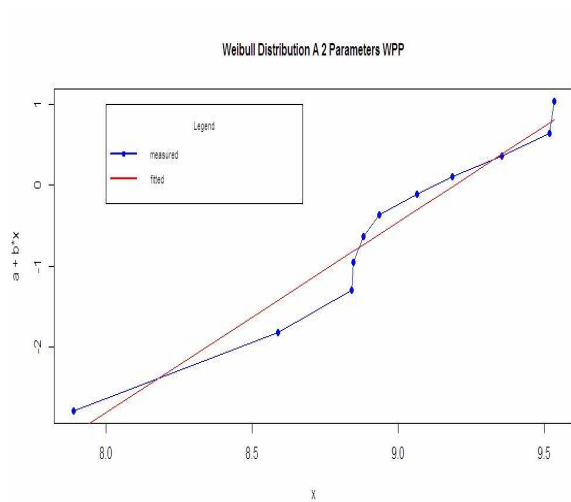
**Tableau II.2 : Données de fiabilité de turbine à gaz examinée**

Classe	$\Delta T(h)$	Nombre de pannes
1	0 – 2 764	1
2	2 764 – 5 528	1
3	5 528 – 8 292	4
4	8 292 – 11 056	2
5	11 056 - 13 820	3

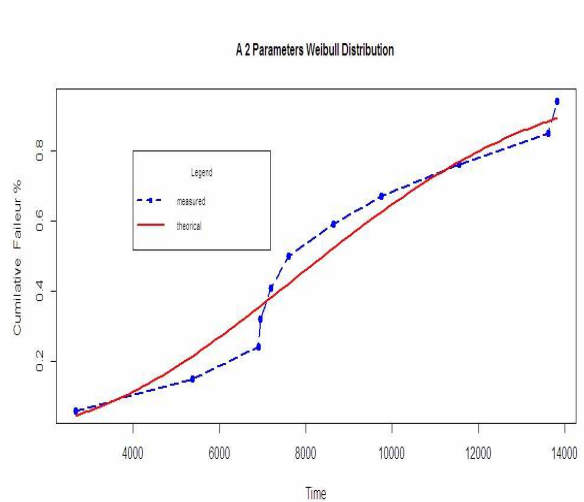
**Tableau II.3 : Données de défaillances de turbine à gaz examinée**



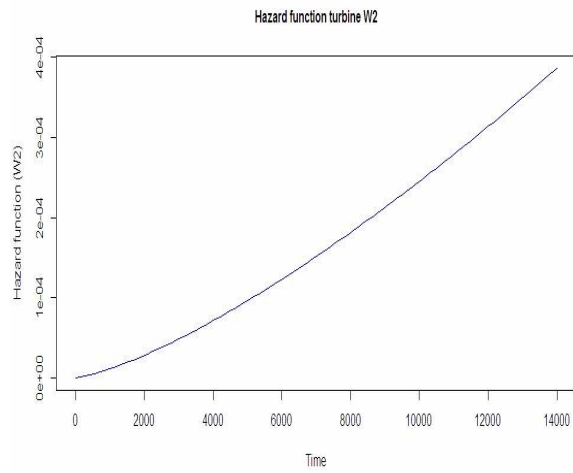
Les résultats de l'expérience passive ont aboutis à une courbe du taux de défaillance rapidement croissante, comme il est montré sur les Figure II.9 jusqu'au Figure II.13, pour le modèle de Weibull à deux paramètres et sur les Figure II.14 jusqu'au Figure II.16, dans le cas de modèle de Weibull à trois variables. Par contre la Figure II.17, montre une comparaison de résultats avec l'utilisation de modèle de Weibull à deux et a trois paramètres. Ce qui signifie qu'un mode de défaillance prédominant a entraîné une dégradation accélérée. La connaissance du paramètre de forme nous permet de localiser notre équipement sur sa courbe en baignoire et d'orienter un diagnostic, pour  $3 < \beta < 4$  : phase d'obsolescence où apparaît des phénomènes d'usure rapide et de corrosion.



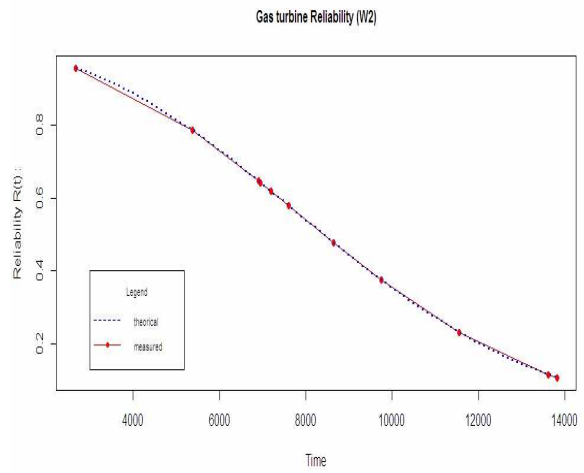
**Figure II.9: Fonction de probabilité avec Weibull à deux variables**



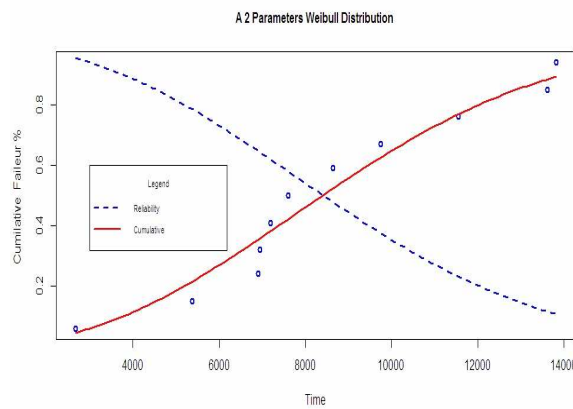
**Figure II.10: Défaillances cumulative avec Weibull à deux variables**



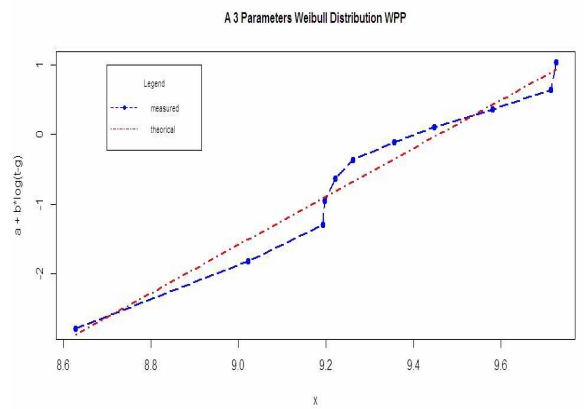
**Figure II.11: Fonction Hazard avec Weibull à deux paramètres**



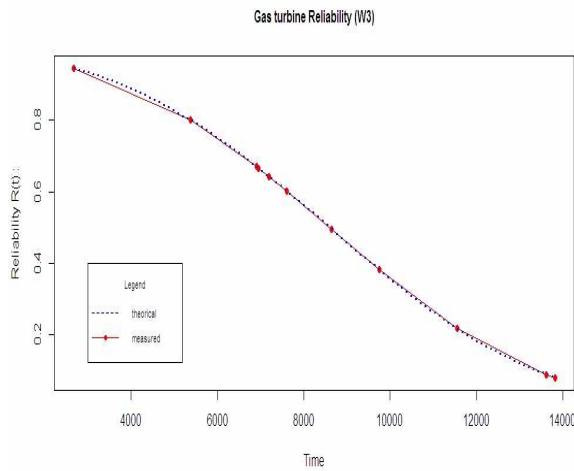
**Figure II.12: Fiabilité avec Weibull à deux paramètres**



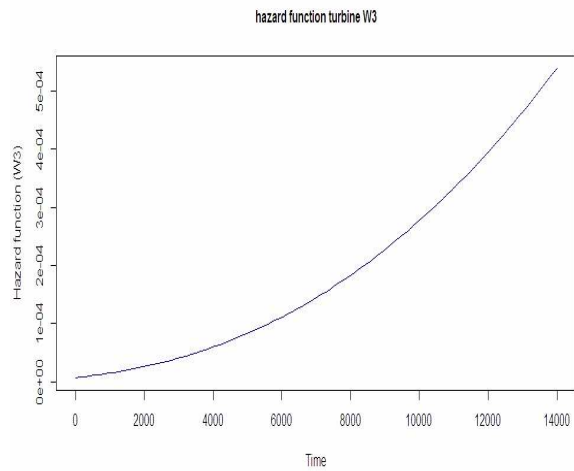
**Figure II.13: Fiabilité et défaillances cumulatives avec Weibull à deux paramètres**



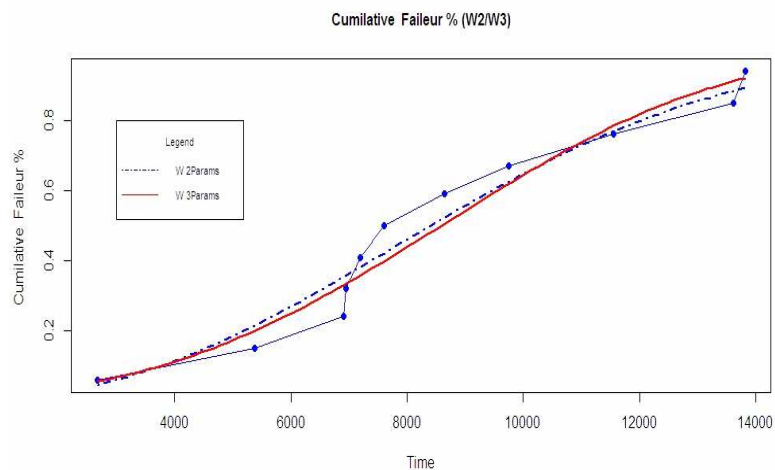
**Figure II.14: Fonction de probabilité avec Weibull à trois paramètres**



**Figure II.15: Fiabilité avec Weibull à trois paramètres**



**Figure II.16: Fonction Hazard avec Weibull à trois paramètres**



**Figure II.17: Défaillances cumulative avec Weibull à deux et à trois paramètres**

On constate que la première période inclut la deuxième, ce qui nous permet de considérer la période **T=6100h** comme période optimale d'interventions systématique pour le changement des organes fragiles. Au-delà d'une certaine période de maintenance préventive qui a pour objet de surveiller et d'apprendre à connaître le comportement de la turbine à gaz, le choix du type de préventif se pose. Il est évident que ce choix est à faire au niveau des composants les plus sensibles. Ainsi, la turbine à gaz peut être prise en charge :

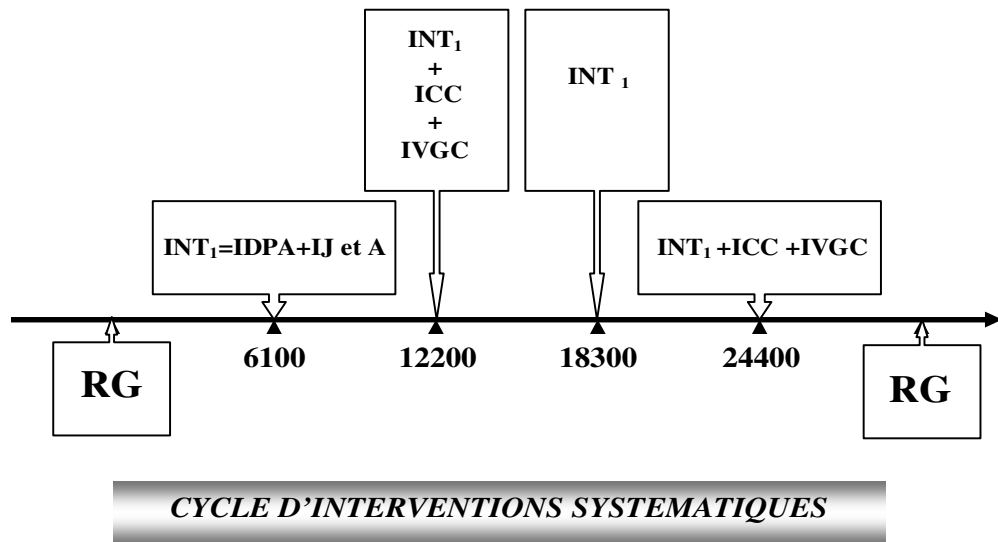
- En rondes : lubrification, réglages,....
- En systématique : joints d'étanchéité...
- En conditionnelle : équilibrage, roulements....

A partir de ce dernier point et après avoir déterminé la période optimale d'interventions préventives (**T=6100h**), on peut adopter un programme de renouvellement des organes fragiles. Aussi, le programme de maintenance proposé pour notre turbine à gaz examinée, consiste à réaliser un cycle d'interventions préventives chaque **30500h** de marche de la turbine. Ce cycle est proche de celui recommandé par le constructeur qui est de **32000h**. Un écart de **1500h** qui pourrait aider à mieux gérer cette turbine dans son age obsolescence.

Au bout de la période optimale de remplacement des organes fragiles : **T=6100h**, la fiabilité d'une TAG est, alors,  $R(T) = 0,7572$ . Par complémentarité,  $F(T) = 0,2428$ . Estimons maintenant le taux d'amélioration de la fiabilité de la station par l'application de la redondance active. Le taux d'amélioration sera égale

$$\text{à } \tau = \frac{R_s(T) - R(T)}{R(T)} = 0,3160.$$

Cette amélioration sensible de la fiabilité (31.6%) pourrait avoir des répercussions techniques ; rallongement de la période d'interventions systématiques pour certaines turbines, comme il est montré sur la Figure II.18, ou organisationnelles ; avoir le choix d'intervenir ou pas à la défaillance d'une ou deux turbines (cela dépendra de la capacité globale désirée) selon la disponibilité des techniciens de maintenance.



**RG** : révision générale. **INT<sub>1</sub>** : intervention. **IDPA** : inspection du disque de poussée axiale. **IJ** : inspection des joints. **A** : accouplements. **ICC** : inspection de la chambre de combustion. **IVGC** : inspection de la veine des gaz chauds.

**Figure II.18 : Programme de maintenance proposé**

## II.9. Conclusion

La turbine à gaz est un équipement compliqué, mais très important dans les stations pétrolières qui nécessite une maintenance préventive bien planifiée. Dans ce cadre, nous avons fait une investigation sur les techniques de maintenance utilisant les approches de fiabilité, et avons utilisé toutes les démarches de calcul pour déterminer les paramètres de la fiabilité et le coût de maintenance, pour atteindre la meilleure estimation. Dans ce but, nous avons développé les démarches de maintenance basée sur la fiabilité, adaptée à un système de turbine à gaz, sujet de notre application dans cette thèse. Afin de valider ces méthodes, qui permettent d'assurer une disponibilité fonctionnelle du système examiné et d'assurer une fonction logistique permettant d'organiser et de réaliser toute une série de précautions pour éviter les défaillances imprévues.

# CHAPITRE III

## MODELISATION DES VIBRATIONS D'UNE TURBINE A GAZ POUR LEUR PRONOSTIC

---

En se basons sur l'utilisation de l'instrumentation existante sur site, nous traiterons l'exemple de la station de compression de gaz à Hassi R'Mel de SONATRACH. Dans la deuxième partie de ce chapitre nous étudierons le système de supervision de cette turbine. Cela, va permettre de mieux gérer les défaillances causées par les vibrations, en détectant les défauts à un stade précoce, avant qu'ils ne deviennent critiques et de décrire les paramètres liés aux vibrations et représente l'état du mouvement vibratoire. Différentes techniques utilisées pour comprendre l'état des machines sont présentées. Afin de trouver la bande optimale de fréquence qui minimise les seuils de vibrations pour le diagnostic des défauts et dans le but d'assurer un fonctionnement fiable de ces unités de transport de gaz

### **III.1. Introduction**

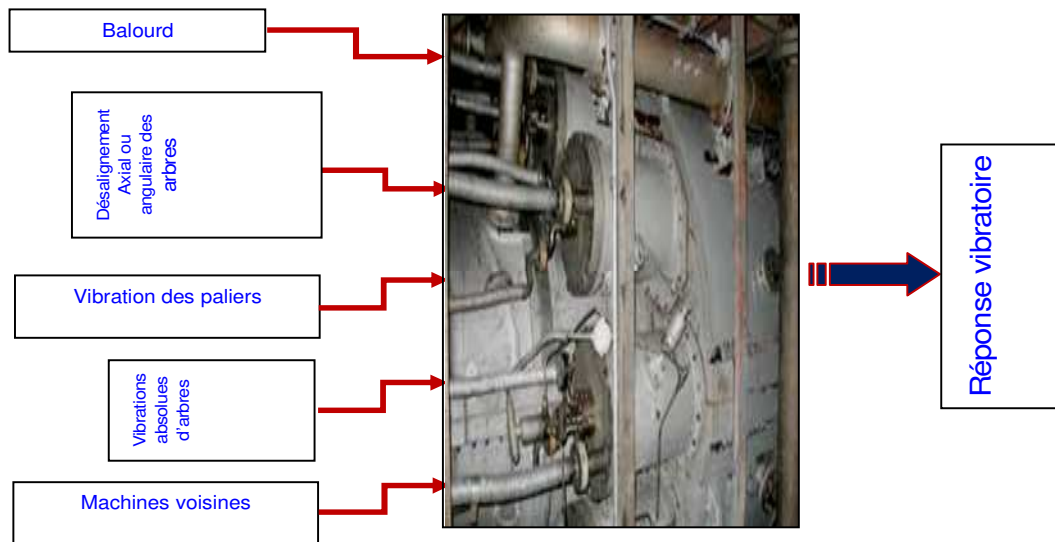
La surveillance des vibrations est toujours un sujet d'actualité dans la plupart des secteurs industriels, qui utilisent les machines tournantes. En effet, ce domaine est conçu pour fournir des mesures de protection contre ces phénomènes d'instabilité de base et fournit le même niveau d'information pour leurs diagnostics, l'évaluation du comportement dynamique approfondi réalisés sur ces machines tournantes. Cependant, dans les turbines à gaz les signaux vibratoires de large bande sont souvent difficiles à interpréter, en raison des problèmes de la fiabilité des données recueillies sur ces turbines à gaz dans l'environnement de leurs exploitations. Dans plusieurs applications industrielles il y a des méthodes qui sont déjà développées précédemment pour améliorer les systèmes de surveillance des turbines à gaz, pour donner l'état et les informations d'exploitation d'une turbine à gaz à partir de ces signaux vibratoires. Néanmoins, ces méthodes présentent plusieurs inconvénients dans leur mise en marche pour intégrer la source de vibration dans ces systèmes de surveillances.

Le but de cette partie de travail est la détection des défaillances de vibration d'une turbine en utilisant une méthode de calcul des signaux dans le domaine fréquentiel, qui seront utilisés les modèles de vibrations proposées pour une turbine à gaz, dans le but d'assurer un bon fonctionnement de cette machine tournante.

### **III.2. Installation de système turbine à gaz**

La compréhension du comportement vibratoire d'une turbine est un enjeu industriel dont l'importance n'a cessé d'augmenter durant ces dernières années. La déformation dynamique non maîtrisée d'une structure (par exemple les boucliers et les ailettes d'une turbine) peut entraîner un vieillissement prématuré des composants, ou encore des nuisances sonores et vibratoires acceptables. Les études actuelles sur les comportements vibratoires des turbine à gaz et les traitements ainsi que les analyses faites sur les signaux mesurés, peuvent relier les effets vibratoires observés aux causes matérielles qui les génèrent et fournir un outil très puissant pour les besoins de la maintenance, surtout dans l'industrie pétrolière où la compétition est exprimée par la qualité et les coûts.

Notre travail est orienté dans ce sens pour illustrer et montrer comment, dans une politique de maintenance, les vibrations sont mesurés, traités, surveillés et servent pour un diagnostic, afin d'apprécier l'état mécanique de la turbine à gaz. En effet, Les phénomènes d'instabilité et critiques notamment le fatigue, l'usure est amplifiée par les phénomènes de vibration des pièces sous contrainte dans les turbines à gaz, comme il est présenté sur la Figure III.1.



**Figure III.1 : Effet vibratoire sur la turbine à gaz**

L'analyse prédictive du comportement dynamique d'une turbine, détermine les fréquences d'excitation pour limiter les risques de résonance, notamment à partir des systèmes propulsifs.

Réellement, les calculs vibratoire et les tests d'excitation doit donnée un excellent comportement à vitesse normale et un comportement qui reste acceptable à vitesse maximale, dans ce sens, les vibrations dans un équipement tournante est écrit sous la forme:

$$x(t) = X \sin(2\pi ft + \varphi) \quad (III.1)$$

Une propriété fondamentale de vibration est donnée par la relation suivante:

$$D = \frac{V}{2\pi f} = \frac{a}{(2\pi f)^2} \quad (III.2)$$

Comme tout mouvement, les vibrations enregistrées pendant les itinéraires peuvent être quantifiées par trois grandeurs fondamentales :

- Déplacement,
- Vitesse de ce déplacement,
- Accélération subie pour effectuer ce déplacement.



### III.2.1. Analyse des données de vibrations

L'analyse des données de vibrations dans turbines à gaz est utilisée pour collecter les données et de faire les différents traitements et ses mises à l'échelle. Pour notre application, nous considérons les positions radiales des capteurs de vibrations de la turbine examinée, représentées sur la Figure 2.

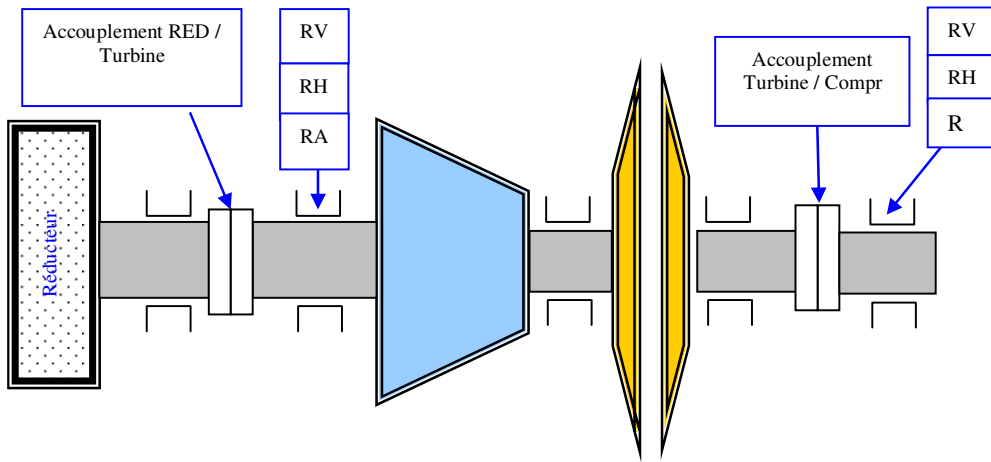


Figure III.2 : Installation expérimentale de système turbine à gaz

Dans ce chapitre de thèse, nous étudions une vibration radiale dans la turbine à gaz, par la torsion dans le cas simple d'une section circulaire du rotor en position croix. Le déplacement de torsion est dominante est la rotation des sections transversales sont données par le déplacement angulaire, cette déplacement est simplifié et utilisé comme suite :

$$\begin{cases} u_1(x_1, x_2, x_3, t) \approx 0 \\ u_2(x_1, x_2, x_3, t) \approx -x_3 \alpha(x_1, t) \\ u_3(x_1, x_2, x_3, t) \approx x_2 \alpha(x_1, t) \end{cases} \quad (III.3)$$

Pour les déformations calculs suivants Hamilton fonctionnelle, est de donner de la manière suivante:

$$\begin{cases} \epsilon_{11} = \epsilon_{22} = \epsilon_{33} = \epsilon_{23} \\ \epsilon_{12} = -\frac{1}{2} x_3 \frac{\partial \alpha}{\partial x_1} \\ \epsilon_{13} = -\frac{1}{2} x_2 \frac{\partial \alpha}{\partial x_1} \end{cases} \quad (III.4)$$

La construction fonctionnelle Hamilton est donnée par l'équation suivante:

$$H(\alpha) = \int_{t_0}^{t_1} \int_0^l \left[ \frac{1}{2} \rho I_1 \left( \frac{\partial \alpha}{\partial t} \right)^2 - \frac{1}{2} G I_1 \left( \frac{\partial \alpha}{\partial x_2} \right)^2 + M_1 \alpha \right] dx_1 dt$$

Avec :

$$I_1 = \int_S (x_2^2 + x_3^2) dx_2 dx_3$$

Le mouvement du rotor est donnée par:

$$\rho I_1 \frac{\partial^2 \alpha}{\partial t^2} - \frac{\partial}{\partial x} \left( G I_1 \frac{\partial \alpha}{\partial x} \right) = M_1$$

$$\forall x_1 \in ]0, l[, \forall t \in \mathfrak{R}$$

Où  $G = \frac{E}{2(1+\nu)}$  est le module de cisaillement du rotor dans les conditions aux limitations  $x_1 = 0$

et  $x_1 = l$ .

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha(0, t) = 0 \\ G I_1 \frac{\partial \alpha}{\partial x_1}(0, t) = 0 \end{array} \right. \wedge \left\{ \begin{array}{l} \alpha(l, t) = 0 \\ G I_1 \frac{\partial \alpha}{\partial x_1}(l, t) = 0 \end{array} \right.$$

La condition  $\alpha = 0$  est une condition de l'installation et de l'état  $G I_1 \frac{\partial \alpha}{\partial x_1} = 0$ , lorsqu'aucune torsion

n'est une extrémité libre pourvue. La contrainte sur la surface du rotor est déterminée par l'utilisation de l'équation suivante:

$$\begin{pmatrix} \sigma_{11} \\ \sigma_{22} \\ \sigma_{33} \\ \sigma_{23} \\ \sigma_{13} \\ \sigma_{12} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} E & \nu E & \nu E & 0 & 0 & 0 \\ \nu E & E & \nu E & 0 & 0 & 0 \\ \nu E & \nu E & E & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{E}{2(1+\nu)} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{E}{2(1+\nu)} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{E}{2(1+\nu)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -x_3 \alpha_{x_1} \\ -x_2 \alpha_{x_1} \\ 0 \end{pmatrix}$$

Hafaifa et al. Dans [21] ont utilisé un modèle non linéaire pour la configuration et le contrôle pour la surveillance en ligne de turbines à gaz. En outre, l'arrêt rapide de la turbine peut provoquer des

défaillances des composantes d'une turbine à gaz en rotations très élevées, développés aussi dans plusieurs applications industrielles dans la littérature [2, 4, 7, 11, 15 et 20].

### III.2.2. Dynamique d'un rotor de turbine à gaz

Le rotor d'une turbine est modélisé par une poutre qui comporte un disque, composé par des roues, il repose, d'une part, sur deux appuis infiniment rigides, et d'autre part sur un palier linéaire dans les directions  $X$  et  $Y$  situé aux tiers de la poutre, comme il est montré sur la Figure III.3. Les expressions des énergies cinétiques de l'arbre, des disques et des paliers sont nécessaires pour caractériser la ligne d'arbre d'une turbine à gaz.

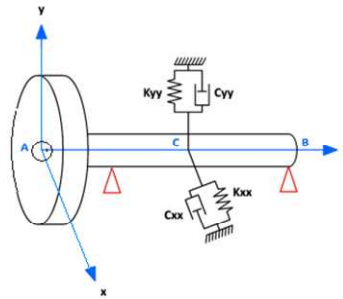


Figure III.3 : Modèle simplifié d'une ligne d'arbre d'une turbine à gaz

Les équations générales de modèle simplifié d'une ligne d'arbre d'une turbine à gaz sont obtenues sous la forme:

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{\partial T}{\partial \dot{q}_i} \right) - \left( \frac{\partial T}{\partial q_i} \right) + \left( \frac{\partial U}{\partial q_i} \right) = Fq_i \quad (\text{III.9})$$

Avec  $1 < i < N$  et  $N$  est le degré de liberté,  $q_i$  les coordonnées généralisées et  $Fq_i$  les forces.

### III.3. Phénomène de Balourd

Le phénomène de balourd c'est un état d'instabilité qui peut créer des phénomènes vibratoires dans les turbines à gaz. La Figure III.5. Dans cette Figure III.4, un défaut de balourd est présenté, ce défaut va induire des perturbations sur les rotations de rotor de la turbine en fonctionnement. Le balourd est modélisé comme suite:

$$\begin{aligned} p_1 &= \delta_1 \Omega^2 \sin(\Omega + \varphi_1) \\ p_2 &= \delta_2 \Omega^2 \sin(\Omega + \varphi_2) \end{aligned} \quad (\text{III.10})$$

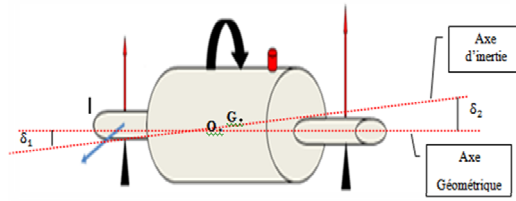


Figure III. 4 : Inertie de l'axe d'un rotor

Le phénomène de balourd est déterminé par l'énergie cinétique de la masse  $m_b$  qui centré au point  $B$  à une distance  $d$  de centre géométrique  $C$ , comme il est présenté sur la Figure III.5.

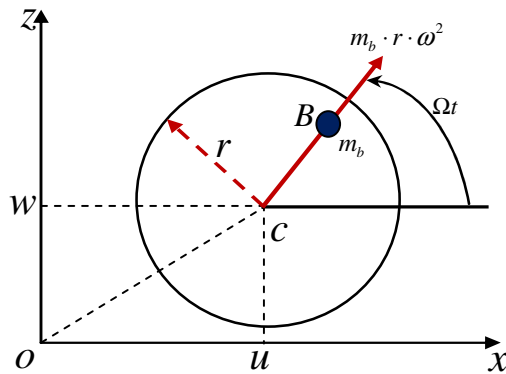


Figure III.5 : Force centrifuge de Balourd

Les coordonnées de phénomène de balourd sur les coordonnées fixe  $oxyz$  sont tirés par :

$$\overline{OB} = \begin{Bmatrix} u + d \cos \Omega t \\ Cte \\ w + d \sin \Omega t \end{Bmatrix} \quad (III.11)$$

Avec la vitesse de rotation donnée par :

$$\vec{v} = \frac{d\overline{OB}}{dt} = \begin{Bmatrix} \dot{u} - d\Omega \sin \Omega t \\ 0 \\ \dot{w} + d\Omega \cos \Omega t \end{Bmatrix} \quad (III.12)$$

D'où, l'énergie cinétique de phénomène de balourd est calculer par :

$$T_b = \frac{1}{2} m_b (\dot{u}^2 + \dot{w}^2 + \Omega^2 d^2 + 2\Omega d \dot{u} \sin \Omega t - 2\Omega d \dot{w} \cos \Omega t) \quad (III.13)$$

Dans la présence des forces d'excitation sur le rotor, qui le cas de phénomène de balourd, le modèle de ces forces de phénomène de balourd est donnée par :

$$\vec{F}_{balourd} = -\frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\partial T}{\partial \dot{q}} \right) \Rightarrow \vec{F}_{balourd} = md\Omega^2 \begin{Bmatrix} 0 \\ \cos \Omega t \\ \sin \Omega t \end{Bmatrix}_{R_0} \quad (III.14)$$

$R_0$  : repère galiléen (fixe)<sub>balourd</sub>

Sous la forme matricielle ces forces de phénomène de balourd est donnée par :

$$\vec{F}_{balourd} = \begin{Bmatrix} -m\ddot{u}_x \\ -m\ddot{u}_y + md\Omega^2 \cos(\Omega t + \alpha) \\ -m\ddot{u}_z + md\Omega^2 \sin(\Omega t + \alpha) \end{Bmatrix}_{R_0} \quad (III.15)$$

Avec :  $\ddot{u} = 0$ , cas de balourd, alors on obtenue :

$$\vec{F}_{balourd} = \begin{Bmatrix} 0 \\ md\Omega^2 \sin \alpha \\ md\Omega^2 \cos \alpha \end{Bmatrix} \cos \Omega t - \begin{Bmatrix} 0 \\ md\Omega^2 \sin \alpha \\ md\Omega^2 \cos \alpha \end{Bmatrix} \sin \Omega t \quad (III.16)$$

$\Rightarrow \vec{F}_{balourd} = \Re \{ (\vec{F}_r + i\vec{F}_i) e^{i\Omega t} \}$

D'après l'équation de Lagrange donnée par (III.16) et d'où le calcul harmonique, sont égaux aux calculs de système linéaire à résoudre, on trouve :

$$\begin{bmatrix} k - \Omega^2 M & -\Omega(C + G(\Omega)) \\ \Omega(C + G(\Omega)) & k - \Omega^2 M \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_r \\ u_i \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} F_r(\Omega^2) \\ F_i(\Omega^2) \end{Bmatrix} \quad (III.17)$$

A partir de l'équation (III.15) et lagrangienne dans (III.17), on détermine :

$$M\ddot{\vec{u}} + K\vec{u} = \vec{F}_{balourd}$$

$$\vec{u} = \frac{md\Omega^2}{K - \Omega^2 M} \begin{Bmatrix} 0 \\ \cos \Omega t \\ \sin \Omega t \end{Bmatrix} \quad (III.18)$$

La réponse de phénomène de balourd pour  $(\Omega)$  très grand est donnée sous la forme:

$$\vec{u} \cong -\frac{md}{M} \begin{Bmatrix} 0 \\ \cos \Omega t \\ \sin \Omega t \end{Bmatrix}_{R_0} \quad (III.19)$$

Cette procédure de modélisation est présentée sur la réponse de phénomène de balourd montré sur la Figure III. 6.

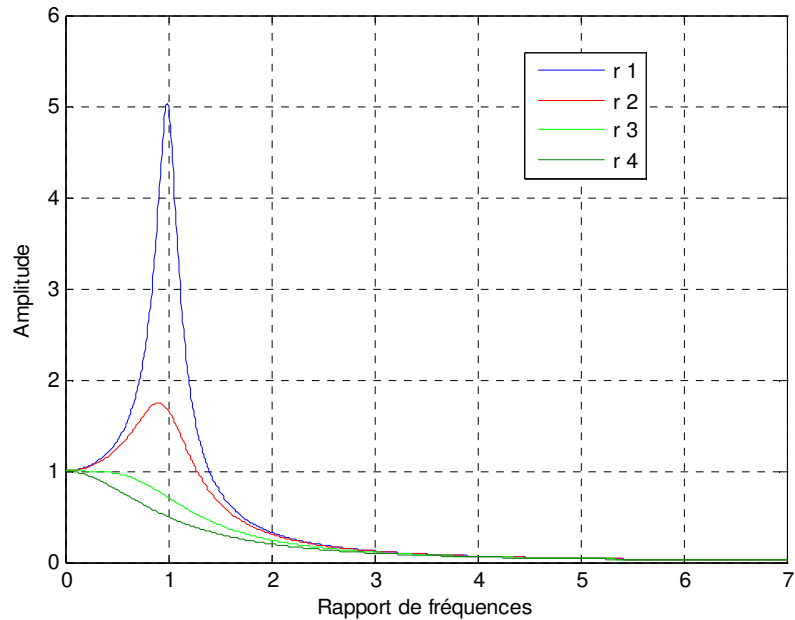


Figure III.6 : Réponse de phénomène de balourd

#### III.4. Phénomène de désalignement

Le phénomène de désalignement des rotors est une cause des vibrations assez habituelle pour les machines tournantes. Pour ce phénomène, un alignement précis de rotor devient indispensable dans les installations de turbines à gaz. La réponse de ce phénomène est montrée sur la Figures III.7.

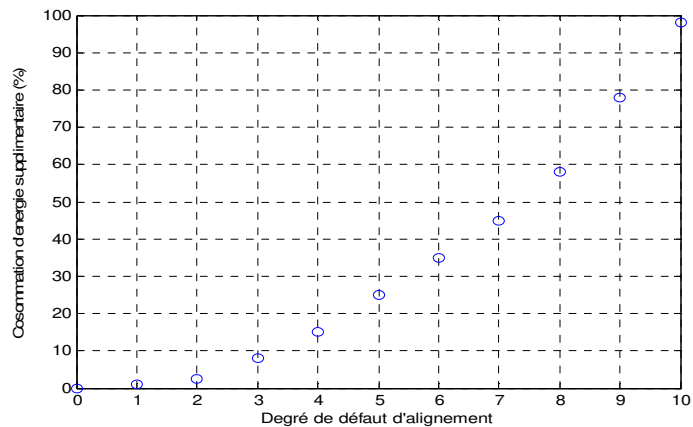


Figure III.7 : Phénomène de désalignement en fonction de consommation d'énergie

En réalité industrielle, il existe deux types de désalignement, comme ils sont montrés sur les Figures III.8 et III.9.

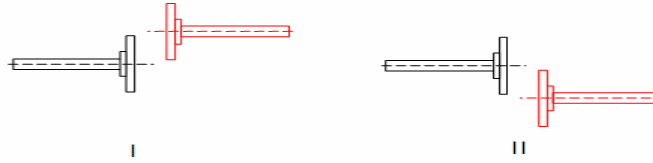


Figure III.8 : Phénomène de désalignement radial



Figure III.9 : Phénomène désalignement angulaire

Cependant, on peut modéliser le défaut d'alignement par les trois modes axial, angulaire et radiale, pour chacun desquels on définit une rigidité, comme il est illustré sur le Tableau III.1 et par les Figures III.10, III.11 et III.12.

$k_x = \frac{\text{effort axial}}{\text{décalage axial}}$ $= \frac{F_x}{x} \text{ (daN / mm)}$	$k_\alpha = \frac{\text{couple}}{\text{désalign ang}}$ $= \frac{c_\alpha}{\alpha} \text{ (daN.m / rad)}$	$k_y = \frac{\text{eff or radi}}{\text{décal axi}}$ $= \frac{F_y}{y} \text{ (daN / mm)}$
Mode axiale	Mode angulaire	Mode radiale

Tableau III.1 : Différent types de désalignement

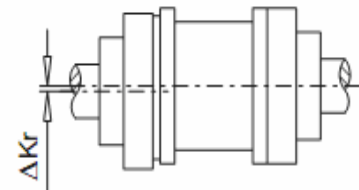
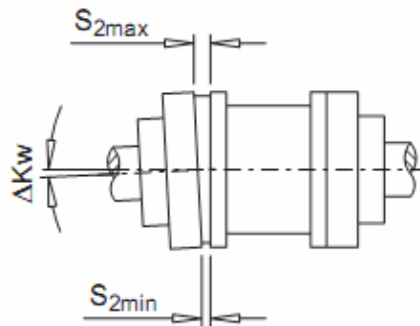
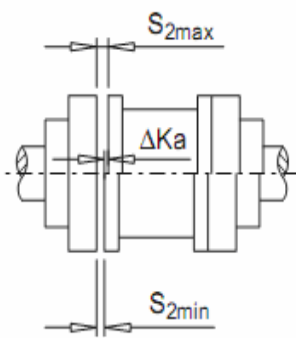
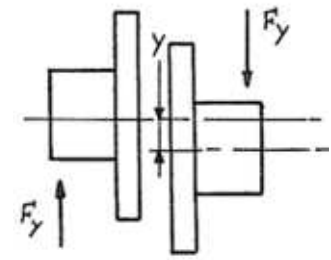
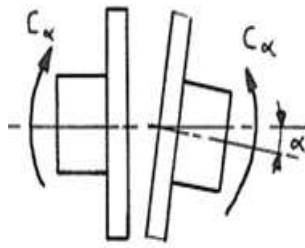
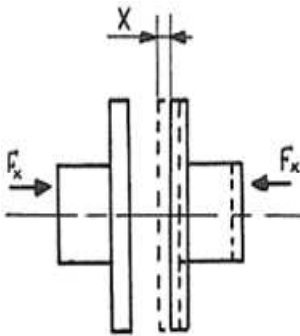


Figure III.10 : Mode axiale

Figure III.11 : Mode angulaire

Figure III.12 : Mode radiale

Le désalignement axial  $\Delta Ka$  des éléments d'accouplement entre elle est admis dans les limites de la déviation admissible de  $S_2$ , comme il est montré sur la Figure III.13, le désalignement angulaire est modélisé comme suit :

$$\Delta KW_{admiss} = \text{en rad} = \frac{\Delta S_{2admiss}}{d_a}$$

$$\Delta KW_{admiss} = \text{en deg rée} = \frac{180}{\pi} \times \frac{\Delta S_{2admiss}}{d_a} \quad (III.20)$$

Où  $\Delta S$  la déviation entre les deux arbres d'accouplement et  $d_a$  le diamètre extérieur d'arbre.



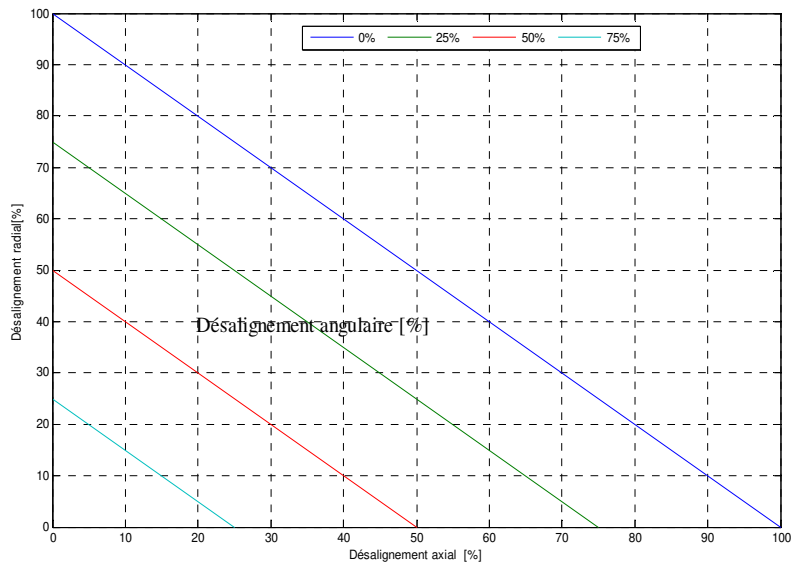


Figure III.13 : Diagramme désalignement en (%)

### III.5. Vitesse de rotation et la charge axiale d'une turbine à gaz

L'activité de supervision et de contrôle des turbines à gaz est une tâche très complexe et nécessite une grande expérience par des experts. De même, ces experts ne sont pas disponibles à tout moment et dans chaque site. Le problème consiste donc à capturer ce savoir faire et permettre ainsi un cumul d'expérience, dans le but de la construction d'une approche de supervision. Ce qui permet de prédire la situation actuelle par le contrôle au moment de fonctionnement de la turbine à gaz comme un système complexe suite à des dérives subites par certains paramètres (vitesse de rotation, la température d'échappement et autres situations anormales par rapport aux situations habituelles de marche normale) et de diminuer ainsi au maximum la durée d'arrêt de ces équipements pour limiter les pertes de production et réduire les coûts de maintenance.

La complexité de la supervision d'une turbine à gaz réside, d'une part, dans la difficulté d'obtenir un modèle mathématique détaillé de la turbine à gaz, d'autre part, dans le caractère aléatoire et fluctuant des variables à gérer. En effet, le gaz ne s'allume et ne brûle bien que dans une étroite plage du pourcentage Air/carburant, tandis que la température dépendant du pourcentage de l'air d'admission, comme il est montré sur la Figure III.14. Si la vitesse de la turbine à gaz peut être mesurée, la quantité d'air aspiré ne peut être mesurée avec assez de précision pour être utilisée dans le contrôle de la température d'échappement.

La vitesse de la turbine à gaz qui va dépendre d'air aspiré et de gaz naturel, une stratégie de surveillance adéquate, apparaît comme un outil pour construire les lois de commande du superviseur avec les objectifs suivants :

- Déterminer le débit de carburant (le signal de référence de la commande du débit de carburant - FSR-) en fonction de la vitesse de rotation,
- Obtenir un contrôle de température d'échappement sur une plage de variation de la température ambiante,

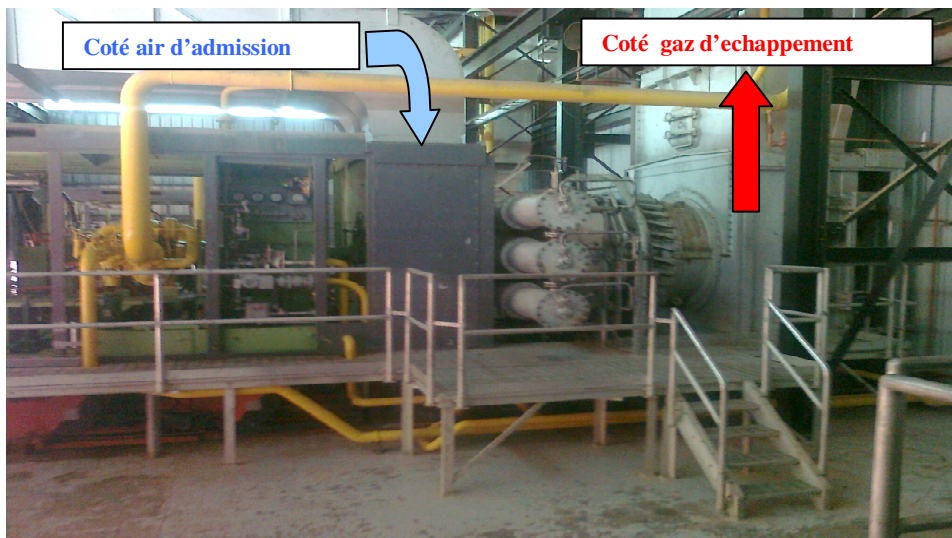


Figure III.14 : Turbine à gaz industriel type GE

Le système de surchauffe se manifeste par les valeurs de température d'échappement ( $T_{echap}$ ); au-delà de certaines limites de surchauffe, il y aura un risque de destruction des parties chaudes, en particulier la chambre interne de combustion, le distributeur de turbine et éventuellement les aubes mobiles de la turbine à gaz. Le système de surchauffe est plus fréquent en phase de démarrage, à cause de certaines anomalies liées au démarrage. Une accélération trop rapide peut produire une surchauffe, le système de surchauffe permanente est possible, si les rendements du compresseur et de la turbine, sont détériorés, c'est ainsi que la mesure et l'enregistrement de ( $T_{echap}$ ) est classée soit pour affichage simple ou pour alarme ou pour arrêts démarrage. L'origine de surchauffe doit être trouvée en tout cas si la surchauffe au démarrage dépasse des limites certaines. Le démarrage doit être arrêté et le carburant accumulé dans la chambre de combustion doit être purgé, il y a des limites de ( $T_{echap}$ ) classées soit pour l'affichage simple soit pour alarme ou pour arrêt.

### III.5.1. Cycle thermodynamique

Le cycle thermodynamique d'une machine tournante est représenté en diagramme TS résultant le cycle de Brayton de la température, comme il est montré sur la Figure III.15, le cycle théorique comporte ; La température d'entrée  $T_1$ , qui donne la valeur à l'admission du compresseur  $T_1 = T_a$ , La température  $T_2$  qui donne la valeur de fin de compression isentropique et la température du gaz augmente dans la chambre de combustion de  $T_2$  jusqu'à  $T_3$ , cette valeur de la température  $T_3$  est déterminée en fonction du bilan de la combustion. Après cela, les gaz se détendent adiabatiquement dans la turbine ( $T_3$  jusqu'à  $T_4$ ).

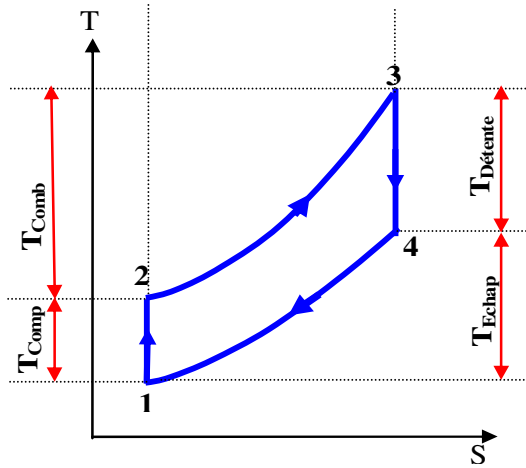


Figure III.15 : Diagramme de Brayton résultant du cycle de température

### III.5.2. Modèle de bilan thermique

Le modèle du bilan thermique à la face du compresseur deviendrait être sous la représentation suivante :

$$T_1 = T_a \left[ 1 + \frac{\gamma - 1}{2} M^2_a \right] \quad (\text{III.21})$$

Les conditions de sortie de la température à la sortie du compresseur  $T_2$ , peuvent être calculées comme suit :

$$T_2 = T_1 + \frac{T_1}{\eta_c} \left[ 1 - \left( \frac{P_2}{P_1} \right)^{\frac{\gamma - 1}{\gamma}} \right] \quad (\text{III.22})$$

L'expression simple de la variation de température du gaz à travers la chambre de combustion est obtenue à partir de modèle de conservation de l'énergie suivante :

$$T_3 - T_2 = \frac{w_{Fe} \Delta H_{Fe}}{C_{Pa} w_2} \quad (III.23)$$

La température à la sortie de turbine à l'échappement  $T_4$  est donnée par la relation suivante :

$$\frac{T_3 - T_4}{T_3} = \eta_T \left[ 1 - \left( \frac{1}{P_3 / P_4} \right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} \right] \quad (III.24)$$

$$W_T = c_{pmoy} (T_4 - T_3) \Rightarrow T_4 = T_3 + \frac{W_T}{c_{pmoy}} \quad (III.25)$$

Donc, on peut écrire pour chaque transformation de bilan thermique, comme suite :

$$\begin{cases} \Delta W + \Delta Q = \Delta H \\ W_{Comp} = \dot{M} \cdot C_p \cdot (T_2 - T_1) \\ W_{Détente} = \dot{M} \cdot C_p \cdot (T_3 - T_4) \\ Q_{Comb} = \dot{M} \cdot C_p \cdot (T_3 - T_2) \end{cases} \quad (III.26)$$

### III.6. Monitoring des vibrations d'une turbine à gaz

Au cours de fonctionnement d'une turbine à gaz, Le système de supervision des vibrations est prévu pour assurer la commande et la protection de la turbine à gaz, en raison des diversités dans les applications, et des différences dans les exigences de la charge imposée à la turbine, un système de supervision convenable a été mis au point. Le système de supervision emploie des taches pour surveiller les paramètres (température, vitesse, pression,...), toujours variables en cours de fonctionnement. De cette façon le système de supervision réalise la souplesse nécessaire pour que la turbine à gaz puisse répondre aux différents types de charges qui lui sont imposées [6].

Ainsi que cette sensibilité à la variation de la température influe négativement sur l'exploitation de la turbine. Au cours de fonctionnement de la turbine, les taux d'augmentation de la vitesse et de la température à l'échappement sont limités pour protéger les éléments composants de la turbine contre les tensions thermiques ou mécaniques excessives. Les taux d'augmentation de l'accélération et de la température sont commandés de manière indépendante par les boucles fermées des processus de

commande de la température et de la vitesse. Ces limites de taux fonctionnement par l'intermédiaire de circuit de commande (SPEEDTRONIC).

Les signaux de commande combustible sont produits par le logiciel de lancement du **SPEEDTRONIC**. En plus des trois niveaux de lancement, le logiciel fixe les FSR maximal et minimal et permet le contrôle manuel du FSR.

La Figure III.16, montre un schéma simplifié d'une turbine à gaz et son système de contrôle (MARK V) montrant les signaux d'entrée/sorties suivants : la vitesse de rotation ( $N$ ), la température de l'aire aspiré ( $T_0$ ), la température d'échappement ( $T_x$ ) et la puissance mécanique.

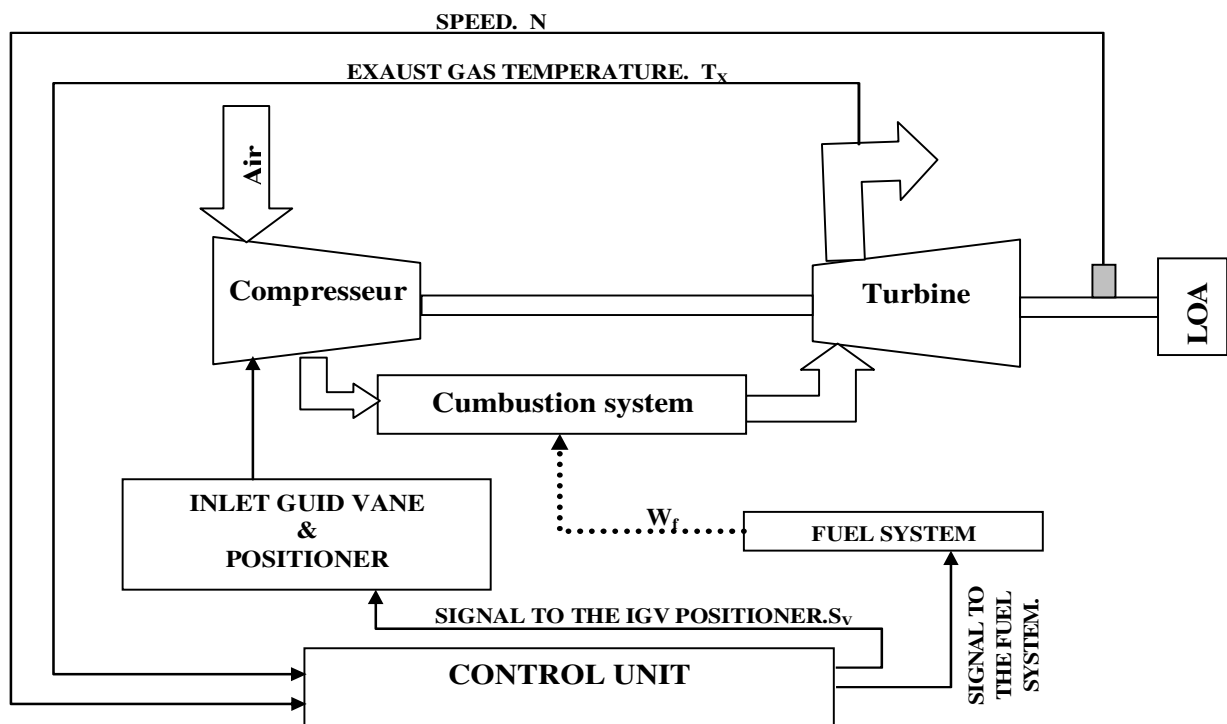


Figure III.16 : Système de contrôle d'une turbine à gaz

Le contrôle de la température et l'accélération est actif, dans le cas de l'état de fonctionnement anormal, comme il est montré sur la Figure III.17, la puissance de sortie est maximale de la turbine à gaz examinée, qui est dépend de la vitesse de l'arbre et la température ambiante. Dans ce cas, le contrôle de la température se limite à la température des gaz d'échappement, en réduisant le débit de carburant en tant que le débit d'air diminue avec la vitesse de rotor.

Pour une turbine de type (GE), la température de cuisson est 927 C° et la température de référence est 513 C°, le dépassement maximal admissible de la température, pendant le temps transitoire, ne doit pas dépasser la température de cuisson (environ 80% supérieure à la température de référence).

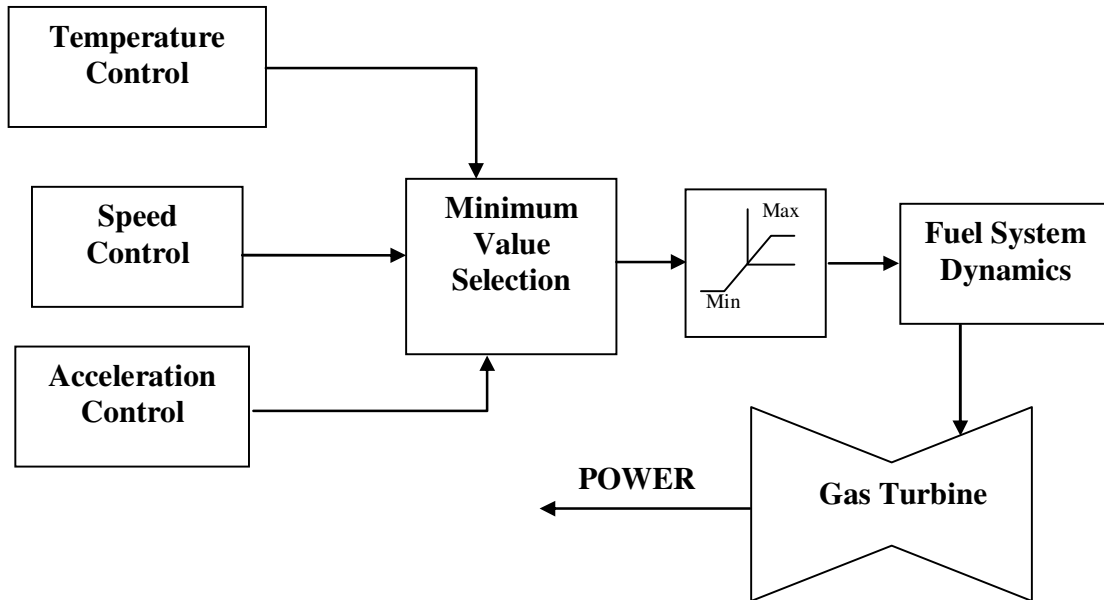
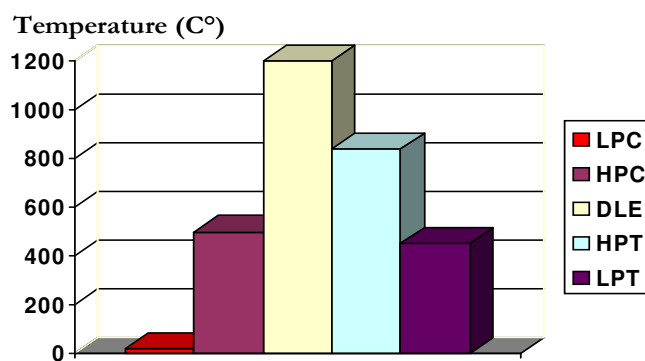


Figure III.17 : Représentation simplifiée d'un modèle de turbine à gaz

Sur la Figure III.18, on constate l'évolution de la température dans les différents éléments de la turbine à gaz à partir la température due à la compression de l'air atteint environ 115C° jusqu'à la sortie de la roue de basse pression (LPT), avec une température atteindre 450C°.



LPC (115C°): compresseur basse pression, HPC (500C°): compresseur haute pression, DLE (1200C°): chambre de combustion, HPT (840C°): la roue haute pression, LPT (450C°): la roue basse pression.

Figure III.18 : Evolution de température d'une turbine à gaz

Pour l'évolution de température en fonction de pression c'est montré dans la Figure III.19, ces évolutions sont les suivantes :

- de 0 à 1 : c'est le parcours de l'air dans l'ensemble de filtration et la gaine d'aspiration.
- de 1 à 2 : c'est le parcours dans le compresseur, la température monte aux environs de 250 C°. Il y a élévation de la pression (jusqu'à 7,5 bars environ).
- de 2 à 3 : c'est le parcours dans la chambre de combustion. Par combustion de la totalité de combustible, il y a élévation de la température. Pour la bonne tenue des matériaux au contact des gaz chauds, la température au point 3 est limitée à 950 C° par l'utilisation d'un grand excès d'air de combustion (de l'ordre de 300 %).
- de 3 à 4 : c'est la détente dans la turbine HP, qui se traduit par une baisse de température et de pression. L'énergie mécanique recueillie permet d'assurer l'entraînement du compresseur.
- de 4 à 5 : c'est la détente dans la turbine BP, qui se traduit par une baisse de la température et de la pression. L'énergie mécanique recueillie permet d'assurer l'entraînement de l'organe à entraîner. Si la pression à la sortie de la turbine BP est sensiblement égale à la pression atmosphérique, la température des gaz d'échappement est encore aux environs de 530 C°. [21]

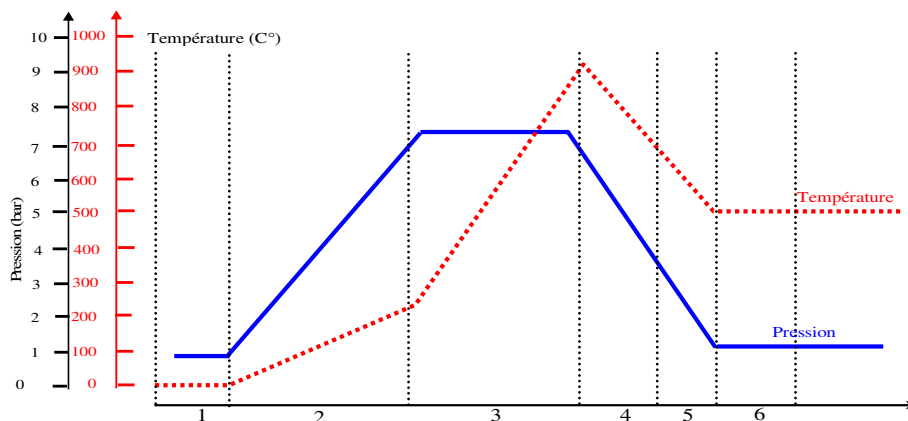


Figure III.19 : Evolution de température en fonction de pression

### III.6.1. Sous-système de contrôle

Le contrôle de la température d'échappement ( $T_{echap}$ ) C'est un calculateur qui reçoit les signaux transmis par les 12 thermocouples ( $T_C$ ) distribués sur l'entourage du deuxième étage de turbine libre. Il fait interpréter et comparer les différentes valeurs, calculer la température moyenne puis l'envoyer vers l'automate. Lorsque température d'entrée de la turbine est élevée, les aubes de la

turbine seront déformés. Afin de limiter la variation de température d'entrée  $T_4$  de la machine, un contrôle de la variation de la température est mis en place. La température de sortie de la turbine de puissance est souvent utilisée comme une variable de contrôle parce que  $T_4$  est difficile à mesurer. Le contrôle de température est obtenu en utilisant un contrôleur PI, la fonction de transfert de boucle est donnée par :

$$G(s) = k_2 \left( 1 + \frac{1}{T_2 s} \right) \quad (\text{III.27})$$

Compte tenu de la caractéristique de mesure du thermocouple, son fonction de transfert peut être exprimée par :

$$G(s) = \frac{1}{2.5s + 1} \quad (\text{III.28})$$

La température d'échappement  $T_{echap}$  sera exprimée sous l'expression (III.29) et dépendante de la température de référence, début du carburant et la vitesse de rotation de la turbine.

$$f_1 = T_{echap} = T_R - 700(1 - W_f) + 500(1 - N)$$

$$G_1(s) = \frac{T_{echap}(s)}{T_{amb}(s)} = \frac{0.7975s^2 + 0.8849s - 1.42}{s^2 + 3.266s + 0.9384} \quad (\text{III.29})$$

La variation de la température de référence  $T_r$  dépend de la fluctuation de la température ambiante  $T_{amb}$ .

La variation de la température de référence est liée à la fluctuation de la température ambiante, comme il est montré sur la Figure III.20, est calculée en utilisant l'équation (III.30) suivante :

$$T_{ra} = T_r - 0.6(15 - T_a) \quad (\text{III.30})$$

La température d'entrée  $T_f$  (K) de la turbine à gaz est donnée par :

$$T_f = T_d + (T_{f0} - T_{d0}) \frac{W_f}{W} \quad (\text{III.31})$$



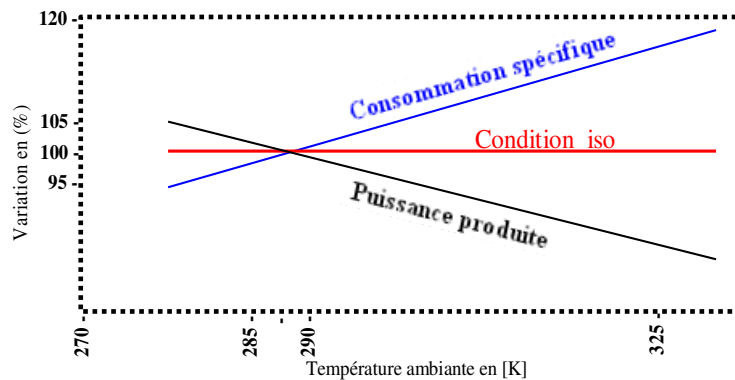


Figure III.20 : Performances d'une turbine à gaz en fonction de variation de température

### III.7. Analyse des vibrations

L'analyse des vibrations permet de mieux gérer les défaillances causées par les vibrations, en détectant les défauts à un stade précoce, avant qu'ils ne deviennent critiques. Et examinez à quel point les phénomènes vibratoires peuvent diminuer le temps de vie de la machine et apportez les précautions nécessaires. L'analyse des vibrations décrit les paramètres liés aux vibrations et représente l'état du mouvement vibratoire. Différentes techniques utilisées pour comprendre l'état des machines sont présentées. Les spectres obtenus sur la turbine à gaz examinée sont de type linéaire et leur analyse permet de dire que :

- L'énergie du signal fondamentale implique un effet de « Balourd »,
- En axiale la 1<sup>er</sup> et la 2<sup>ème</sup> qui manifeste un désalignement angulaire.

Les conditions de fonctionnement peuvent causer des vibrations sont indispensables :

- Les carters de machine munis de supports de paliers peuvent se déformer sous l'effet des contraintes causées par une dilatation thermique non uniforme ou des forces exercées par la tuyauterie reliée au carter,
- Les socles de machine en béton peuvent subir une dilatation thermique, ou s'affaisser ou se fissurer avec le temps,
- Un palier peut se desserrer dans son carter, ce dernier peut se fissurer ou les éléments qui le relient au carter ou au socle de la machine peuvent se desserrer,
- Les paliers peuvent subir une usure excessive localisée appelée essuyage.

Dans ce cas, pour décrire l'amplitude nous avons le choix entre le déplacement, vitesse, et accélération, comme il est montré sur la Figure III.21.

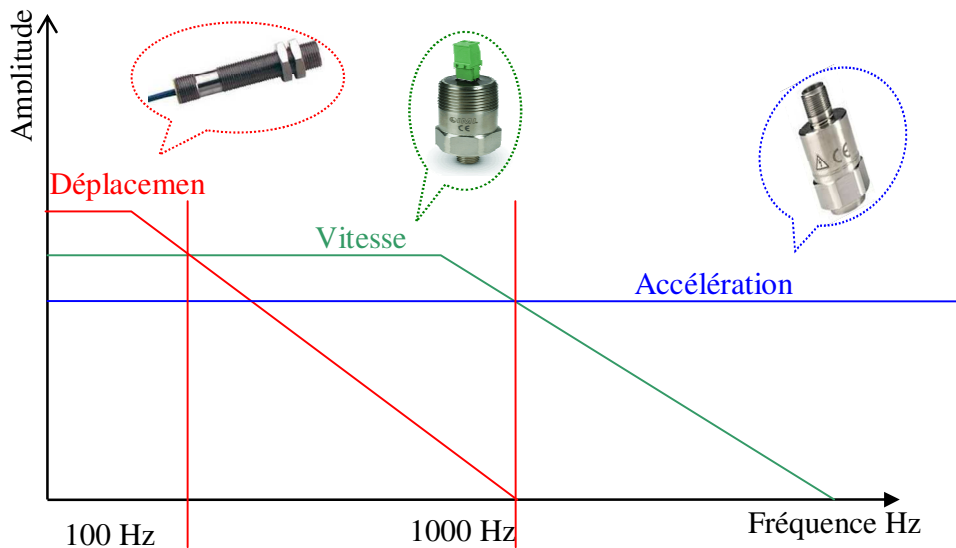


Figure III.21 : Relation entre accélération, vitesse et déplacement

### III.7.1. Coefficient de crête

On peut choisir le coefficient de crête comme un paramètre scalaire, qu'il représente le taux entre le crête et celle de l'amplitude, il est déterminé de la manière suivante :

$$\text{Facteur crête} = \frac{\text{valeur crête}}{\text{valeur efficace}} = \frac{\sup |x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2}} \quad (\text{III.32})$$

Où  $x(n)$  est le signal temporel mesuré,  $N_e$  représente le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Le coefficient de crête du mouvement vibratoire de la machine examinée est de l'ordre 1.4, comme il est montré sur la Figure III.22, plus la valeur de crête n'augmente.

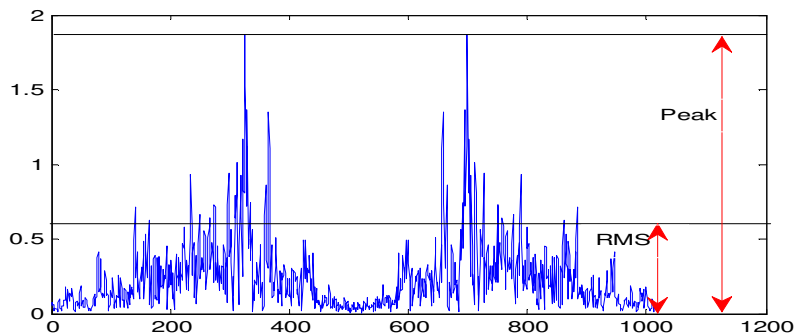


Figure III.22 : Amplitudes d'un signal vibratoire

Les relations entre les modes de détection, pour une vibration harmonique, à l'exclusion de toute autre vibration périodique, les conditions suivantes sont considérées :

$$\begin{cases} X_{eff} = \frac{X_c}{\sqrt{2}} = \frac{X_{cc}}{2\sqrt{2}} \\ X_c = X_{eff} \cdot \sqrt{2} = \frac{X_{cc}}{2} \\ X_{cc} = X_{eff} \cdot 2\sqrt{2} = 2 \cdot X_c \end{cases} \quad (III.33)$$

### III.7.2. Plage de fréquence

Les plages de travail en fréquence des différents capteurs sont en fonction de leurs caractéristiques, les plages typiques sans linéarisation sont : (8 à 2000 Hz et 20 à 2000 Hz). On peut segmenter les oscillateurs en trois catégories: Basse fréquence (forte amplitude), Moyenne à haute fréquence (forte amplitude) et Haute fréquence (faible à moyenne amplitude), comme il est montré sur la Figure III.23.

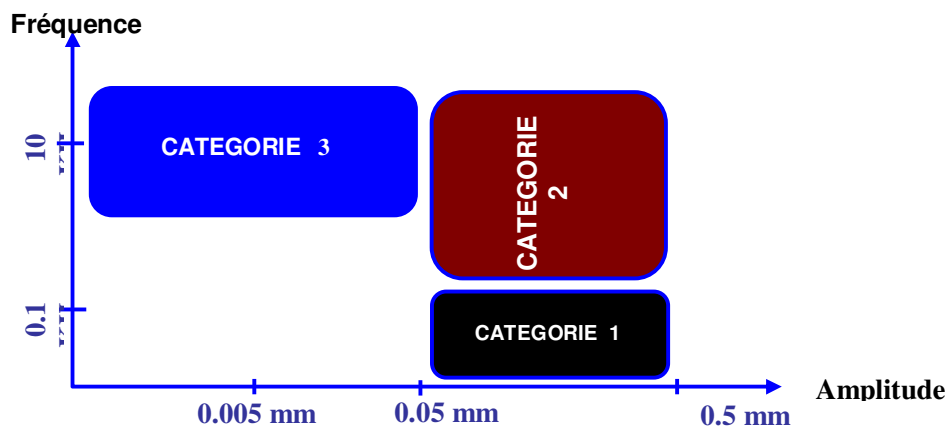


Figure III.23 : Choix des différentes catégories de plages fréquentielles

Les capteurs tels que les accéléromètres, délivrent un signal composé de N points de mesure à intervalle de temps régulier d'une équation fondamentale suivante :

$$x(t) = X \sin(\omega t + \varphi) \quad \text{où} \quad \omega = 2\pi f \quad (III.34)$$

Dans le cas de sollicitations multiples et de faible influence de défauts, comme il est montré sur la Figure III.24.

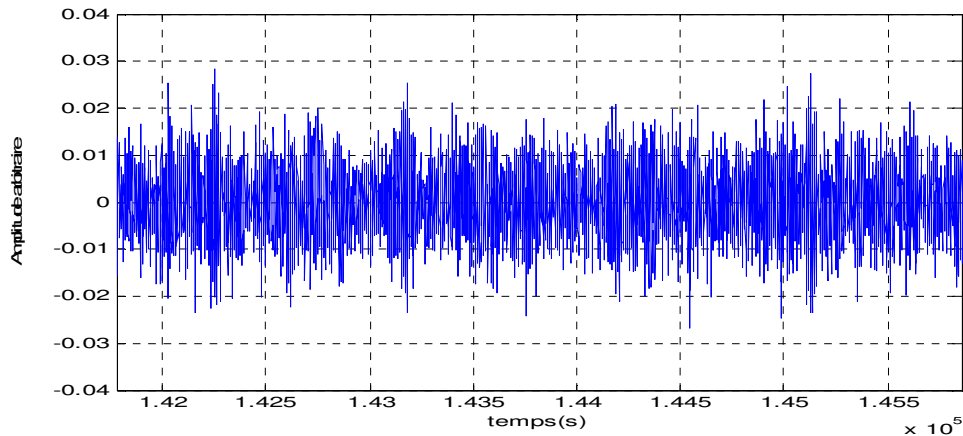


Figure III.24 : Signal temporel du palier en présence de défauts

### III.8. Résultats et interprétations de modélisation des vibrations

Dans cette partie, on présente l'ensemble du résultat obtenu sur les modélisations de ces phénomènes d'instabilité, affectant la turbine à gaz examinée dans ce travail de thèse. En s'appuyant sur un modèle de balourd de la turbine à gaz examinée, les résultats de modélisation d'un arbre Balourdé sont représentés sur les Figures III.25 et III.26. Aussi, un défaut d'alignement axial, comme il est présenté sur les Figures III.27 et la Figure III.28.

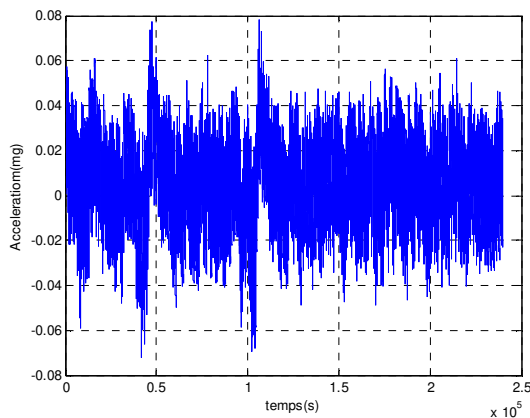


Figure III.25 : Signal vibratoire temporel d'un arbre Balourdé

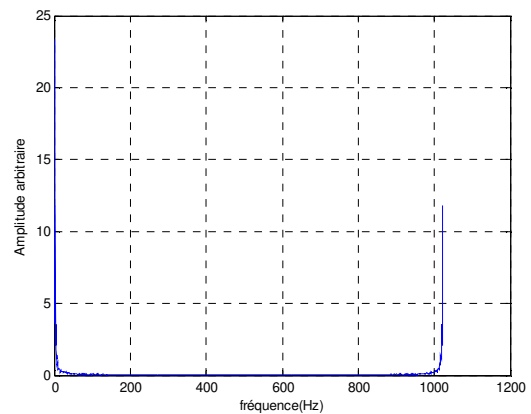
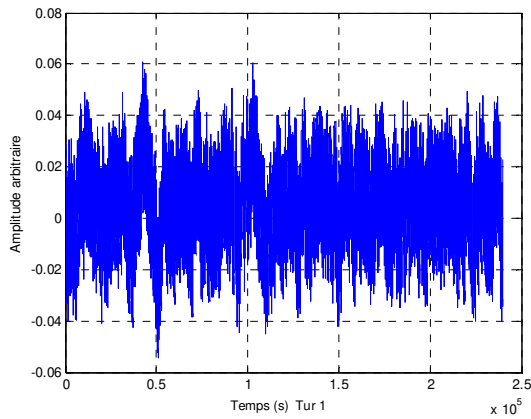
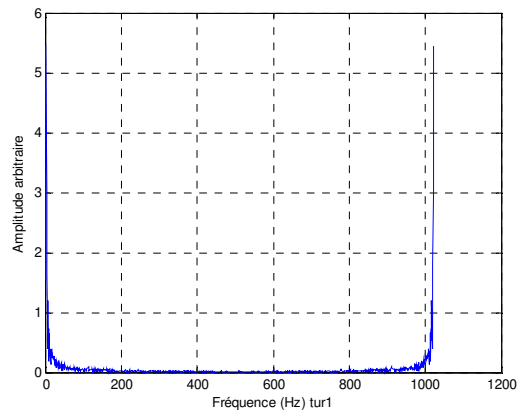


Figure III.26. Signal vibratoire fréquentiel d'un arbre Balourdé

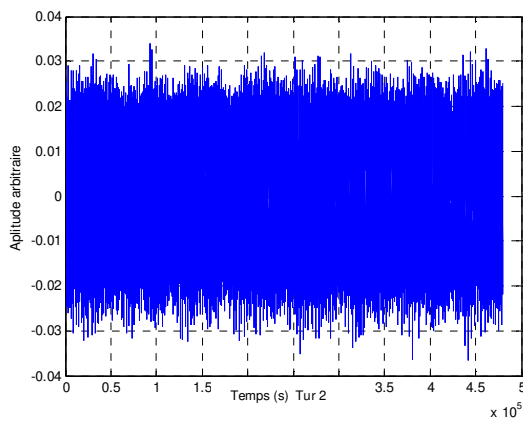


**Figure III.27 : Signal vibratoire temporel d'un défaut d'alignement axial**

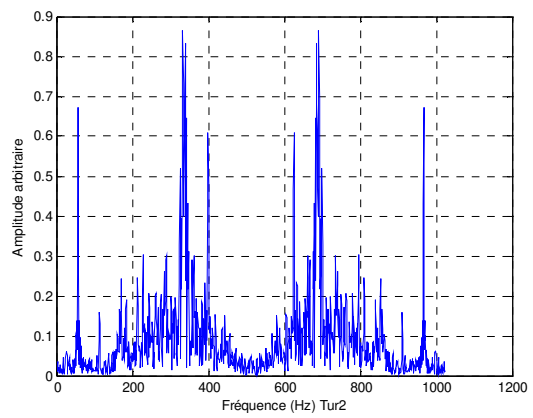


**Figure III.28 : Signal vibratoire fréquentiel d'un défaut d'alignement axial**

Un défaut d'alignement radial, comme il est présenté sur les Figures III.29 et la Figure III.30, est exposé un sommet d'amplitude égale 3 fois la fréquence de vitesse, il provoque des vibrations axial de éléments en rotation.

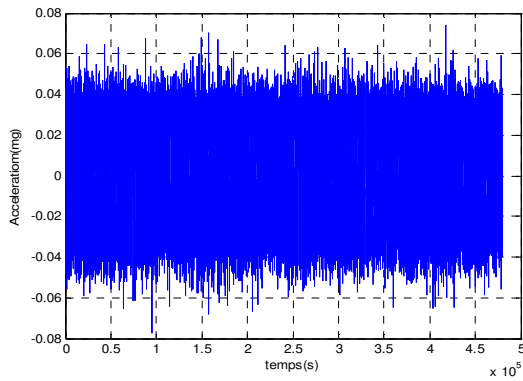


**Figure III.29 : Signal vibratoire temporel avec défaillance d'alignement angulaire**

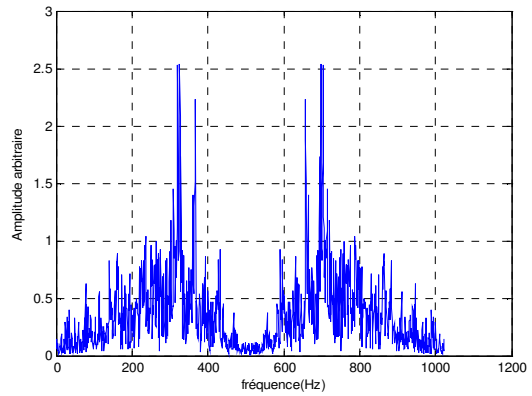


**Figure III.30 : Signal vibratoire fréquentiel avec défaillance**

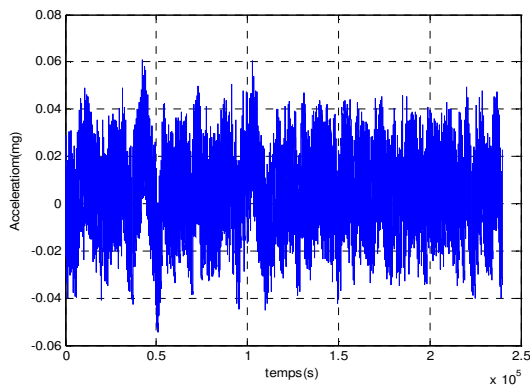
La Figure III.31 montre la variation de signal vibratoire temporel d'un défaut désalignement angulaire direction axial et la Figure III.32 présent la variation de signal vibratoire fréquentiel d'un défaut désalignement angulaire direction axial. Pour la réponse temporelle et fréquentiel d'une défaillance de désalignement axial est présenté sur les Figure III.33 et III.34.



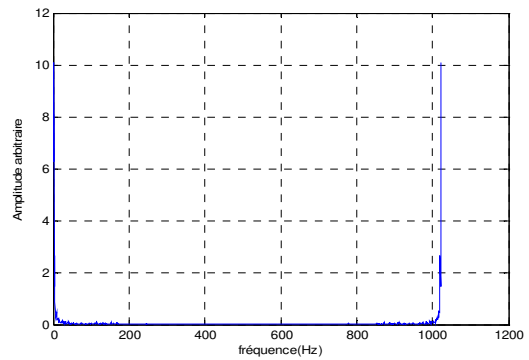
**Figure III.31 : Signal vibratoire temporel d'un défaut désalignement angulaire direction axial**



**Figure III.32 : Signal vibratoire fréquentiel d'un défaut désalignement angulaire direction axial**



**Figure III.33 : Signal vibratoire temporel d'un désalignement axial**



**Figure III.34 : Signal vibratoire fréquentiel d'un désalignement axial**

### **III.9. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons exposé le système de supervision de vibration d'une turbine, la démarche proposée, basée sur la simulation des défauts, permet d'accéder au pronostic dans la dernière partie de ce travail. Cela, va permettre de mieux gérer les défaillances causées par les vibrations, en détectant les défauts à un stade précoce, avant qu'ils ne deviennent critiques et de décrire les paramètres liés aux vibrations et représente l'état du mouvement vibratoire. Dans cette partie, nous avons présenté l'ensemble des résultats obtenus sur les modélisations des phénomènes d'instabilité, affectant la turbine à gaz examinée dans ce travail de thèse. Différentes techniques ont été utilisées pour comprendre l'état des machines sont présentées. Afin de trouver la bande optimale de fréquence qui minimise les seuils de vibrations pour le diagnostic des défauts et dans le but d'assurer un fonctionnement fiable de ces unités de transport de gaz.

# CHAPITRE IV

## SYSTEME PRONOSTIC FLOUE POUR LA SURVEILLANCE D'UNE TURBINE À GAZ

---

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 éliminer. A cet effet, le processus de pronostic 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 pronostic pour la prise de décision pendant la surveillance d'une turbine à gaz à partir des données réelles des différents capteurs, en tenant compte des données incomplètes et en les reconstituant, sur le système examiné. Dans le cadre de l'analyse et l'identification des indicateurs de vibration d'un processus de turbine, afin d'éviter la détérioration de leurs performances, approuvé par des tests de robustesse basé sur une approche floue. Cette méthode de pronostic floue proposée, dans ce travail, permet à partir des données sur la turbine à gaz de tirer les informations sur les états de turbine, qui sera utile pour sa supervision.



### **IV.1. Introduction**

Aujourd'hui le domaine de la maintenance industrielle est devenu de plus en plus informatisé, car les installations industrielles sont dotées d'équipements et de systèmes d'acquisition numérique des données. Ces moyennes informatiques génèrent un volume de données important, le suivi de l'état des équipements industriels est devenu plus simple et efficace. En réalité, ces données sont utilisées pour déduire des futures décisions affectant l'état de fonctionnement de ces équipements. Pour pouvoir analyser et extraire les informations pertinentes à partir de ces bases de données, il est essentiel de travailler sur des données fiables. Ce qui nécessite variation de la qualité et de quantité de ces données avec des techniques permettant leurs traitements. En effet, le traitement des données réelles est toujours un problème, lorsqu'il s'agit de leurs utilisations en temps réel. Car, très souvent le traitement de ces données est en présence d'observations pour lesquelles on ne dispose pas de l'ensemble des valeurs des variables descriptives. Ceci, se produit pour de nombreuses raisons: erreurs de lecture, données recueillies difficilement du capteur, données faussement dupliquées ou fausse alerte (défauts fugitifs) et d'autres raisons qui influent sur la phase d'évaluation des données.

Plusieurs solutions ont été proposées dans plusieurs travaux, pour palier à ces problèmes de traitement des données incomplètes et leurs utilisations en temps réel. Dans ce travail, on propose une contribution à un thème industriel important en intégrant des outils de pronostic pour garantir une stratégie de maintenance robuste pour les turbines à gaz. A partir des bases de données et de l'historique d'exploitation d'une turbine à gaz, en exploitant les modules de diagnostic, pour l'identification des défaillances affectant cette turbine, on a pu développer une méthode de pronostic tolérante aux défauts et de déterminer sa gravité pour l'élaboration d'une meilleure stratégie de surveillance de ces types d'installations pétrolières.

La complexité et le comportement dynamique des systèmes à turbine à gaz, augmente la difficulté à obtenir un modèle de dégradation de ce type de machine et d'obtenir le temps nécessaire pour disposer de données et d'utiliser le retour d'expérience. Cela, permet à proposer une méthode de pronostic utilisant les données en temps réel. Ce travail propose d'intégrer les outils de l'intelligence artificielle basée sur la logique floue, afin de garantir la supervision des turbines à gaz. Cette approche de pronostic possède l'avantage de ne pas utiliser nécessairement les modèles analytiques des dégradations pour prédire leur évolution dans un équipement et de faire le suivi du comportement de turbine à gaz.

## IV.2. Concept flou

Dans notre présent travail de thèse nous avons adopté une méthode utilisant la logique floue pour l'élaboration d'un système pronostic pour la surveillance des vibrations d'une turbine à gaz examinée. Les arguments et la méthodologie d'application justifiant le choix l'utilisation de cette approche seront donnés avec détails dans cette partie de travail. En effet, le concept flou est un outil de traitement de données imprécises basées sur des termes linguistiques, elle donne les moyens de convertir une commande linguistique basée sur le raisonnement humain en une commande automatique, permettant ainsi la commande des systèmes complexes dont les informations sont exprimées d'une façon vague et mal définie.

### IV.2.1. Opérations

Les opérateurs les plus importants sont : l'intersection, l'union, et le complément.

#### IV.2.1.1. Complément d'un ensemble (fonction négation)

**1. Critères :** Une fonction négation  $n(x)$  doit vérifier les conditions suivantes:

- $n(x) : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$
- $n(x) \downarrow$  si  $x \uparrow$  (croissance)
- $n(1) = 0$  et  $n(0) = 1$  (conditions aux limites)

**2. Choix :** Il existe plusieurs fonctions répondant aux critères énoncés. On a choisi d'adopter la fonction d'appartenance, comme il est présenté sur la Figure IV.1.

$$\text{Non } (\mu_A(x)) = 1 - \mu_A(x) \quad (\text{IV.1})$$

#### 3. Illustration



Figure IV.1 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Non

#### IV.2.1.2. Intersection de deux ensembles (fonction "Et")

**1. Critères :** Une fonction "Et" associée à deux ensembles d'univers de discours x et y doit remplir les conditions suivantes :

- $Et(x, y): [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$
- $Et(x, y) = Et(y, x)$  (commutativité)
- si  $x < y$  et  $z < t$  :  $Et(x, z) < Et(y, t)$  (croissance)
- $Et(x, Et(y, z)) = Et(Et(x, y), z)$  (associativité)
- $Et(0, x) = 0, Et(1, x) = x$  (conditions aux limites)

**2. Choix :** De nombreuses possibilités existent (voir tableau récapitulatif ci-dessous). La première proposition, due à Zadeh, est encore aujourd'hui souvent utilisée: la fonction minimum. Son interprétation est simple: un élément ne peut pas appartenir plus à l'intersection de deux ensembles qu'à chacun de ceux-ci, cette fonction est illustrée ci-après dans la Figure IV.2.

#### 3. Illustration

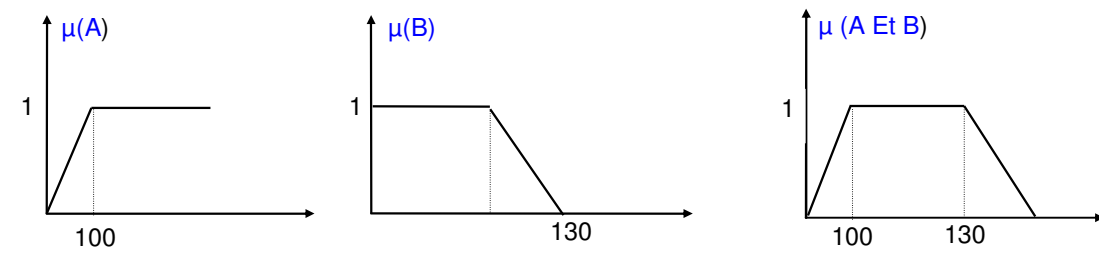


Figure IV.2 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Et

#### IV.2.1.3. Union de deux ensembles (fonction "Ou")

##### 1. Critères

La fonction doit être telle que:

- $Ou(x, y): [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$
- $Ou(x, y) = Ou(y, x)$  (commutativité)
- Si  $x < y$  ou  $z < t$  :  $Ou(x, z) < Ou(y, t)$  (croissance)
- $Ou(x, Ou(y, z)) = Ou(Ou(x, y), z)$  (associativité)

- $Ou(0, x) = x$   $Ou(1, x) = 1$  (conditions aux limites)

## 2. Choix

Plusieurs choix sont également possibles, dont les plus courants sont repris dans le tableau illustratif ci-après. C'est généralement la fonction maximum qu'on sélectionne, elle est illustrée ci-dessous dans la Figure IV.3.

## 3. Illustration

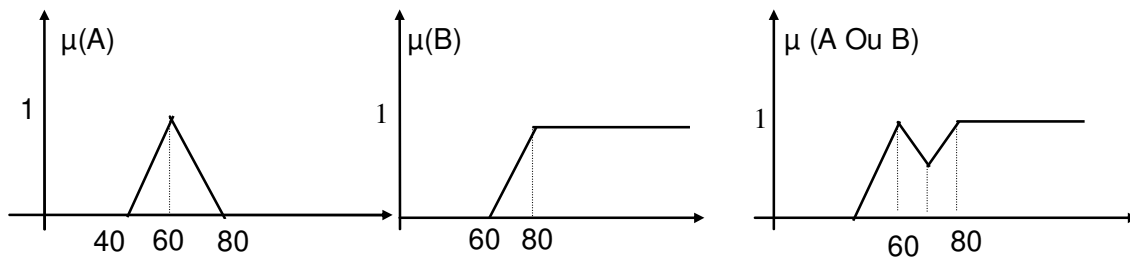


Figure IV.3 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Ou

### IV.2.1.4. Récapitulatif des opérations floues

Le récapitulatif des opérations floues est donné sur le tableau IV.1.

Dénomination	Opérateurs de Zadeh	Probabiliste
Intersection ET	$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$	$\mu_{A \cap B}(x) = (\mu_A(x) \times \mu_B(x))$
Réunion OU	$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$	$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - (\mu_A(x) \times \mu_B(x))$
Complément NON	$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$	$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$

Tableau. IV.1 : Opérations les plus utilisés de concept flou

### IV.2.2. Agrégation des règles

L'ensemble flou résultant est obtenu en prenant, pour chaque valeur de sortie  $z$ , la valeur maximale des degrés d'appartenance de chaque contribution comme il est montré sur la Figure IV.4. Dans cet exemple, l'implication est représenté par l'opérateur "min" :

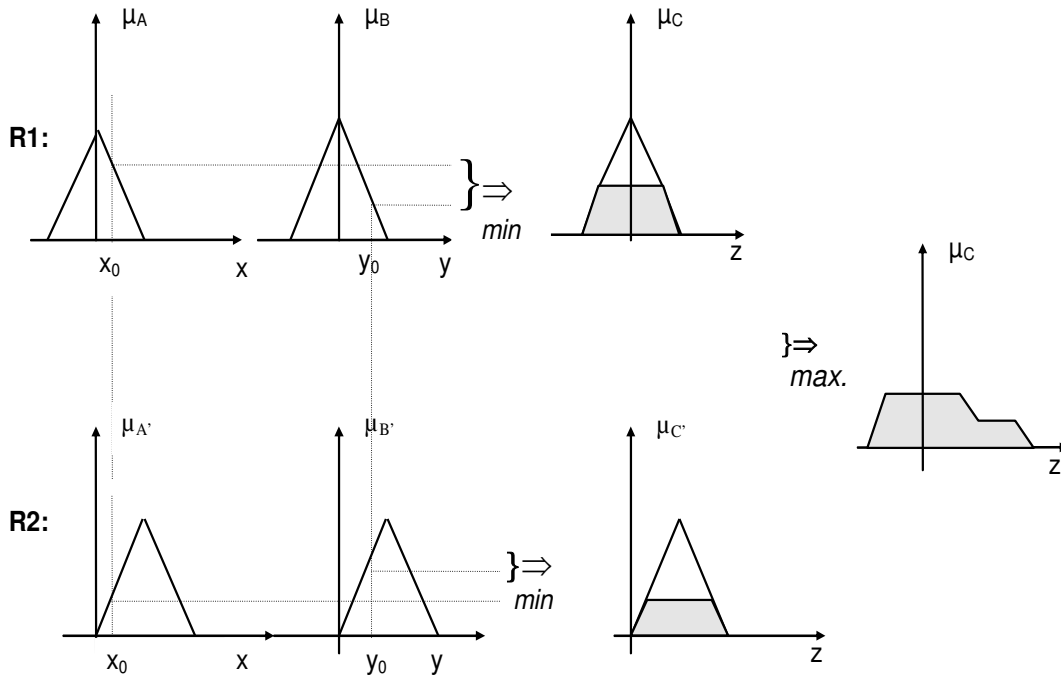


Figure IV.4 : Principe de l'agrégation de deux règles

### IV.2.3. Fuzzification

La fuzzification assure la transformation des grandeurs physiques (entrées) en valeurs linguistiques qui peuvent être traitées, ensuite, par le mécanisme d'inférence grâce aux fonctions d'appartenance des valeurs linguistiques concernées par la valeur physique. Dans la Figure IV.5 on donne un exemple de fuzzification.

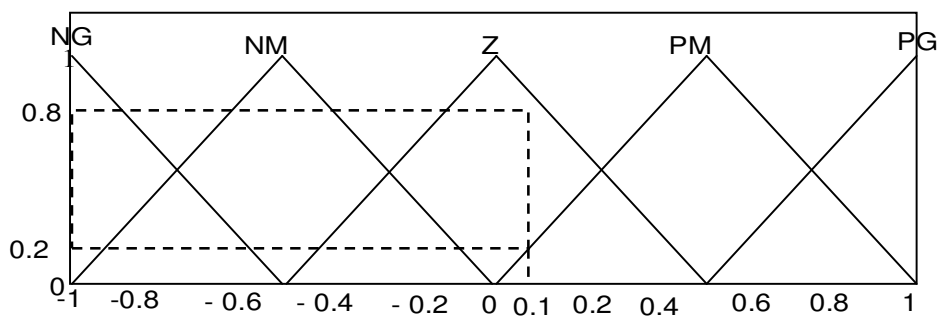


Figure IV.5: Exemple de fuzzification

Les valeurs linguistiques sont : négative grande (NG), négative moyenne (NM), zéro (Z), positive moyenne (PM), positive grande (PG). Chacune de ces valeurs est un sous ensemble flou, et est donnée

donc par une fonction d'appartenance. Le choix du nombre de sous ensembles flous (valeurs linguistiques) à utiliser pour chaque variable linguistique influe sur la performance de décision flou.

#### IV.2.4. Raisonnement

La table de décision contient l'ensemble des règles floues nécessaire à la commande du système. Le choix des règles à utiliser peut être difficile à déterminer, néanmoins, la table standard diagonale de Mac Vicar dans le tableau IV.2, peut être appliquée à plusieurs problèmes de décision floue. Cet exemple a deux variables linguistiques ( $e$ ), ( $\Delta e$ ) ; Chacune d'elle à ses propres valeurs linguistiques et son propre univers de discours.

$e \backslash \Delta e$	NG	NM	Z	PM	PG
NG	NG	NG	NM	NM	Z
NM	NG	NM	NM	Z	PM
Z	NM	NM	Z	PM	PM
Z	NM	NM	Z	PM	PM
PG	Z	PM	PM	PG	PG

**Tableau. IV.2 : Table de décision standard de Mac Vicar**

Les règles floues de cette table peuvent être écrites sous la forme suivante :

Si  $e=NG$  ET  $\Delta e=NG$  Alors  $c=NG$

##### IV.2.4.1. Mécanisme d'Inférence

À partir des valeurs fuzzifiées, le mécanisme permet d'obtenir en utilisant les fonctions d'appartenance de chaque variable linguistique (entrées et sorties) ainsi que les règles floues, il y a plusieurs techniques d'inférence dont les plus employées sont :

**A. Méthode de Mamdani (Min-max)** Chaque règle floue  $i$  est résolue seule par :

$$\mu_{S_i} = \mu_i (\min(\mu_A(x), \mu_B(y)), \mu_C(z))$$

L'ensemble flou solution est décrit par  $\mu_S = \max(\mu_{s_1}(c), \mu_{s_2}(c), \dots, \mu_{s_n}(c))$

$A, B$  et  $C$  représentent ici les valeurs linguistiques comme NG, Z...

##### **B. Méthode de Larsen (Prod-max)**

Chaque règle floue  $i$  est résolue seule par :  $\mu_{S_i} = \min(\mu_A(x), \mu_B(y), \mu_C(z))$

L'ensemble flou solution est décrit par :  $\mu_S(c) = \max(\mu_{S_1}(c), \mu_{S_2}(c), \dots, \mu_{S_n}(c))$

A, B et C représentent ici les valeurs linguistiques comme NG, Z...

#### IV.2.5. Défuzzification

La dernière étape dans le concept flou, appelée défuzzification consiste à définir précisément quelle doit être l'action sur le processus. En effet, le procédé ne peut pas interpréter des ordres du type « Petit » ou « Grand », ....etc. On doit lui envoyer une valeur physique. L'opération de défuzzification permet de calculer à partir de cette dernière la valeur réelle de la variable de sortie à appliquer au processus.

Le choix d'une méthode de défuzzification est un point très délicat lors de l'élaboration d'une technique de supervision en logique floue. Celui-ci conditionnera en effet grandement l'évolution dynamique de la commande, on distingue trois méthodes différentes, comme il est montré sur la Figure IV.6 ; celle du maximum, celle de la moyenne des maxima et celle du centre de gravité (ou centroïde).

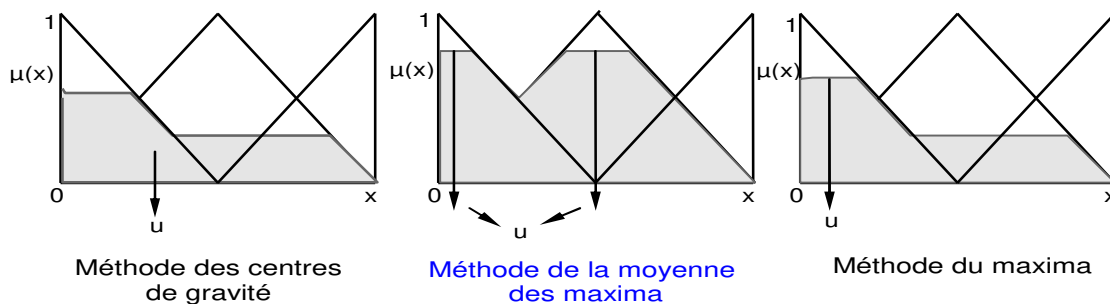


Figure IV.6 : Principe des différentes méthodes de défuzzification.

- **Méthode du maxima**

Cette méthode consiste à choisir comme sortie  $x_0$  du bloc de Défuzzification, une des valeurs possédant la plus grande appartenance au sous-ensemble flou  $x$ . Il se peut que le système possède plusieurs maxima identiques, dans ce cas et afin d'éviter un choix arbitraire, on choisit d'effectuer la moyenne des maxima. La méthode du maximum à l'avantage d'être simple, rapide et facile. Elle est malheureusement ambiguë et provoque de nombreuses discontinuités, comme il est montré sur la Figure IV.7.

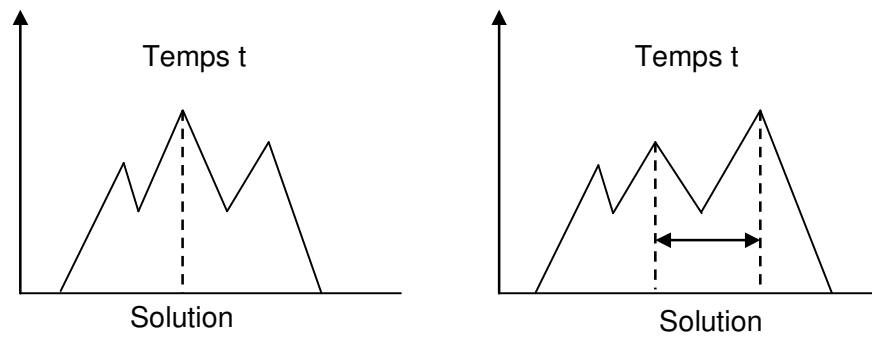


Figure IV.7 : Méthode du maxima

- **Méthode du centre de gravité (centroïde) :**

Cette méthode consiste à calculer le centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante  $\mu_{rés}(x_R)$ . L'abscisse  $u$  de ce centre de gravité donne la valeur de commande à appliquer et peut être déterminée par la relation générale suivante :

$$u = \frac{\int_{-1}^1 x_R \mu_{rés}(x_R) dx_R}{\int_{-1}^1 \mu_{rés}(x_R) dx_R} \quad (IV.2)$$

Cette méthode va permettre d'éviter de trop grandes discontinuités et supprimera toute ambiguïté. Elle semble donc optimale mais son implémentation est difficile et surtout coûteuse en calculs. Elle se simplifie notablement lorsqu'on utilise la méthode d'inférence Som-prod ou des singletons pour les fonctions d'appartenance des paramètres de sortie, comme il est montré sur la Figure IV.8.

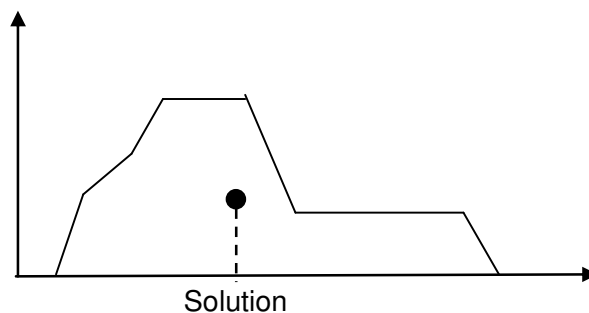


Figure IV.8 : Méthode du centre de gravité

Dans ce qui suit, nous proposons de contrôler les paramètres qui ont une influence sur les vibrations des turbine à gaz.



### IV.3. Contrôle arbre de vitesse

Le mode de réglage de différence est appliqué au sous-système de contrôle de vitesse d'arbre de la turbine à gaz, il est raisonnable de considérer le contrôleur comme une boucle de contrôle proportion d'inertie unique commande de la turbine, la fonction de transfert est donnée par :

$$\begin{cases} G_2(S) = \frac{K(T_1S + 1)}{(T_2S + 1)(T_3S + 1)} \\ G_3(s) = \frac{T_{echap}(S)}{N(S)} = \frac{21.98S^2 + 207.6S + 327.2}{S^2 + 3.266S + 0.9384} \end{cases} \quad (IV.3)$$

Les caractéristiques de couple de turbine à gaz sont essentiellement linéaires par rapport au débit de carburant et la vitesse de la turbine, avec  $f_2 = 1.3(W_f - 0.23) + 0.5(1 - N)$  .

### IV.4. Contrôle d'accélération

La turbine à gaz peut s'emballer facilement quand sa vitesse est augmentée rapidement. La commande d'accélération est introduite pour éviter cette survitesse. Comme la régulation de température, le sous-système de commande d'accélération est effectué et la fonction de transfert utiliser est donner par :

$$\begin{cases} G_4(s) = \frac{T_{echap}}{F(S)} = \frac{79.19S^2 + 344.5S + 372.3}{S^2 + 3.266S + 0.9384} \\ G_5(s) = \frac{T_{echap}(S)}{IGV(S)} = \frac{-119S^2 + 312.2S - 148.6}{S^2 + 3.266S + 0.9384} \end{cases} \quad (IV.4)$$

Toutes les sorties des trois sous-systèmes de contrôle sont le taux de début de carburant, après la sélection par un sélecteur minimal, dans des conditions normales, le sous-système de contrôle de la vitesse de rotor de la turbine a l'effet décisif. Le contrôle de la température et de la commande d'accélération est généralement non efficace, sauf sous certaines conditions spéciales. Le but de ce travail est l'application d'un contrôleur intelligent de la turbine à gaz. Pour cela, le procès turbine à gaz possède deux variables : les entrées et les sorties.

- Les variable d'entrées : La température d'air ambient ( $T_a$ ), la température de chambre de combustion ( $T_{cc}$ ) et la vitesse de rotation d'arbre de la turbine à gaz (N).
- Les variables de sortie : le signal de débit de carburant (FSR).

Afin d'améliorer les performances et la capacité de la méthode de contrôle proposée, nous avons réalisés des tests de contrôle sur la turbine examinée. Les Figures IV.9, IV.10 et IV.11 représente les trois phases de FSR (Surface floue) en fonction ( $T_a$ ,  $T_{cc}$  et  $N$ ) respectivement.

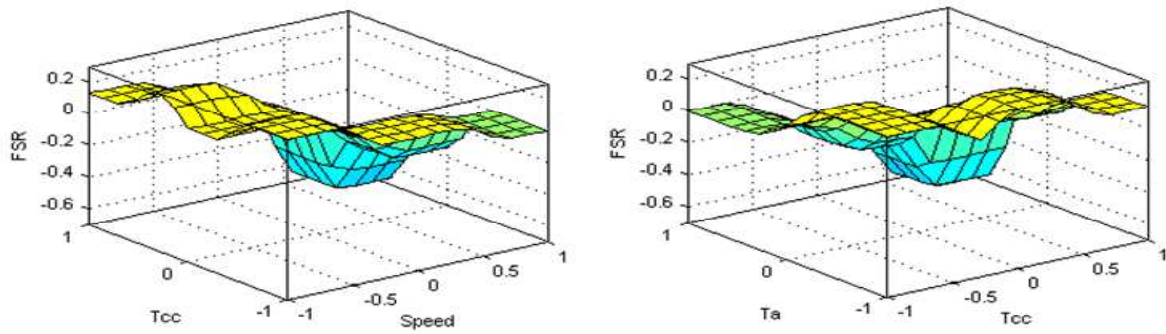


Figure IV.9 : Variation du FSR et la température de la chambre de combustion avec la température ambiante et la vitesse de rotation

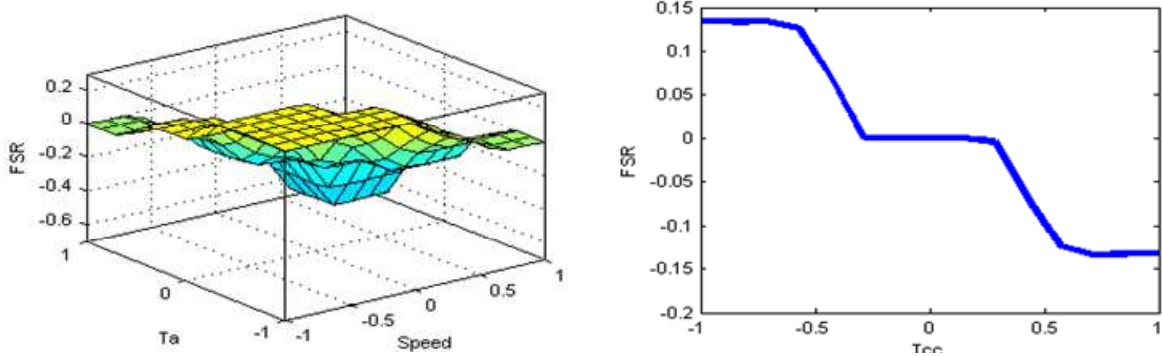


Figure IV.10 : Variation du FSR et la température ambiante et la vitesse de rotation et la température de la chambre de combustion

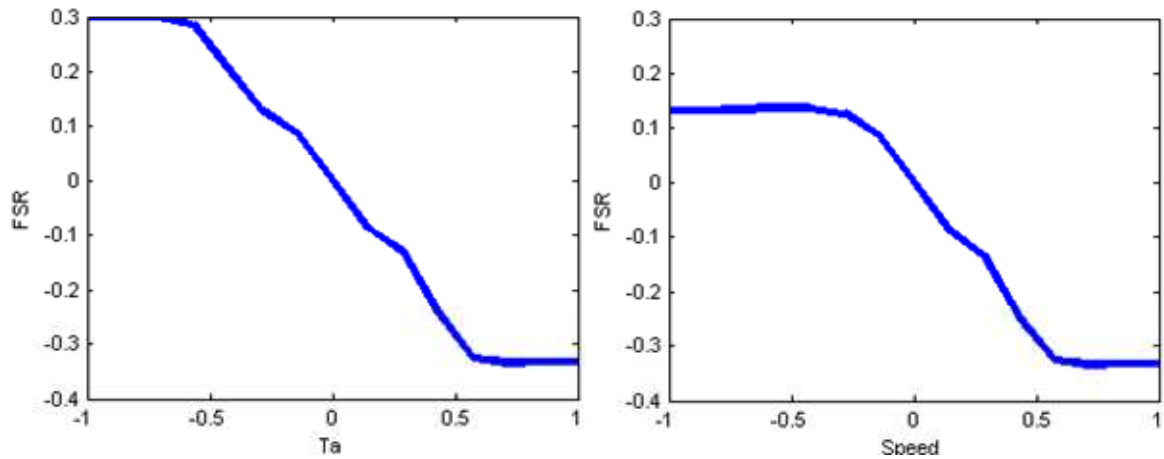
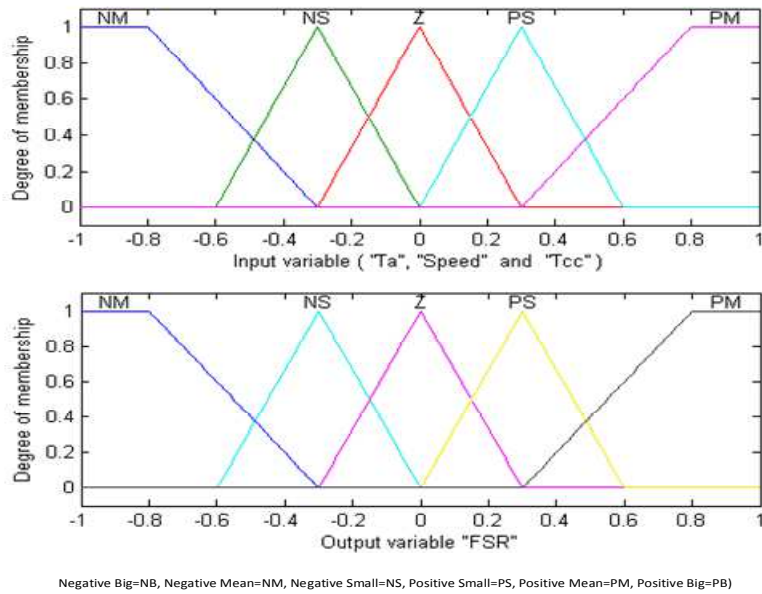


Figure IV.11 : Variation du FSR et la température ambiante avec la vitesse d'arbre

Les fonctions d'appartenance des différents paramètres utilisés sont de forme triangulaire, comme il est montré sur la Figure IV.12 et le table des règles d'inférence est donné sur le tableau IV.

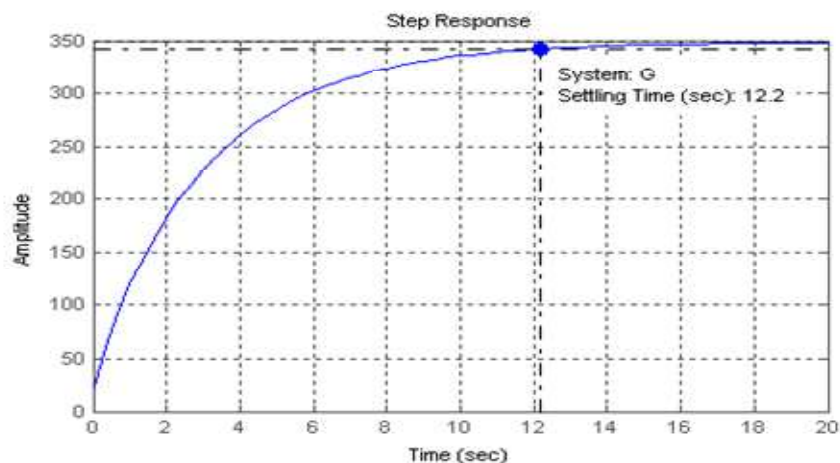
La température de la chambre de combustion (Tcc)						
		La température ambiante (Ta)				
		NM	NS	Z	PS	PM
La vitesse de rotation (N)	NM	PB	PB	PM	PM	PS
	NS	PM	PM	PS	PS	Z
	Z	PM	PM	PS	Z	Z
	PS	PM	PS	PS	Z	Z
	PM	PS	PS	Z	Z	Z

Tableau. IV.3 : Table des règles d'inférence (Fuzzy rules)

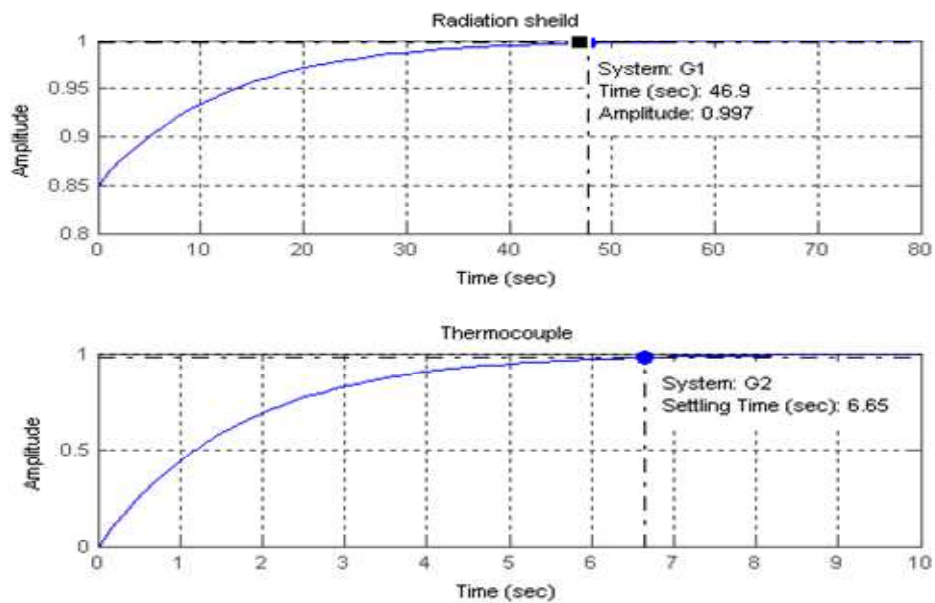


**Figure IV.12 : Fonction d'appartenance des différents variables linguistiques**

Le signal de commande du carburant (FSR) est bien adapté à la demande de système de combustion dans la turbine pour différente phase de fonctionnement (lancement, surchauffe, accélération et les conditions normal de fonctionnement d'une turbine à gaz au milieu de production) et sous les effets du climat extérieur. En outre, la variation du signal de commande du carburant (FSR) et la température de la chambre de combustion, la température ambiante de l'air d'admission et de la vitesse de rotation d'arbre de la turbine est représentée aux Figures IV.13 et IV.14, respectivement.



**Figure IV.13 : Réponse de step de la vitesse**



**Figure IV.14 : Réponse de thermocouple**

La Figure IV.15 montre la réponse de température d'échappement de gaz et la vitesse de rotation et la Vane IGV. La température atteint une valeur de température constante de l'état après le passage du régime transitoire. L'augmentation de la température montant en régime transitoire ne dépasse pas les seuils de protection et par conséquent la turbine ne sort pas du mode de fonctionnement en phase de démarrage.

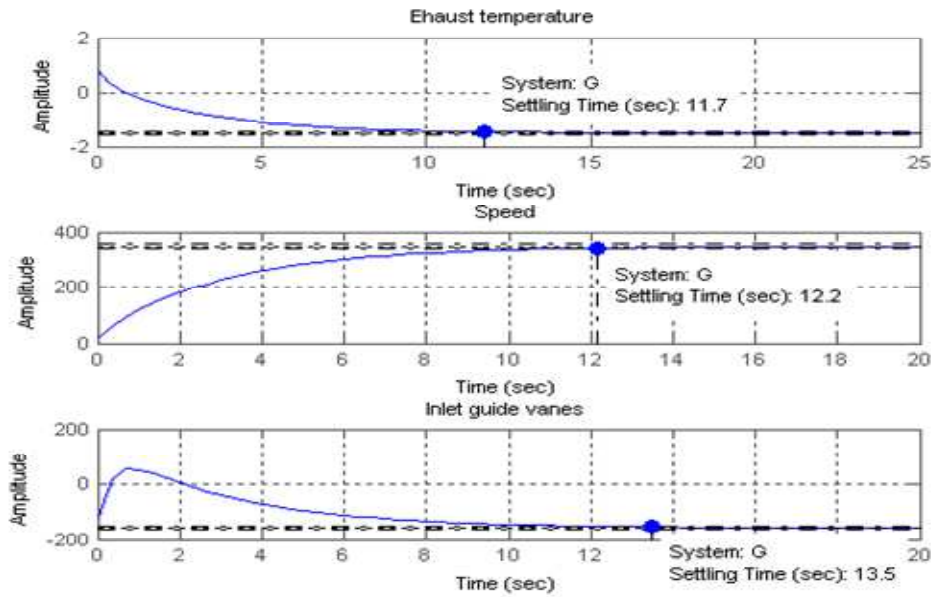


Figure IV.15 : Réponse de température d'échappement en fonction de la vitesse et IGV

#### IV.5. Méthode floue de type Takagi -Sugeno

Cette méthode a été proposée par Takagi- Sugeno, elle se caractérise par une sortie non floue des règles. A chaque règle. Nous associons une sortie définie sous forme numérique comme étant une combinaison linéaire des entrées. Les règles utilisées d'ordre zéro sont du type :

$$\text{Règle } i: \text{ si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ et } x_2 \text{ est } A_2 \text{ et...}x_n \text{ est } A_n \text{ et Alors } y_i = C_1x_1 + C_2x_2 \dots + C_nx_n \quad (\text{IV.5})$$

Où les valeurs  $C_j$  sont des valeurs réelles (non floues). Cette méthode se base sur le calcul de la valeur

de vérité de chaque règle ( $\alpha_i = \prod_{j=1}^n A_j$ ) et sur le calcul de la sortie du système d'inférence floue

$$(y = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i} ).$$

La modélisation Takagi Sugeno est un outil puissant pour la représentation des systèmes non linéaires, à paramètres variants ou incertains sous forme d'un ensemble fini de règle floues de la forme :

$$R_i \quad \text{si } x \text{ est } A_i \quad \text{Alors } y_i = f(x) \quad \forall i \quad (\text{IV.6})$$

D'une manière générale, il est possible d'obtenir un modèle Takagi Sugeno de la forme [14], à partir d'un modèle suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \\ y(t) = C_i x(t) + D_i u(t), \quad i = 1..r \end{cases} \quad (IV.7)$$

Avec  $x(t)$ ,  $u(t)$  et  $y(t)$  représentent le vecteur d'état, les signaux d'entrées et de sorties respectivement.  $A_i, B_i, C_i$  et  $D_i$  Représente les matrices aux dimensions appropriées du  $i$ ème sous modèle linéaire et  $r$  le nombre de règles floues. Le vecteur  $\rho$  contient les paramètres variants qui peuvent dépendre (ou pas) des variables d'état ou bien une perturbation externes et doit être connu ou mesurable à chaque instant.

Pour la défuzzification de l'équation (IV.11) en utilisant la méthode de centre de gravité. La dynamique globale de système s'exprime :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\rho) [A_i x(t) + B_i u(t)] \\ y(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\rho) [C_i x(t) + D_i u(t)] \end{cases} \quad (IV.8)$$

Tel que ;  $h_i(\rho) = \frac{w_i(\rho)}{\sum_{i=1}^r w_i(\rho)}$  et  $w_i(\rho) = \prod_{j=1}^l M_{ij}(\rho)$  Est le degré de validité de la  $i$ ème règle. Il est

clair que  $h_i(\rho(t)) \geq 0 \quad \forall i = 1..r$  Et  $\sum_{i=1}^r h_i(\rho(t)) = 1$ .

Pour la stabilisation du système, alors nous utilisant l'expression du contrôleur Takagi –Sugeno, comme il est montré sur la Figure IV.16, ce qui donne  $u(t) = -\sum_{i=1}^r h_i(\rho) K_i(\rho) x(t)$ , avec  $K_i$  le retour d'état correspondant au  $i$ ème sous système linéaire de la règle correspondante.

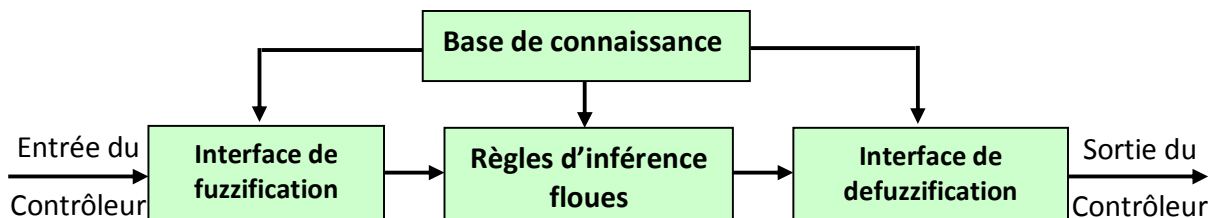
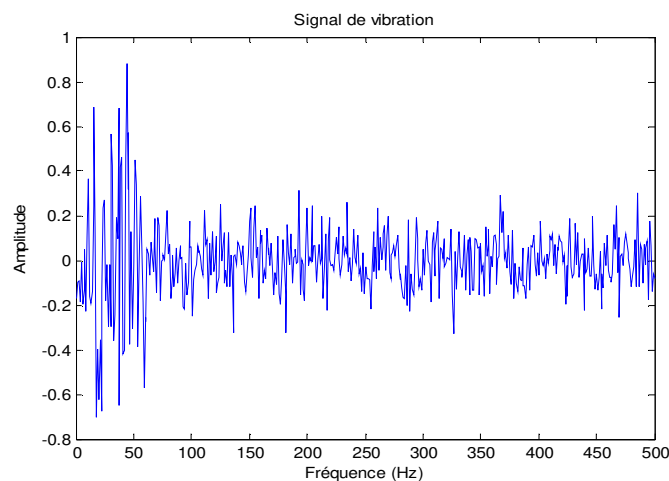


Figure IV. 16: Stratégie floue de Takagi Sugeno

#### IV.6. Résultats d'application

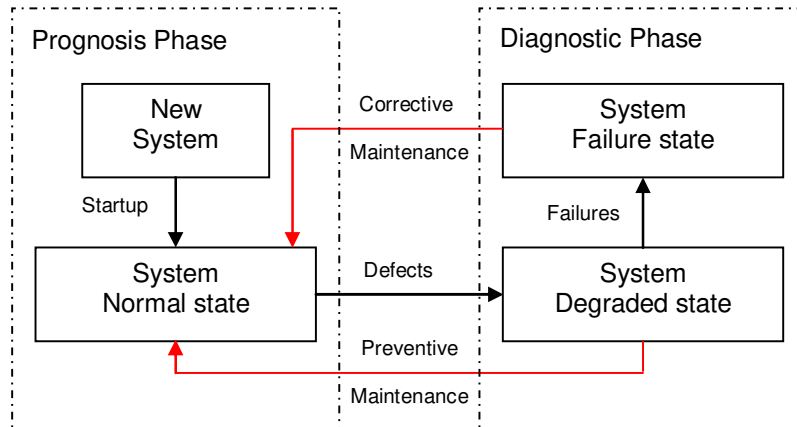
Dans ce travail une approche de pronostic à base des techniques de la logique floue est proposée pour modéliser au mieux la dégradation du système de turbine à gaz, afin d'augmenter leurs sûreté sécurité. Pour ce faire, la construction d'une base de données est obligatoire pour déduire les futures décisions, affectant l'état de fonctionnement de cet équipement industriel. Une fois les données collectées sur le système examiné, un traitement sera réalisé, en utilisant le concept de la logique floue, en vue d'extraire des indicateurs de performances pour la turbine à gaz examiné. En effet, la majorité des systèmes industriels sont complexes est difficiles de collectée des données à cause de leur non linéarité, de leur variation paramétriques et à cause de leur qualité des variables mesurables. La logique floue offre des avantages major dans tels situation, lorsqu'on ne dispose pas de modèle mathématique précis du processus ou lorsque ce dernier présente de fortes imprécisions sur les données mesurées. Le modèle qui correspond au signal de vibration est montré sur la Figure IV.17.



**Figure IV.17 : Représentation d'un signal de vibration**

Dans ce qui suite, dans cette section de travail, un système pronostic floue est proposé, ce système est basé sur les relations de cause / effet de fonctionnement de la turbine à gaz examinée, comme il est montré sur la Figure IV.18, conduisant à la dégradation et de leurs influences sur l'apparition des défaillances de système industriel lui même.





**Figure IV.18 : Relations de cause / effet entre système de pronostic et le système de diagnostic**

Le système de pronostic proposé dans ce travail est basé sur une modélisation de dégradation par une fonction polynomiale  $G(k)$  de degré  $n$  donnée par l'équation suivante :

$$G(k) = [\psi(k)] \times [\theta(k)] \quad (IV.9)$$

Avec :  $\psi(k) = \begin{bmatrix} k^n & k^{n-1} & \dots & k^0 \end{bmatrix}$ ,  $\theta(k) = [\theta_n \quad \theta_{n-1} \quad \dots \quad \theta_0]^T$

Le vecteur  $\theta$  est déterminé en temps réel par la méthode de méthode moindre carré récursif, donnée par l'équation suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} L(k) = \frac{P(k)\psi(k)^T}{1 + \psi(k)P(k)\psi(k)^T} \\ \theta(k) = \theta(k-1) + L(k)(p(k) - \psi(k)\theta(k-1)) \\ P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)\psi(k)^T \psi(k)P(k-1)}{1 + \psi(k)P(k-1)\psi(k)^T} \end{array} \right. \quad (IV.10)$$

Avec  $p(k)$  est la densité de fonctionnement réel de processus,  $\psi(k)$  est l'horizon de prédiction,  $P(k)$  est la variance et  $L(k)$  est le gain d'adaptation.

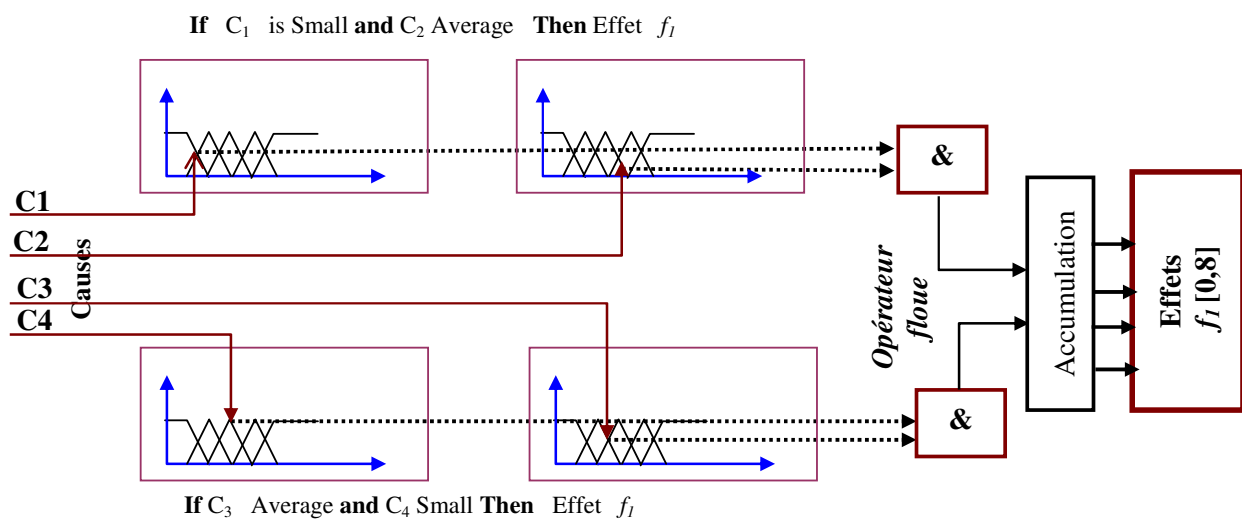
La fonction polynomiale  $G(k)$  est ensuite utilisée avec le concept flou, afin de développer un système de pronostic propre à une turbine à gaz, sujet d'application dans ce travail. Dans le but d'avoir l'état futur de ce système, destinés à anticiper l'apparition de leurs défaillances.

Pour développer un système de pronostic floue pour la turbine à gaz étudié, en utilisant la méthode de méthode moindre carré récursif, donnée par l'équation (2), la densité de fonctionnement réel de processus sera donnée par la fonction caractéristique définie par :

$$p(k+h) = \begin{cases} 0 & \text{If } G(k+h) < 0 \\ 1 & \text{If } G(k+h) \geq 1 \\ G(k+h) = \psi(k+h)\theta(k) & \text{If no} \end{cases} \quad (IV.11)$$

L'approche de pronostic floue proposé dans ce travail, permet de prédire la situation future des défaillances de la turbine examinée. Cette approche repose sur l'introduction des ensembles définis par une fonction d'appartenance, qui prend pour chaque élément une valeur graduée dans le continuum [0,1].

Une action de classification par des règles floues peut être utilisé pour classer les défauts par les zones de fonctionnement, cette action consiste à décider à quel sous-ensemble d'une partition appartient une observation donnée. Cette action est montrée sur la Figure IV.19, de l'approche de pronostic floue proposé.



**Figure IV.19 : Approche de pronostic floue**

Les principaux avantages de cette approche de pronostic floue sont leur capacité d'adaptation aux défaillances à tous type de défauts affectant le système de turbine à gaz avec ça flexibilité au changement de paramètres de la dynamique de la turbine à gaz. Le principal paramètre de pronostic recherchée est le temps restant avant défaillance (RUL), le modèle de ce facteur représente une situation critique ans le système de pronostic, ce paramètre est définie dans l'équation (IV.30).

La méthode proposée a été testée pour l'identification de processus de dégradation de la turbine à gaz dans la section suivante, afin d'identifier les modes de dégradations dominants pour ce système.

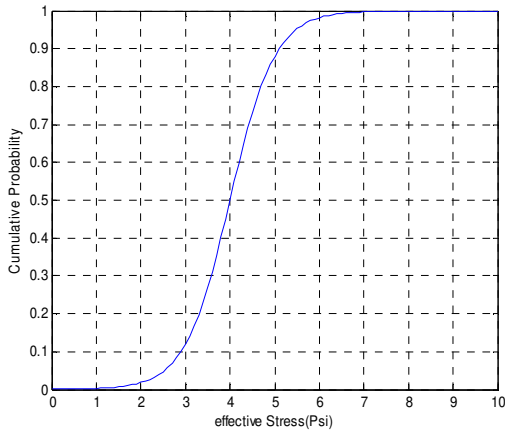
En outre, les principaux problèmes rencontrés dans les turbines à gaz sont l'usure de ces ailettes (en particulier les ailettes fixes et lames mobiles de la 1<sup>re</sup> et 2<sup>e</sup> rangées), comme il est montré sur la Figure IV.20. Cette usure est causée par :

- Le phénomène de l'érosion causée par une mauvaise filtration de l'air,
- L'augmentation de la température à des seuils majeurs (1200C),
- Le phénomène de vibration (les pales de rotor équilibré ou pauvres, à partir de la machine frigorifique).

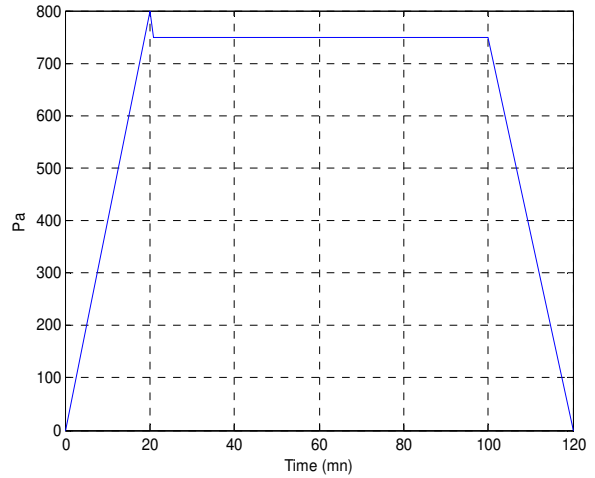


**Figure IV.20:Usure des ailettes d'une turbine à gaz**

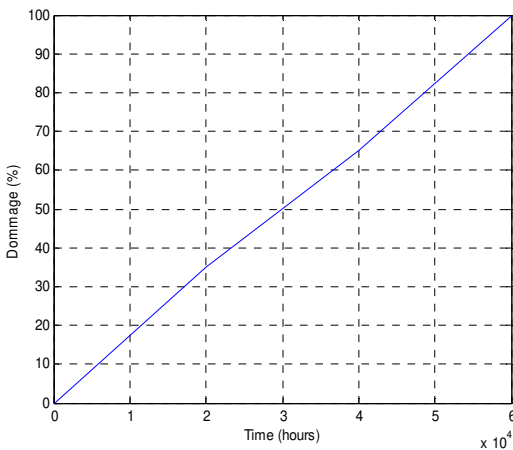
La Figure IV.21, montre les facteurs de sensibilité relative des contraintes exercées sur la lame de la turbine à gaz et examinée et la Figure IV.22, montre le cycle de contrainte sur la pale de rotor. La Figure IV.23, présente la réponse de modèle de MINER et le modèle CHABOCHE est représenté en Figure IV.24.



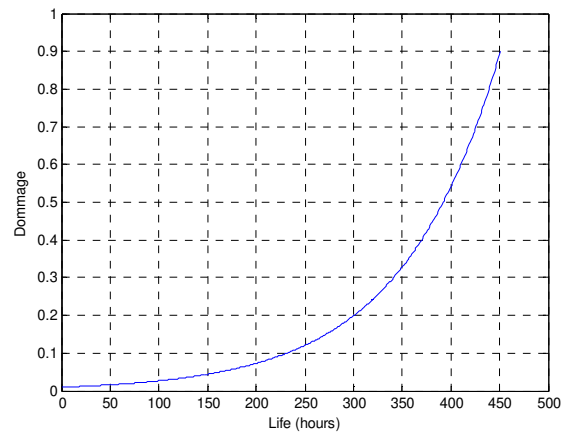
**Figure IV.21: Facteurs de sensibilité des contraintes exercées sur les lames**



**Figure IV.22: Cycle de contrainte sur le rotor**



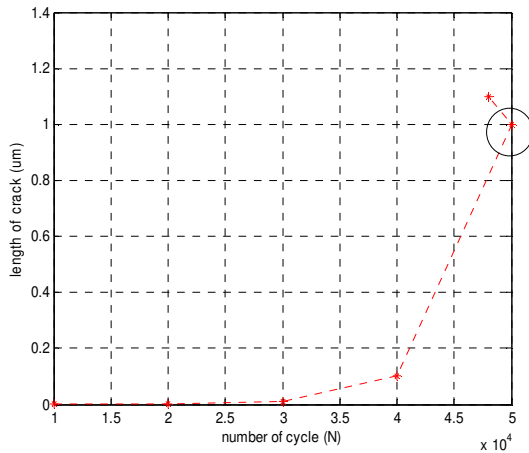
**Figure IV.23: Modèle de MINER**



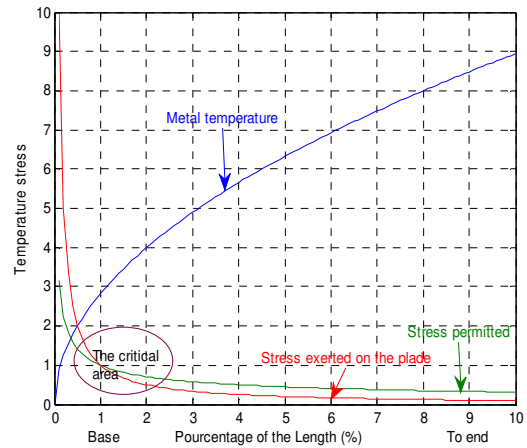
**Figure IV.24: Modèle de CHABOCHE**

Le délai habituel trouvé à travers le modèle de la tolérance aux dommages, en utilisant le facteur de sécurité adéquat pour la turbine examinée lors d'une longueur de 1 micron dommages fissure vie est de 70.000 cycles. Ces résultats présentés dans les Figures IV.25 et IV.26, qui montrent que la turbine à gaz non examinée est en limite de fissure avec une croissance lente. A noter que la variation de la température, représentée sur la Figure IV.26, le long de la hauteur de la lame conduit à des degrés de dégradation variables. Ce paramètre a été utilisé pour calculer la disponibilité des composants d'une turbine à gaz et d'étudier l'évolution thermique et évalue le cycle de contrainte mécanique thermique,

sur la base du modèle de prédiction de défauts à l'aide du système de pronostic. Avec l'étude de la fatigue de ces éléments (et les voilures) et leur interaction pour l'évolution du fluage et la fatigue des dommages de la turbine à gaz examinées.



**Figure IV.25: Longueur de l'évolution de l'endommagement en cours de fonctionnement**



**Figure IV.26: Distribution de température dans une aube de turbine**

#### IV.6.1. Tests de pronostic à base des données incomplètes

Dans la plus part des systèmes industriels, une grande quantité des défaillances sont le résultat d'une défaillance dans le système. Ce travail propose de réaliser une démarche de pronostic par la surveillance vibratoire d'une turbine à gaz de type GE MS 3002, examiné à la station de compression du gaz de Hassi R'mel installé au sud de l'Algérie, montré sur la Figure IV.27. Les paramètres influencent directement sur le vieillissement de cet équipement sont la température de fonctionnement et les vibrations.



**Figure IV.27 : turbine à gaz MS GE 3002 examinée**

Les données sont collectées sur 24h par des deux relevées ; un relevée qui a été réalisé le soir et le deuxième à était fait dans le matin sur la turbine GE 3002 en exploitation. Chaque enregistrement contient six (06) variables ; La température de sortie de gaz d'échappement, ainsi que la température ambiante d'aire d'admission et les vibrations des paliers, comme il est montré sur la Figure IV.28. Lorsque la température des gaz d'échappement atteindre 427°C à 520°C. Ces températures affectent le fonctionnement et la vie de paliers, et se traduit souvent interprétés comme des indicateurs d'usure des ailettes d'une turbine. Ce qui inévitablement résulte en un phénomène de vibrations.

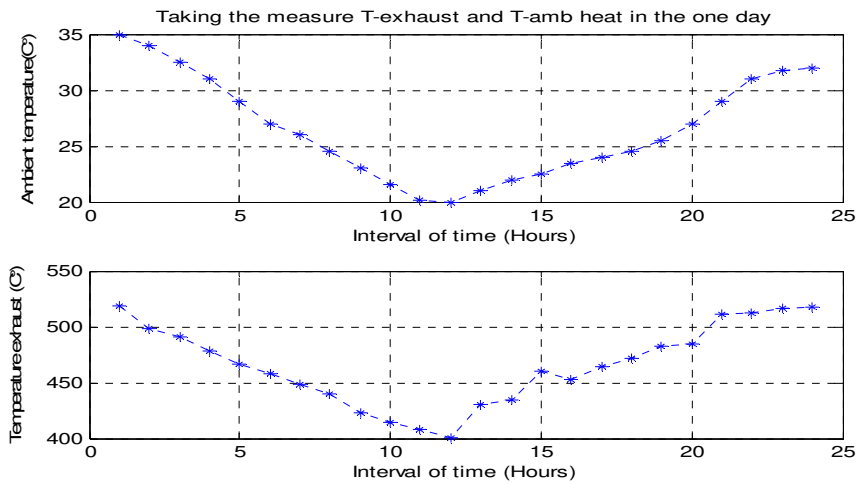


Figure IV.28 : Données collectées sur les paramètres  $(T_{echap}, T_{amb})$  de turbine à gaz GE MS3002

Le GDA (Gear Default Amplitude) qui permet de différencier une irrégularité "locale" (défaut dans l'ailette) d'une défaillance "globale" due à une changement de charge ou de vitesse de rotation, pendant une 24 heures d'observation de la turbine examinée, montré sur la Figure IV.29.

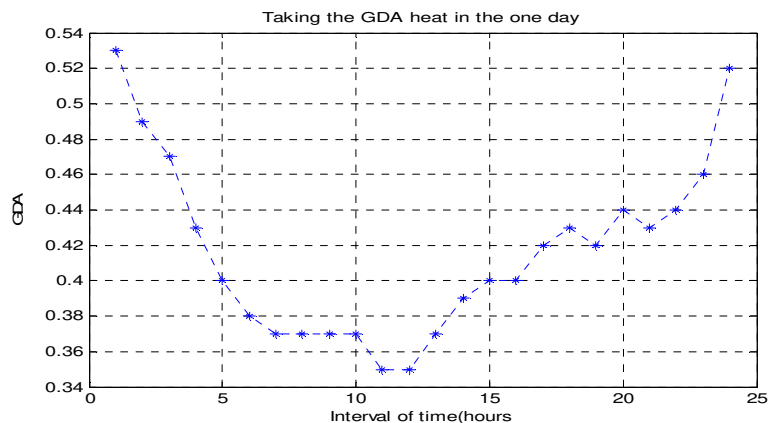


Figure IV.29 : Relevée de GDA pendant une 24 heures

Lorsque l'aube s'échauffe de manière dissymétrique, soit parce qu'il échauffe excessivement (température très élevée), provoque un échauffement plus intense d'un côté de l'aube que de l'autre, si de plus, la déformation de l'aube qui résulte de cet échauffement déplace à son tour le point chaud (vibration maximum décalée par rapport au point chaud qui lui donne naissance) alors, toutes les conditions sont réunies pour amorcer un phénomène de variations cycliques du déséquilibre. Le tableau IV.4 présente différents paramètres de la turbine examinée, pour chaque variable, les différentes relevées sont données.

		$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$	$E_7$	$E_8$	$E_9$	$E_{10}$	$E_{11}$	$E_{12}$
Relevée soir	$T_{echap}(C^{\circ})$	518.10	498.46	490.54	478.21	466.58	458.23	448.55	439.37	423.13	414.23	408.02	400.96
	$T_{amb}(C^{\circ})$	35	34	32.5	31	29	27	26	24.5	22.5	21.5	21.2	21.19
	$RMS$	0.5	1.4	0.5	1.5	5.9	5.9	1.5	1.5	5.3	1.3	1.4	5.4
	$F_c$	5.3	5.1	5.2	5.0	4.5	4.5	5.0	5.0	3.7	3.9	4.5	5.0
	$V(mm/s)$	2.39	4.64	0.43	0.08	0.04	0.07	0.06	0.02	0.10	0.09	0.08	0.06
	$GDA$	0.53	0.49	0.47	0.43	0.40	0.38	0.37	0.37	0.37	0.37	0.35	0.35
Relevée matin	$T_{echap}(C^{\circ})$	430.54	434.69	460.52	452.65	464.42	471.98	482.45	484.12	510.89	512.12	516.12	517.89
	$T_{amb}(C^{\circ})$	21	22	22.5	23.5	24	24.5	25.5	27	31	32	33	35
	$RMS$	5.5	5.4	5.9	5.9	1.5	1.5	1.5	4.5	1.5	1.4	0.8	0.4
	$F_c$	3.5	3.6	4.5	4.5	5.0	5.0	5.0	4.5	5.0	4.8	5.0	5.0
	$V(mm/s)$	0.03	0.03	0.04	0.03	0.05	0.03	0.03	0.03	0.05	0.06	0.08	0.7
	$GDA$	0.37	0.39	0.40	0.40	0.42	0.43	0.42	0.44	0.43	0.44	0.46	0.52

**Tableau IV.4 : Différentes paramètres de la turbine GE MS 3002 examinée**

Dans le but d'avoir l'état futur de ce système de turbine à gaz et anticiper l'apparition les défaillances causées par les vibrations dans ce système, on utilise autres variables, qui sont la vitesse de vibration et le facteur de crête. Les Figure IV.30 et IV.31 montrent la variation de ces paramètres au cours de 24h.

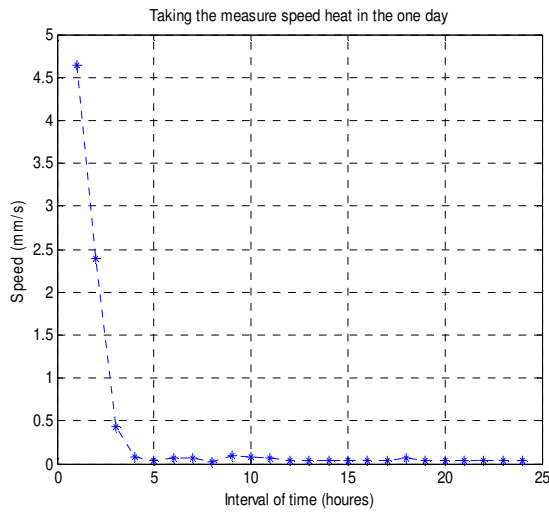


Figure IV.30 : Variation de vitesse de vibration

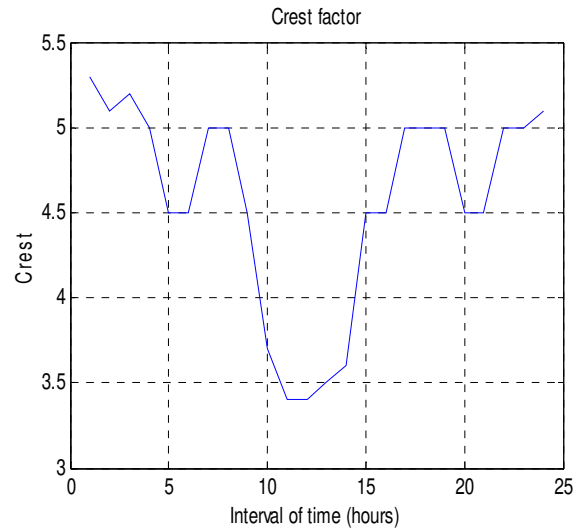
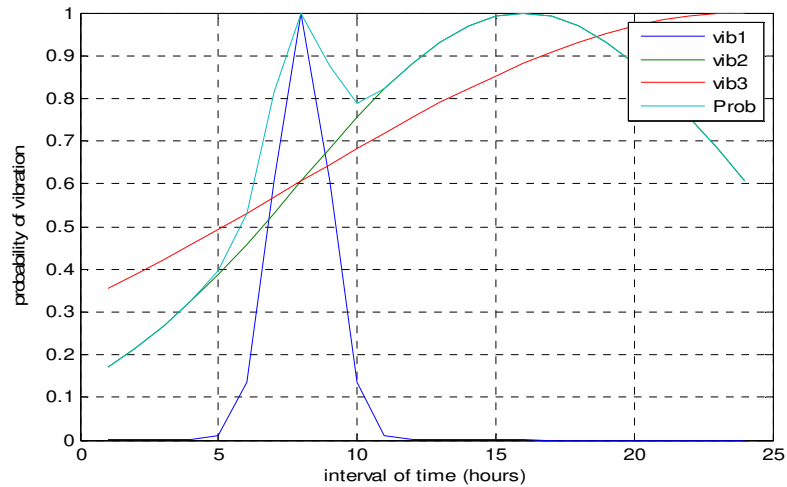


Figure IV.31 : Variation de facteur de crête

D'après l'étude statistique faite sur le champ industriel de la station de compression pour la turbine GE MS 3002 examinée, les pannes détectées sont à cause aux vibrations de deux organes ; La turbine LT qui a subi une panne de vibration avec un temps d'arrêt plus de 330 heures, et le compresseur GG qui a provoquent environ 85% du temps total d'immobilisation avec un temps d'arrêt plus de 214 heures.

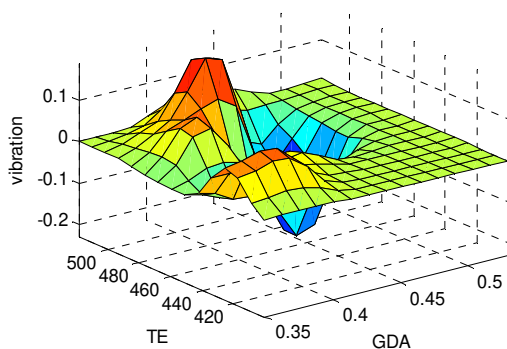
Dans le cadre d'implémentation de l'approche proposée, une étude statistique des données incomplètes à était faite dans ce travail, par des calculs sur les estimations de la densité des données incomplètes de système étudiées. Une distribution gaussienne, montré sur la Figure IV.32, à était utiliser pour représenté les vibrations dans le système pronostic floue, basée sur les données d'exploitation de la turbine à gaz, cependant l'état de dégradation n'est pas mesuré mais il est possible de l'identifier par cette approche.



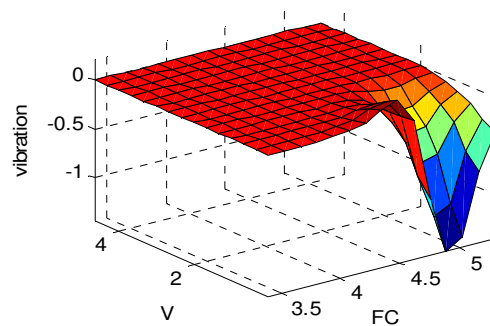


**Figure IV.32 : Distribution gaussienne des signaux vibratoires**

Le pronostic par apprentissage automatique utilisant la logique floue pour faire la prédiction sur le comportement de vibrations consister à ajuster les seuils de détection de vibration, afin d'obtenir la sortie prédite pour chaque paramètre de la turbine. Ensuite est utilisé pour prédire l'évolution de dégradation de ces paramètres dans des conditions opérationnelles de la turbine. La Figure IV.33, montre la surface de la structure de modèle floue qui représente l'influence de variation de facteur de crête sur les vibrations. Et dans la Figure IV.34, représente la surface de la structure de modèle floue obtenu qui représente la vitesse de vibration. Les résultats obtenus sont des fonctions d'appartenance d'un modèle flou basée sur des réglés en utilisant un algorithme de rétro-propagation combiné avec une méthode des moindres carrés.



**Figure IV.33 : Surface de la structure de modèle flou de variation de facteur de crête**



**Figure IV.34 : Surface de la structure de modèle flou obtenu de vitesse de vibration**

La méthode de pronostic flou guidé par les données d'exploitation de la turbine examinée avec la combinaison des deux paramètres variation de facteur de crête et la vitesse de vibration est implantée sur le système de turbine à gaz. La Figure IV.35 montre la surface de cette structure de modèle flou en considérant les deux facteurs. Pour l'étude d'influence de l'indépendance entre les paramètres de vibration, la Figure IV.36, illustre les valeurs d'optimale, correspondant aux erreurs de modèle de prédiction.

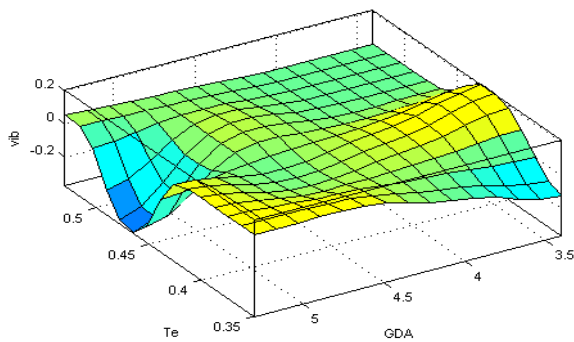


Figure IV.35 : Surface de la structure de modèle flou

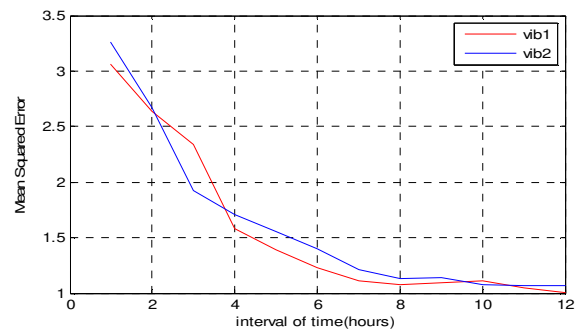


Figure IV.36 : Erreur de modèle de prédiction

La Figure IV.37 illustre la projection de l'état courant d'un composant de vibration de la turbine à gaz sur l'horizon de prédiction de système pronostic flou proposé. Par contre, dans la Figure IV.38, illustre la prédiction des vibrations par a port aux modèle des vibrations réel.

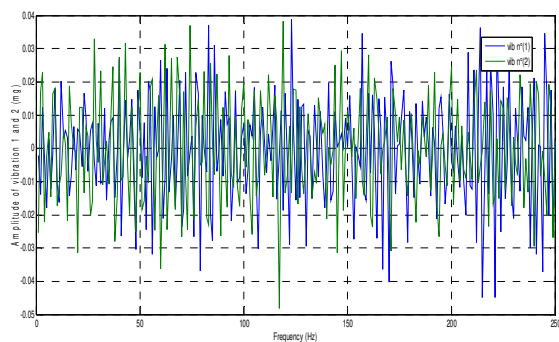


Figure IV.37 : Extrait comparative de vibration

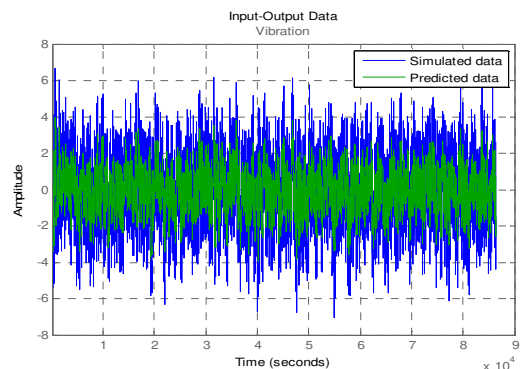


Figure IV.38 : Vibrations de référence avec celle de donnée par la prédiction

La Figure IV.39 montre la vibration de rotor de la turbine examinée, et la Figure IV.40 montre la dynamique de ces vibrations avec leur prédiction on utilisant le système pronostic flou proposé. Les différents cycles de vibrations de rotor sont représentés sur la Figure IV.41.

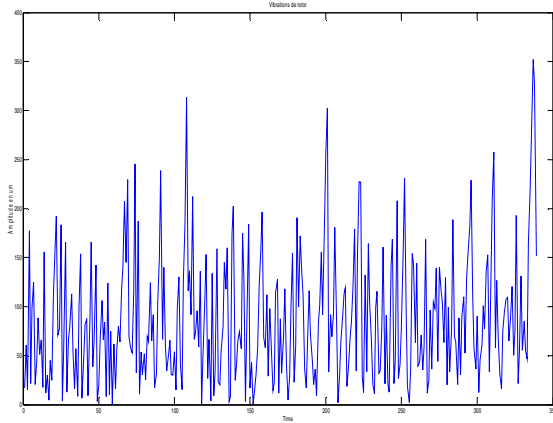


Figure IV.39 : Dynamique de vibrations de rotor

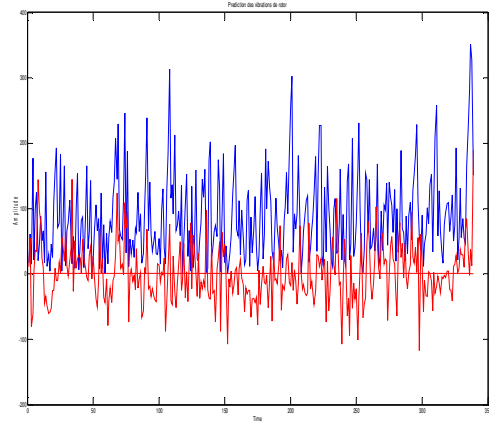


Figure IV.40 : Dynamique des vibrations de rotor avec leurs prédictions

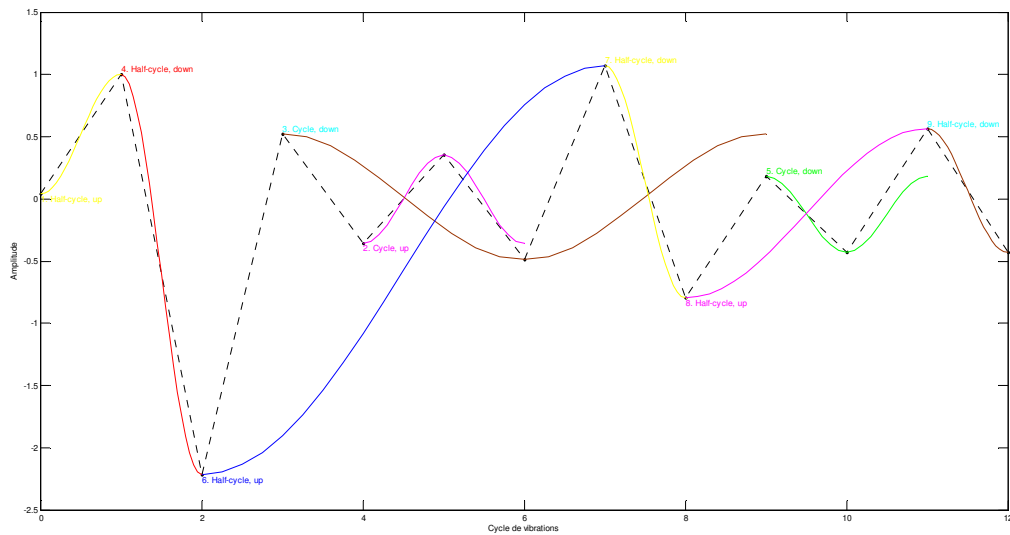


Figure IV.41 : Cycles de vibrations de rotor

Les amplitudes de vibration avec prédiction de système pronostic floue proposé ont été testées, comme il est montré sur les Figures IV.42 et IV.43, ces amplitudes sont considérées comme des tests de validation et de robustesse de performance de la méthode de pronostic floue.

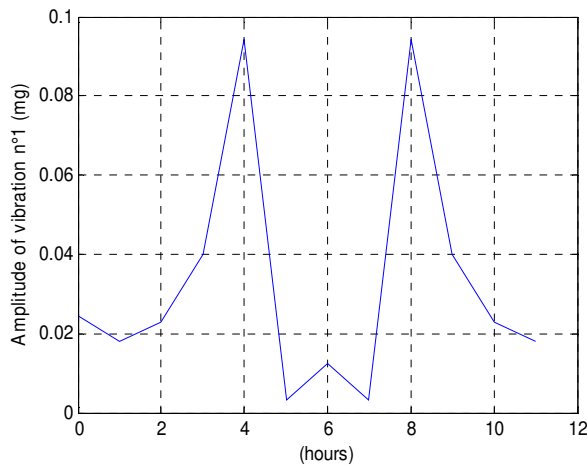


Figure IV.42 : Amplitude de vibration test 1

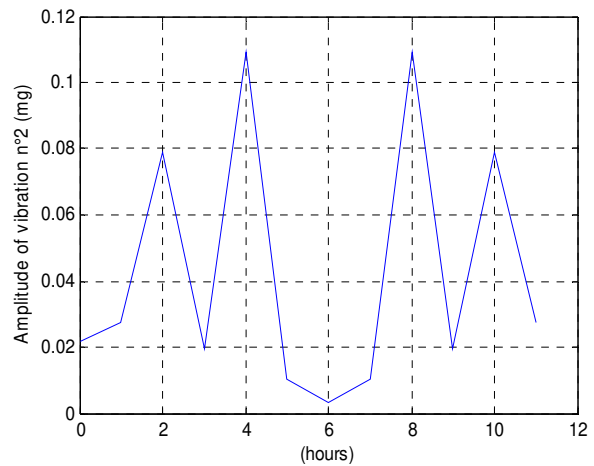


Figure IV.43 : Amplitude de vibration test 2

L'approche de pronostic floue proposée a été testée et validée, avec des erreurs de prédiction convergente vers zéro, plus rapidement lorsque l'horizon des données d'observation est petit. Bien entendu, plus l'horizon des données est grand, plus la précision du pronostic est faible. Cette approche de pronostic floue proposée a permis de modéliser les actes de dégradation des composants de la turbine à gaz examinés et de prédire l'état futur de vibration des composants de turbine sur des horizons de temps donnés.

#### IV.7. Conclusion

L'intérêt de l'approche proposée dans ce travail est de développer un système de pronostic flou performant pour la surveillance des vibrations d'une turbine et garantir leurs rentabilités. En utilisant les avantages de la logique floue par sa capacité à traduire une stratégie de pronostic d'un opérateur qualifié en un ensemble de règles linguistiques facilement interprétables. Basée sur cette approche floue, l'analyse de défaillance de la turbine examinée a été réalisée avec l'évaluation de leurs effets sur les techniques de supervision et de pronostic de défaillances. L'opération de la classification floue des défauts permet de déterminer correctement la classe à laquelle elle appartient, pour l'application d'une méthode de maintenance opérationnelle des systèmes examinés, illustré sur des données réelles de la turbine à gaz étudiée. Ce qui a permis la synchronisation des actions des modules de surveillance de cette machine tournante.

## Conclusion générale

---

La complexité croissante des installations industrielles et leurs contraintes d'exploitation sévères ont augmenté à l'exploitation de ces systèmes industriels des valeurs ajoutées sur ces stratégies de supervisions. En effet, ce travail s'inscrit dans un contexte industriel où il est difficile d'avoir de informations sur les phénomènes de dégradation de ces systèmes, ou encore de suffisamment d'expériences passées pour déployer des approches statistiques significatives au regard de cette variabilité de conditions d'usage et de détérioration. L'utilité d'un processus de pronostic est ça à estimer et à prédire la dégradation d'un système.

L'intérêt de l'approche proposé dans ce travail a été de développer un système de pronostic flou performant pour la surveillance des vibrations d'une turbine et garantir leurs rentabilités. En réalité industrielle, les systèmes modernes de supervision des turbines à gaz assurent le diagnostic en temps réel, conçus pour éviter les défaillances et les endommagements, dans le but d'augmenter leurs disponibilités et de lui permettre d'avoir une bonne productivité. En Algérie, ce type de machine est utilisé dans plusieurs stations de compression de gaz dans l'industrie des hydrocarbures. Ils sont toujours sujets aux dégradations dues à leurs conditions d'exploitation difficiles dans le sud. Cette dégradation est induite par plusieurs paramètres qui peuvent aboutir à la défaillance de ces machines.

Dans cette thèse de Doctorat LMD, nous avons proposé d'évaluer la fiabilité et la maintenabilité d'une turbine à gaz examinée, ainsi que le développement d'outils permettant l'estimation du processus de dégradation dans les turbines à gaz. Dans ce cadre, on vise de développer un modèle de surveillance d'une turbine à gaz pour observer leur état de fonctionnement. En se basant sur l'étape de pronostic dans le système de surveillance proposé, on estime la fiabilité et planifie la durée de dysfonctionnement du système de compression de gaz.

En utilisant les avantages de la logique floue par sa capacité à traduire une stratégie de pronostic d'un opérateur qualifié en un ensemble de règles linguistique facilement interprétables. Basée sur cette approche floue, l'analyse de défaillance de la turbine examinée a été réalisée avec l'évaluation de leurs effets sur les techniques de supervision et de pronostic de défaillances. L'opération de la classification floue des défauts à permis de déterminer correctement la classe à laquelle elle appartient, pour l'application d'une stratégie de maintenance prévisionnelle de systèmes examinés, illustré sur des données réel de la turbine à gaz étudiée, qui permettent la synchronisation des actions des modules de surveillance de cette machine tournante.

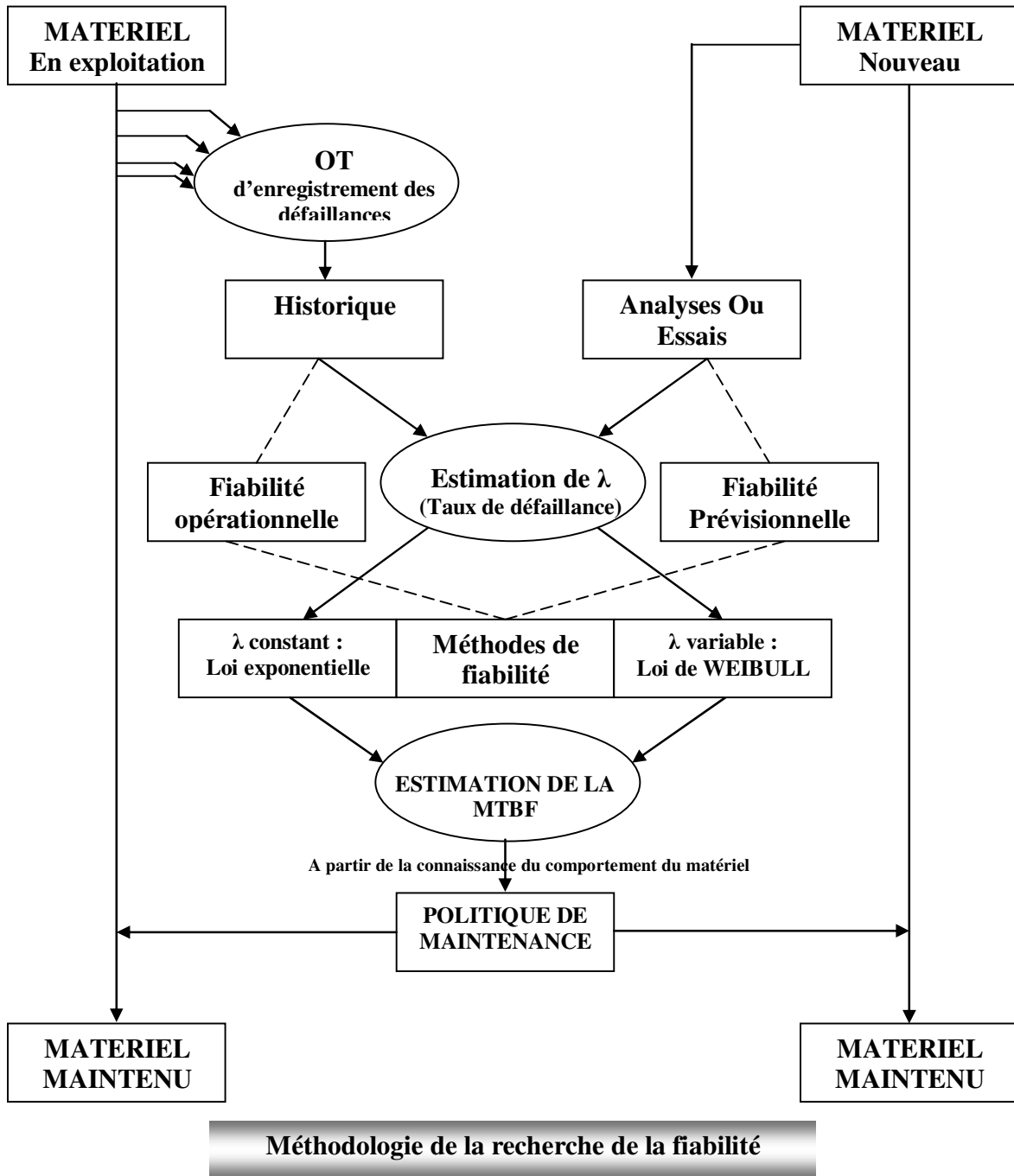
Ce travail a montré notre vision du pronostic des défaillances par rapport à la surveillance et la supervision des turbines à gaz. En effet, l'objectif de ce travail de thèse a été d'appliquer un système de pronostic flou, considéré comme une extension d'une approche du diagnostic, cette approche est un défi pour le développement de la surveillance de l'état de dégradation des systèmes industriels. Dans ce travail de Doctorat LMD, on a tenu compte des phénomènes vibratoires et des indicateurs de défaillances, également ont été utilisés pour fournir les prédictions de défaillance d'une façon précise en vue du pronostic. En se basant sur la théorie des systèmes et sur les processus d'évaluation de fiabilité basé sur les symptômes observés.

Enfin, nous espérons que notre contribution présentée dans cette thèse ouvre de nouvelles **perspectives:**

- Un travail de robustesse des implications floues doit être envisagé, il serait intéressant de développer un système de pronostic à base des techniques basées sur la logique floue associée aux réseaux de neurones (neuro-flou).

Annexe A

1. Méthodologie de la recherche de la fiabilité :



**2. Tableau des résultats de fiabilité :**

$\gamma$	0
$\eta$	9100
$\beta$	3.2
La fiabilité	$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{9100}\right)^{3.2}}$
La fonction de répartition	$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{9100}\right)^{3.2}}$
La densité de défaillance	$f(t) = \frac{3.2}{9100} \left(\frac{t}{9100}\right)^{2.2} \cdot e^{-\left(\frac{t}{9100}\right)^{3.2}}$
Le taux de défaillance instantané	$\lambda(t) = \frac{3.2}{9100} \left(\frac{t}{9100}\right)^{2.2}$
A	0.8957
B	0.307
$\sigma$	2793.7h
MTBF	8150.87h
$L_{10}$	4499.48h



## Bibliographie

---

- [1]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Deia Yacine, Fuzzy modelling and control of an industrial gas turbine: Data classification and clustering algorithms. 9ème Conférence sur le Génie Electrique, 14 - 15 avril 2015, EMP, Bordj El Bahri, Alger.
- [2]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Fuzzy logic addresses turbine vibration on Algerian gas line. Oil & Gas Journal, 2016, pp. 22-28.
- [3]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Gas turbine parameters modelling based on fuzzy logic and artificial neural networks: Solar TITAN 130N investigation. 5ème Symposium de l'Association Algérienne de l'Industrie du Gaz AIG Sonatrach, 16-17 Février 2016, Alger.
- [4]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa, Djeddi Ahmed Zohair and Abudura Salam, Fuzzy modeling of Multiple-Input Multiple-Output systems using Takagi-Sugeno models based on Gustafson-Kessel clustering. International Journal on Advanced Electrical Engineering IJAEE, 2013, University Djelfa, Algeria, vol. 01, no. 03, IJAEE-2013-014.
- [5]. Abdenour Soualhi, Du diagnostic au pronostic de pannes des entraînements électriques. Thèse de doctorat en Génie électrique à l'université de Lyon 1, 2013.
- [6]. Ahmed Hafaifa, Abdelhafid Benyounes and Mouloud Guemana, Control of an industrial gas turbine based on fuzzy model. 16th IFAC Conference on Technology, Culture and International Stability. September 24-27, 2015, Sozopol, Bulgaria.
- [7]. Ahmed Hafaifa, Ahmed Zohair Djeddi and Attia Daoudi, Fault detection and isolation in industrial control valve based on artificial neural networks diagnosis. Journal of Control Engineering and Applied Informatics, 2013, vol.15, no.3 pp. 61-69.
- [8]. Ahmed Hafaifa, Attia Daoudi and Abudura Salam, Maintenance planning of a gas turbine based on operational reliability analysis using experience feedback. Sixth International Conference on Engineering Failure Analysis, 6 – 9 July 2014, ICEFA VI 2014 Elsevier Conference, Lisbon, Portugal.

- [9]. Ahmed Hafaifa, Attia Daoudi and Mouloud Guemana, SCADA for Surge Control: Using a SCADA network to handle surge control in gas suppression systems in pipelines. *Control Global | Process Automation Technologies Journal, ISA Transactions*, 2011, vol. 24 no. 3, pp.69-71.
- [10]. Ahmed Hafaifa, BelhadeF Rachid and Guemana Mouloud, Modelling of surge phenomena in a centrifugal compressor: experimental analysis for control, *Systems Science & Control Engineering: An Open Access Journal*, Taylor & Francis, 2014, vol. 2 no.1, pp.632-641.
- [11]. Ahmed Hafaifa, BelhadeF Rachid and Mohamed Boumehraz, Reliability modelling based on incomplete data: Oil pump application. *Management Systems in Production Engineering Journal*, 2014, vol. 3 no. 15, pp 140-144.
- [12]. Ahmed Hafaifa, BelhadeF Rachid, Guemana Mouloud, Reliability model exploitation in industrial system maintainability using expert system evaluation. IRF2013, 4th International Conference on Integrity, Reliability and Failure, 23-27 June 2013 in Funchal, Madeira, Portugal.
- [13]. Ahmed Hafaifa, Guemana Mouloud and Saadat Boulanouar, Monitoring system based on real data acquisition for vibrations control in gas turbine system. *Revue de Nature & Technologie: A- Sciences fondamentales et Engineering*, 2016, vol. 14, no.1, pp. 13 – 18.
- [14]. Ahmed Hafaifa, Guemana Mouloud, and BelhadeF Rachid, Fuzzy modeling and control of centrifugal compressor used in gas pipelines systems. *Multiphysics Modelling and Simulation for Systems Design and Monitoring*, Book Chapter, Springer, Applied Condition Monitoring, 2015, vol. 2, pp. 379-389.
- [15]. Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Attia Daoudi, Fault detection and isolation in industrial systems based on spectral analysis diagnosis. *Intelligent Control and Automation*, 2013, vol. 4, pp. 36-41.
- [16]. Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Attia Daoudi, Vibration supervision in gas turbine based on parity space approach to increasing efficiency. *Journal of Vibration and Control*, June 2015, vol. 21, pp.1622-1632.
- [17]. Ahmed Hafaifa, Rachid BelhadeF and Mohamed Boumehraz, Maintenance des installations pétrolières par une approche d'acquisition des données et surveillance à distance (SCADA). 1er Journée d'études des jeunes scientifiques, JEJS 2014 27-28 avril 2014, Université Hadj Lakhder de Batna, Algérie.

- [18]. Ahmed Zohair Djeddi, Ahmed Hafaifa and Abudura Salam, Operational reliability analysis applied to a gas turbine based on three parameter weibull distribution. *Mechanics*, 2015, vol. 21, no. 3, pp. 187–192.
- [19]. Ahmed Zohair Djeddi, Ahmed Hafaifa, Abudura Salam, Gas turbine reliability model based on tangent hyperbolic reliability function. *Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2015, vol. 53, no. 3, pp. 723-730.
- [20]. Alma Valor, Francisco Caleyó, José M. Hallen, Julio C. Velázquez, Reliability assessment of buried pipelines based on different corrosion rate models. *Corrosion Science*, 2013, vol. 66, pp. 78-87.
- [21]. Amirat A., Mohamed-Chateaneuf A., Chaoui K., Reliability assessment of underground pipelines under the combined effect of active corrosion and residual stress. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 2006, vol. 83, no. 2, pp. 107-117.
- [22]. Antoine Chammas, Drift detection and characterization for supervision, diagnosis and prognosis of dynamical systems. Thèse de doctorat en Automatique, à l'université de Lille 1, 2014.
- [23]. Asghar Moeini, Kouroush Jenab, Mohsen Mohammadi, Mehdi Foumani, Fitting the three-parameter Weibull distribution with Cross Entropy. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, vol. 37, no. 9, pp. 6354-6363.
- [24]. Azirah S.A., B. Hussin, M. Mohd-Yusof, A Data-driven prognostic model for industrial equipment using time series prediction methods. *Journal of Engineering and Technology*, 2013, vol. 4 No. 2, pp.125-135.
- [25]. Baoping Cai, Yonghong Liu, Zengkai Liu, Xiaojie Tian, Renjie Ji, Hang Li, Reliability-based load and resistance factor design of composite pressure vessel under external hydrostatic pressure. *Composite Structures*, 2011, vol. 93, no. 11, pp. 2844-2852.
- [26]. Barella S., Boniardi M., Cincera S., Pellin P., Degive X., Gijbels S., Failure analysis of a third stage gas turbine blade. *Engineering Failure Analysis*, 2011, vol. 18, no. 1, pp. 386-393.
- [27]. Ben Rahmoune Mohamed, Ahmed Hafaifa and Goumana Mouloud, Maintenance prédictive d'une turbine à gaz basé sur l'analyse de fiabilité et de disponibilité. 5ème Symposium de l'Association Algérienne de l'Industrie du Gaz AIG Sonatrach, 16-17 Février 2016, Alger
- [28]. Ben Rahmoune Mohamed, Ahmed Hafaifa and Guemana Mouloud, Gas turbine supervision based on neural networks in degraded mode: Presence of vibrations. The 1st International

- Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics (ICAAID 2015), Djelfa on 29-30 March 2015, Algeria
- [29]. Ben Rahmoune Mohamed, Ahmed Hafaifa and Guemana Mouloud, Vibration modeling improves pipeline performance, costs. *Oil & Gas Journal*, 2015, pp. 98-100.
- [30]. Ben Rahmoune Mohamed, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Neural network monitoring system used for the frequency vibration prediction in gas turbine. The 3rd International Conference on Control, Engineering & Information Technology CEIT'2015, on 25-27 May 2015 Tlemcen, Algeria.
- [31]. Ben Rahmoune Mohamed, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Vibration monitoring in gas turbine speed using artificial neural networks. The 3rd International Conference on Information Processing and Electrical Engineering (ICIPEE'14), TEBESSA on 24-25 November 2014, Algeria
- [32]. Benrabeh Djaidir, Ahmed Hafaifa and Abdallaha Kouzou, Optimisation de disponibilité d'un système d'instrumentation et de surveillance des turbines à gaz : Application sur une turbine GE MS 3002. 5ème Symposium de l'Association Algérienne de l'Industrie du Gaz AIG Sonatrach, 16-17 Février 2016, Alger
- [33]. Benrabeh Djaidir, Ahmed Hafaifa and Kouzou Abdallah, Performance control of gas turbines. *Turbomachinery International Journal*, 2015, vol. November 2015, pp.10-14.
- [34]. Benrabeh Djaidir, Ahmed Hafaifa and Kouzou Abdallaha, Monitoring Gas Turbines Using Speedtronic Mark VI Control Systems. *Pipeline & Gas Journal*, 2015, vol. 242, no. 10, pp.48-86.
- [35]. Benrabeh Djaidir, Ahmed Hafaifa et Abdallaha Kouzou, Synthèse et surveillance des défauts de vibrations des turbines à gaz pour la prise de décision de contrôle. 1er Colloque International sur les Hydrocarbures, Energies et Environnement (HCEE), 23 - 24 Novembre 2014, Ouargla, Algérie.
- [36]. Benrahmoun Mohamed, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Elaboration of a faults tree in gas turbine using expert system based on neural network. INTERNATIONAL CONFERENCE ON ENERGY SYSTEMS ISTANBUL 2015 - ICES2015, 23-25 December 2015, Istanbul-Turkey.
- [37]. Bindi Chen, Peter C. Matthews, Peter J. Tavner, Wind turbine pitch faults prognosis using a-priori knowledge-based ANFIS. *Expert Systems with Applications*, 2013, vol. 40, no. 17, pp. 6863-6876.

- [38]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Abdellah Kouzou, Availability phase estimation in gas turbine based on prognosis system modelling. *Mechanics*, 2016, vol., no. , pp...
- [39]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa and Abdallaha Kouzou, Maintenance d'une turbine à gaz à base d'une analyse et mesure vibratoire: Station de compression du gaz de M'SEKA et TEMZHRT. 5ème Symposium de l'Association Algérienne de l'Industrie du Gaz AIG Sonatrach, 16-17 Février 2016, Alger
- [40]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa and Abdellah Kouzou, Gas turbine speed and axial load supervision based on fuzzy system to improving their exhaust temperature. *Hydrocarbon Processing Journal*, 2016, vol. , no. , pp.
- [41]. 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.
- [42]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa et Kouzou Abdallaha, Analyse des vibrations dans les turbines à gaz par une approche d'optimisation basée sur un système expert. The 1st International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics (ICAAID 2015), Djelfa on 29-30 March 2015, Algeria
- [43]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa et Kouzou Abdallaha, Modélisation des vibrations appliquée à la prise de décision pour le diagnostic d'une turbine à gaz. 1er Colloque International sur les Hydrocarbures, Energies et Environnement (HCEE), 23 - 24 Novembre 2014, Ouargla, Algérie.
- [44]. Carl Frelicot, Un système adaptatif de diagnostic prédictif par reconnaissance des formes floues. Thèse de doctorat en Sciences appliquées à l'université de Compiègne, 1992.
- [45]. Christian Fleischer, Wladislaw Waag, Ziou Bai, Dirk Uwe Sauer, On-line self-learning time forward voltage prognosis for lithium-ion batteries using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Power Sources*, 2013, vol. 243, pp. 728-749.
- [46]. Chunhui Zhao, Furong Gao, Online fault prognosis with relative deviation analysis and vector autoregressive modeling. *Chemical Engineering Science*, 2015, vol. 138, pp. 531-543.
- [47]. Combescure D., Lazarus A., Refined finite element modelling for the vibration analysis of large rotating machines: Application to the gas turbine modular helium reactor power conversion unit. *Journal of Sound and Vibration*, 2008, vol. 318, no. 4-5, pp. 1262-1280.

- [48]. Daniel Greco, Philippe Blanc, Evelyne Aubry, Ivan Vaclavik, Active vibration control of flexible materials found within printing machines. *Journal of Sound and Vibration*, 2007, vol. 300, no. 3–5, pp. 831-846.
- [49]. Denver F. Cheddie, Renique Murray, Thermo-economic modeling of an indirectly coupled solid oxide fuel cell/gas turbine hybrid power plant. *Journal of Power Sources*, 2010, vol. 195, no. 24, pp. 8134-8140.
- [50]. Dezhi Li, Wilson Wang, Fathy Ismail, Enhanced fuzzy-filtered neural networks for material fatigue prognosis. *Applied Soft Computing*, 2013, vol. 13, no. 1, pp. 283-291
- [51]. Djamel Halimi, Ahmed Hafaifa and Elahmoune Boua, Maintenance actions planning in industrial centrifugal compressor based on failure analysis. *The quarterly Journal of Maintenance and Reliability*, 2014, vol. 16, no. 1, pp. 17–21.
- [52]. Djamel Halimi, Ahmed Hafaifa and Elahmoune bouali, The reliability improving in Algerian gas and oil installations using Bayesian networks. *Sixth International Conference on Engineering Failure Analysis*, 6 – 9 July 2014, ICEFA VI 2014 Elsevier Conference, Lisbon, Portugal.
- [53]. Djamel Halimi, Ahmed Hafaifa, Elahmoune Bouali and Mouloud Guemana, Use modeling as part of a compressor maintenance program. *Gas Processing*, 2014, Vol. SEPTEMBER/OCTOBER 2014, pp. 55-59
- [54]. Djamel Halimi, Ahmed Hafaifa, Elahmoune Bouali and Mouloud Guemana, Etude de fiabilité à base des techniques de l'intelligence artificielle: Application par les Réseaux Bayésiens, 2013 *International Symposium on Operational Research and Applications (ISORAP2013)* will be held in Marrakech 08 - 10, May 2013.
- [55]. El Koujoc Mohamed, Contribution au pronostic industriel : intégration de la confiance à un modèle prédictif neuro-flou. Thèse de doctorat en Automatique à l'université de Besançon, 2010
- [56]. Enis Cetin A., Tom Pearson C., Akin Sevimli R., System for removing shell pieces from hazelnut kernels using impact vibration analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, vol. 101, pp. 11-16.
- [57]. Ewins D.J., Control of vibration and resonance in aero engines and rotating machinery – An overview. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 2010, vol. 87, no. 09, pp. 504-510.

- [58]. Farrahi G.H., Tirehdast M., Masoumi Khalil Abad E., Parsa S., Motakefpoor M., Failure analysis of a gas turbine compressor. *Engineering Failure Analysis*, 2011, vol. 18, no. 1, pp. 474-484.
- [59]. Fernanda M.P. Costa, Ana Maria A.C. Rocha, Edite M.G.P. Fernandes, An artificial fish swarm algorithm based hyperbolic augmented Lagrangian method. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2014, vol. 259, Part B, pp. 868-876
- [60]. Fernando Cortez Sica, Frederico Gadelha Guimarães, Ricardo de Oliveira Duarte, Agnaldo J.R. Reis, A cognitive system for fault prognosis in power transformers. *Electric Power Systems Research*, 2015, vol. 127, pp. 109-117.
- [61]. Fernando Cortez Sica, Frederico Gadelha Guimarães, Ricardo de Oliveira Duarte, Agnaldo J.R. Reis, A cognitive system for fault prognosis in power transformers. *Electric Power Systems Research*, 2015, vol. 127, pp. 109-117.
- [62]. Franck Richecoeur, Thierry Schuller, Ammar Lamraoui, Sébastien Ducruix, Analytical and experimental investigations of gas turbine model combustor acoustics operated at atmospheric pressure. *Comptes Rendus Mécanique*, 2013, vol. 341, no. 1–2, pp. 141-151.
- [63]. František Trebuňa, František Šimčák, Jozef Bocko, Róbert Huňady, Miroslav Pástor, Complex approach to the vibrodiagnostic analysis of excessive vibration of the exhaust fan. *Engineering Failure Analysis*, 2014, vol 37, pp. 86-95.
- [64]. Gwo Chung Tsai, Rotating vibration behavior of the turbine blades with different groups of blades. *Journal of Sound and Vibration*, 2004, vol. 271, no. 3-5, 6, pp. 547-575.
- [65]. Jianfu Hou, Bryon J Wicks, Ross A Antoniou, An investigation of fatigue failures of turbine blades in a gas turbine engine by mechanical analysis. *Engineering Failure Analysis*, 2002, vol. 9, no. 2, pp. 201-211.
- [66]. Jingjing Yang, David W. Scott, Robust fitting of a Weibull model with optional censoring. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2013, vol. 67, no. 1, pp. 149-161.
- [67]. Jung Hun Park, Hyun-Yong Park, Seok-Yong Jeong, Sang-Il Lee, Young-Ho Shin, Jong-Po Park, Linear vibration analysis of rotating wind-turbine blade. *Current Applied Physics*, 2010, vol. 10, no. 2, pp. S332-S334.
- [68]. Kamran Javed, A robust and reliable data-driven prognostics approach based on Extreme Learning Machine and Fuzzy Clustering. Thèse de doctorat en Automatique, signal, productique, robotique à l'université de Besançon, 2014

- [69]. Kazuo Yamada, Yumiko Inoue, Shigenobu Kanba, Theory of mind ability predicts prognosis of outpatients with major depressive disorder. *Psychiatry Research*, 2015, vol. 230, no. 2, pp. 604-608.
- [70]. Kessentini S., Choura S., Najar F. and Franchek M.A., Modeling and dynamics of a horizontal axis wind turbine. *Journal of Vibration and Control*, 2010, vol. 16, no. 13, pp. 2001-2021.
- [71]. Kessentini S., S. Choura, F. Najar and M.A. Franchek, Modeling and dynamics of a horizontal axis wind turbine. *Journal of Vibration and Control*, 2010, vol. 16, no. 13, pp. 2001-2021.
- [72]. Khrenov N. N., Reliability of chilled gas pipelines in permafrost. *Soil Mechanics and Foundation Engineering*, 2010, vol. 47, no. 1, pp 26-31.
- [73]. Lai C.D., Min Xie and Murthy, D.N.P., A modified Weibull distribution. *IEEE Transactions on Reliability*, 2003, vol. 52, no. 1, pp.33 - 37.
- [74]. Liu W.Y., The vibration analysis of wind turbine blade–cabin–tower coupling system. *Engineering Structures*, 2013, vol. 56, pp. 954-957.
- [75]. Maes M.A., Dann M., Salama M.M., Influence of grade on the reliability of corroding pipelines. *Reliability Engineering & System Safety*, 2008, vol. 93, no. 3, pp. 447-455.
- [76]. Martha A. Zaidan, Andrew R. Mills, Robert F. Harrison, Peter J. Fleming, Gas turbine engine prognostics using Bayesian hierarchical models: A variational approach. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, vol. 70–71, pp. 120-140.
- [77]. Martins R.F., Branco C.M., Gonçalves-Coelho A.M., Edgar C. Gomes, A failure analysis of exhaust systems for naval gas turbines. Part II: Design changes. *Engineering Failure Analysis*, 2009, vol. 16, no. 4, pp. 1324-1338.
- [78]. Mouloud Guemana, Ahmed Hafaifa and Mohamed Ben Rahmoune, Reliability study of gas turbines for improving their availability by ensuring optimal exploitation. *OIL GAS European Magazine*, 2015, vol. 2, pp. 88-91.
- [79]. Mouloud Guemana, Slimane Aissani and Ahmed Hafaifa, Use a new calibration method for gas pipelines: An advanced method improves calibrating orifice flowmeters while reducing maintenance costs. *Hydrocarbon Processing Journal*, 2011, vol. 90, no. 8, pp. 63-68.
- [80]. Mustafa Ceylan, Ahmet Yalcin, O. Faruk Bayraktutan, Omer Atis, Ethem Acar, Serum pentraxin-3 levels in acute stroke: No association with stroke prognosis. *Atherosclerosis*, 2015, vol. 243, no. 2, pp. 616-620.



- [81]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa and Ahmed Chaibet, Amélioration du système de supervision des turbines à gaz basée sur l'estimation floue de leur fiabilité et disponibilité. 5ème Symposium de l'Association Algérienne de l'Industrie du Gaz AIG Sonatrach, 16-17 Février 2016, Alger
- [82]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Détection des défaillances d'une turbine à gaz de type SOLAR à base des techniques d'intelligence artificielle. 10ème Edition des Journées Scientifiques et Techniques, SONATRACH JST10, 5-8 Novembre 2015 Oran, Algérie.
- [83]. Nikpey H., Assadi M., Breuhaus P., Mørkved P.T., Experimental evaluation and ANN modeling of a recuperative micro gas turbine burning mixtures of natural gas and biogas. *Applied Energy*, 2014, vol. 117, pp. 30-41.
- [84]. Ningyun Lu, Lei Wang, Bin Jiang, Jianhua Lu and Xi Chen, Fault prognosis for process industry based on information synchronization. *Proceeding of the 18th IFAC World Congress Milano (Italy) August 28 - September 2, 2011*, pp. 4296- 4301.
- [85]. Orhan Er, Nejat Yumusak, Feyzullah Temurtas, Chest diseases diagnosis using artificial neural networks. *Expert Systems with Applications*, 2010, vol. 37, no. 12, pp. 7648-7655.
- [86]. Othman M., Najjar Y.S.H., Abou-Arab T.W., Fuel effect on induced vibration in gas turbine engines. *Fuel*, 1988, vol. 67, no. 3, pp. 321-326.
- [87]. Peng R., Li Y.F., Zhang W.J., Hu Q.P., Testing effort dependent software reliability model for imperfect debugging process considering both detection and correction. *Reliability Engineering & System Safety*, 2014, vol. 126, pp. 37-43.
- [88]. Pierre Cochetoux, Contribution à la maintenance proactive par la formalisation du processus de pronostic des performances de systèmes industriels. Thèse de doctorat en Automatique, traitement du signal et images à l'université de Nancy 1, 2010
- [89]. Poursaeidi E., Babaei A., Behrouzshad F., Mohammadi Arhani M.R., Failure analysis of an axial compressor first row rotating blades. *Engineering Failure Analysis*, 2013, vol. 28, pp. 25-33.
- [90]. Py Le Gac, Choqueuse D., Melot D., Melve B., Meniconi L., Life time prediction of polymer used as thermal insulation in offshore oil production conditions: Ageing on real structure and reliability of prediction. *Polymer Testing*, 2014, vol. 34, pp. 168-174.
- [91]. Qiang Bai, Yong Bai, Pipeline Commissioning, Operations, and Maintenance, *Subsea Pipeline Design, Analysis, and Installation*, 2014, pp. 753-766.

- [92]. Qinming Liu, Ming Dong, Wenyuan Lv, Xiuli Geng, Yupeng Li, A novel method using adaptive hidden semi-Markov model for multi-sensor monitoring equipment health prognosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, vol. 64–65, pp. 217-232.
- [93]. Qu S., Fu C.M., Dong C., Tian J.F., Zhang Z.F., Failure analysis of the 1st stage blades in gas turbine engine. *Engineering Failure Analysis*, 2013, vol. 32, pp. 292-303.
- [94]. Rachid Belhadef, Ahmed Hafaifa, Abdallah Kouzou and Mohamed Boumehraz, Amélioration de l'architecture du système planification des actions de maintenance basée sur une approche fiabiliste. XXI Annual Seminar on Automation, Industrial Electronics and Instrumentation (SAAEI'14), Tangier, Morocco, 25-27 June 2014.
- [95]. Ren-Jieh Kuo, Man-Hsin Huang, Wei-Che Cheng, Chih-Chieh Lin, Yung-Hung Wu, Application of a two-stage fuzzy neural network to a prostate cancer prognosis system. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2015, vol. 63, no. 2, pp. 119-133.
- [96]. Robert T. Johnston, Real-time analysis system for gas turbine ground test acoustic measurements. *ISA Transactions*, 2003, vol. 42, no. 4, pp. 513-523.
- [97]. Saeed R.A., Galybin A.N., Popov V., 3D fluid–structure modelling and vibration analysis for fault diagnosis of Francis turbine using multiple ANN and multiple ANFIS. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, vol. 34, no. 1–2, pp. 259-276.
- [98]. Sandeep Kumar, Niranjana Roy, Ranjan Ganguli, Monitoring low cycle fatigue damage in turbine blade using vibration characteristics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, vol. 21, no. 1, pp. 480-501.
- [99]. Shenwei Zhang, Wenxing Zhou, Cost-based optimal maintenance decisions for corroding natural gas pipelines based on stochastic degradation models. *Engineering Structures*, 2014, vol. 74, pp. 74-85.
- [100]. Sigita Rimkevicius, Algirdas Kaliatka, Mindaugas Valincius, Gintautas Dundulis, Remigijus Janulionis, Albertas Grybenas, Inga Zutautaitė, Development of approach for reliability assessment of pipeline network systems. *Applied Energy*, 2012, vol. 94, pp. 22-33.
- [101]. Smoczek J., J. Szytko, Evolutionary algorithm-based design of a fuzzy TBF predictive model and TSK fuzzy anti-sway crane control system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2014, vol. 28, pp. 190-200.

- [102]. Traore M., A. Chammas, E. Duviella, Supervision and prognosis architecture based on dynamical classification method for the predictive maintenance of dynamical evolving systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 2015, vol. 136, pp. 120-131.
- [103]. Trofimov N. G., Kravchenko B. A., Kramarovskii B. I., Baturov V. B. and Kostina G. N., Increasing the strength and reliability of turbine blades by thermoplastic hardening methods. *Strength of Materials*, 1978, vol. 10, no. 8, pp. 990-996.
- [104]. Van Tung Tran, Bo-Suk Yang, Andy Chit Chiow Tan, Multi-step ahead direct prediction for the machine condition prognosis using regression trees and neuro-fuzzy systems. *Expert Systems with Applications*, 2009, vol. 36, no. 5, pp. 9378-9387
- [105]. Wahba E.M., Nawar H., Multiphase flow modeling and optimization for online wash systems of gas turbines. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, vol. 37, no. 14–15, pp. 7549-7560.
- [106]. Wilson Q. Wang, M.Farid Golnaraghi, Fathy Ismail, Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, vol. 18, no. 4, pp. 813-831
- [107]. Xiang Xie, Guoyong Jin, Yuquan Yan, S.X. Shi, Zhigang Liu, Free vibration analysis of composite laminated cylindrical shells using the Haar wavelet method. *Composite Structures*, 2014, vol. 109, pp. 169-177.
- [108]. Xiongzi CHEN, Jinsong YU, Diyin TANG, Yingxun WANG, A Novel PF-LSSVR-based Framework for Failure Prognosis of Nonlinear Systems with Time-varying Parameters. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2012, vol. 25, no. 5, pp. 715-724.
- [109]. Yang Chen, Guobiao Cai, Zhenpeng Zhang, Yulong Huang, Multi-field coupling dynamic modeling and simulation of turbine test rig gas system. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2014, vol. 44, pp. 95-118.
- [110]. Yannick Pencolé, Couplage Diagnostic-Pronostic pour la maintenance prévisionnelle: synthèse des travaux et techniques du groupe DISCO. Workshop CNRS-LAAS, Université de Toulouse, France, 2013
- [111]. Yongping Pan, Meng Joo Er, Xiang Li, Haoyong Yu, Rafael Gouriveau, Machine health condition prediction via online dynamic fuzzy neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2014, vol. 35, pp. 105-113
- [112]. Zefeng Wang, Fault diagnosis and prognosis system for aircraft. Thèse de doctorat en Robotique à l'université de Paris 6, 2013.