

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère De L'Enseignement Supérieur et De La Recherche Scientifique**

**Université Kasdi Merbah - Oaurla**  
**Faculté Des Nouvelles Technologies De L'Information et De**  
**Télécommunications Département D'Électronique et De Télécommunications**



Mémoire présenté pour l'obtention du diplôme de  
MASTER

Filière : AUTOMATIQUE

Spécialité : AUTOMATIQUE ET SYSTEMES

Par :

**EMBAREK Said et FASSOULI Med Yacine**

---

# **Diagnostic De Fonctionnement d'une Turbine A Gaz**

---

Devant le jury composé de :

**Mr. CHAKOUR Chouaib**

**Mr. TOUBAKH**

Directeur de Mémoire

Présidente

**Dédicaces**

***Dédicaces pour ma maman et mon papa***

***Dédicaces pour mes sœurs***

***Dédicaces à la famille de mon père et à la famille de  
ma mère***

***Dédicaces à mes amis et collègues***

***Dédicaces à mes voisins***

***Dédicaces à moi-même***

**REMERCIENT**

***Je remercie Dieu Tout-Puissant pour la santé, la  
volonté, le courage et la patience qu'il m'a donnés  
pendant ces années scolaires.***

***Je remercie mes parents qui m'ont soutenu dans mon  
parcours académique financièrement et moralement***

***Je remercie toute ma famille de m'avoir encouragé à  
réaliser ce travail***

***Je remercie également : Tous les collaborateurs de  
Sonelgaz Sud Est « HMO / HMN 3 ».***

***Je remercie tous ceux qui m'ont encouragé, même si  
par des mots***

***Je me remercie beaucoup pour tout le travail acharné  
que j'ai enduré, pour tous les efforts que j'ai fournis au  
cours de ces années.***

***Je me remercie l'encadreur pour ce travail.***

## ملخص

يعتمد هذا العمل على مبدأ النمذجة وتشخيص أخطاء العمليات الصناعية، في هذا السياق، يتم استخدام النهج الكلاسيكي (PCA) وتحليل المكون الرئيسي للمعلومات الكاملة لبيانات نوع الفاصل (CPCA\_CIPCA) والمبدأ الأساسي هو توسيع التقنيات (PCA) لتشمل بيانات من نوع الفاصل الزمني، كما تم استخدام نهج التحويل المويجي (TO) .

في الطبيعة، تتغير قياسات العمليات متعددة النطاقات، مما يتطلب قياس المتغيرات على عدة مستويات وعدة مراحل مختلفة. لا يمكن لـ PCA الكلاسيكي القيام بذلك، لذلك نحن نعتمد على نهج تحليل المكون الأساسي للمعلومات الكاملة لبيانات من نوع الفاصل (CIPCA) ، يوفر تحويل الموجة (TO) تحليلاً في مجالين زمنياً وترددًا، مما يسمح له بدراسة الأنظمة متعددة المقاييس.

**الكلمات المفتاحية:** المكونات الرئيسية، المكونات الرئيسية من النوع الفاصل، التحويل المويجي، كشف الأخطاء وتحديد موقعها، نظام غير منتظم

## **Résumé**

*Ce travail est basé sur le principe de la modélisation et du diagnostic des défauts des processus industriels. Dans ce contexte, l'approche (ACP) classique et analyse en composante principal d'information complète pour les données de type intervalle (CIPCA) sont utilisées. Le principe de base est d'étendre les techniques (ACP) pour inclure les données de type intervalle. L'approche transformée en ondelettes (TO) a également été utilisée*

*Dans la nature, les mesures des processus multi-échelles changent, ce qui nécessite la mesure de variables à plusieurs niveaux et plusieurs étapes différentes. L'ACP classique ne peut pas le faire, nous nous appuyons donc sur l'approche de l'analyse en composante principal d'information complète pour les données de type intervalle (CIPCA). La transformée en ondelettes (TO) fournit une analyse dans deux domaines temps et fréquence, ce qui lui permet d'étudier des systèmes multi-échelles*

**Mots clés :** *composantes principales, composantes principales de type intervalle, transformé en ondelette, détection et localisation de défauts, système incertain*

## ***Abstract***

***This work is based on the principle of modeling and fault diagnosis of industrial processes. In this context, the classical approach (PCA) and principal component analysis of complete information for interval type data (CIPCA) are used. The basic principle is to extend the techniques (PCA) to include data from interval type. The wavelet transform (TO) approach has also been used.***

***In nature, the measurements of multiscale processes change, requiring the measurement of variables at several levels and several different stages. Classical PCA cannot do this, so we rely on the full information principal component analysis approach for interval-type data (CIPCA) .Wavelet transform (TO) provides analysis in two time and frequency domains, which allows him to study multi-scale systems***

***Keywords: principal components, interval-type principal components, wavelet transform, fault detection and localization, uncertain system.***

## *Table de figures*

|      |  |    |
|------|--|----|
| 1.1  | Figure : turbine à gaz .....   | 11 |
| 1.2  | Figure : classification des turbines à gaz .....   | 12 |
| 1.3  | Figure : principe de fonctionnement de turbine à gaz .....   | 14 |
| 1.4  | Figure : rotor de turbine .....  | 18 |
| 1.5  | Figure : stator de turbine .....   | 19 |
| 1.1  | Figure : bougies d'allumage .....  | 19 |
| 2.1  | Figure : évolution des variables.....  | 28 |
| 2.2  | Figure : évolution des composantes principales .....   | 29 |
| 2.3  | Figure : évolution des mesures et leur estimation .....  | 30 |
| 2.4  | Figure : évolution des différentes mesures de type intervalle<br>(min_max) .....                           | 35 |
| 2.5  | Figure : évolution des différentes mesures (min_max) et leur<br>estimation par CPCA .....                  | 36 |
| 2.6  | Figure : évolution des différentes mesures (min_max) et<br>leur estimation par CIPCA .....                 | 37 |
| 3.1  | Figure : la transformé en ondelette .....  | 39 |
| 3.2  | Figure : les étapes de la transformation en ondelettes continue .....                                      | 39 |
| 3.3  | Figure : décomposition du signal en approximation et détail .....  | 40 |
| 3.4  | Figure : ondelettes de daubechies .....  | 41 |
| 3.5  | Figure : ondelettes de symlets .....   | 41 |
| 3.6  | Figure : ondelettes de coiflets .....  | 41 |
| 3.7  | Figure : signal originale et les signaux reconstruits (db9, sym7, coif4) ....                              | 42 |
| 3.8  | Figure : comparaison entre signal original et signal filtré .....  | 43 |
| 3.9  | Figure : procédure de (CPCA_CIPCA) multi-échelle (MSCPCA_MSCIPCA) <sup>1<sup>er</sup></sup><br>forme ..... | 45 |
| 3.10 | Figure : procédure de (CPCA_CIPCA) multi-échelle (MSCPCA_MSCIPCA)<br>2em forme .....                       | 46 |
| 3.11 | Figure : évolution de matrice AL (L=2) .....   | 47 |
| 3.12 | Figure : évolution de matrice DL1 (L=1).....   | 47 |
| 3.13 | Figure : évolution de matrice DL2 (L=2) .....  | 48 |
| 3.14 | Figure : évolution de matrice AL2 et l'estimation par MSCIPCA .....  | 48 |
| 3.15 | Figure : évolution de matrice AL et l'estimation par MSCPCA .....  | 49 |
| 3.16 | Figure : évolution de matrice DL1 et l'estimation par MSCIPCA .....  | 49 |
| 3.17 | Figure : évolution de matrice DL1 et l'estimation par MSCPCA .....   | 50 |
| 3.18 | Figure : évolution de matrice DL2 et l'estimation par MSCIPCA .....  | 50 |
| 3.19 | Figure : évolution de matrice DL2 et l'estimation par MSCPCA .....   | 51 |
| 4.1  | Figure : évolution de X4(xmin_ xmax) sans avec défaut .....  | 54 |
| 4.2  | Figure : SPE (min_max) de CPCA sans avec défaut .....  | 55 |

|      |  |    |
|------|--|----|
| 4.3  | Figure : SPE (min_ max) de CIPCA sans avec défaut .....                  | 55 |
| 4.4  | Figure : SPE (min_ max) MSCPCA AL2 .....                                 | 56 |
| 4.5  | Figure : SPE (min_ max) MSCIPCA AL2 .....                                | 56 |
| 4.6  | Figure : TBD (cas amplitude défauts 40%).....                            | 57 |
| 4.7  | Figure : TBD (cas amplitude défauts 20%) .....                           | 58 |
| 4.8  | Figure : SPE pour un défaut de 40% de x4 par MSCPCA .....                | 58 |
| 4.9  | Figure : SPE pour un défaut de 40% de x4 par MSCIPCA .....               | 59 |
| 4.10 | Figure : SPE pour un défaut de 20% de x4 par MSCPCA .....                | 59 |
| 4.11 | Figure : SPE pour un défaut de 20% de x4 par MSCIPCA .....               | 60 |
| 4.12 | Figure : contributions pour SPEmax de CIPCA .....                        | 61 |
| 4.13 | Figure : contributions pour SPEmin de CIPCA .....                        | 61 |
| 4.14 | Figure : contributions pour SPEmax de MSCIPCA .....                      | 62 |
| 4.15 | Figure : contributions pour SPEmin de MSCIPCA .....                      | 62 |
| 5.1  | Figure : central production HASSI MESSAOUD ouest .....                   | 64 |
| 5.2  | Figure : plan d'identification de la central HMO .....                   | 65 |
| 5.3  | Figure : poste gaz .....   | 66 |
| 5.4  | Figure : sale de contrôle .....  | 67 |
| 5.5  | Figure : les caractéristiques de la turbine MS9001E .....                | 68 |
| 5.6  | Figure : La description des variables du processus .....                 | 69 |
| 5.7  | Figure : L'évolution des déferant mesures .....                          | 69 |
| 5.8  | Figure : L'évolution des déferant mesures et leur estimation .....       | 70 |
| 5.9  | Figure : Evolution des déferant mesure (min_ max) en cas de défaut ..... | 70 |
| 5.10 | Figure : approximation A4 des déferant mesures .....                     | 71 |
| 5.11 | Figure : d'Approximation A4 des déferant mesures et estimations .....    | 72 |
| 5.12 | Figure : d'Approximation AL4 des déferant mesures en cas de défaut ..... | 72 |
| 5.13 | Figure : Evolution de SPE (min_ max) par CIPCA.....                      | 73 |
| 5.14 | Figure : Evolution de SPE (min_ max) par MSCIPCA.....                    | 73 |
| 5.15 | Figure : Evolution de déferentes mesures en cas de défaut X7 .....       | 74 |
| 5.16 | Figure : Evolution de X7 sans et avec défaut .....                       | 74 |
| 5.17 | Figure : Evolution de SPE par MSCIPCA en cas de défaut X7 .....          | 75 |
| 5.18 | Figure : Contributions de SPE (min) pour par MSCIPCA .....               | 76 |
| 5.19 | Figure : Contributions de SPE (max) pour par MSCIPCA .....               | 76 |

## *Table de matières*

### **Chapitre 1**

|   |    |
|---|----|
| <b>1.1. Introduction</b> .....                                    | 10 |
| <b>1.2. Le rôle de la Turbine A GAZ et leur utilisation</b> ..... | 11 |
| 1.2.1. Le rôle de la turbine .....                                | 11 |
| 1.2.2. Utilisation de la turbine A GAZ .....                      | 11 |
| <b>1.3. Classification des turbines A GAZ</b> .....               | 12 |
| 1.3.1. Par le mode de construction : .....                        | 12 |
| 1.3.2. Par le mode de travail : .....                             | 13 |
| 1.3.3. Par le mode de fonctionnement thermodynamique : .....      | 13 |
| <b>1.4.Principe de fonctionnement de la turbine à gaz :</b> ..... | 14 |
| 1.4.1. Section aspiration d'air .....                             | 14 |
| 1.4.2. Section compresseur .....                                  | 14 |
| 1.4.3. Section combustion .....                                   | 16 |
| 1.4.4. Section turbine .....                                      | 16 |
| 1.4.5. Cadre d'échappement .....                                  | 18 |
| <b>1.5. Défaillances de la Turbine A Gaz</b> .....                | 18 |
| <b>1.6. Diagnostic de Default</b> .....                           | 19 |
| 1.6.1. Définition (diagnostic) .....                              | 19 |
| 1.6.2. Typologie de défauts .....                                 | 20 |
| 1.6.3. Système de supervision : .....                             | 21 |
| 1.6.4. Classification des méthodes de diagnostic : .....          | 22 |
| 1.6.4.1. Les méthodes à base de modèles .....                     | 22 |
| 1.6.4.2. Les méthodes à base d'analyse de données .....           | 22 |
| <b>1.7. Conclusion</b> .....                                      | 23 |

### **Chapitre 2**

|  |    |
|--|----|
| <b>2.1. Introduction</b> .....                                       | 24 |
| <b>2.2. Définition de l'analyse en composantes principales</b> ..... | 24 |
| <b>2.3. Principe de fonctionnement de l'ACP</b> .....                | 24 |
| 2.3.1. Nombre de composantes principales à retenir.....              | 26 |
| 2.3.2. Pourcentage cumulé de la variance totale (PCV) .....          | 27 |
| <b>2.4. Données de type intervalle</b> .....                         | 30 |
| 2.4.1. Normalisation des données de type intervalle .....            | 32 |
| <b>2.5. ACP de type intervalle</b> .....                             | 32 |
| 2.5.1. La méthode des centres(CPCA) .....                            | 33 |
| 2.5.2. La méthode d'information complète(CIPCA) .....                | 34 |

|  |    |
|--|----|
| 2.6. Conclusion .....  | 37 |
| <b>Chapitre 3</b>  |    |
| 3.1. Introduction .....  | 38 |
| 3.2. Transformée en ondelettes .....                               | 38 |
| 3.2.1. Transformée en ondelettes continue .....                    | 39 |
| 3.2.2. Transformé en ondelettes discrète .....                     | 39 |
| 3.2.3. Approximation et détail .....                               | 40 |
| 3.2.4. Reconstruction d'ondelette.....                             | 40 |
| 3.3. Type de l'ondelette .....                                     | 40 |
| 3.4. Avantages de la TO .....                                      | 41 |
| 3.5. ACP Multi-Echelle (MSPCA) .....                               | 43 |
| 3.5.1. Combinaison des ondelettes avec l'ACP .....                 | 43 |
| 3.5.2. Combinaison des ondelettes avec ACP de type intervalle..... | 44 |
| 3.5.3. Algorithme de les méthodes MSCPCA et MSCIPCA .....          | 44 |
| 3.6. Conclusion .....  | 51 |
| <b>Chapitre 4</b>  |    |
| 4.1. Introduction .....  | 52 |
| 4.2. Détections de défauts .....                                   | 52 |
| 4.2.1. Indice SPE .....  | 52 |
| 4.2.2. SPE pour les données d'intervalle .....                     | 53 |
| 4.3. Algorithme de détection par CIPCA .....                       | 53 |
| 4.4. Localisation de défauts .....                                 | 53 |
| 4.4.1. Localisation par calculer les contributions .....           | 54 |
| 4.4.2. Contribution SPE .....                                      | 54 |
| 4.5. Conclusion .....  | 63 |
| <b>Chapitre 5</b>  |    |
| 5.1. Introduction .....  | 64 |
| 5.2. Description et fonctionnement de la central HMO .....         | 64 |
| 5.3. Description de la Turbine A Gaz MS9001E .....                 | 67 |
| 5.3.1. Caractéristiques de la turbine MS 9001 E .....              | 68 |
| 5.4. Diagnostic de défauts de la Turbine à Gaz MS9001E .....       | 68 |
| 5.5. Conclusion .....  | 77 |

## Introduction Générale

Les systèmes industriels sont de plus en plus sophistiqués et visent à répondre à la norme de productivité, mais le contrôle ou la supervision de ces processus est encore largement une activité manuelle réalisée par des opérateurs humains. Cependant, les notions de sécurité et de fiabilité des processus technologiques seront l'enjeu principal. Pour éviter la moindre interruption expliquée par l'apparition d'Anomalie ou de Défaillance en Production Faire appel à des opérateurs humains pour faire face aux événements anormaux en situation d'urgence est de plus en plus difficile en raison de plusieurs facteurs. Ces anomalies conduiront par la suite à l'échec.

La modélisation est la première étape du diagnostic des pannes. Les modèles sont simplement des représentations compressées de connaissances. L'idée de base de ces techniques est de convertir la base de données disponible sur le fonctionnement normal du système en connaissances, c'est-à-dire un modèle de processus implicite.

La méthode d'analyse en composantes principales (ACP) est l'une des techniques de traitement de données statistiques les plus populaires dans la littérature L'analyse en composantes principales (ACP) a été largement utilisée dans le contrôle des processus statistiques. L'ACP est une technologie linéaire éprouvée dans le domaine du traitement des données et dans le domaine du diagnostic des processus industriels. Afin de surmonter certaines limitations de la méthode PCA traditionnelle pour la modélisation et le diagnostic de systèmes légèrement plus complexes, tels que les systèmes variables dans le temps incertains, l'ACP de type intervalle et l'analyse multi-échelle (MS) ou la transformée en ondelettes (TO) sont considérées.

Ce travail est divisé en cinq chapitres, où dans le premier chapitre nous avons parlé des turbines à gaz en termes de rôle, d'utilisation et de mode de fonctionnement, et dans la deuxième partie nous avons appris à diagnostiquer les erreurs, les types d'erreurs et les systèmes de modélisation. Dans le deuxième chapitre, nous avons expliqué le principe de la modélisation à l'aide de l'analyse en composantes principales et de l'analyse en composantes principales de type d'intervalle, et nous avons fourni un exemple pour expliquer les différentes étapes.

Dans le troisième chapitre, nous avons parlé de l'analyse par ondelettes avec un exemple et nous avons défini l'analyse en composantes principales multi-échelle en combinant l'analyse par ondelettes et l'ACP classique et nous avons appliqué ces étapes sur un exemple. Dans le quatrième chapitre, nous avons détecté l'erreur à l'aide de l'indicateur de détection d'erreur SPE et puis on isole le composant qui contient l'erreur via la méthode de calcul des contributions.

A la fin, Chapitre cinq Nous avons utilisé un modèle PCR multi-échelles pour diagnostiquer la défaillance d'une turbine à gaz.

## 1.1. Introduction

Tout processus énergétique consiste à organiser des transferts de travail et de chaleur et de les réaliser dans des appareils appropriés. Les turbomachines (pompes, ventilateurs, compresseurs et turbines) jouent, dans ce concert, un rôle fondamental d'échangeur d'énergie entre un fluide et un organe mécanique en mouvement constitué par un rotor.

Les turbines à gaz font partie de TURBOMACHINES définies comme étant des appareils dans lesquels a lieu un échange d'énergie entre un rotor tournant autour d'un axe à vitesse constante et un fluide en écoulement permanent [1]. Une turbine à gaz, appelée aussi turbine à combustion, est une machine tournante thermodynamique appartenant à la famille des moteurs à combustion interne dont le rôle est de produire de l'énergie mécanique (rotation d'un arbre) à partir de l'énergie contenue dans un hydrocarbure (fuel, gaz...)

La turbine à gaz industrielles est une technologie récente. En effet, si les turbines à vapeur et les moteurs diesels ont été employés depuis plus d'un siècle, l'utilisation des turbines à gaz dans l'industrie ne data que d'une cinquantaine d'années.

Le premier brevet relatif à une machine à gaz date de l'année 1791, sous le nom de John Barner. la première turbine à combustion expérimentale a été construite par Armengaud en 1903 cette dernière a connu beaucoup d'échecs dus au retard technologique dans le domaine des matériaux pendant cette époque car elle devait résister à de hautes températures, sous de fortes contraintes de vitesse. Ce problème a été réglé en 1936 où une première turbine à gaz fonctionnant a été réalisée en Grande Bretagne c'était une turbine aéronautique en suite en 1939 Escher Wyss a réalisé la première turbine à gaz industrielle en Suisse.

Les turbines à gaz ont connu beaucoup d'améliorations des rendements et des puissances pendant les années 70 ce qui a fait d'eux un moyen de production d'énergie idéal par rapport à leurs avantages de démarrage rapide et de faible maintenance.

De nos jours, des turbines à gaz de plus en plus puissantes et performantes sont utilisées dans cycle de cogénération (ou des cycles combinés) à haut rendement et répondent aux critères actuels de non pollution.

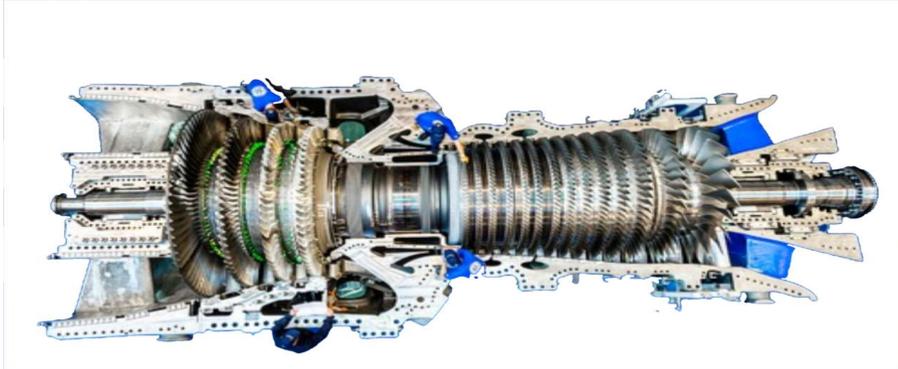


Figure 1.1-Turbine à gaz.

## 1.2. Le rôle de la Turbine A GAZ et leur utilisation

### 1.2.1. -Le rôle de la turbine

Les turbines à gaz font partie des TURBOMACHINES définies par râteau comme étant des appareils dans lesquels a lieu un échange d'énergie entre un rotor tournant autour d'un axe à vitesse constante et un fluide en écoulement permanent. Une turbine à gaz, appelée aussi turbine à combustion, est une machine tournante thermodynamique appartenant à la famille des moteurs à combustion interne dont le rôle de transformer l'énergie mécanique (rotation d'un arbre) à partir de l'énergie contenue dans un hydrocarbure (fuel, gaz...) de manière à faire tourner un alternateur. L'alternateur, à son tour, transforme l'énergie mécanique en énergie électrique [2].

### 1.2.2. Utilisation de la turbine A GAZ

C'est dans l'aéronautique les turbines à gaz ont fait leurs preuves comme une priorité. Les moteurs à turbine sont utilisés presque partout dans le monde pour propulser des avions à voilure fixe, et de la même manière, les moteurs à double flux sont également utilisés dans presque tous les types d'hélicoptères. Parmi les utilisations non aéronautiques, très diversifiées, on peut citer :

- les turboalternateurs, destinés aux centrales de pointe et aux groupes de secours, bénéficient au mieux des qualités fondamentales de la turbine à gaz que sont la rapidité de démarrage, la facilité de mise en œuvre, la fiabilité élevée
- les turbopompes, utilisées dans les stations de pompage pétrolières, bénéficient des mêmes avantages avec en plus l'emploi d'un carburant local bon marché.

- les installations industrielles dites à énergie totale où le turbomoteur peut fournir simultanément trois formes d'énergie : électrique, pneumatique et thermique.
- la traction terrestre, qu'elle soit ferroviaire ou véhicules militaire, utilise la grande puissance volumique de la turbine à gaz comparée à celles des moteurs Diesel.

### 1.3. Classification des turbines A GAZ

Il existe de nombreuses turbines de nos jours et de nombreux types qui diffèrent les uns des autres par leur taille ou leur utilisation, et nous pouvons les classer comme suit :

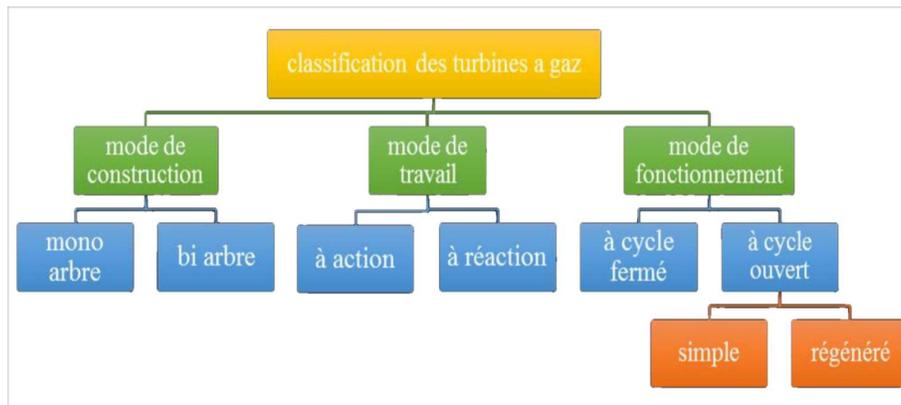


FIGURE 1.2- Classification des turbines A GAZ

#### 1.3.1. Par le mode de construction :

**Turbines mono-arbre :** Le système est d'abord entraîné par un moteur qui atteint une certaine vitesse, puis une turbine haute pression continuera à entraîner tous les éléments

Elles sont généralement utilisées dans le cas où on cherche un fonctionnement avec une charge constante (pour entraîner les générateurs d'électricité).

**Turbines bi-arbres :** comme pour une ligne d'arbre, il est ajouté une turbine en bout d'arbre séparé mécaniquement. La conception à deux lignes d'arbres représente le maximum de souplesse et, est retenue pour les applications de grandes puissances

Elles ont l'avantage d'entraîner des appareils à charge variable (pompe, compresseur...).

### 1.3.2. Par le mode de travail :

**Turbine à action :** Dans ces types de turbines, la turbine entière est immergée dans l'eau et les changements de pression de l'eau ainsi que l'énergie cinétique de l'eau provoquent un échange de puissance. Les applications des turbines à réaction sont généralement à des charges inférieures et des débits plus élevés que les turbines à impulsion.

**Turbine à réaction :** Dans ces types de turbines, la turbine entière est immergée dans l'eau et les changements de pression de l'eau ainsi que l'énergie cinétique de l'eau provoquent un échange de puissance. Les applications des turbines à réaction sont généralement à des charges inférieures et des débits plus élevés que les turbines à impulsion.

### 1.3.3. Par le mode de fonctionnement thermodynamique :

**Cycle simple :** Ces machines sont les plus simples, assez peu coûteuses et faciles à installer et à utiliser, mais les rendements sont généralement inférieurs à ceux des moteurs diesel ou des centrales équipées de turbines à vapeur. Les pertes à l'échappement sont importantes

**Cycle de génération :** Ce cycle améliore l'efficacité du cycle, dans la mesure où une récupération de chaleur est possible en préchauffant l'air du compresseur avant la chambre de combustion.

A puissance égale (délivrée par turbine), la quantité de carburant sera moindre, améliorant ainsi le rendement global

**Cycle combiné :** Ce cycle utilise la chaleur disponible à l'échappement d'une turbine à gaz (débit de gaz élevé, à des températures supérieures à 450 ° C) pour générer :

- \_ La vapeur destinée à un cycle vapeur
- \_ Eau chaude sous pression pour les zones de chauffage, par exemple
- \_ L'air chaud pour des dispositifs de séchage (industrie du bois, céramique).

## 1.4. Principe de fonctionnement de la turbine à gaz :

Pour une construction plus simple, un groupe turbine à gaz comprend les éléments suivants :

- Le compresseur - La chambre de combustion - La turbine – Echappement

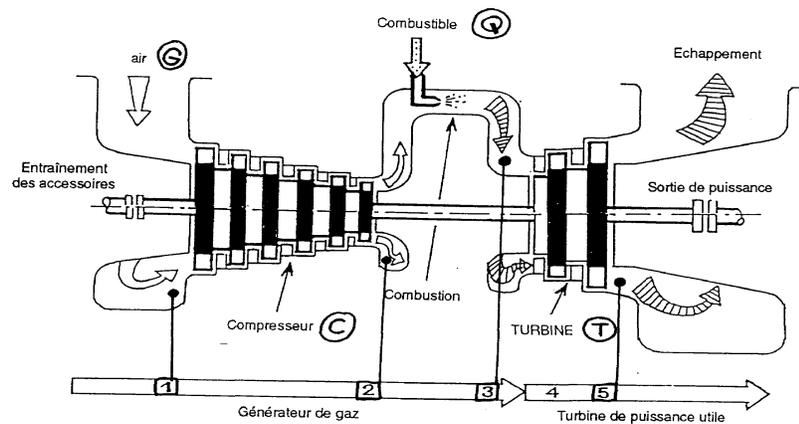


Figure 1.3- principe de fonctionnement de turbina a gaz

#### 1.4.1. Section aspiration d'air:

Il est nécessaire de traiter l'air atmosphérique avant qu'il ne pénètre dans la turbine pour répondre aux conditions de l'environnement afin que la machine puisse atteindre les performances désirées. Le système d'aspiration d'air est conçu pour répondre aux exigences de fonctionnement la turbine.

De même, les bruits à haute fréquence, dus à l'aubage du rotor du compresseur à l'entrée de la machine, doivent être atténués.

Ce système se compose d'une gaine, suivie de silencieux du type "à baffles parallèles", puis d'un grillage situé dans le coude d'entrée d'air en aval duquel l'air atteint le caisson d'aspiration de la turbine à gaz [3].

#### 1.4.2. Section compresseur :

La section compresseur à débit axial se compose d'un rotor et d'une série de corps. Les corps renferment les aubes orientables, les 17 étages du rotor et l'aubage du stator, ainsi que les deux rangées d'aubes fixes de guidage (appelées E.G.V.). Dans le compresseur, l'air est mis en rotation par une rangée circulaire d'aubes mobiles (rotor) et subit une augmentation de vitesse. En franchissant ensuite une rangée d'aubes fixes (stator), la vitesse de l'air diminue et sa pression augmente. Les aubes du rotor fournissent l'énergie nécessaire à la compression de l'air dans chaque étage et les aubes du stator guident l'air suivant une direction bien définie vers l'étage suivant. A la sortie du corps d'échappement du compresseur, l'air est dirigé vers les chambres de combustion. Une partie de l'air du compresseur est utilisée pour le refroidissement de la turbine, l'étanchéité des paliers et la commande du dispositif anti pompage. Afin d'obtenir des performances élevées, les jeux entre rotor et stator sont très réduits et les pièces sont fabriquées et assemblées avec une très grande précision.

#### 1.4.2.1. Rotor du compresseur :

Le rotor du compresseur se compose de quinze disques, de deux arbres et de tirant. Chacun des disques est doté d'entailles brochées à leur périphérie. Les aubes du rotor sont maintenues en position axiale par matage à chaque extrémité des entailles. Disques et arbres sont emboîtés les uns dans les autres puis maintenus par des tirants. L'arbre avant du compresseur comporte une partie usinée lisse qui constitue la fusée du palier n° 1, ainsi qu'un collet de part et d'autre duquel se situent la butée et la contrebutée [4].

#### 1.4.2.2. Stator du compresseur :

Ces éléments, avec le corps turbine et le cadre d'échappement constituent la structure principale de la turbine à gaz. Ils supportent le rotor au droit des paliers et constituent

L'enveloppe extérieure de la veine des gaz chauds. Pour obtenir un rendement maximum, l'alésage des corps est réalisé avec des tolérances très serrées afin d'obtenir un jeu minimum en bout d'aubes durant le fonctionnement.

Le corps aspiration compresseur comporte les aubes variables IGV pour admettre un débit d'air plus au moins important dans la machine suivant qu'elle fonctionne en régime normale où qu'elle est en phase de démarrage. Des soutirages du quatrième et dixième étage du compresseur sont destinés respectivement au refroidissement interne de la turbine et l'amortissement des pulsations d'air.

#### 1.4.2.3. Aubes orientables à l'entrée du compresseur :

Ces aubes directrices (appelées I.G.V.) sont montées dans la partie arrière du corps d'admission du compresseur. L'orientation des aubes permet de contrôler le débit d'air dans le compresseur. Le mouvement des aubes est commandé par un vérin hydraulique relié à l'anneau de vannage. Une crémaillère fixée sur cet anneau fait tourner des pignons individuels montés à l'extrémité de chaque aube mobile.

#### 1.4.2.4. Corps d'échappement compresseur :

Le corps d'échappement du compresseur est la partie arrière de la section compresseur. C'est la pièce la plus longue obtenue de fonderie. Le corps d'échappement du compresseur contient les sept derniers étages de compression Figure. II.14. Mécanisme de mouvement des Aubes orientables I.G.V Chapitre II Description et Maintenance De la Turbine à Gaz Type MS 9001 E Page 42 et deux rangées d'aubes de guidage fixes, et forme à la fois les parois interne et externe du diffuseur du compresseur. La paroi externe et le cylindre interne du corps échappement forment le diffuseur annulaire. Dans ce diffuseur, une partie de la vitesse de l'air, tout en augmentant la pression, est convertie en pression additionnelle.

### 1.4.3. Section combustion

Tubes de flamme, enveloppes intermédiaires (flow-sleeve), pièces de transition et tubes d'interconnexion. Bougies, détecteurs de flamme et injecteurs de combustible font également partie du système. Les gaz chauds issus de la combustion dans les chambres servent à entraîner la turbine. Dans un système à flux inversé, l'air en sortie du compresseur passe autour des pièces de transition pour pénétrer ensuite dans l'espace annulaire entourant chacun des 14 tubes. L'air comprimé qui entoure le tube de flamme, passe radialement à travers la cloison de celui-ci par des séries de petits trous, et vient heurter des bagues soudées sur la cloison interne du tube de flamme. Ces bagues ou anneaux sont utilisés pour diriger l'air le long de la paroi interne du tube de flamme et former ainsi un film qui protège la cloison interne du tube des gaz de combustion brûlants. Le combustible est introduit dans chaque chambre de combustion par un injecteur. Les chambres sont numérotées dans le sens inverse des aiguilles d'une montre en partant du point haut de la turbine et en regardant vers l'échappement. La chambre supérieure porte le numéro 14. Les 14 chambres de combustion sont reliées entre elles par des tubes d'interconnexion dont le but est de propager la flamme aux autres chambres non encore allumées, à partir de l'une des deux chambres équipées de bougie. Les emplacements des bougies et des détecteurs de flamme sont représentés sur la figure suivante.

La combustion est amorcée par l'étincelle à haute tension de deux bougies installées dans des chambres de combustion adjacentes (n° 13 et 14). Au moment de l'allumage, l'étincelle de l'une ou l'autre de ces bougies allume les gaz de combustion dans l'une ou l'autre des chambres. Les autres chambres sont allumées par propagation de la flamme d'une chambre à l'autre par l'intermédiaire des tubes d'interconnexion reliant entre elles les zones de réaction des différentes chambres.

### 1.4.4. Section turbine

#### 1.4.4.1. Rotor turbine

- a. **Structure** : L'ensemble du rotor turbine est constitué des 2 arbres d'extrémité avant et arrière des 3 disques avec leurs aubes formant les roues turbine et des 2 entretoises inter-disques
- b. **Aubage** : La dimension des aubes turbine augmente en longueur du 1er au 3ème étage. En raison de la réduction de pression engendrée par la détente dans chaque étage,
- c. **Refroidissement du rotor** : Le rotor de turbine doit être refroidi pour maintenir des températures d'exploitation raisonnables et par conséquent, assurer une durée de service de turbine plus longue. Le refroidissement se fait par l'intermédiaire d'un débit positif d'air frais radialement vers l'extérieur par l'intermédiaire d'un espace entre la roue de turbine à aubes et le stator, dans le flux de gaz principal. Cette zone est appelée l'espace inter-roue.

#### 1.4.4.2. Stator turbine

##### a. Corps turbine :

Le corps turbine maintient les positions axiale et radiale des segments de protection et des directrices. Il garantit les tolérances et les positions relatives des directrices par rapport aux aubes turbine, qui sont un élément critique des performances d'une turbine. Les gaz chauds canalisés dans le corps turbine provoquent l'échauffement de celui-ci. Pour éviter toute modification importante du corps turbine, donc minimiser tout risque de défaut d'alignement ou de niveau de vibration, il est absolument nécessaire de concevoir un système de refroidissement efficace de manière à limiter la température du corps turbine. La paroi du corps est pourvue de passages pour l'air de refroidissement et est refroidie par l'air en provenance de deux ventilateurs externes.

##### b. Directrices Dans le corps turbine :

Il y a trois étages de directrices (aubage fixe) dont le rôle est de diriger les gaz de combustion sur les aubes turbine afin de permettre la rotation du rotor. La perte de charge dans les directrices étant élevée, cela nécessite la présence de joints d'étanchéité au niveau des diamètres interne et externe afin d'empêcher toute perte d'énergie par fuites. Les directrices fonctionnant dans une veine de gaz chauds, elles sont sujettes à des contraintes thermiques élevées en plus des contraintes mécaniques dues à la poussée des gaz.

##### c. Segments de protection :

Contrairement à l'aubage compresseur, les sommets d'aubes turbine ne frottent pas directement contre une surface usinée du corps mais contre des segments curvilignes appelés segments de protection. La fonction essentielle de ces segments est de ménager une surface cylindrique afin de réduire les fuites dues aux jeux en bout d'aube. Leur fonction auxiliaire est d'offrir une résistance thermique élevée entre les gaz chauds et le corps turbine comparativement plus froid. En accomplissant cette fonction, la capacité de refroidissement du corps est très réduite, la circularité du corps est maintenue, ainsi que sa concentricité, et des tolérances importantes au niveau de la turbine restent garanties.

#### 1.4.5. Cadre d'échappement et diffuseur

L'ensemble cadre d'échappement se compose du cadre d'échappement et du diffuseur d'échappement. Le cadre se compose d'un cylindre externe et d'un cylindre

interne raccordés par dix tirants radiaux. Les diffuseurs internes et externes sont attachés aux surfaces des parties chaudes internes des deux cylindres.

### 1.5. Défaillances de la Turbine A Gaz

Au cours de son fonctionnement, les turbines à gaz sont exposées à de nombreuses erreurs qui affectent l'efficacité de leur production ou les font cesser complètement de fonctionner. Et cela entraîne de nombreuses pertes, Parmi eux :

Un défaut de pression du mélange air et gaz entrant dans le compresseur, qui peut être supérieure ou inférieure à la pression requise, affecte la vitesse de rotation de la turbine, provoquant des dommages au rotor :

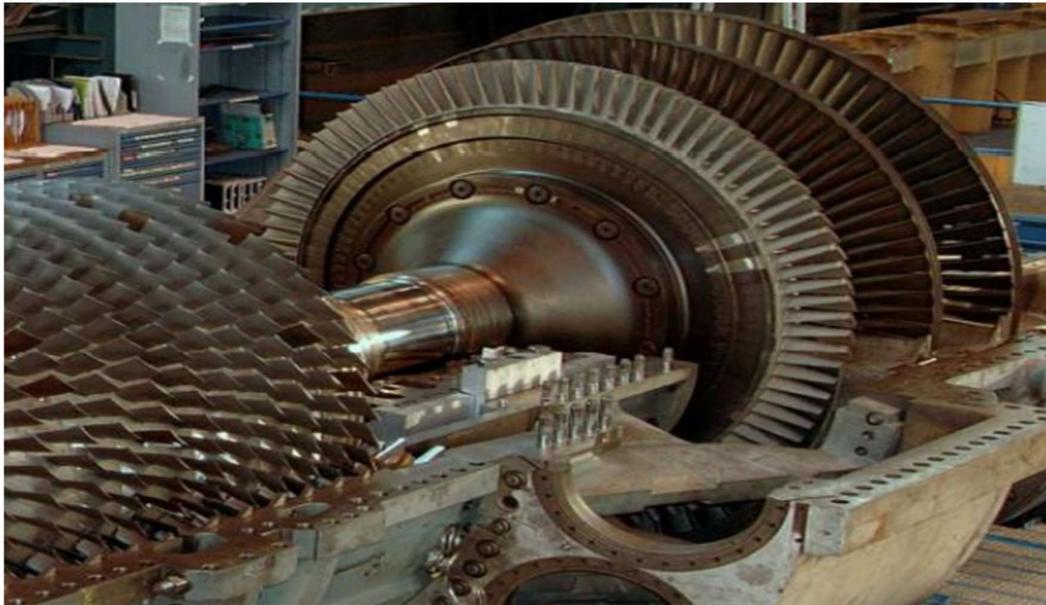


Figure 1.4- Rotor de turbine

Des défauts dans les diamètres intérieur et extérieur entraînent une perte d'énergie par des fuites qui réduisent l'efficacité de la turbine et nuisent aux travailleurs.

Un défaut dans le support de la structure externe de la turbine provoque la chute de la turbine, provoquant des pertes humaines et des pertes financières importantes.

La température élevée du stator provoque l'arrêt de la turbine et la diminution de la production d'électricité.

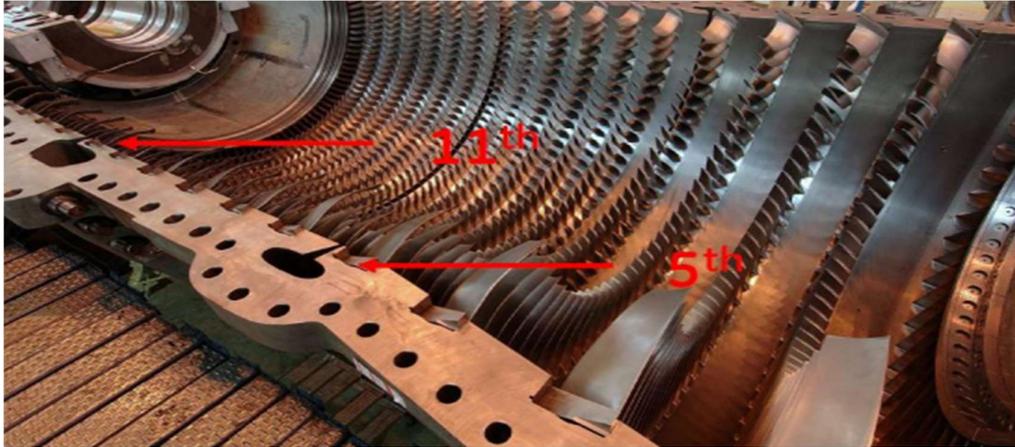


Figure 1.5- Stator de turbine

Les bougies d'allumage ont cessé de fonctionner, ce qui signifie que le combustible principal de la turbine n'est pas chauffé et qu'aucune électricité n'est produite



Figure 1.6- Bougies d'allumage.

## 1.6. Diagnostic de Default

### 1.6.1. Definition (diagnostic)

La plupart des systèmes industriels dont fait partie les turbines contiennent trois éléments de base qui sont les actionneurs, les capteurs et les composants, Le défaut peut se produire dans chacun de ses éléments à tout moment. Le diagnostic est l'un des moyens les plus efficaces pour éliminer ces défauts car il est une procédure logique basée sur des étapes précises qui vise à anticiper les défauts avant qu'ils ne se produisent. L'idée de base

du diagnostic est de déterminer le type, l'amplitude et le moment d'un défaut à travers les trois étapes suivantes : la détection, la localisation et l'identification de défauts [5]. On utilise l'une des méthodes de traitement. Mais d'abord que veut-on dire par défaut ? Et quels sont les différents types de défauts existants.

### **1.6.2. Typologie de défauts**

Les défauts sont des ruptures par rapport aux règlements. Il en existe trois types défaut du l'actionneur, défaut du capteur et défaut système

#### **1.6.2.1. Défaut actionneur :**

L'actionneur est un élément de fonctionnement capable de produire un phénomène physique (déplacement, dégagement de chaleur, émission de lumière . . .) à partir de l'énergie qu'il reçoit. Parfois, les moteurs convertissent un type d'énergie en un autre (par exemple, l'état du moteur qui convertit l'énergie électrique en énergie mécanique). En conséquence, les défauts actionneurs agissent au niveau de la partie opérative. Ils s'ajoutent aux signaux de commandes du système, et engendrent des problèmes liés aux organes qui agissent sur l'état du système [6].

#### **1.6.2.2. Défaut capteur :**

Le capteur est un appareil qui convertit l'état d'une quantité physique notable en une quantité utilisable. Les capteurs de l'instrument de mesure se distinguent par le fait qu'ils ne sont qu'une simple interface entre le processus physique et les informations de manipulation. Il permet de communiquer des informations sur le comportement interne du processus. Par conséquent, le traitement du signal de commande est inefficace si les informations prises en compte par l'algorithme de commande sont incorrectes et / ou incohérentes.

#### **1.6.2.3. Défauts composants :**

Les défauts de composants sont des erreurs qui affectent les composants du système eux-mêmes. Ce sont des défauts que nous ne pouvons classer ni entre les dysfonctionnements des actionneurs ni les dysfonctionnements des capteurs. Ce type de dysfonctionnement correspond à la détérioration des composants du système en modifiant les paramètres internes.

### 1.6.3. Système de supervision :

Il existe trois définitions de ce qui est appelée la supervision, monitoring :

#### 1.6.3.1. La surveillance :

La surveillance est un dispositif passif, informationnel qui analyse l'état du système et fournit des indicateurs. La surveillance consiste notamment à détecter et classer les défaillances en observant l'évolution du système puis à les diagnostiquer en localisant les éléments défaillants et en identifiant les causes premières. Les systèmes de surveillance comprennent trois fonctions principales, qui sont la détection, la localisation et l'identification des défauts.

##### a. La Détection :

Est la première étape dans le module de diagnostic et qui consiste à prendre une décision binaire :

Soit le système fonctionne correctement, soit une panne s'est produite. Le résultat de la procédure de détection est une alarme signifiant que le fonctionnement réel du système ne concorde plus avec le modèle de fonctionnement.

##### b. Localisation :

Est la deuxième étape du module diagnostic, déclenché par une procédure de détection. Elle consiste à déterminer de manière plus approfondie les composants défaillants : capteurs, actionneur, processus ou unité de command.

##### c. L'identification :

L'identification d'un défaut est le fait d'estimer l'amplitude et l'évolution temporelle du défaut afin d'expliquer au mieux le comportement du système. Cette partie d'identification du défaut est la dernière phase de la procédure de diagnostic.

#### 1.6.3.2. La supervision :

La supervision est l'intégration de la surveillance, le diagnostic, et le contrôle de la performance et de l'exécution des opérations. Le processus de supervision est effectué par l'homme ou par la machine pour obtenir des données (mesures, notes, alarmes). Dans le cas où le système est dans un état anormal, le superviseur prendra toutes les mesures nécessaires pour ramener le système à la normale.

Le but principal de l'intégration d'un système de supervision dans les systèmes automatique de production est :

- Optimiser les coûts et maximiser la production.
- Améliorer la qualité et la rentabilité des produits.
- Contrôler la disponibilité des services et l'utilisation des ressources.
- Prévoir les changements et éviter les accidents.

#### **1.6.4. Classification des méthodes de diagnostic :**

Pour évaluer et contrôler les différents processus industriels, les chercheurs utilisent pas mal de techniques de modélisation et de diagnostic de défauts. Pour cela ont distinguent deux grandes familles, celles qui se basent sur les modèles des processus et les autres qui s'appuient sur l'analyse des données.

##### **1.6.4.1. Les méthodes à base de modèles**

Méthodes à base de modèles pouvant être qualitatifs ou quantitatifs. Elles comptent sur le modèle comportemental du système, i.e. un modèle de connaissance. L'approche utilisant la redondance analytique consiste à estimer, à l'aide d'un modèle mathématique du système, les grandeurs mesurées sur celui-ci. Si le modèle reflète bien le comportement du système sain, tout écart entre les grandeurs estimées et mesurées traduira l'apparition d'un ou plusieurs défauts. Parmi ces méthodes, on trouve :

- Approche à base de l'espace de parité.
- Approches à base d'observateurs.

##### **1.6.4.2. Les méthodes à base d'analyse de données**

Dans certains cas pratiques, un modèle est quasiment impossible à obtenir. Les processus industriels sont généralement assez complexes à modéliser, leur modélisation avec une approche théorique rigoureuse est souvent impraticable.

Les méthodes de détection et de diagnostic sans modèle de référence reposent sur l'utilisation des données obtenues à partir du système et des données issues de l'expertise humaine (intelligence artificielle, reconnaissance de formes, systèmes experts ou à base de connaissances). Le traitement de ces informations conduit à la construction d'un modèle de type boîte noire. C'est l'approche dite à base de traitement de données. Parmi ces méthodes, on trouve :

- \_ Les réseaux de neurones.
- \_ L'Analyse en composantes principales (ACP).

### **1.7. Conclusion**

La première partie de ce chapitre nous a permis de mieux connaître les turbines d'une façon générale et plus spécialement la turbine à gaz qui est le sujet de notre étude. On la décrit, explique son principe de fonctionnement, son rôle et même les défauts qui peuvent arriver pendant leur fonctionnement. Ces dernières peuvent causer de grands dégâts.

Dans la deuxième partie on a présenté l'une des solutions les plus connues dans ce domaine pour lutter contre ces défauts qui est le diagnostic des systèmes. On donne sa définition, son principe et les méthodes de traitement sur lesquelles il se base. Parmi les différentes méthodes de traitement qui existent, on a choisi d'étudier la méthode d'analyse en composantes principales comme vous allez le voir dans le prochain chapitre.

## 2.1. Introduction

La première apparition de l'analyse en composantes principales remonte à l'année 1901 c été dans un article de Karl Pearson quand il a prolongé ces travaux dans le domaine de la régression et des corrélations entre plusieurs variables. Il utilise ces corrélations non seulement pour expliquer une variable à partir des autres mais aussi pour décrire et résumer l'information contenu dans les variables. L'ACP a été développé et formalisée de nouveau en 1930 par **Harold Hotelling**. La puissance mathématique de l'économiste et statisticien américain le conduira aussi a développé l'analyse canonique des corrélations .généralisations des analyse factorielles dont fait partie l'ACP. Cette technique a été développée initialement dans le but de compresser les données, puis elle a fait preuve d'être utile pour détecter et localiser les erreurs de mesures.

## 2.2. Définition de l'analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principale ACP est une technique qui fait partie des techniques qui se base sur le traitement des données. L'idée principale consiste à remplacer l'ensemble des variables inter-corrélées obtenu pendant le fonctionnement normal du système par un nombre réduit de variables de synthèse et rendre l'information conserver moins redondante et plus facile à manipuler. Les variables résultantes de cette transformation sont appelées **composantes principales** [7].

## 2.3. Principe de fonctionnement de l'ACP

Afin de développer un modèle ACP, nous recueillons d'abord les données entrée / sortie sans défaut pour le système. Ensuite, nous construisons une matrice de ces données .La matrice a des dimensions  $(n \times m)$ , où  $n$  représente le nombre de mesures et d'observations pour chaque variable et  $m$  représente les variables de processus

La matrice de données  $X$  est construite comme suit :

$$X^b = \begin{bmatrix} x_1(1) & \cdots & x_m(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(N) & \cdots & x_m(N) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Nous traitons les variables avant d'utiliser la matrice des données en utilisant plusieurs étapes de traitement. La première étape est basée sur la normalisation des variables à l'aide de la formule suivante :

$$X_i = \frac{x_i^b - M_i}{\delta_i} \quad (2.2)$$

Où,  $X_i^b$  est la  $i^{\text{ème}}$  composante du vecteur de mesure  $\mathbf{X}^b$ ,  $M_i$  est la moyenne et  $\delta_i$  est la variance.

$$M_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^n x_i(k) \quad (2.3)$$

$$\delta_i^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_i(k) - M_i)^2 \quad (2.4)$$

Après la normalisation des données, la nouvelle matrice des données est donnée comme suit :

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2 \dots, \mathbf{X}_m]$$

Après normalisation de la matrice on passe à l'étape suivante du calcul de la matrice de corrélation ou de covariance. Et nous l'utilisons pour connaître la relation entre les variables

La matrice de corrélation ou de Covariance est donnée par l'équation suivante :

$$\Sigma = \frac{1}{N-1} X^T X \quad (2.5)$$

Nous avons trouvé la matrice de corrélation. Avec ces étapes, nous pouvons maintenant procéder à la définition du modèle en PCA.

La nouvelle étape est de faire la diagonalisation de la matrice de covariance en trouvant les valeurs propres, puis les vecteurs propres qui représentent les axes ou les directions définissant le nouvel espace réduit à chercher.

$$\Sigma = P \Lambda P^T = \sum_{i=1}^m \lambda_i P_i P_i^T \quad (2.6)$$

Et :

$$C = P P^T = I_m \quad (2.7)$$

la matrice des vecteurs est  $P = [P_1, P_2 \dots, P_m] \in \mathbf{R}^{m \times m}$  et la matrice diagonale des valeurs propres est  $\Lambda = [\Lambda_1, \Lambda_2 \dots, \Lambda_m] \in \mathbf{R}^{m \times m}$

les termes diagonaux sont ordonnés dans l'ordre décroissant des amplitudes  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_m$ .

Nous pouvons maintenant obtenir les composantes principales (CPs) via la projection des données  $X$  sur les vecteurs propres

Pour ce faire, nous utilisons l'équation suivante :

$$T = P^T X \quad (2.8)$$

Pour faire l'estimation entre les vecteur de données  $X$  et les vecteurs de composantes principales Associé  $T$ , Nous utilisons l'équation suivante :

$$X = PT = \sum_{i=1}^m t_i p_i \quad (2.9)$$

### 2.3.1. Nombre de composantes principales à retenir

L'analyse de la matrice de variance en valeurs et vecteurs propres nous donne les paramètres pour déterminé le modèle ACP. La structure du modèle est définie par le nombre de composants principale qui est déterminé par la corrélation existante entre les variables. Et tout cela nous permet de déterminer le nouvel espace de petite dimension sur lequel qu'on fait la projection des données  $X$ .

### 2.3.2. Pourcentage cumulé de la variance totale (PCV)

Cette approche repose sur la variance des données. haute variance représente l'information faible variance représente le bruit, l'ACP filtre les données est retint les composant à haut variance .sachant que ces composant sont classés par un ordre décroissant du composant avec la plus haut variance au composant avec la plus faible variance on doit retenir un certain nombre de composant ou leur variance cumulée est approximativement égale à la variance des données de départ selon l'équation suivante:

$$PVC = 100 \left( \sum_{i=1}^l \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \right) \quad (2.10)$$

On doit choisir le nombre  $l$  d'une façon ou le pourcentage cumulé de variance est suffisamment haut. Généralement des valeurs de 70\_80% sont considérées acceptables, pour des résultats plus précis une valeur de 90% est recommandée.

### Exemple de simulation

Dans cet exemple nous avons 06 variables qui représentent un système statique. Afin de mieux comprendre les étapes mentionnées ci-dessus, nous les appliquons aux différentes étapes d'un modèle PCA.

Les variables décrites par les équations suivantes :

$$x1 = \sin(t)$$

$$x2 = \cos(t)$$

$$x3 = x1 + \varepsilon1$$

$$x4 = x1 + \varepsilon2$$

$$x5 = x2 + \varepsilon3$$

$$x6 = x2 + \varepsilon4$$

Où,  $x1$  et  $x2$  sont les signaux sous forme sinusoïde avec une taille de 1000 mesures, les  $\varepsilon i$  sont des bruits blancs.

La visualisation de la variation de ces données est représentée dans Figure :

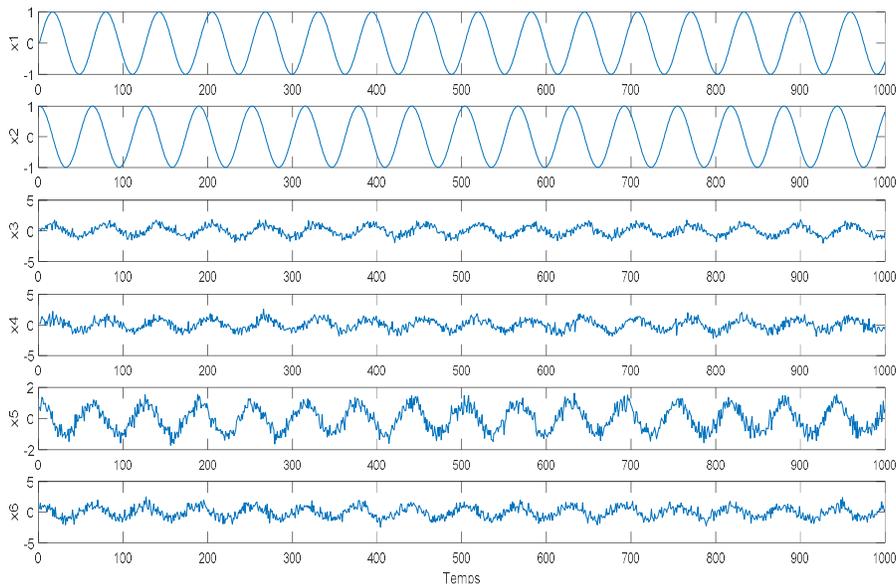


FIGURE 2.1 – Evolution des différentes variables

Le vecteur des moyennes ainsi que le vecteur des variances des variables à partir de la normalisation, sont données par :

$$M_i = (0.0011, -0.0041, -0.0011, 0.0003, -0.0032, -0.0043)$$

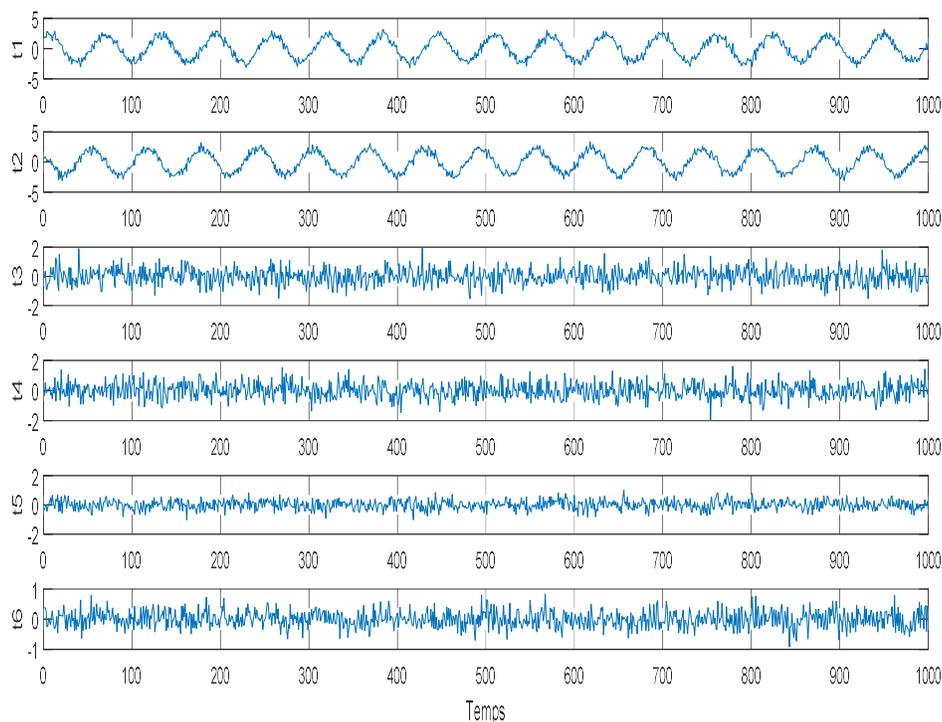
$$\delta_i = (0.7087, 0.7062, 0.7141, 0.7121, 0.7084, 0.7067)$$

Ensuite, la matrice de covariance est ainsi :

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.0021 & 0.9897 & 0.9974 & 0.0019 & 0.0036 \\ 0.0021 & 1.0000 & -0.0043 & 0.0032 & 0.9992 & 0.9996 \\ 0.9897 & -0.0043 & 1.0000 & 0.9873 & -0.0044 & -0.0027 \\ 0.9974 & 0.0032 & 0.9873 & 1.0000 & 0.0030 & 0.0046 \\ 0.0019 & 0.9992 & -0.0044 & 0.0030 & 1.0000 & 0.9987 \\ 0.0036 & 0.9996 & -0.0027 & 0.0046 & 0.9987 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

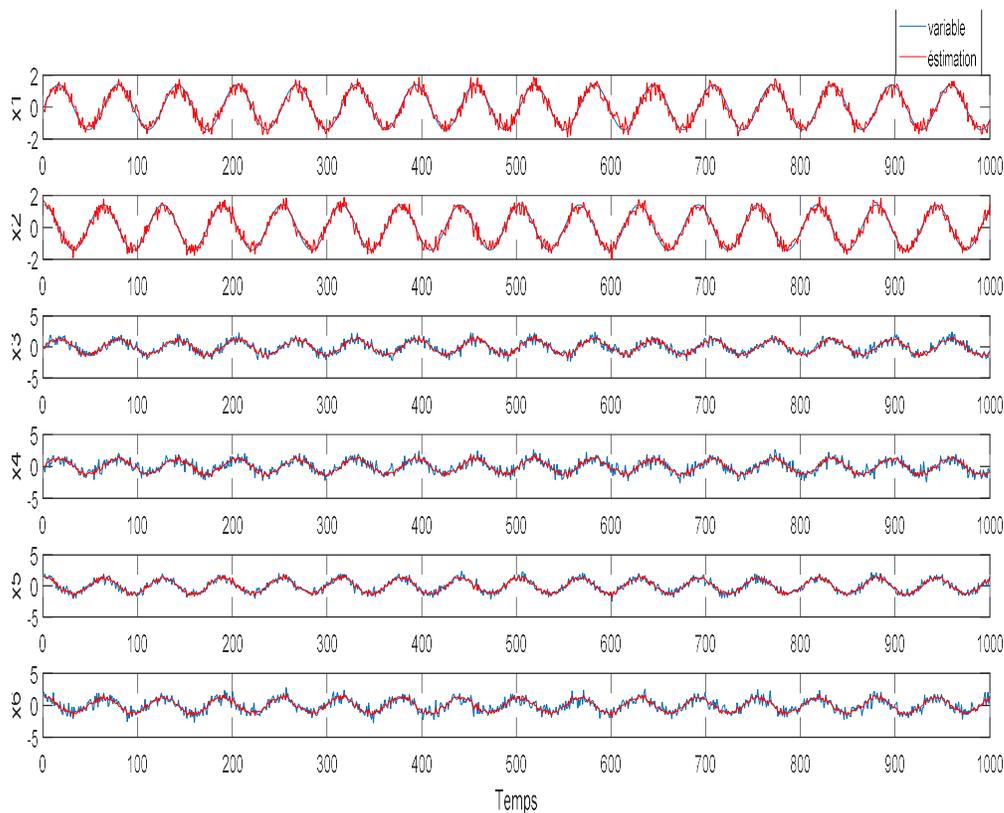
Après diagonalisation, les valeurs propres  $\Lambda$  et les vecteurs propres correspondant  $P$

Les composantes principales  $T$  en faisant la projection de la base de donnée matrice  $X$  normalisé sur la matrice des vecteurs propres, sont visualisées dans Figure



**FIGURE 2.2– Évolution des composantes principales**

Pour déterminer le nombre de composants nécessaire dans le modèle ACP nous avons utilisé le critère PCV, la variation des données et leurs estimations en utilisant deux composantes principales dans le modèle sont bien illustrées sur Figure (2.3).



**FIGURE 2.3 – Evolution des mesures et leurs estimations**

Les estimations sont conformes aux données initiales ainsi que les erreurs d'estimation de toutes les variables sont presque nulles.

Ceci montre que le modèle ACP pour deux composantes principales donne une estimation assez correcte des différentes mesures

**Remarque :** les données utilisées dans cet exemple sont des données discrètes, ou bien certaines. Mais en réalité ce n'est pas le cas car il faut toujours prendre en considération les erreurs de mesures qui rendent les données incertaines (sous forme d'intervalle).

## 2.4. Données de type intervalle

Obtenir une valeur précise et sans erreur veut dire que nos captures sont parfaits, malheureusement dans le monde réel ce n'est pas le cas. Les données collectées par les captures sont des données incertaines ou chaque valeur porte un pourcentage d'erreur, la

solution pour ce problème est de traiter les données initiales sous forme d'intervalles ou chaque intervalle contiendra probablement la véritable valeur. Il est important de reconnaître que l'incertitude non traitées par la méthode ACP classique peut également résulter d'une compréhension incomplète des procédés qui peuvent provoquer des inexactitudes dans les prédictions développées sur la base de ce model car elle reflète la qualité d'un instrument ou d'une méthode employées.

$$(X) = \begin{bmatrix} (\underline{x}_1(1), \overline{x}_1(1)) & \cdots & (\underline{x}_m(1), \overline{x}_m(1)) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (\underline{x}_1(n), \overline{x}_1(n)) & \cdots & (\underline{x}_m(n), \overline{x}_m(n)) \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Soit  $\delta \mathbf{x}_j(k)$  l'erreur dans une mesure, où  $\mathbf{x}_j(k)$  est la quantité d'intérêt.  $\delta \mathbf{x}_j(k)$  est la différence entre la valeur réelle  $\delta \mathbf{x}_j(k)$  et la valeur indiquée à la suite d'une mesure  $\mathbf{x}^c_j(k)$ .

$$\delta x_j(k) = x_j^c(k) - c_j^*(k) \quad (2.12)$$

Le rayon de l'observation de l'intervalle est donné par l'erreur de mesure  $\delta \mathbf{x}_j(k)$ , également notée

$\mathbf{x}^r_j(k)$ , tandis que le centre de l'intervalle est donné par la mesure  $\mathbf{x}^c_j(k)$ .

$$x_j(k) = (x_j^c(k) - x_j^r(k), x_j^c(k) + x_j^r(k)) \quad (2.13)$$

Les paires (centre, rayon) peuvent être utilisées pour exprimer l'intervalle  $\mathbf{x}_j(k)$  la forme dite de rayon-centre comme suit :

$$x_j(k) = (x_j^c(k), x_j^r(k)) \quad (2.14)$$

La largeur de l'intervalle (limites d'une mesure) il repose sur l'incertitude correspondante, qui est une étape importante pour la construction des données de processus d'incertitude.

Les mesures et les estimations ne sont pas exactes à 100%, Le fabricant de l'instrument de mesure doit nous fournir une limite maximum de  $\delta \mathbf{x}_j(k)$  pour l'erreur de mesure, car en réalité la valeur de  $\mathbf{x}_j(k)$  de la grandeur peut différer du résultat  $\mathbf{x}_j(k)$  obtenu au moyen de la mesure, en fait, une fois que nous obtenons le résultat de la mesure  $\mathbf{x}(k)$ , nous savons que la valeur réelle (inconnue)  $\mathbf{x}_j(k)$  de la quantité mesurée appartient à l'intervalle (si aucune limite maximum est spécifiée, elle signifie pas de précision garantie et que l'instrument de mesure correspondant n'est pas réalisable dans la pratique)

$$x_j(k) = (\underline{x}_j(k), \overline{x}_j(k)) \quad (2.15)$$

### 2.4.1. Normalisation des données de type intervalle

La normalisation est une étape qui précède le traitement des données, son but est d'obtenir un résultat constant ou objectif.

Pour faire la normalisation pour les données de type intervalle il existe plusieurs façons en utilisant la dépression et le centre d'intervalle,

La valeur moyenne et la dispersion sont données comme suit :

$$m_j = \left(\frac{1}{n}\right) \frac{x_j(k) + \overline{x}_j(k)}{2}, s_j^2 = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{k=1}^n \left(\frac{x_j(k) + \overline{x}_j(k)}{2} - m_j\right)^2 \quad (2.16)$$

L'intervalle normalisé est défini par :

$$\frac{\underline{x}_j(k) + m_j}{s_j}, \frac{\overline{x}_j(k) + m_j}{s_j} \quad (2.17)$$

Nous prenons maintenant les étapes suivantes, qui consiste à calculer la matrice de corrélation (ou de variance), puis décomposé la nouvelle matrice en valeurs et vecteurs propres.

Mais en pensant aux données avec la valeur d'intervalle, nous trouvons que c'est une étape difficile. Plusieurs méthodes de l'ACP par intervalle effectuent une codification de l'ensemble de données d'intervalle initial basé sur une certaine représentation géométrique

## 2.5. ACP de type intervalle

L'application de l'ACP classique sur des données de type intervalle est une tâche très difficile surtout quand il s'agit de calculer la matrice de covariance ou de déterminer les valeurs et les vecteurs propres. Ces deux étapes sont très importantes pour arriver aux composantes principales. Pour résoudre ce problème une extension de la technique ACP classique appelée ACP DE TYPE INTERVALLE a été développée, cette nouvelle technique utilise plusieurs méthodes qui effectuent une codification sur l'ensemble de données d'intervalle initiale base sur des représentations géométriques telle que **la méthode d'information complète, la méthode des centres.**

### 2.5.1. La méthode des centres(CPCA)

La méthode des centres, communément appelée CPCA, a été proposée par **Cazes**.

Le principe de cette méthode est de transformer la matrice de données des valeurs d'intervalle en une matrice de données conventionnelle pour les centres d'intervalle  $X^c$ , puis d'effectuer une ACP conventionnelle sur les centres

Nous expliquons les étapes de cet algorithme comme suit :  
On calcule les centres par l'équation suivante :

$$x_j^c = \left( \frac{x_j + \bar{x}_j}{2} \right) \quad (2.18)$$

La matrice des centres est donnée comme suit :

$$X^c = \begin{bmatrix} x_1^c(1) & \cdots & x_m^c(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^c(n) & \cdots & x_m^c(n) \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

La matrice de covariance  $\Sigma_c$  est calculée comme :

$$\Sigma_c = \frac{1}{N-1} X^{cT} X^c \quad (2.20)$$

Les composantes principales ( $t^c$ ) pour la méthode CPCA est calculé à partir de la matrice  $P$ , on trouve notre modèle après la diagonalisation de la matrice de COV qui nous donne les valeurs propres ( $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ ) puis les vecteurs propres ( $v_1, \dots, v_m$ ). On applique l'équation suivante :

$$t_j^c = X^c P \quad (2.21)$$

Les estimations de modèle CPCA est comme suit :

$$X e_i = \sum_{i=1}^m t_i^c p_i \quad (2.22)$$

### 2.5.2. La méthode d'information complète(CIPCA)

CIPCA donne des résultats plus précis et fournit un moyen efficace et efficient d'effectuer l'ACP sur des données d'intervalle à grande échelle. Cette méthode a été proposée par **Huiwen**, son principe est basé sur la capture des informations complète dans des observations de type intervalle. Cela se fait en dérivant les principaux composants à valeurs d'intervalle et en convertissant la modélisation PCA en calcul de certains produits internes

Produit interne de la variable à valeur d'intervalle est défini comme suit :

$$((X_j), (X'_j)) = \sum_{k=1}^N ((x_j(k)), (x'_j(k))) \quad (2.23)$$

Avec :

$$((x_j(k)), (x'_j(k))) = \frac{1}{4} \left( ((\underline{x}_j(k)) + (\overline{x}_j(k))) ; ((\underline{x}'_j(k)) + (\overline{x}'_j(k))) \right) \quad (2.24)$$

Dans les cas d'une corrélation automatique donnée par  $\langle (X_j), (X'_j) \rangle$  le produit intérieur est égal à la norme au carré étendue au cas d'intervalle défini comme suit :

$$(\|X_j\|)^2 = \sum_{k=1}^N (\|x_j(k)\|)^2 \quad (2.25)$$

Avec :

$$\Sigma = \begin{bmatrix} (x_1, x_1) & \cdots & (x_1, x_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (x_m, x_1) & \cdots & (x_m, x_m) \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

Nous faisons la diagonalisation de la matrice  $\Sigma$ , pour trouver les valeurs propres  $(\lambda_1, \dots, \lambda_m)$  et les vecteurs propres  $(v_1, \dots, v_m)$ , puis trouvé notre modèle (P)

Maintenant on calcule les Composantes Principales (t) :

$$\underline{t}_j(k) = \sum_{i=1}^m P_{ij} (\gamma \underline{x}_j(k) + (1 - \gamma) \overline{x}_j(k)) \quad (2.27)$$

$$\overline{t}_j(k) = \sum_{i=1}^m P_{ij} ((1 - \gamma) \underline{x}_j(k) + (\gamma) \overline{x}_j(k)) \quad (2.28)$$

Et :

$$\gamma = 0, P_{ij} \leq 0 ; \gamma = 1, P_{ij} \geq 0$$

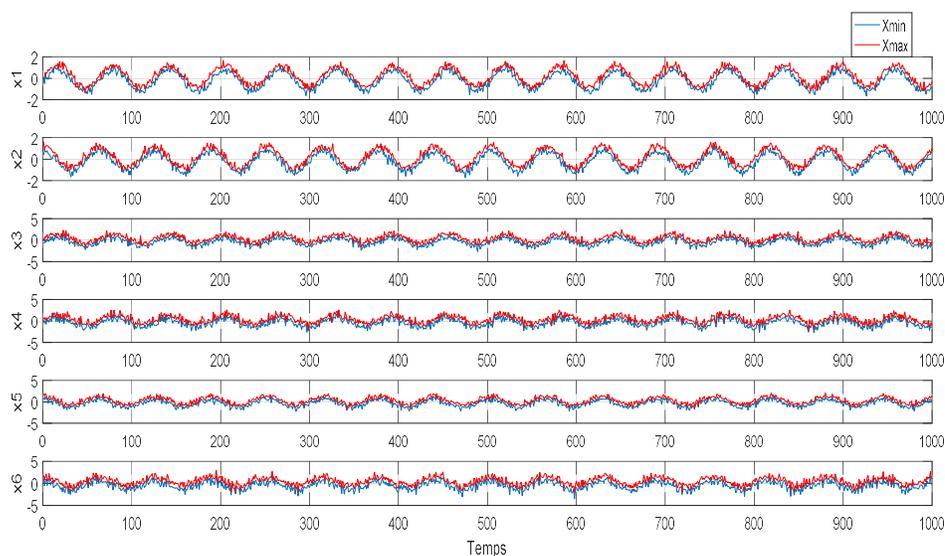
Calculez les estimations d'intervalle à partir de modèle CIPCA comme suit :

$$\underline{x}_{ej}(k) = \sum_{i=1}^m C_{Lij} \left( \gamma \underline{x}_j(k) + (1 - \gamma) \overline{x}_j(k) \right) \quad (2.29)$$

$$\overline{x}_{ej}(k) = \sum_{i=1}^m C_{Lij} ((1 - \gamma) \underline{x}_j(k) + (\gamma) \overline{x}_j(k)) \quad (2.30)$$

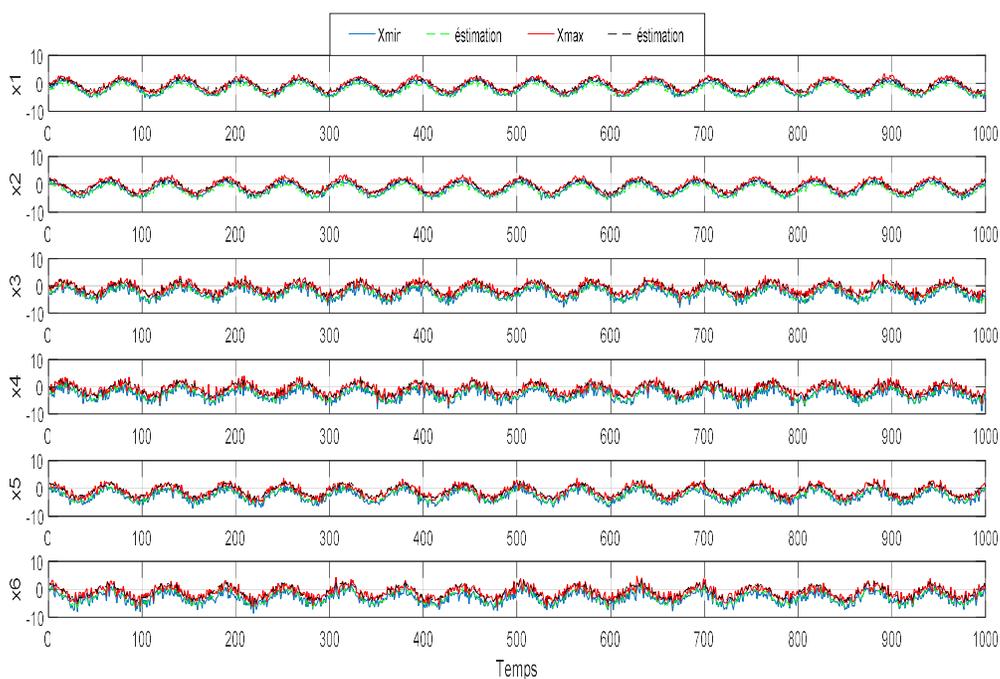
### Exemple de simulation

Pour obtenir un modèle ACP pour étudier les données incertaines de type intervalle, nous appliquons les deux méthodes d'étude des données de type intervalle. Pour simuler l'incertitude sur les mesures, un biais de 10% de la plage de variation est ajouté aux mêmes données générées précédemment dans l'exemple d'ACP classique, puis on applique la méthode CPCA et CIPCA.



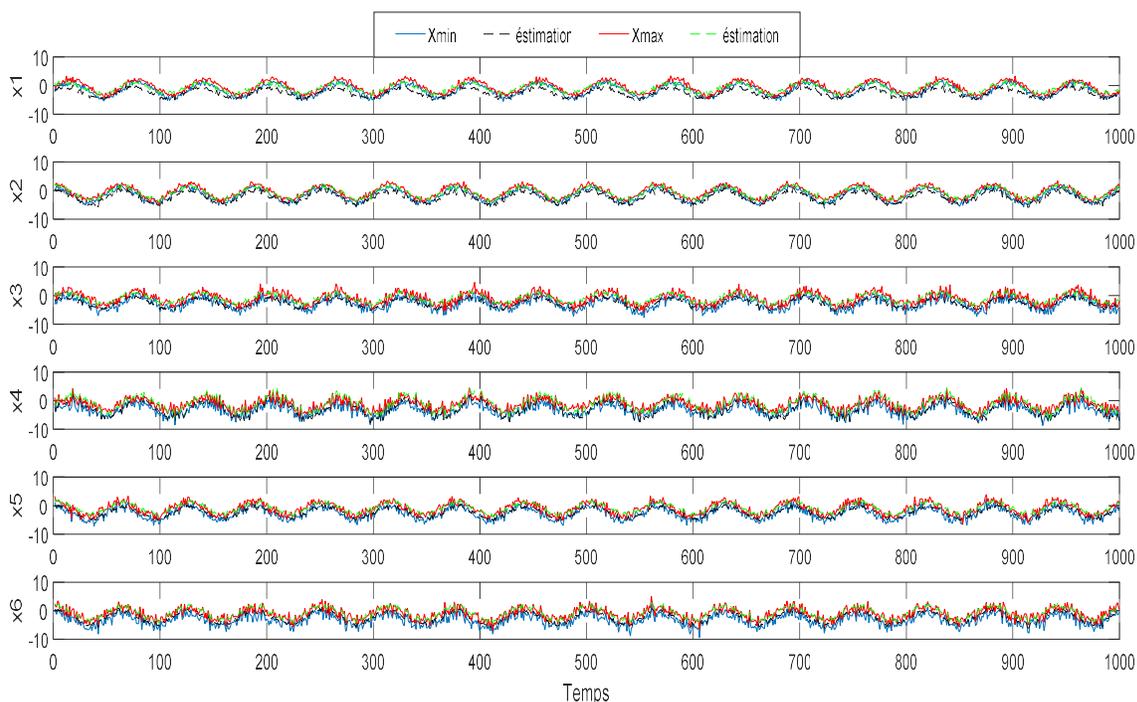
**FIGURE 2.4 – Évolution des différentes mesures de type intervalle (min, max)**

Pour confirmer que les modèles obtenus en étudiant différentes mesures de type intervalle en appliquant les méthodes CPCA et CIPCA donnent une estimation assez correcte. Nous observons les figures suivantes :



**FIGURE 2.5 – Évolution des différentes mesures (min, max) et leurs estimations par CPCA**

D'après la figure (2.5), les estimations par CPCA sont cohérentes avec les données initiales en plus du fait que les erreurs d'estimation pour toutes les variables sont proches de zéro.



**FIGURE 2.6– Évolution des différentes mesures (min, max) et leurs estimations par CIPCA**

Les estimations sont conformes aux données initiales figure (2.6), ainsi que les erreurs d'estimation de toutes les variables sont presque nulles de toute la plage de variation d'intervalle des différentes variables.

Nous concluons que les modèles que nous avons obtenus par CPCA et CIPCA donnent une estimation correcte dans une certaine mesure.

## 2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous présentons le principe de modélisation des systèmes statiques par l'ACP classique et son principe. Puis on a étudiée la problématique d'incertitude et variant dans le temps.

Ensuite, nous avons étudiée l'ACP de type intervalle et en particulier la méthode des centres (CPCA) et la méthode d'information complète (CIPCA).

### 3.1. Introduction

La transformée de Fourier est considérée comme la transformation linéaire la plus connue elle vise à améliorer et réduire les bruits par le traitement du signal, mais le résultat de l'analyse par le traitement du signal n'a pas toujours été satisfaisant.

La première forme de la représentation temps-fréquence est découverte par **Gabor** où il réduit le signal en différentes plages ou fenêtre de longueur fixe. Puis, par l'analyse de Fourier le segment du signal limité par une fenêtre est étudié séparément des autres mais n'est pas possible d'analyser simultanément des phénomènes dont les échelles de temps sont différentes à cause de la longueur de la fenêtre étant fixée. Une solution a été trouvée pour ce problème en **1982** par **J.Morlet** à travers l'analyse en ondelettes. Ces dernières années, cette analyse causée dans l'évolution de la recherche et que les ondelettes sont maintenant très modernes où elles sont presque une solution à tous les problèmes.

### 3.2. Transformée en ondelettes

Une ondelette est une forme d'onde qui à une valeur moyenne zéro et une durée limitée. La transformée en ondelette permet d'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé en utilisant des fonctions de base qui varient en fréquence et en espace-temps, ces dernières s'adaptent aux fréquences du signal de départ [8]. Les ondelettes sont formées par des translations et des dilatations de l'ondelette mère selon l'équation suivante :

$$\omega_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \omega\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.1)$$

$$a > 0, b \in \mathbb{R}$$

Où **a** et **b** sont respectivement le facteur d'échelle (dilatation) et le paramètre de translation.

Pour que  $\omega$  soit admissible comme ondelette

Elle doit satisfaire la condition suivante :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \omega(t) dt = 0 \quad (3.2)$$

Cette condition montre que l'intégrale de la fonction mère doit être nulle.

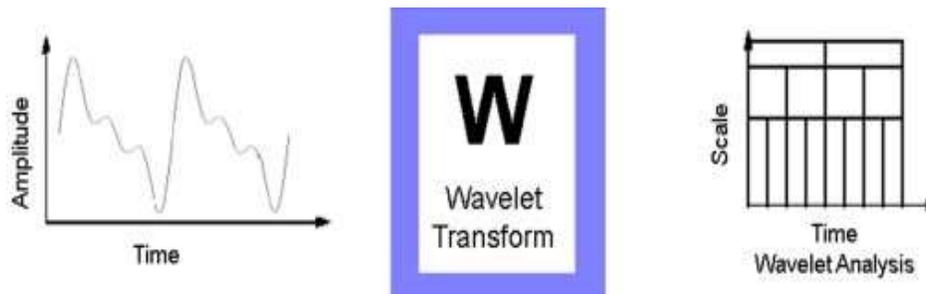


FIGURE 3.1– La transformée en ondelette

### 3.2.1. Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère durant tout l'intervalle du temps de manière continue. La transformée en ondelettes dépend de deux paramètres. Un paramètre d'échelle, noté "a" qui joue le rôle de la fréquence. Le paramètre de translation, noté "b" qui joue le rôle de la position. Ce paramètre correspond donc à l'axe des temps. La transformée en ondelettes du signal  $\Psi(t)$  est donc définie par l'équation suivante :

$$CWT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{b}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \omega \frac{(t-a)}{b} dt \quad (3.3)$$

Cette transformation est considérée infiniment redondante car l'ondelette est translatée de manière continue. Pour diminuer cette redondance on peut utiliser la transformée en ondelette discret.



FIGURE 3.2– Les étapes de la transformation en ondelettes continue

### 3.2.2. Transformé en ondelettes discrète

La transformée en ondelettes discrètes (DWT, Discrete Wavelet Transform) est une implémentation utilisant un ensemble discret d'échelles et de translations d'ondelettes obéissant à certaines règles. En d'autres termes, cette transformée décompose le signal en un ensemble d'ondelettes mutuellement orthogonales, ce qui constitue la différence principale avec la transformée en ondelettes continue. La transformée en ondelettes discrète (DWT) fournit suffisamment d'information, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original en un temps de calcul notablement réduit. Elle translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes [9]. La transformée en ondelettes discrète du signal  $x(t)$  est donc définie comme suit :

$$DWT(a_0, b_0) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \omega\left(\frac{t - na_0^m b_0}{a_0^m}\right) dt \quad (3.4)$$

### 3.2.3. Approximation et détail :

Dans la transformation en ondelette discrète, le signal d'origine est séparé en composantes basse fréquence et haute fréquence, les composantes basses fréquences contiennent les informations d'approximation et les composantes hautes fréquences contiennent les détails du signal. Cela signifie que l'analyse d'ondelette inclut le filtrage et le sous-échantillonnage.

- **L'approximation** : est la partie grande échelle, basse -fréquence du signal.
- **Le détail** : est la partie petite échelle, haute-fréquence du signal.

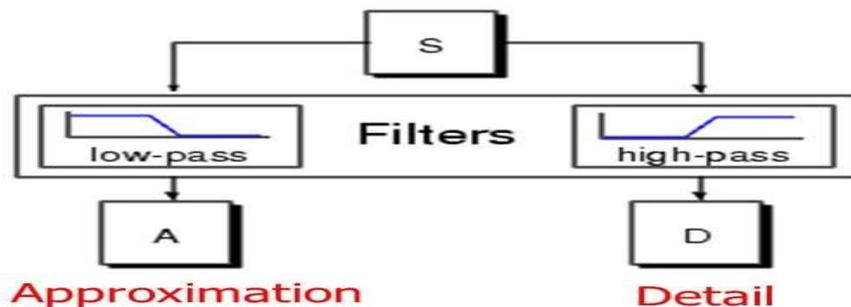


FIGURE 3.3– Décomposition du signal en approximation et détail

### 3.2.4. Reconstruction d'ondelette :

Cette étape vient après la décomposition du signal, nous faisons la reconstruction du signal original à partir des coefficients de cette décomposition (pour obtenir un signal de la même longueur que le signal d'origine nous ajoutons des zéros entre les échantillons pour allonger le composant de signal décomposé)

On combine le coefficient des deux vecteurs qui en résultent pour obtenir le signal que nous avons reconstruit

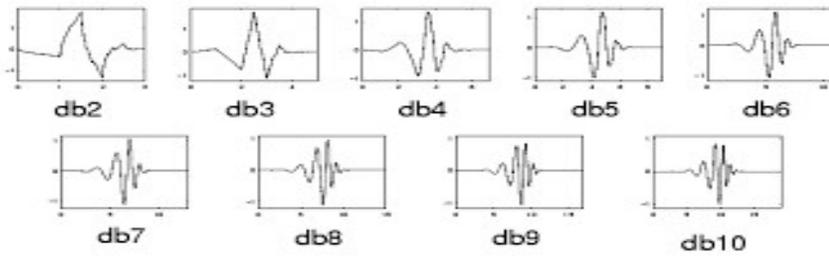
## 3.3. Type de l'ondelette

Nombreux spécialistes des ondelettes ont construit des familles d'ondelettes possédant certaines propriétés remarquables, les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre.

Parmi les familles d'ondelettes, les ondelettes de **Haar** sont les plus simples, **Ingrid Daubechies** a construit des ondelettes à support compact qui permettent d'utiliser des filtres de taille finie. Une autre famille d'ondelettes est la famille des ondelettes **Splines** dont la réponse fréquentielle est bien localisée.

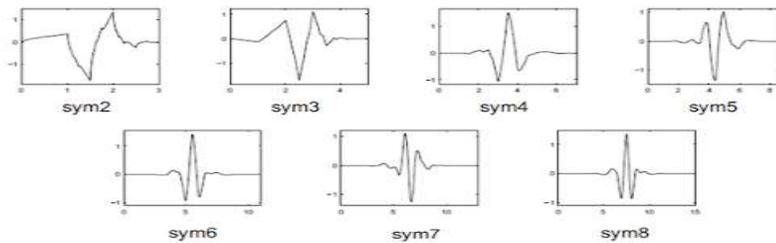
**A. Daubechies :**

Cette famille d'ondelettes est la première permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire, permettent une analyse orthogonale et elle est discontinue et ressemble à un échelon. Elle est bien localisée en espace, mais, en contrepartie, elle est discontinue et sa transformée oscille beaucoup donnant une mauvaise localisation en fréquence leur et régularité augmente par l'augmentation de l'ordre. Les ondelettes de cette famille sont présentées dans Figure (3.4).



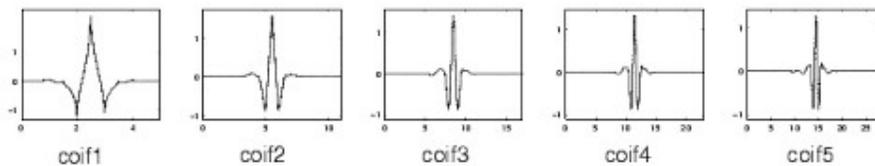
**FIGURE 3.4– Ondelettes de daubechies (ordres 2 à 10)**

**B. Les symlets :** leurs propriétés et les propriétés de la famille de Daubechies sont presque similaires. Mais les symlets constituent une famille d'ondelettes presque symétriques Les symlets sont représentées dans Figure (3.5).



**FIGURE 3.5– Ondelettes de symlets (ordres 2 à 8)**

**C. Ondelettes de Coiflets :** Non comme pour les deux familles précédentes, l'ondelette associée à coifN à 2N moment nuls où elles ont une propriété inhabituelle



**FIGURE 3.6– Ondelettes de coiflets (ordres 1 à 5)**

### 3.3. Avantages de la TO

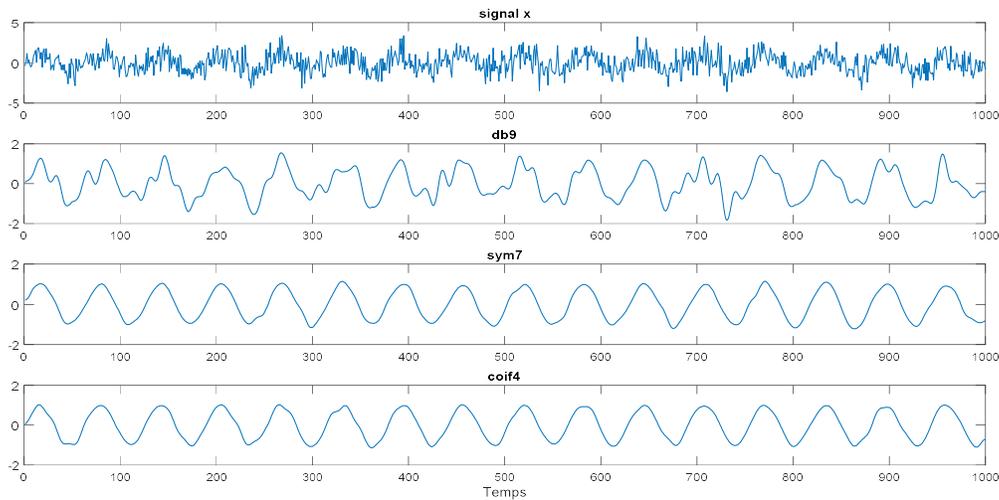
La transformée en ondelettes est utilisée dans de nombreux domaines en raison de ses nombreux avantages, notamment :

- La transformée en ondelettes peut extraire simultanément des informations spectrales et temporelles locales
- Variété d'ondelettes au choix
- Réduire le bruit par l'analyse du signal et la restructuration
- Non perte d'informations de signal d'origine.
- Adapte naturellement au signal à traiter

#### Exemple

Nous utilisons la transformée en ondelettes pour analyser un signal(x). Nous avons utilisé plusieurs types d'ondelettes pour décomposé le signal d'entrée en trois niveaux de décomposition ( $N = 3$ )

Les résultats montrent dans Figure (3.7) :

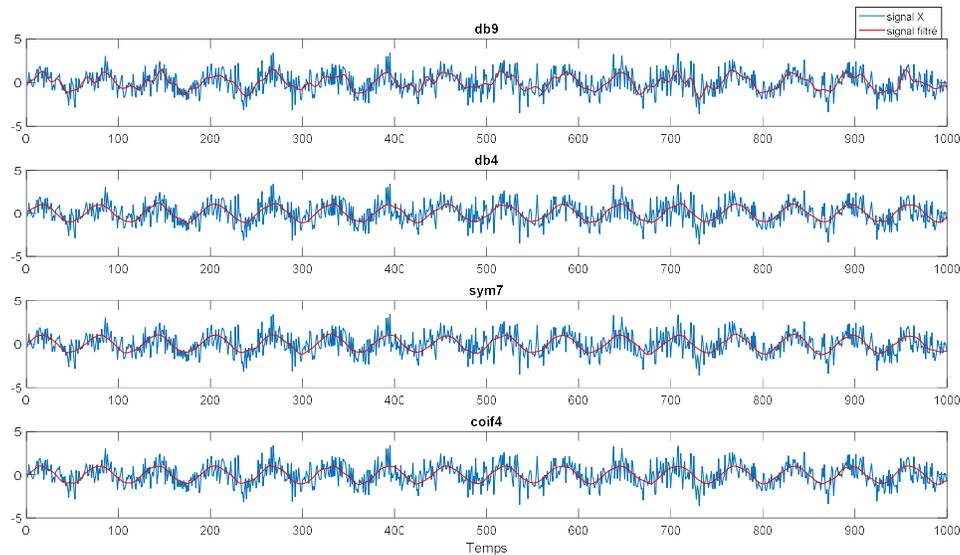


**FIGURE 3.7– signal originale et les Signaux reconstruits (db9, sym7, coif4)**

D'après la Figure (3.7) en remarque que :

- \_ le signal reconstruit contient seulement les informations importantes
- \_ la forme d'ondelette utilisée affecte la forme de signal reconstruit

**Choix du type d'ondelette mère :** Il existe de nombreux critères de qualité dans la littérature qui sont utilisées pour trouver la meilleure ondelette à utiliser au mieux et qui réduit l'effet du bruit sur le signal. On peut citer (SNR, PSNR, etc.).



**FIGURE 3.8– Comparaison entre signal original et signal filtré**

En fonction du figure et des résultats obtenus par notre ancien collègue **Bekiri** après avoir étudié les mêmes variables dans sa mémoire de fin d'études en 2019, nous concluons que la meilleure onde qui réduit l'effet du bruit sur le signal est **Db9**.

### 3.5. ACP Multi-Echelle (MSPCA)

L'ACP est utilisé pour étudier de nombreux systèmes mais utilisez-le sur les systèmes dynamique donne fausses alarmes.

Après de nombreuses expériences, il s'est avéré que l'analyse en composantes principales conventionnelle ne peut pas modéliser la plupart des données de processus qui sont en nature " multi-échelle", cela le rend imprécis pour l'utilisation.

Plusieurs techniques pour faire cela, on peut citer notamment la MSPCA et MSCIPCA.

#### 3.5.1. Combinaison des ondelettes avec l'ACP

C'est l'une des méthodes "multi-échelles" qui ont été utilisées pour améliorer les problèmes de compression, d'extraction de périphérique et de sensibilité pour la détection d'erreurs.

L'ACP a la capacité à extraire un rapport linéaire entre les variables, tandis que l'analyse d'ondelette à la capacité d'éliminer (compression des mesures) l'autocorrélation des différentes mesures dans chaque capteur, pour surmonter les limitations de l'ACP classique est venue l'idée de MSPCA qui combine entre les forces de ACP avec les propriétés attirantes de l'analyse de la transformée en ondelette. L'idée est de faire le diagnostic de défaut est effectué en utilisant une combinaison entre la transformée en ondelettes (WT) et l'analyse en composantes principales (ACP).

La transformée en ondelettes est utilisée pour décomposer le signal dans différentes bandes de fréquences. Les niveaux de décomposition obtenus sont utilisés comme entrée de la méthode PCA pour l'identification et la détection des erreurs à des échelles différentes avec les ondelettes et l'analyse multi-résolution pour les systèmes dynamique.

En raison des nombreux problèmes et du développement de la recherche scientifique, de nombreux des méthodes "multi-échelles" est trouvé, Parmi eux MSCPCA, MSCIPCA.

### 3.5.2. Combinaison des ondelettes avec ACP de type intervalle

En réalité l'ACP classique ne permet pas d'étudier les données incertaines (sous forme d'intervalle), ce qui fait que MSPCA ne peut pas le faire.

Tout cela a conduit à trouver des méthodes et elles sont les résultats de la combinaison entre la transformée en ondelettes (WT) et l'analyse en composantes principales pour les données de type intervalle par la méthode des centres (CPCA) et la méthode d'information complète(CIPCA).

Son principe de fonctionnement repose sur l'étude des niveaux de décroissance obtenus à partir de la transformation en ondelettes, qui se présentent sous la forme de données de type intervalle de temps et l'appliquer la méthode de CPCA ou CIPCA.

### 3.5.3. Algorithme de les méthodes MSCPCA et MSCIPCA

Deux formules sont proposées de procéder à la formulation de MSCPCA et MSCIPCA (on considère des données  $X$  ayant  $(m)$  variables et  $(n)$  échantillons), elles sont comme suit :

- **Première formule :**

1) On utilisant la transformée en ondelette, chaque colonne  $m$  de la matrice des donnée  $X$  ( $\min\_ \max$ ) est décomposée aux niveaux  $L$  d'approximations ( $AL$ ) et de détails ( $Di$ ).

2) On obtient les matrices  $AL$  ( $\min\_ \max$ ) et  $DI$  ( $\min\_ \max$ ) contenant l'ordre Les signaux d'approximations  $AL$  et les signaux des détails ( $D1$  à  $DL$  pour chaque niveau  $L$ ) de chacune des  $m$  décompositions, Et leurs tailles sont respectivement  $m \times n/2L$  et  $m \times n/2i$  où ( $i=1, \dots, L$ ).

3) Nous appliquons à chaque échelle la méthode CPCA ou CIPCA pour extraire la corrélation à travers les différentes variables et faire l'estimation des différents niveaux du signal décomposé.

4) On applique la transformé inverse de l'ondelette pour reconstruire le signal original à partir des coefficients estimés par CPCA ou CIPCA, puis, ont Calculé respectivement l'erreur quadratique entre les approximations et les différents détails et leurs estimations.

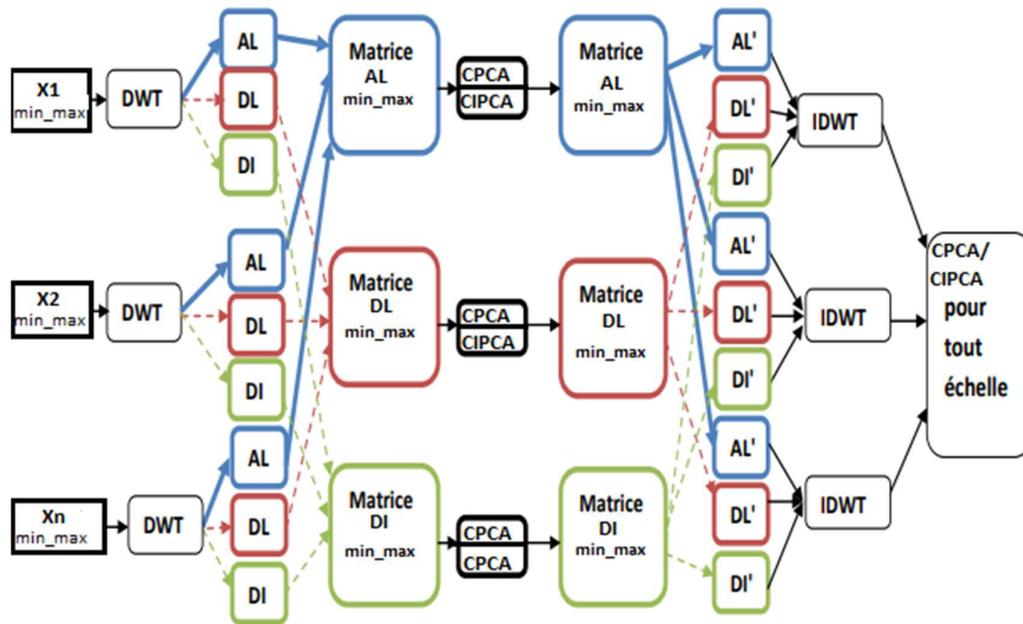


FIGURE 3.9– Procédure de (CPCA\_CIPCA) multi-échelle (MSCPCA\_MSCIPCA) 1ER FORME

- **Deuxième formule :**

- 1) On décompose les signaux par la transformation d'ondelette
- 2) On applique la reconstruction pour obtenir un signal filtré de même taille de signal origine
- 3) Pour l'estimation on applique le model CPCA ou CIPCA

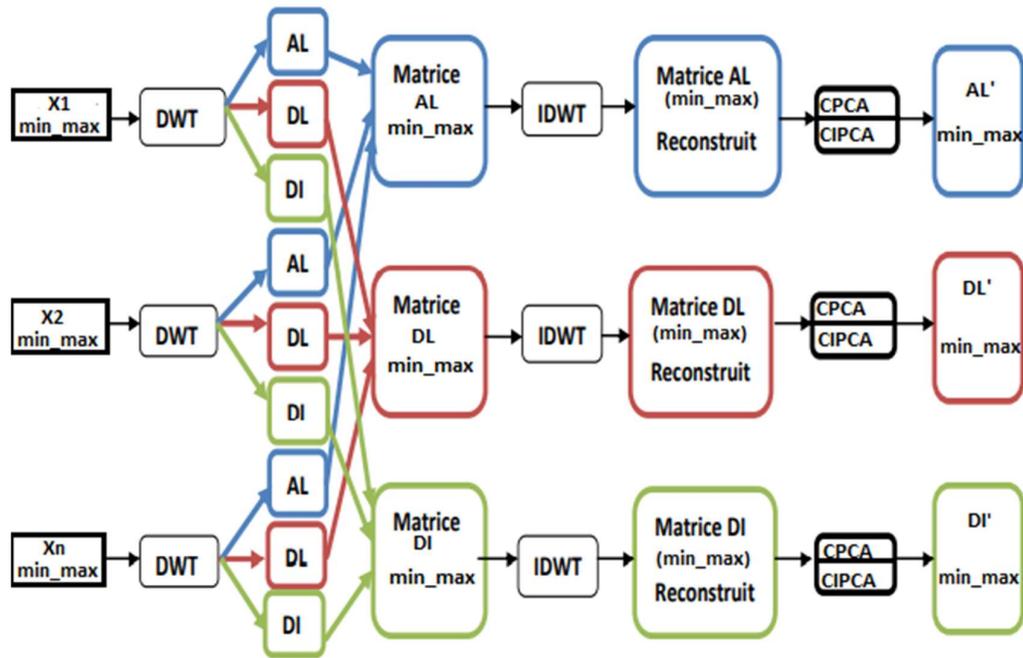


FIGURE 3.10– Procédure de (CPCA\_CIPCA) multi-échelle (MSCPCA\_MSCIPCA) 2EM FORME

**Exemple**

Pour une bonne compréhension des étapes expliquées précédemment, nous allons donner un exemple et appliquer les étapes de la méthode MSCPCA et MSCIPCA sur lui. Nous imposerons des données X ayant (6) variables et (1000) échantillons.

Premièrement nous appliquons l’analyse d’ondelette pour la décomposition de chaque signal à une échelle égale à 2 (2 niveaux). Ensuite, nous construisons la matrice d’approximations et les matrices de détails. Après avoir compilé respectivement les différentes approximations des différentes variable et les détails de chaque niveau des différentes variables. L’évolution des matrices est comme suit dans les figures (3.11\_ 3.12\_ 3.13).

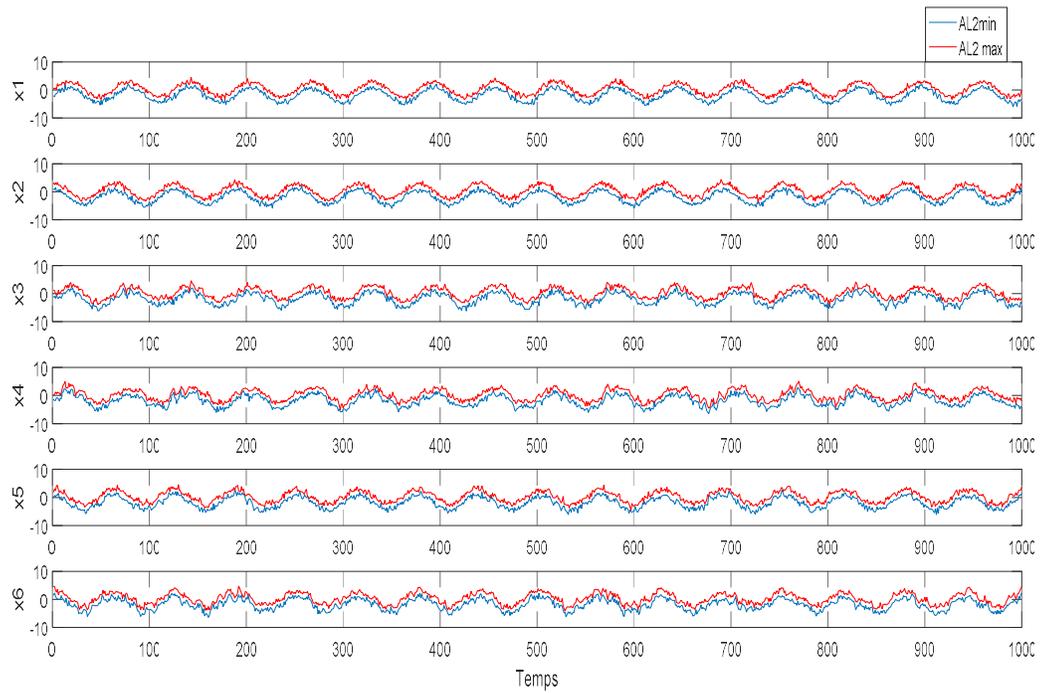


FIGURE 3.11– L'évolution de matrice AL (L=2)

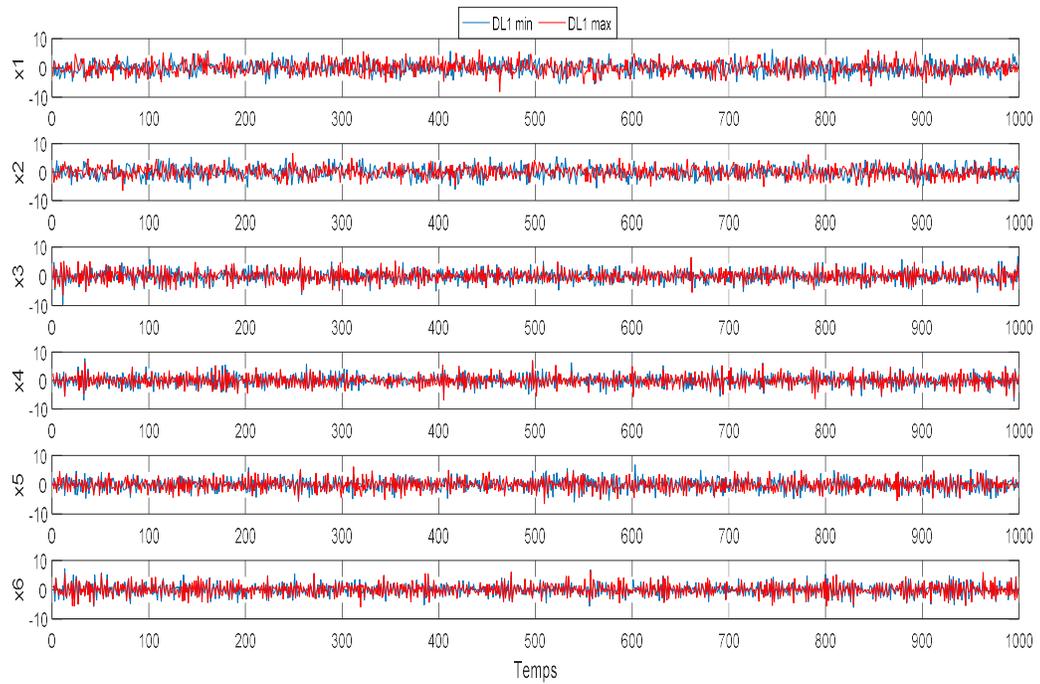


FIGURE 3.12– L'évolution de matrice DL1 (L=1)

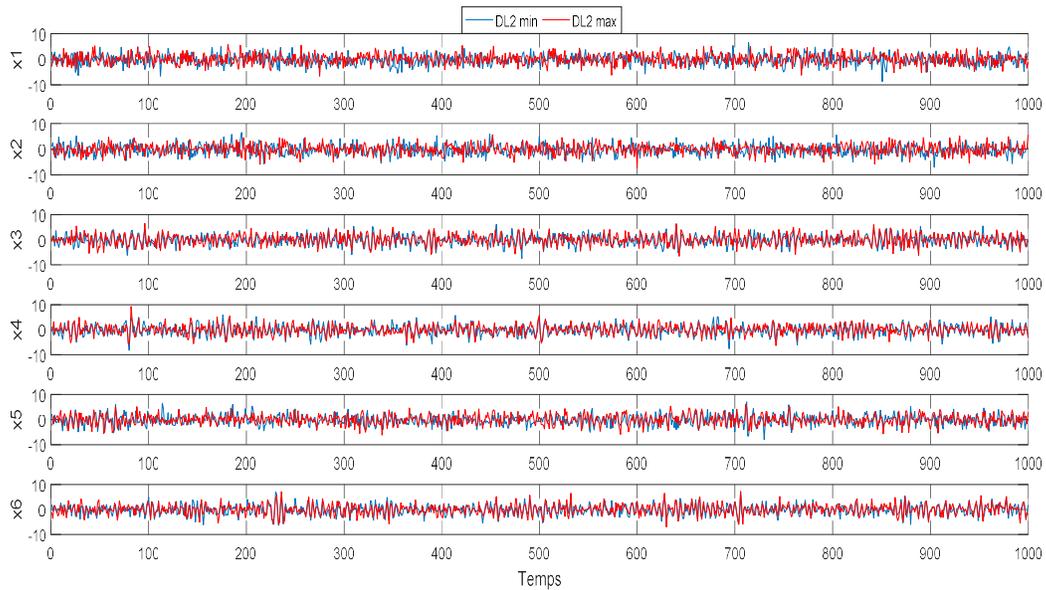


FIGURE 3.13– L'évolution de matrice DL2 (L=2)

Après avoir obtenu les matrices, nous les appliquons les méthode CPCA et CIPCA pour faire l'estimation,les résultat sont dans les figures suivantes :

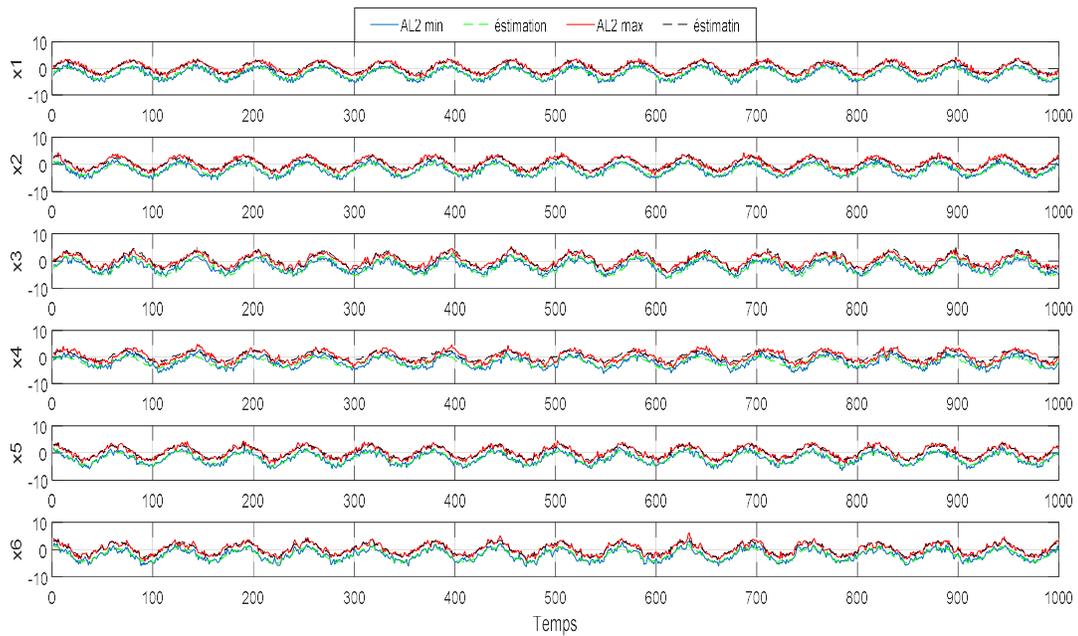


FIGURE 3.14– L'évolution de matrice AL2 et l'estimation par MSCIPCA

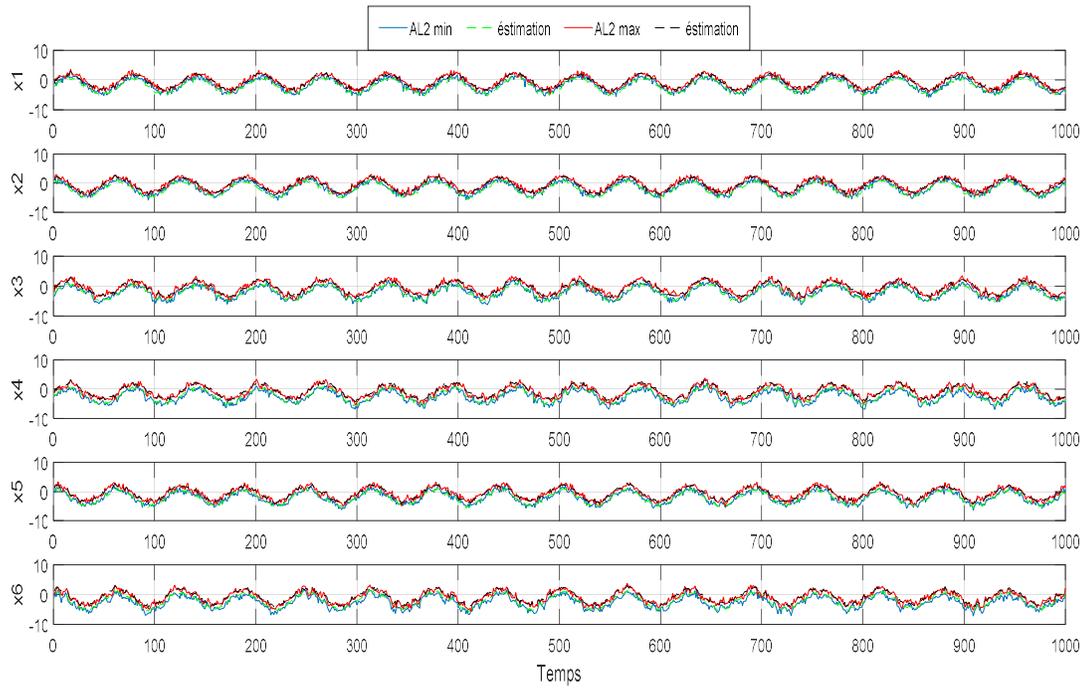


FIGURE 3.15– L'évolution de matrice AL et l'estimation par MSCPCA

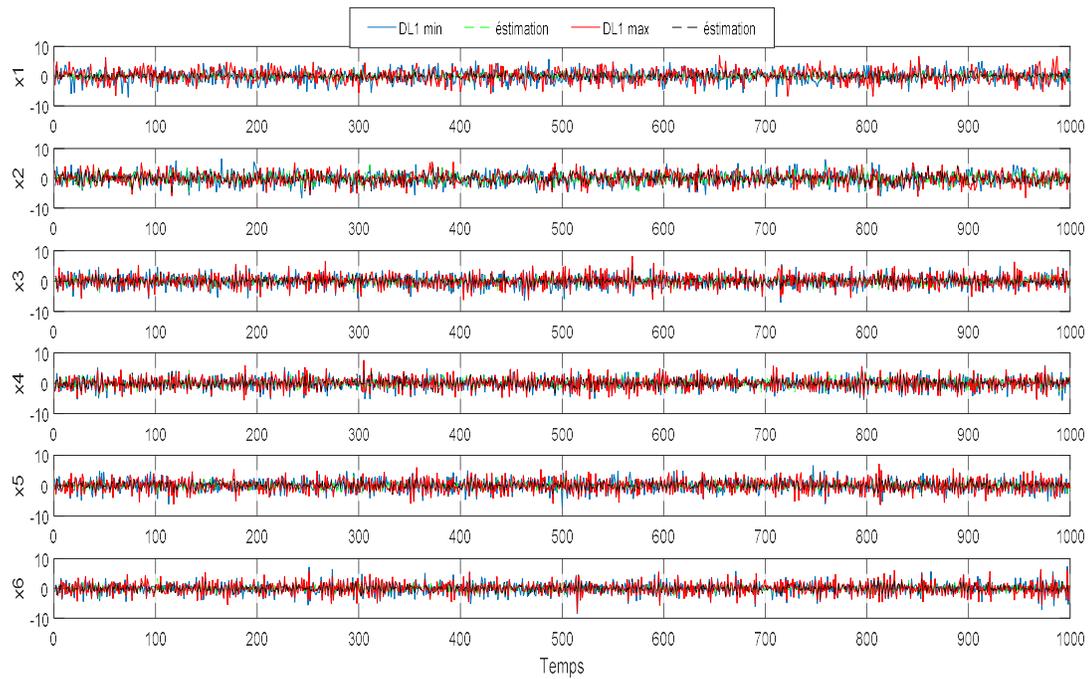


FIGURE 3.16– L'évolution de matrice DL1 et l'estimation par MSCIPCA

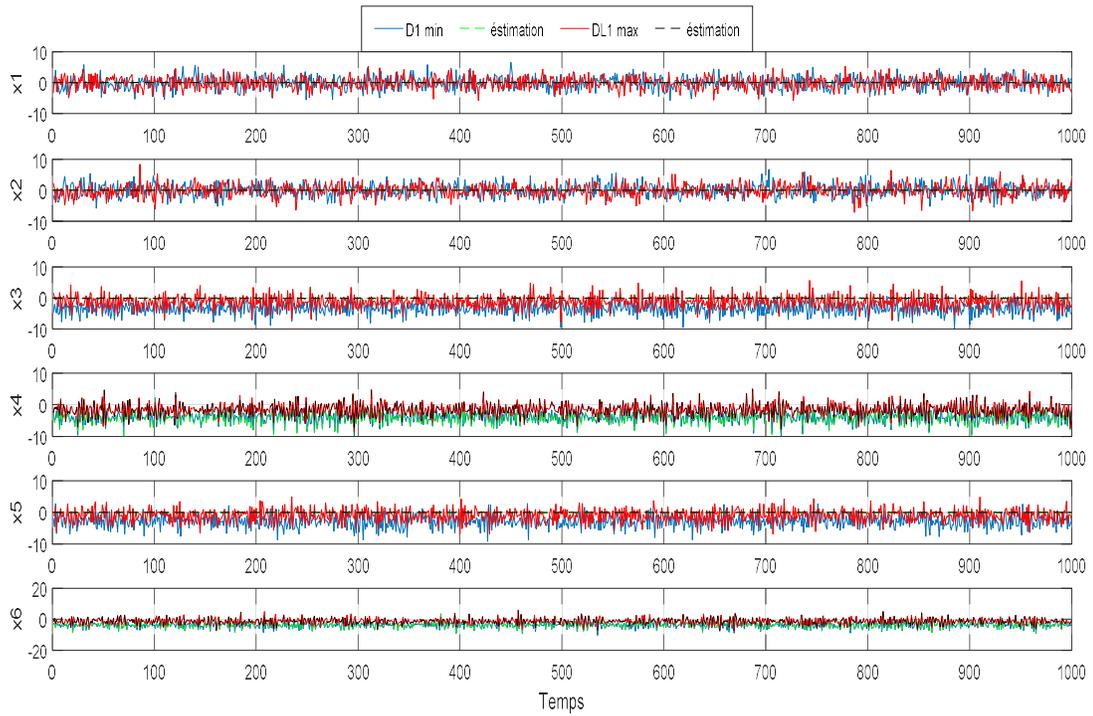


FIGURE 3.17– L'évolution de matrice DL1 et l'estimation par MSCPCA

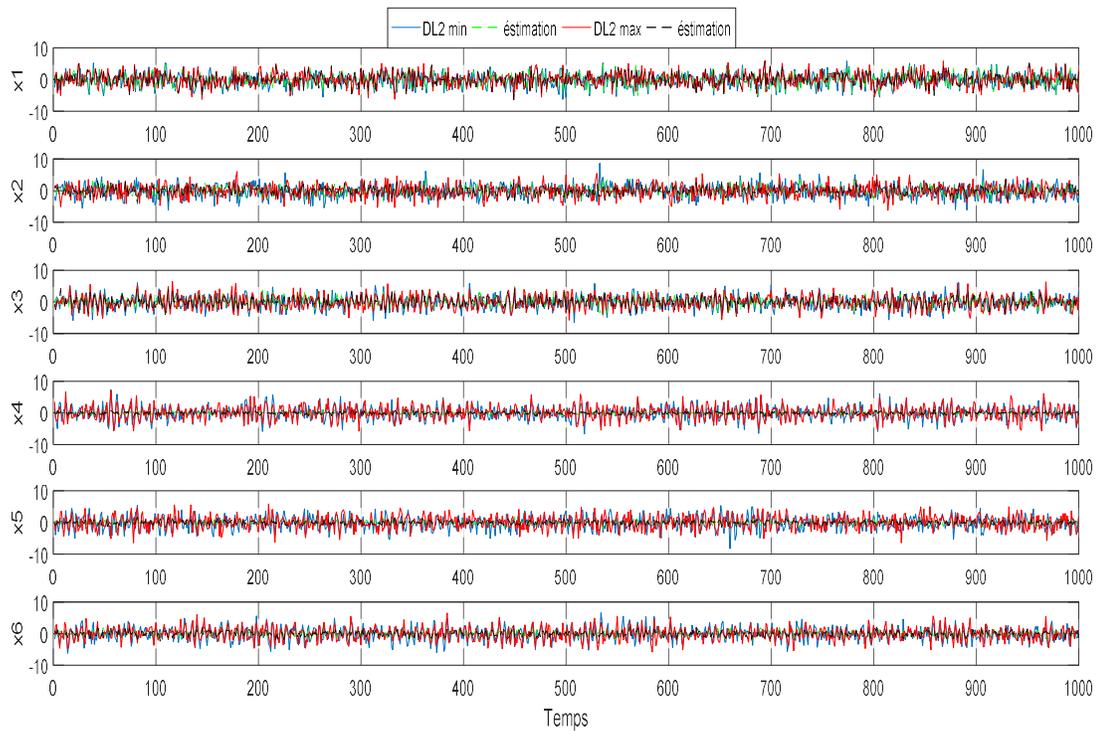
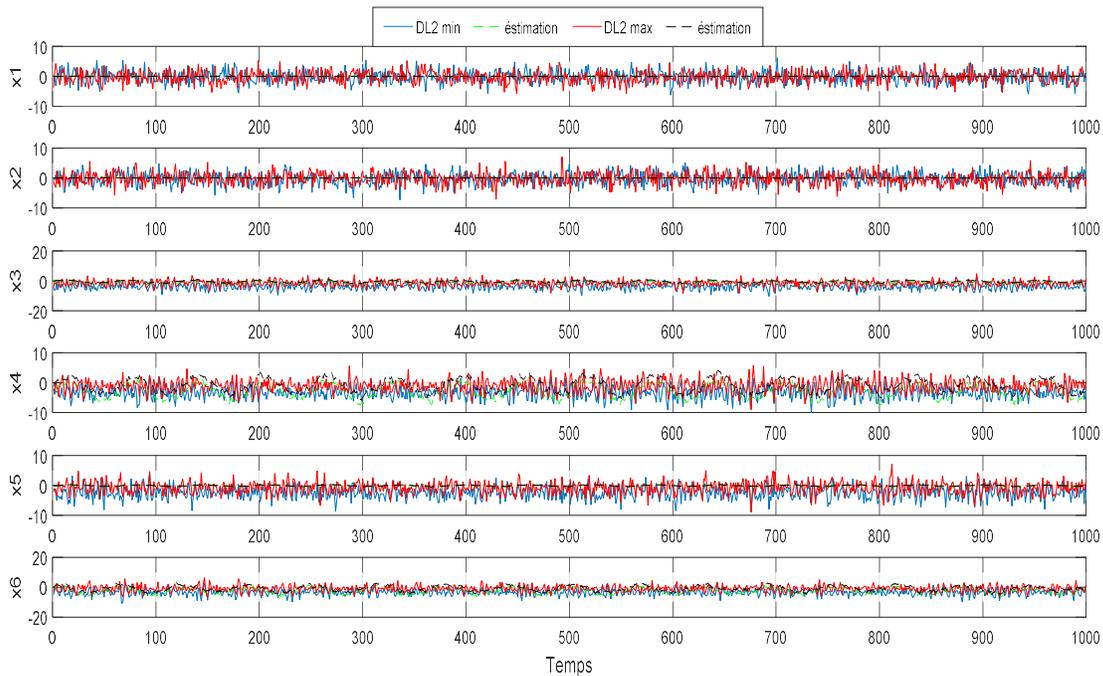


FIGURE 3.18– L'évolution de matrice DL2 et l'estimation par MSCIPCA



**FIGURE 3.19– L'évolution de matrice DL2 et l'estimation par MSCPCA**

D'après les résultats, on constate que l'ACP multi-échelles donne de bons résultats, puisqu'il reconstruit dans un premier temps les données initiales pour qu'elles ne portent que les informations nécessaires, puis il étudie les données qui ont été reconstruites pour obtenir un bon modèle.

Et à partir de là, et en plus des résultats de le chapitre précédent, nous concluons que le modèle ACP multi-échelles pour les données de type intervalle (MSCPCA\_MSCIPCA) est plus fort et meilleur que l'ACP classique de type intervalle (CPCA\_CIPCA).

### 3.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la transformée en ondelettes où nous avons parlé des différentes familles d'ondelettes et de la différence entre elles. L'application de la transformée d'ondelette pour filtrage présente de nombreux avantages dans le domaine du traitement de signal car il s'agit un outil puissant de transformation de signal brut en un signal filtré.

Ensuite, nous avons proposé l'approche multi-échelle en combinant la transformée en ondelettes et les méthodes de type intervalle CPCA et CIPCA.

Dans le prochain chapitre, nous utilisons les méthodes précédemment étudiées pour la détection et la localisation de défauts.

## 4.1. Introduction

Une fois que l'étape de modélisation est achevée, Vient l'étape de la détection des éventuelles défaillances

La procédure de diagnostic de défauts est généralement décomposée en deux phases, phase de détection et phase de localisation. Plusieurs indices de détection de défauts sont développés sur la base de ces modèles statistiques dans la littérature.

La phase de détection de défauts est liée à la génération des résidus. En fonctionnement normal un résidu doit être idéalement nul, mais en pratique, il est différent de zéro car il dépend implicitement des perturbations multiples. L'indice de détection de défauts le plus utilisé dans les techniques d'ACP est l'indice SPE (Squared prediction error) qui assure la détection de la défaillance dans l'espace résiduel et dépend de toutes les variables à surveiller, et pour la surveillance et le diagnostic de fonctionnement des systèmes incertains dynamiques est envisagée (Données de type intervalle variables dans le temps) la méthode basée sur le principe de contributions est utilisée.

L'objectif de ce chapitre est d'expliquer le principe de détection et de localisation de défauts par des différentes stratégies développées dans des processus industriels.

## 4.2. Détections de défauts

Si nous parlons de détection défaut par la méthode ACP, nous parlons de plusieurs indicateurs qui sont utilisés en littérature de détection. Dans cette section on a choisi l'indice SPE.

### 4.2.1. Indice SPE

L'indice SPE (Squared Prediction Error), est la norme du vecteur résiduel donnée par l'équation suivante :

$$SPE(k) = \sum_{i=1}^m e_i(k)^T e_i(k) \quad (4.1)$$

Où  $e_i(k)$  est le  $i^{\text{ème}}$  résidus qui est donné par :

$$e_i(k) = x_i(k) - x'_i(k) \quad (4.2)$$

Où  $x_i(k)$  est le  $i^{\text{ème}}$  élément du vecteur de mesures  $x(k)$  à l'instant  $k$ ,  $x'_i(k)$  est leur estimation.

### 4.2.2. SPE pour les données d'intervalle

L'indice de détection SP E sera calculé pour les deux intervalles pour détection de défauts dans les systèmes incertains dont les données sont de type intervalle, la formulation est comme suit :

$$\underline{SPE} = \|\underline{e}\|^2 = \underline{e}(k)^T \underline{e}(k) = \sum_{i=1}^n \underline{x}(k) - \underline{x}'(k) \quad (4.3)$$

$$\overline{SPE} = \|\overline{e}\|^2 = \overline{e}(k)^T \overline{e}(k) = \sum_{i=1}^n \overline{x}(k) - \overline{x}'(k) \quad (4.4)$$

### 4.3. Algorithme de détection par CIPCA

L'algorithme de détection de défaut par la méthode CIPCA est comme suivant :

- Acquérir les données incertaines de type intervalle représentant le système en absence de défauts.
- Normalisation les données de type intervalle.
- Calculer la matrice de covariance par la méthode CIPCA.
- Diagonalisation de la matrice de covariance et calculer les valeurs propres et les vecteurs propres.
- Calculer les estimations d'intervalle du modèle CIPCA.
- Déterminer les résidus [ $e_i(k)$ ] de type intervalle.
- Calculer l'indice [SPE] de type intervalle.
- Calcul du seuil.
- Si [SPE] > seuil, le système est défaillant ; sinon le système fonctionne proprement.

### 4.4. Localisation de défauts

Après détection de défaut il est nécessaire d'identifier et d'isoler la variable dans laquelle l'erreur s'est produite, c'est donc la phase d'isolation ou de localisation de défauts.

Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature. Parmi ces méthodes, nous mentionnons les méthodes (Principe de la reconstruction, Principe de l'ACP partielles, et Localisation par calcul les contributions)

Nous en avons choisi la méthode de localisation par calculer les contributions et nous allons l'expliquer.

#### 4.4.1. Localisation par calculer les contributions

Est une solution répandue pour l'identification des défauts lorsqu'il n'y a pas de connaissance a priori sur les différents types de défauts dans le processus. Cette méthode est basée sur l'idée que les variables avec les plus grandes contributions à l'indice de détection de défaut sont les plus susceptibles d'être porteuses du défaut [10]. Elle consiste à déterminer la contribution de chaque variable à l'indice de détection de défaut utilisé.

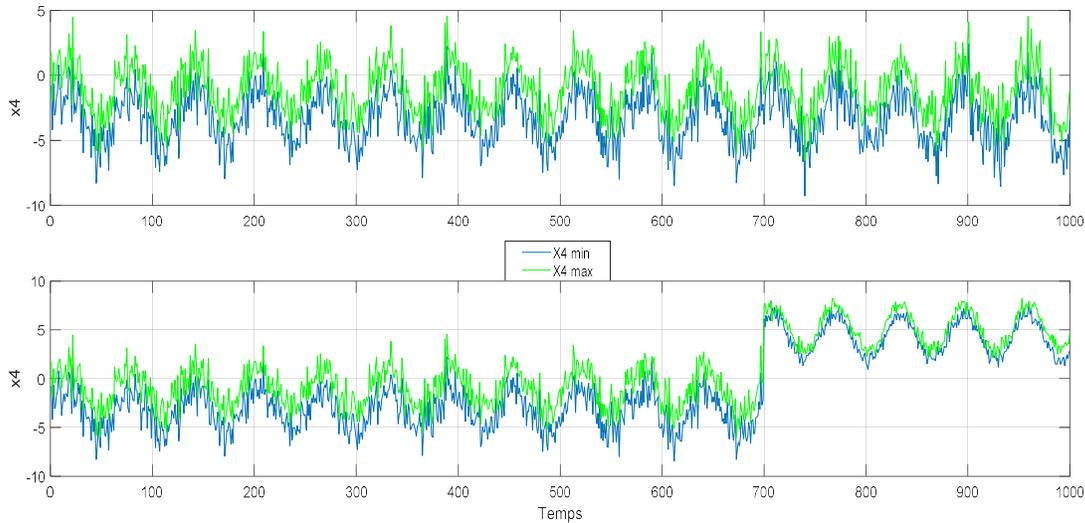
#### 4.4.2. Contribution SPE:

$$C_i^{SPE} = (\xi_i^T C' x(k))^2 = x_i'^2 \quad (4.5)$$

Où,  $\xi_i$  est la  $i^{\text{ème}}$  colonne de la matrice d'identité et la direction de  $x_i$

#### Exemple de Simulation

Pour illustrer la procédure de détection, en prenant un exemple de 04 variable et 1000 échantillonnages avec une erreur est simulée sur la borne inférieure et la borne supérieure de la variable  $x_4$  comme un biais d'amplitude d'environ 30% de sa plage de variance qui apparaît du temps 700 à 1000.



**FIGURE 4.1– Evolution de X4 (min\_ max) sans et avec défaut**

Puis nous calculons l'indice de détection de défauts SPE dans les deux cas (CPCA, CIPCA, MSCPCA et MSCIPCA)

L'évolution de cet indice avec son seuil pour le cas sans et avec défaut est comme suit :

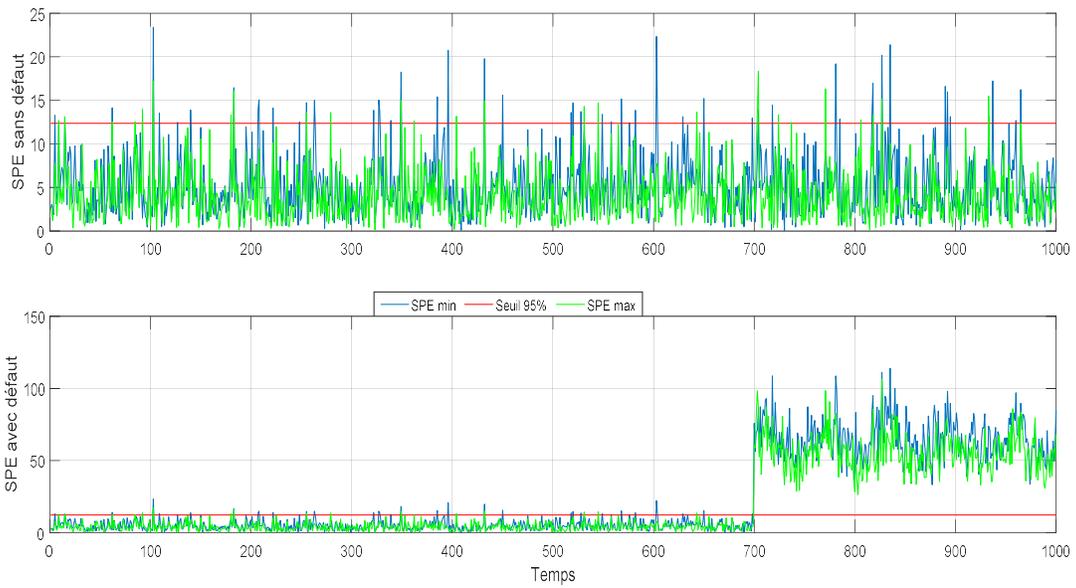


FIGURE 4.2– SPE (min\_max) de CPCA sans et avec défaut

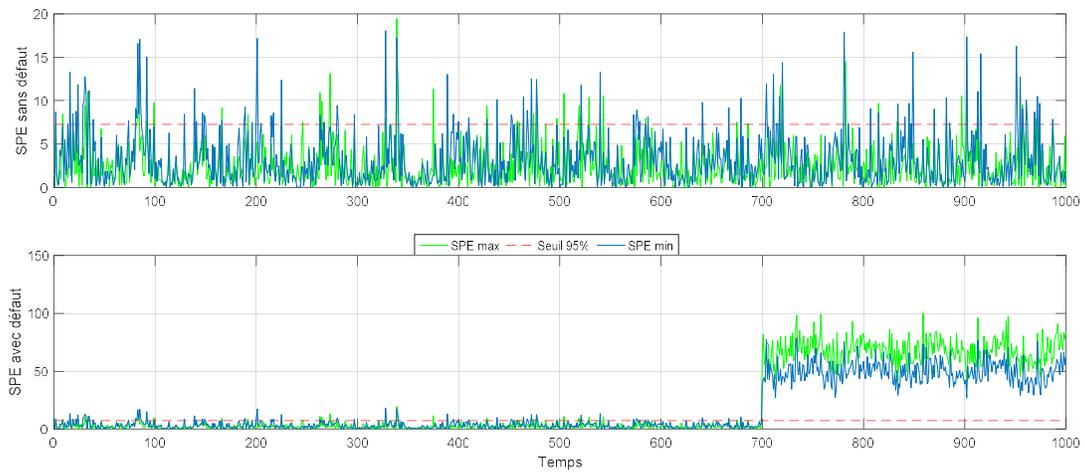


FIGURE 4.3– SPE (min\_max) de CIPCA sans et avec défaut

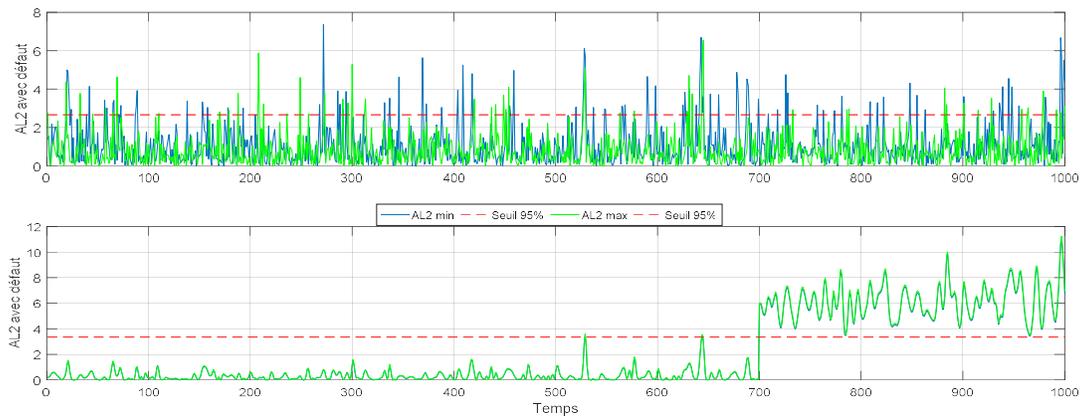


FIGURE 4.4– SPE (min\_ max) MSCPCA AL2

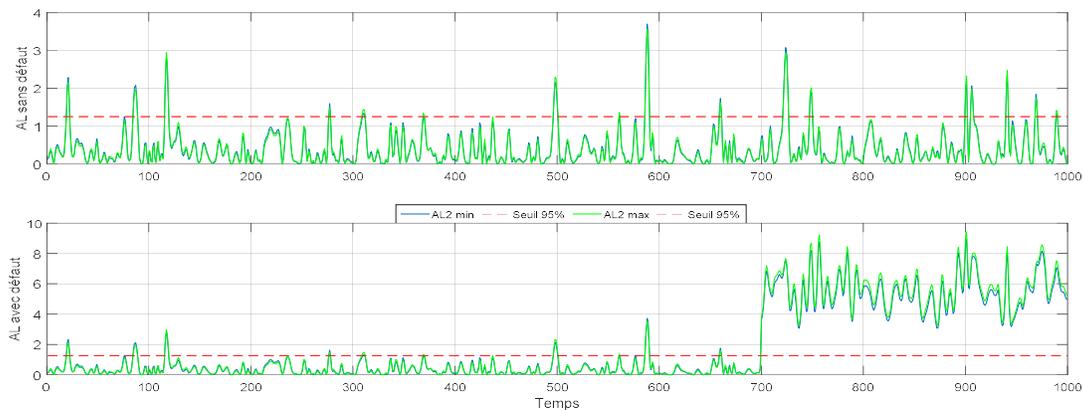


FIGURE 4.5– SPE (min\_ max) MSCIPCA AL2

Afin de choisir la meilleure méthode de détection, en fonction de la robustesse et de la sensibilité du défaut, nous comparons les méthodes utilisées en nous concentrant sur le taux de fausses alarmes (TFA) et le taux de bonne détection (TBD).

**La robustesse :** La robustesse est l'insensibilité de la méthode de diagnostic aux bruits, erreurs de modélisation, et aux autres incertitudes. Pour mesurer la robustesse de la méthode nous calculons le taux de fausses alarmes(TFA).

$$TFA = \frac{n \text{ alarme}}{n \text{ observations saines}}$$

Nous calculer le taux de fausses alarmes pour l'SPE de la méthode CPCA, CIPCA et l'SPE de l'approximation de méthode MSCPCA, MSCIPCA en absence de défaut à partir de l'indice et son seuil.

|                             | CPCA | CIPCA |     | MSCPCA AL2 | MSCIPCA AL2 |     |
|-----------------------------|------|-------|-----|------------|-------------|-----|
|                             |      | Min   | Max |            | min         | max |
| <b>Tfa % avec seuil 95%</b> | 7.9  | 7.3   | 8.2 | 5.1        | 4.1         | 3.9 |
| <b>Tfa % avec seuil 99%</b> | 3.3  | 2.8   | 3.5 | 0.9        | 0.9         | 0.7 |

D'après les figures on remarque que les fausses alarmes de SPE pour la méthode MSPCA (MSCPCA, MSCIPCA) sont inférieures à celles de la méthode ACP (CPCA, CIPCA), et d'après les résultats du tableau on constate que le taux de fausses alarmes de la méthode MSPCA (MSCPCA, MSCIPCA) est réduit par rapport de la méthode ACP (CPCA, CIPCA).

On effet, la méthode MSPCA est plus robuste par apport à la méthode ACP

**La sensibilité à la détection de défauts :** Caractérise l'aptitude de la méthode de diagnostic de détecter des défauts d'une certaine amplitude. Pour mesuré la sensibilité aux défauts nous calculons ce que l'on appelle le taux de bonne détection (TBD).

$$TBD = \frac{n \text{ alarme}}{n \text{ observations en défauts}}$$

Avec un défaut de 40% et 20% de la plage de variation de toutes les variables du système, le taux de bonne détection pour ces algorithmes est résumé dans les tableaux suivant :

|        | seuil     | CPCA  |       | CIPCA |       | MSCPCA AL2 |     | MSCIPCA AL2 |     |
|--------|-----------|-------|-------|-------|-------|------------|-----|-------------|-----|
|        |           | 90%   | 95%   | 90%   | 95%   | 90%        | 95% | 90%         | 95% |
| TBD%   | Défaut x1 | 71.83 | 88.60 | 71.03 | 88.71 | 98.91      | 100 | 98.93       | 100 |
| Avec   | Défaut x2 | 71.87 | 88.63 | 72.17 | 88.71 | 98.88      | 100 | 98.93       | 100 |
|        | Défaut x3 | 71.08 | 88.60 | 72.14 | 88.93 | 98.88      | 100 | 98.89       | 100 |
| Défaut | Défaut x4 | 71.87 | 88.60 | 71.19 | 88.77 | 98.90      | 100 | 98.99       | 100 |

FIGURE 4.6– TBD (cas amplitude défauts 40%)

| CPCA | CIPCA | MSCPCA AL2 | MSCIPCA AL2 |
|------|-------|------------|-------------|
|------|-------|------------|-------------|

|        | seuil     | 90%   | 95%   | 90%   | 95%   | 90%   | 95%   | 90%   | 95%   |
|--------|-----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| TBD%   | Défaut x1 | 47.05 | 61.22 | 43.29 | 63.21 | 98.01 | 99.23 | 98.06 | 99.93 |
| Avec   | Défaut x2 | 47.05 | 61.22 | 43.01 | 63.23 | 98.13 | 99.27 | 98.16 | 99.93 |
| Défaut | Défaut x3 | 48.71 | 63.63 | 45.11 | 62.01 | 98.06 | 99.97 | 98.17 | 99.96 |
| 20%    | Défaut x4 | 57.33 | 66.17 | 51.57 | 67.77 | 98.11 | 100   | 98.06 | 100   |

FIGURE 4.7– TBD (cas amplitude défauts 20%)

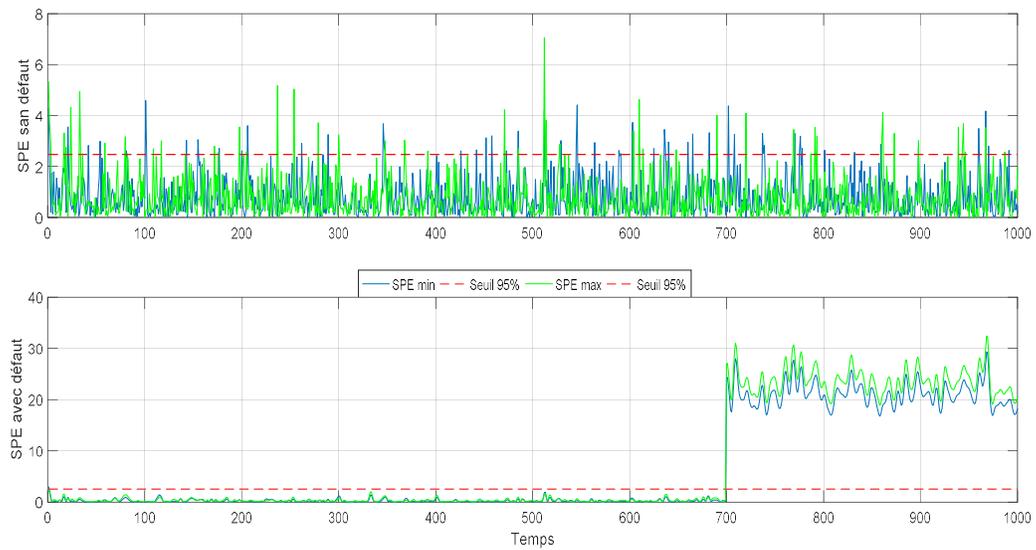


FIGURE 4.8– SPE pour un défaut de 40% de x4 par MSCPCA

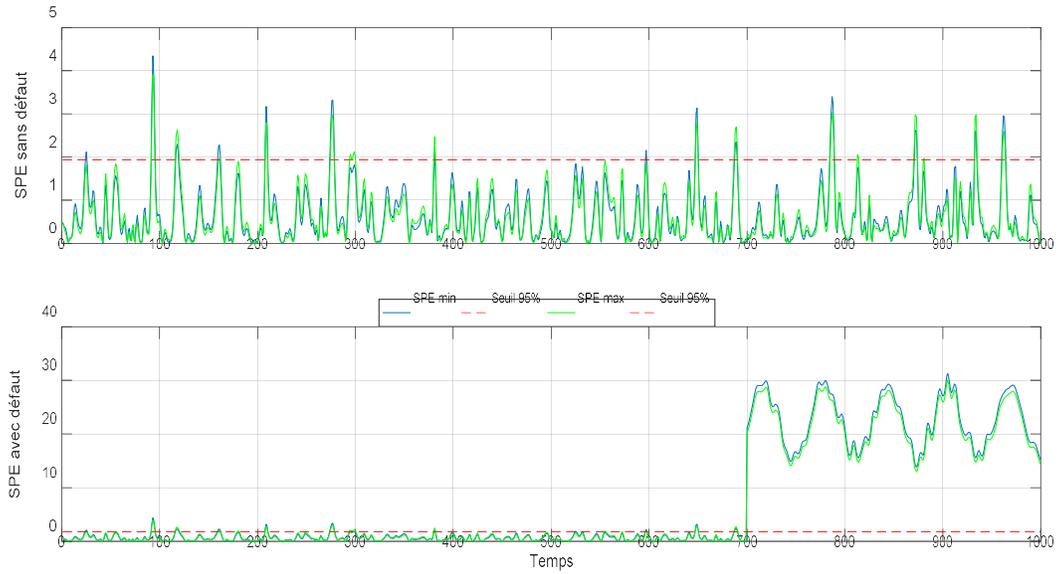


FIGURE 4.9– SPE pour un défaut de 40% de x4 par MSCIPCA

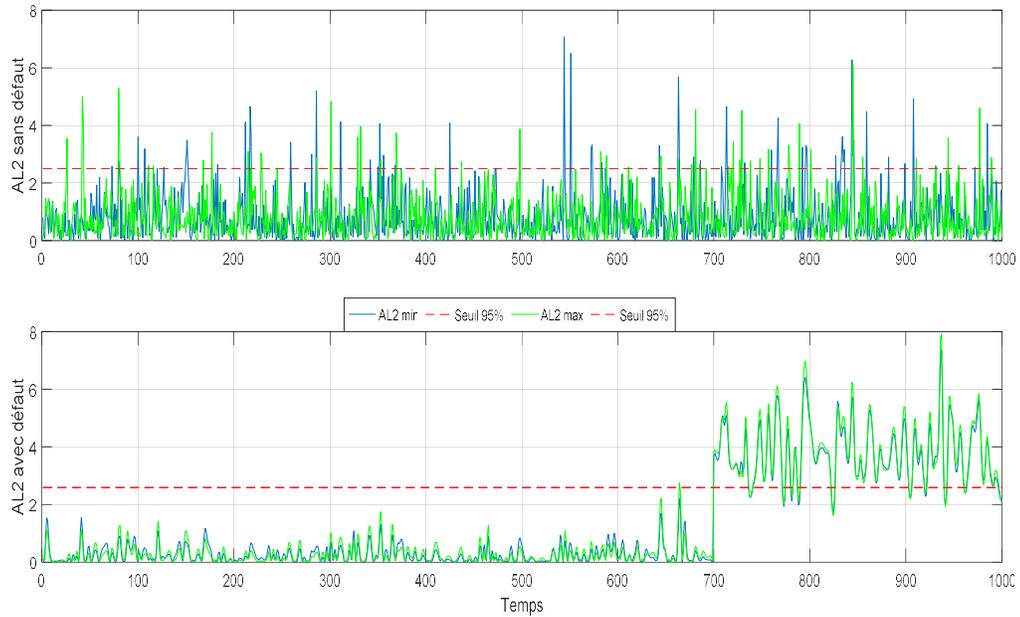
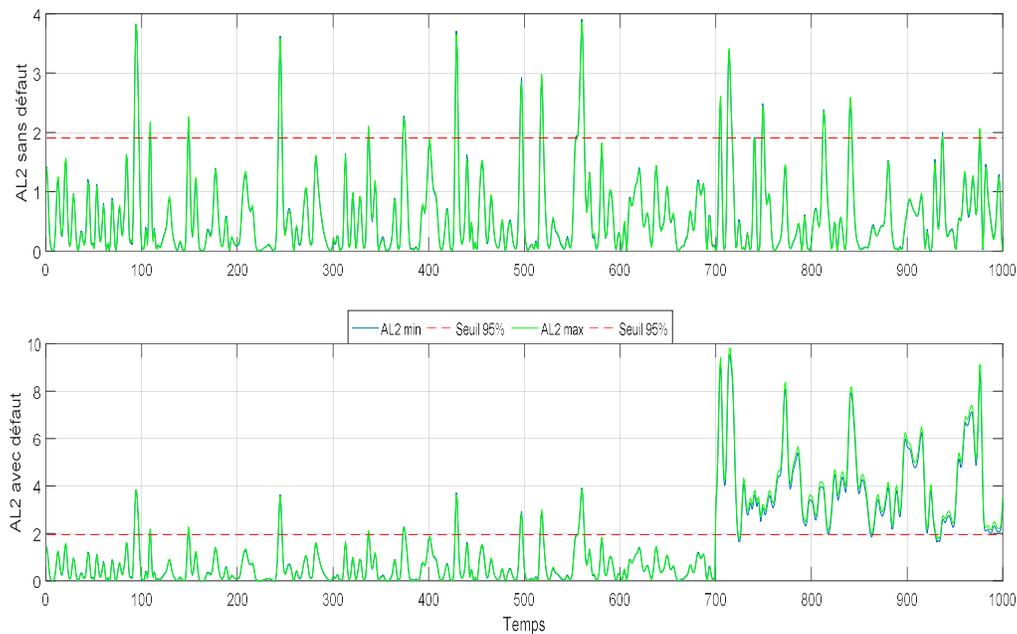


FIGURE 4.10– SPE pour un défaut de 20% de x4 par MSCPCA



**FIGURE 4.11– SPE pour un défaut de 20% de  $x_4$  par MSCIPCA**

D'après le résultat dans les résultats des tableaux et les figures précédentes, nous remarquons que l'indice de détection SPE de l'ACP n'arrive pas à détecter le défaut qui est de faibles amplitudes. Par contre l'indice de détection SPE de la MSPCA est plus sensible à la détection de défauts de faible amplitude. Le taux de bon détection dans les deux cas de défauts pour la méthode MSPCA (MSCPCA\_MSCIPCA) est supérieur au de la méthode ACP (CPCA\_CIPCA).

On constate que la méthode MSPCA est plus sensible à la détection de défauts de faible amplitude par rapport à la méthode ACP.

Après avoir détecté l'erreur, on passe à l'étape suivante, qui consiste à isoler l'élément qui contient l'erreur.

Nous nous appuyons sur la méthode de calcul des contributions pour l'indice SPE et l'appliquons au modèle de CIPCA et le modèle de MSCIPCA. Les résultats sont dans les figures suivantes :

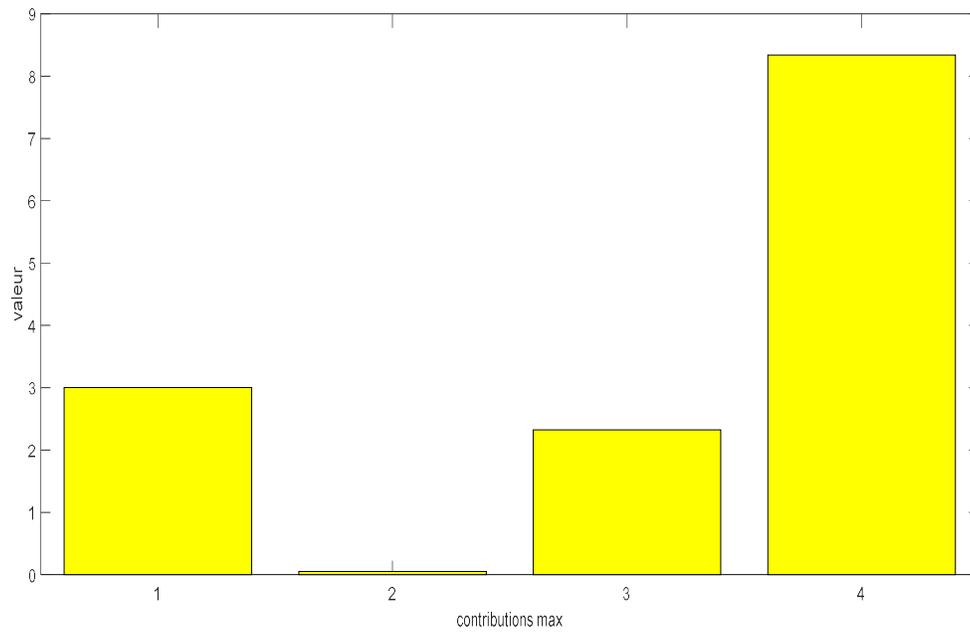


FIGURE 4.12– Contributions pour SPEmax de CIPCA

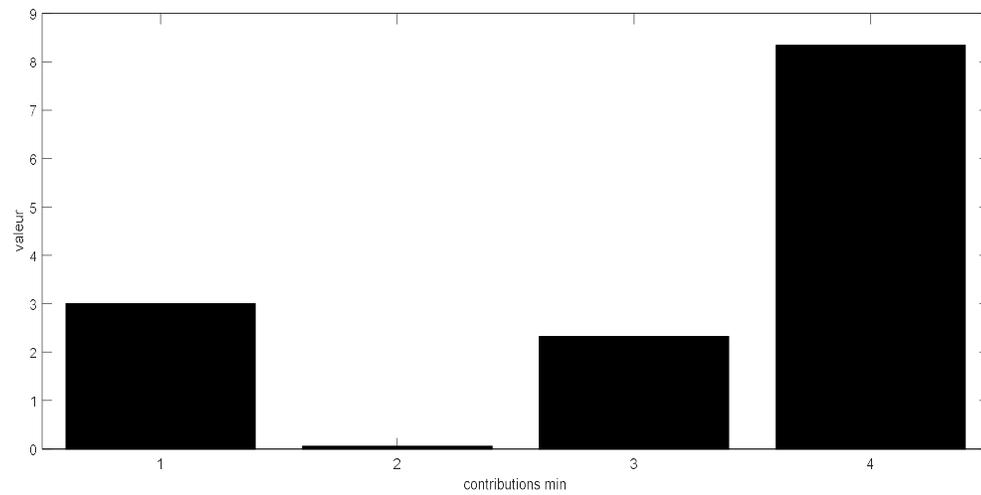
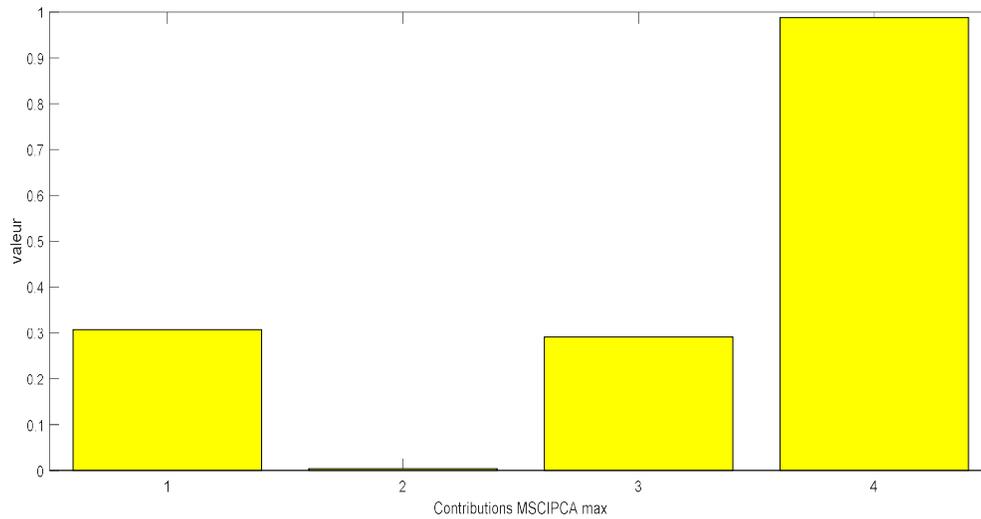
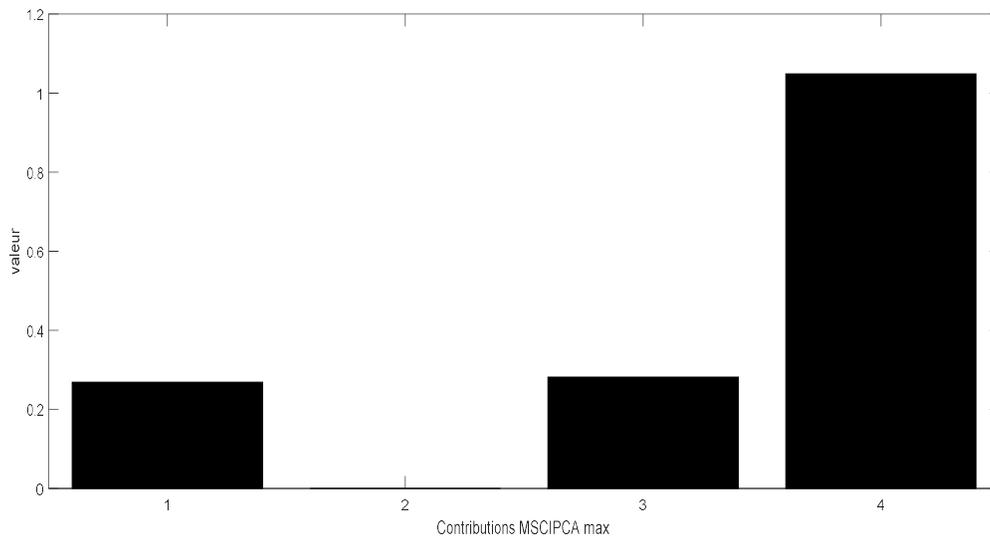


FIGURE 4.13– Contributions pour SPEmin de CIPCA



**FIGURE 4.14– Contributions pour SPEmax de MSCIPCA**



**FIGURE 4.15– Contributions pour SPEmin de MSCIPCA**

Cette méthode repose sur la variable ayant la plus forte contribution est considérée comme la variable en défaut. Et d'après les figures (4.12\_ 4.13\_ 4.14 \_4.15) nous remarquons que le variable **x4** a la contribution la plus élevée et à partir de là nous concluons que l'erreur est localisé dans le variable **x4**.

On note également que la méthode de calcul des contributions de l'indice SPE a donné de bons résultats avec les deux modèles.

#### 4.5. Conclusion

Nous avons expliqué comment faire la détection et la localisation de défauts pour le cas des données de type intervalle par la méthode d'analyse en composantes principales pour les données d'intervalle et la méthode d'ACP multi-échelle (MSPCA et MSCIPCA).

Nous avons démontré l'utilisation de l'indice SPE pour la détection des défauts et l'approche basée sur le principe de contributions pour la localisation des défauts.

## 5.1. Introduction

SONELGAZ est l'opérateur historique dans le domaine de la fourniture des énergies électriques et gazières en Algérie. Sa contribution dans la concrétisation de la politique énergétique nationale est à la mesure des importants programmes de réalisation en matière d'électrification rurale et de distribution publique gaz, qui ont permis de hisser le taux de couverture en électricité à près de 98% et le taux de pénétration du gaz naturel à 43%.

La Société Algérienne de production de l'Electricité (SPE) a pour mission la production d'électricité à partir de sources thermiques et hydrauliques répondant aux exigences de disponibilité, fiabilité, sécurité et protection de l'environnement. Elle est également chargée de commercialiser l'électricité produite. Créée en janvier 2004, elle dispose d'un parc de production d'une capacité qui totalise une puissance installée de 6740MW, composé de quatre filières de types et de paliers de puissance différents. Celui-ci se décompose comme suit : (Turbine à Vapeur 2740MW\_Turbine à Gaz 3576 MW \_Turbine Hydraulique 249 MW).

## 5.2. Description et fonctionnement de la central HMO



Figure 5.1– Centrale Production HASSI MESSAOUD Ouest

La centrale de la production d'électricité HMO a été mise en service en 2003 ; elle se compose de 04 des groupes Turboalternateur respectivement sont : (TG01, TG02, TG03, TG04), le fabricant de ces Turbines à gaz est NOUVO-PIGNONE de type MS 9001 E (sous licence GE), le fabricant de l'alternateur est ABB ALSTOM de type WY 21Z.

La capacité totale de production est de 492MW c-à-dire 123MW par groupe.

Chaque groupe se compose pratiquement d'une turbine à gaz, fonctionnant seulement au gaz et d'un alternateur.

La centrale électrique dispose aussi de quatre turbines à gaz mobiles supplémentaires de 25 MW de puissance pour chaque turbine à gaz, de type FT8 (constructeur PWSP) : Pratt & Whitney.

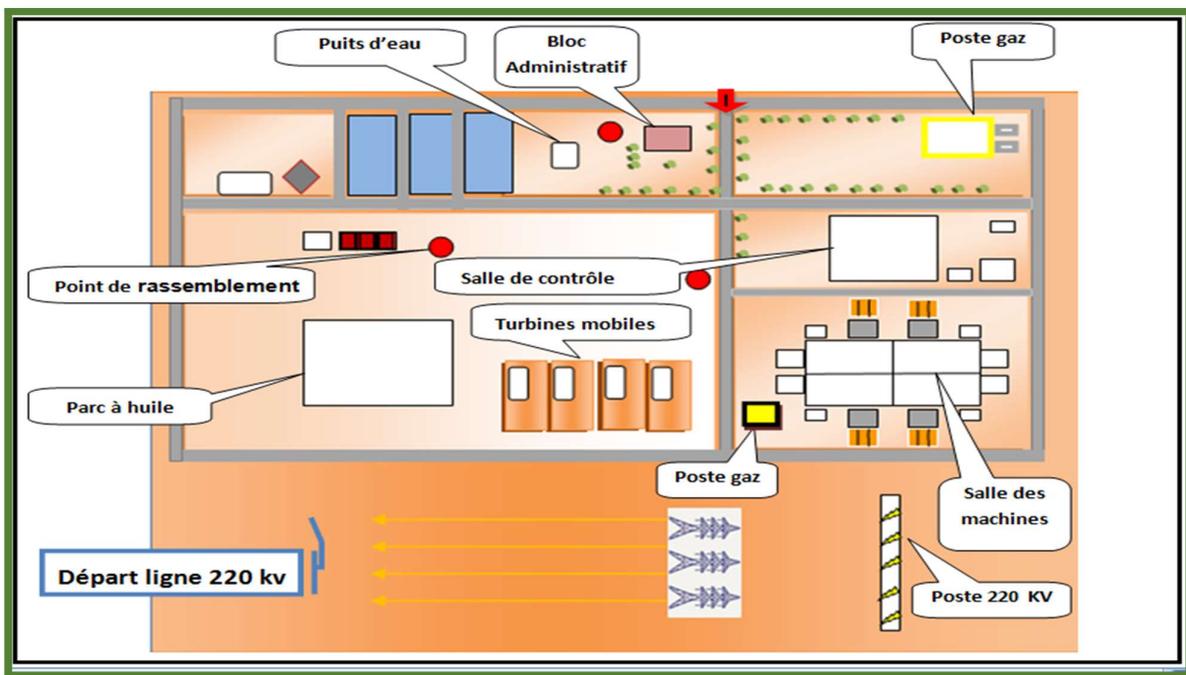


Figure 5.2– Plan d'identification de la Centrale HMO

HMO Center contient de nombreux postes et blocs qui travaillent sur la production et la gestion, et ils sont représentés dans :

- **Bloc administratif** : C'est la partie responsable de la gestion de l'institution qui s'occupe des travailleurs et des questions de vente et d'achat. C'est aussi la façade du centre où elle dirige et surveille les travailleurs et les personnes à l'intérieur du centre.
- **Puits d'eau** : Il contient l'eau de l'établissement, qui sert au contrôle de la température du gaz et sert aux opérations d'extinction d'incendie. Il contient deux réservoirs d'une capacité de **30 000 litres** chacun et deux moteurs pour remplir les deux réservoirs.

- **Point de rassemblement** : Ce sont des lieux désignés pour que les travailleurs se rassemblent en cas de danger et une alarme est déclenchée.
- **Parc à l'huile** : Les bidons d'huile y sont stockés pour les préserver, car ils sont précieux. L'huile est utilisée dans le fonctionnement des transformateurs et est utilisée sur les pièces de turbine pour réduire le processus de friction car c'est l'élément principal qui fonctionnera dans le processus de refroidissement de la turbine.
- **Poste gaz** : La station-service est un élément important dans le centre où le gaz, qui est à la base du processus de production, est traité. Le gaz brut provient du complexe **Sonatrach** et subit de nombreuses transformations avant utilisation.



**Figure 5.3– Poste gaz**

Le gaz entre dans la station à une pression de 65 bars et est d'abord réchauffé par de l'eau afin de faciliter son contrôle, puis il est filtré des impuretés et sa pression est réduite à 40 bars et envoyé vers les chambres de combustion.

- **Salle de contrôle** : Les quatre groupes de HMO sont exploités à partir d'un seul bloc de contrôle appelé salle de contrôle. L'usine est équipée d'un système de contrôle Mark VIe qui permet l'automatisation générale (contrôle, supervision, contrôle, surveillance et archivage du processus), la sécurité (protection) et les fonctions de régulation de la turbine.



Figure 5.4– Salle de contrôle

- **Salle machine** : La pièce la plus importante du centre où elle se trouve les quatre groupes, il possède un quatre de turbine à gaz de type **MS9001E**.

L'énergie électrique y est produite puis dirigée vers des transformateurs de puissance.

- **Poste 220** : L'énergie électrique produite par les alternateurs modèle **9001E** est transmise au réseau à travers des transformateurs élévateurs (TP) **11KV/220KV**, chaque groupe est doté d'un transformateur.
- **Service de protection** : Pour la protection contre incendies la centrale dispose d'un système de détection et lutte contre incendies au niveau des groupes, ouvrages et tous les locaux avec signalisation et extinction automatique.

### 5.3. Description de la Turbine A Gaz MS9001E :

La turbine à gaz est de 50 Hz MS9001E de GE cheval de bataille. Avec plus de 350 unités. Initialement introduite en 1978 à 105 MW, le 9E a intégré de nombreux composants améliorations. Le dernier modèle bénéficie d'une sortie de 126 MW et est capable de réaliser plus de 52% d'efficacité en cycle combiné. Que ce soit pour cycle simple ou cycle combiné demande, de la charge de base ou de droits pic, 9E les paquets sont globalement conçus avec systèmes intégrés qui comprennent les contrôles, auxiliaires, les conduits et silencieux. Ils sont conçus pour un fonctionnement fiable et un entretien minimal un coût d'installation compétitifs bas. Comme les autres unités de la technologie E-classe de GE, le Low NOx système de combustion est disponible sur 9E, qui peut atteindre les émissions de NOx de moins de 15 ppm lors de la combustion du gaz naturel. Avec ses capacités de manutention des combustibles state-of-the-art, le 9E accueille un large éventail de combustibles, y compris le gaz naturel, léger et le mazout lourd, naphte, du pétrole brut et de l'huile résiduelle. Conçu pour un fonctionnement bio-carburant [11].

### 5.3.1. Caractéristiques de la turbine MS 9001 E :

|                       |                            |
|-----------------------|----------------------------|
| Marque                | <b>GENERALE ELECTRIQUE</b> |
| Fabricant             | <b>NUOVO PIGNONE</b>       |
| Série du model        | <b>MS9001E</b>             |
| Vitesse de la turbine | <b>3000 tr/mn</b>          |
| Puissance utile       | <b>123 mw</b>              |
| Commande              | <b>MARK VI</b>             |
| Débit carburant       | <b>8.6 kg/s</b>            |
| Rendement thermique   | <b>37%</b>                 |
| Cycle                 | <b>SIMPLE</b>              |

**FIGURE 5.5– Les caractéristiques de la turbine MS 9001 E**

### 5.4. Diagnostic de défauts de la Turbine à Gaz MS9001E :

Les turbines contiennent de nombreuses pièces qui entrent dans le processus de production, ces pièces contiennent des capteurs qui mesurent les changements pour surveiller la stabilité et les défauts.

Nous avons pris sept capteurs à étudier, avec 10 000 échantillons de données pour chaque capteur.

Le travail est divisé en deux parties : la partie modélisation afin d'obtenir le modèle (MSCIPCA), et la deuxième partie est l'application de (MSCIPCA) pour détecter et localiser les défauts des turbines à gaz.

Les différentes étapes de la modélisation à l'isolation des défauts sont mises en œuvre en utilisant la MSCIPCA.

La matrice des donnée  $X$  contient donc 7 variables ( $x_1, \dots, x_7$ ), correspondant aux différents capteurs de la turbine à gaz.

|    | variable             | unité               |
|----|----------------------|---------------------|
| X1 | ACCELERATION 1       | Tr/mn <sup>-2</sup> |
| X2 | ACCELERATION 2       | Tr/mn <sup>-2</sup> |
| X3 | ACCELERATION 3       | Tr/mn <sup>-2</sup> |
| X4 | MEASURE CHARGE       | V                   |
| X5 | PRESS GAZ PREMELANGE | Bar                 |
| X6 | PRESS GAZ MELANGER   | Bar                 |
| X7 | VITESSE DE ROTOR     | Tr/mn               |

FIGURE 5.6– La description des variables du processus

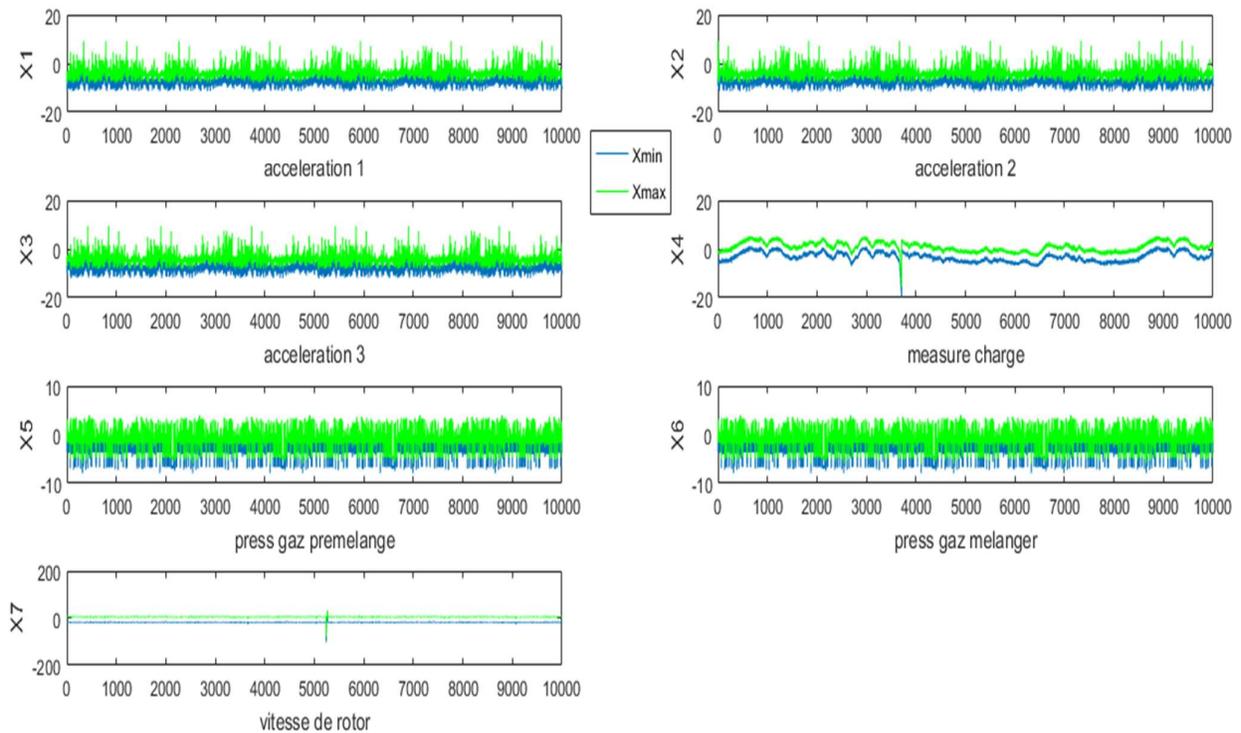


FIGURE 5.7 – L'évolution des déferant mesures

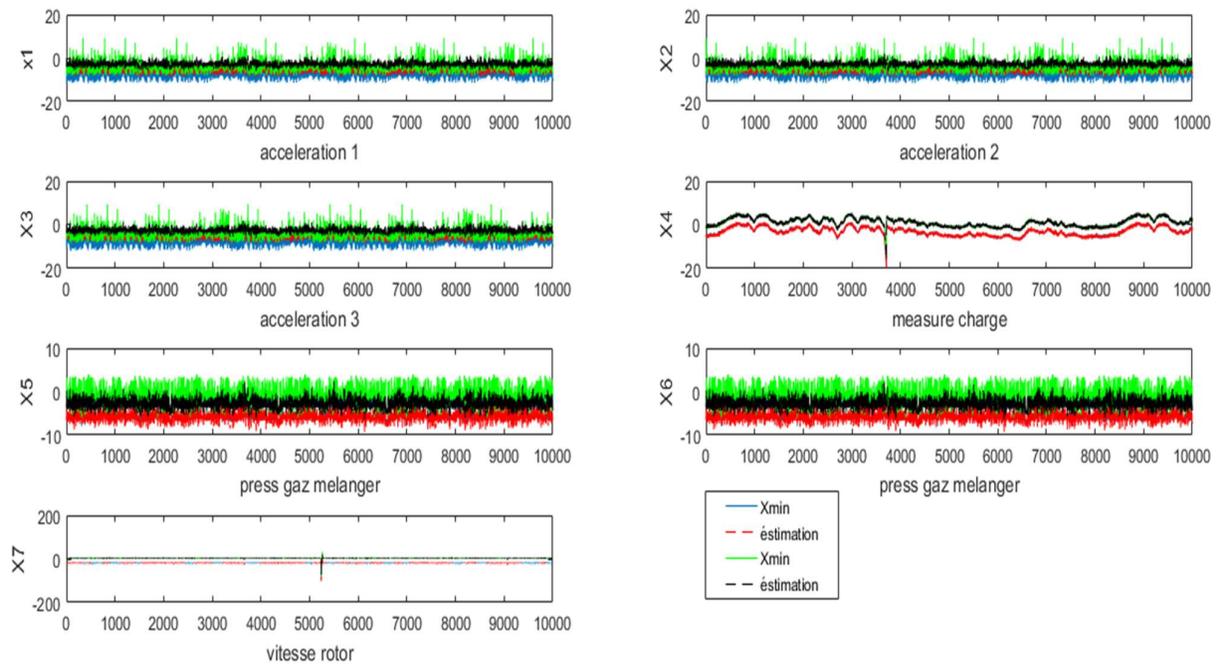


FIGURE 5.8 – L'évolution des déferant mesures et leur estimations

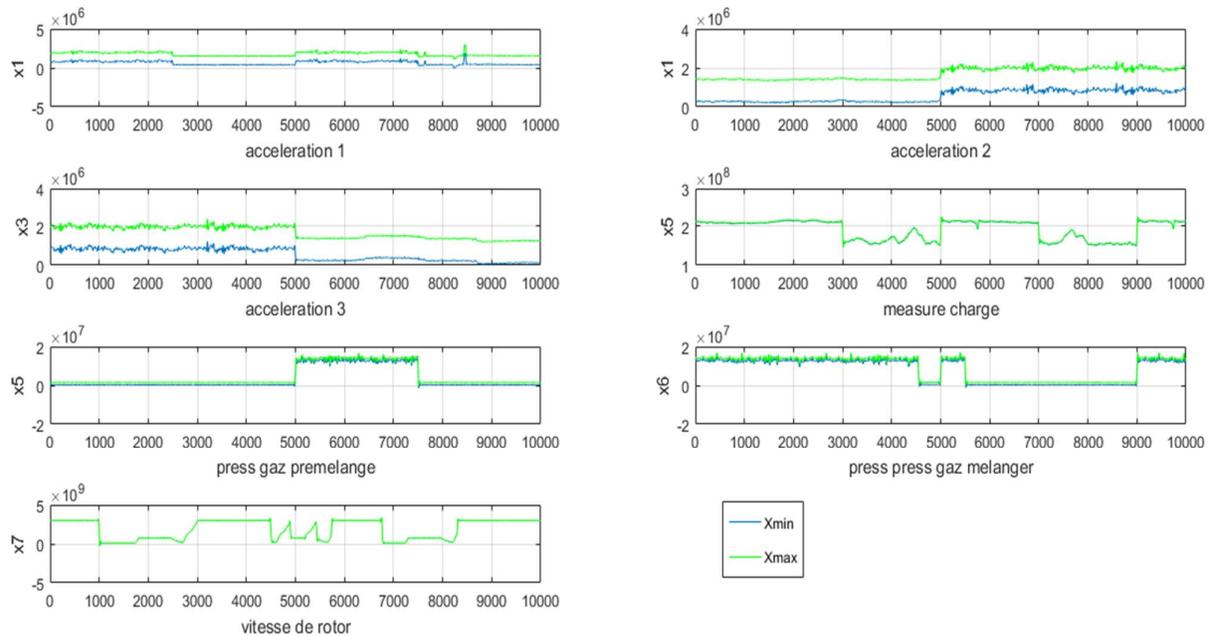


FIGURE 5.9 – Evolution des déferant mesure (min\_max) en cas de défaut

Pour une bonne compréhension des étapes décrites ci-dessus, nous appliquons toutes les étapes de MSCIPCA dans cet exemple. Nous analysons chaque signal en appliquant une transformé en ondelettes avec une échelle égale à 4 ( $n=4$ ).

L'étape suivante consiste à former la matrice d'approximation en additionnant les différentes approximations aux différentes variables ensemble. Puis, on a appliqué l'approche d'ACP pour données de type intervalle (MSCIPA) pour chaque échelle de décomposition pour l'approximation AL.

Les résultats est dans les figures (5.9\_ 5.10) :

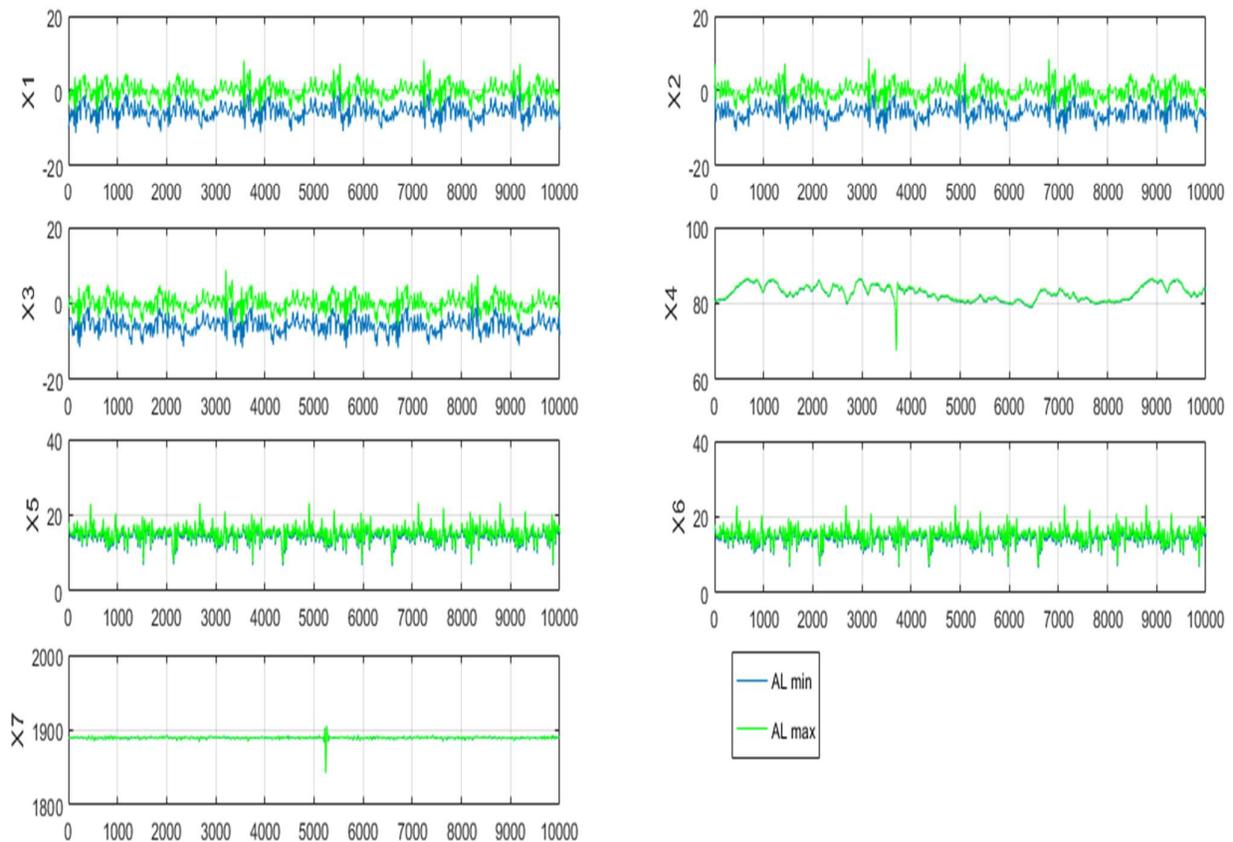


FIGURE 5.10 – l'Approximation AL4 des déferant mesures

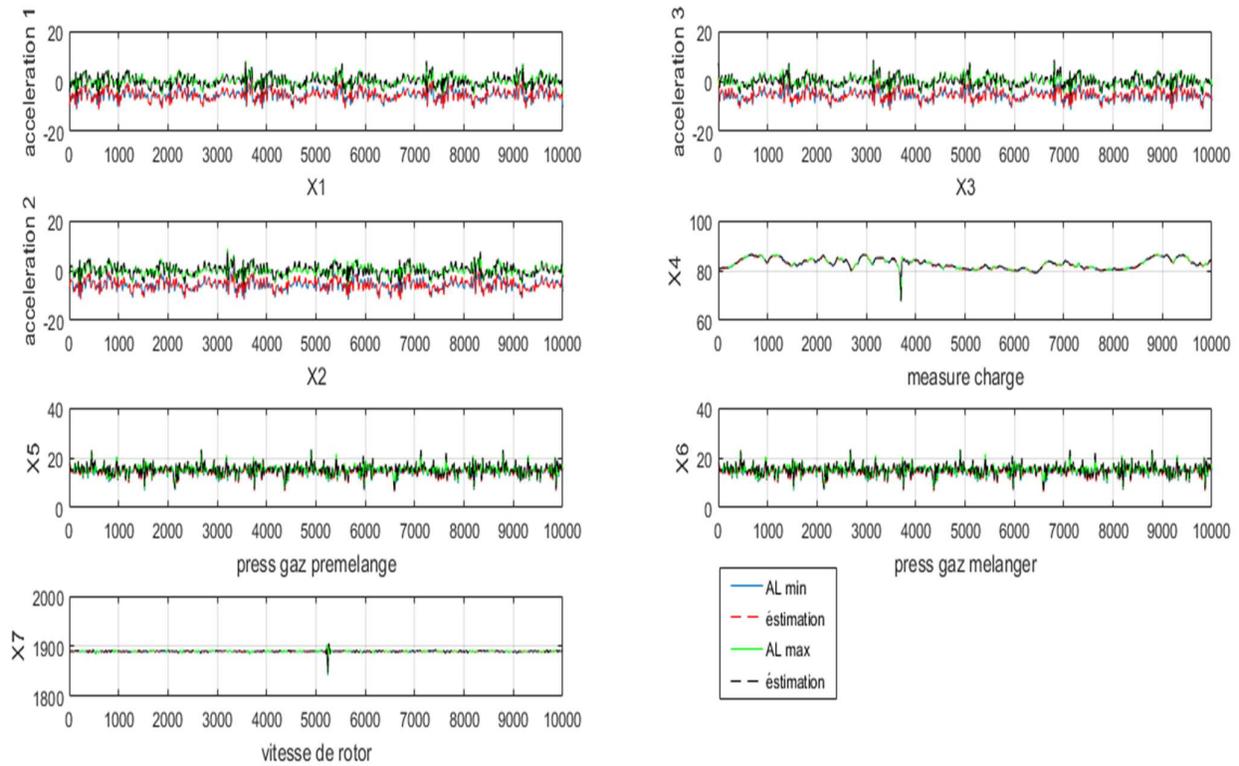


FIGURE 5.11 – l'Approximation A4 des déferant mesures et estimations

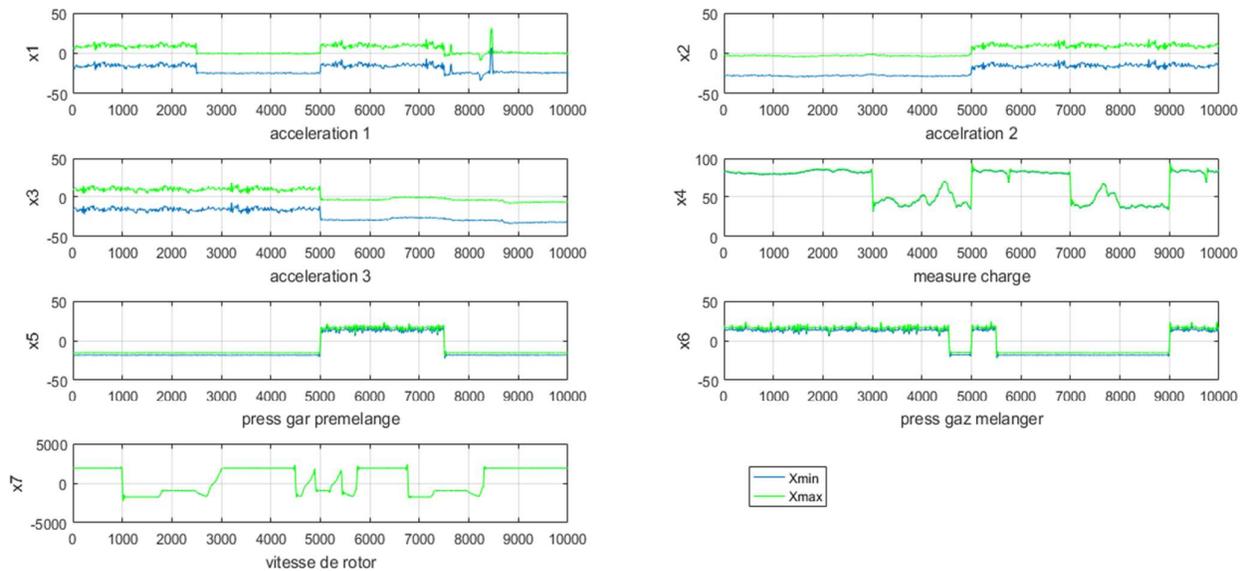


FIGURE 5.12 – l'Approximation AL4 des déferant mesures en cas de défaut

Nous détectons maintenant l'erreur en calculant l'indice de détection de défaut SPE dans les deux cas (CIPCA et MSCIPCA).

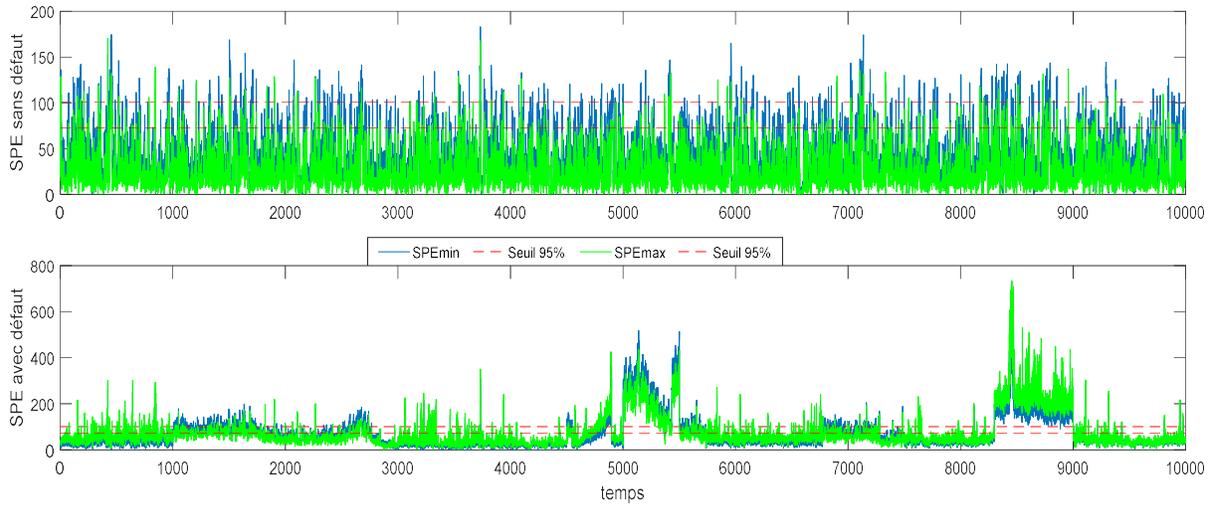


FIGURE 5.13 – Evolution de SPE (min\_max) par CIPCA.

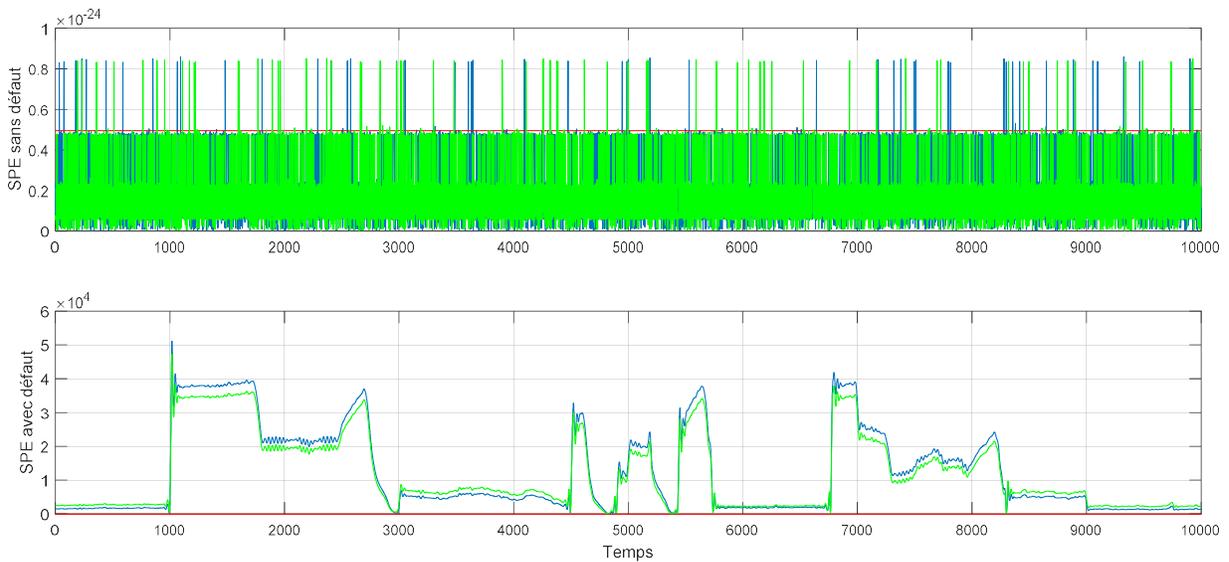


FIGURE 5.14 – Evolution de SPE (min\_max) pour AL4 par MSCIPCA

D'après les figures (5.11\_ 5.15), nous voyons que l'indice de détection des défauts SPE dans le cas du MSCIPCA est robuste et plus précis que dans le cas de CIPCA.

Maintenant que nous avons détecté l'erreur, nous passons à l'étape d'isolement de l'erreur. Nous déterminons l'élément porteur de l'erreur en calculant les contributions pour l'indice SPE par MSCIPCA de tous les éléments.

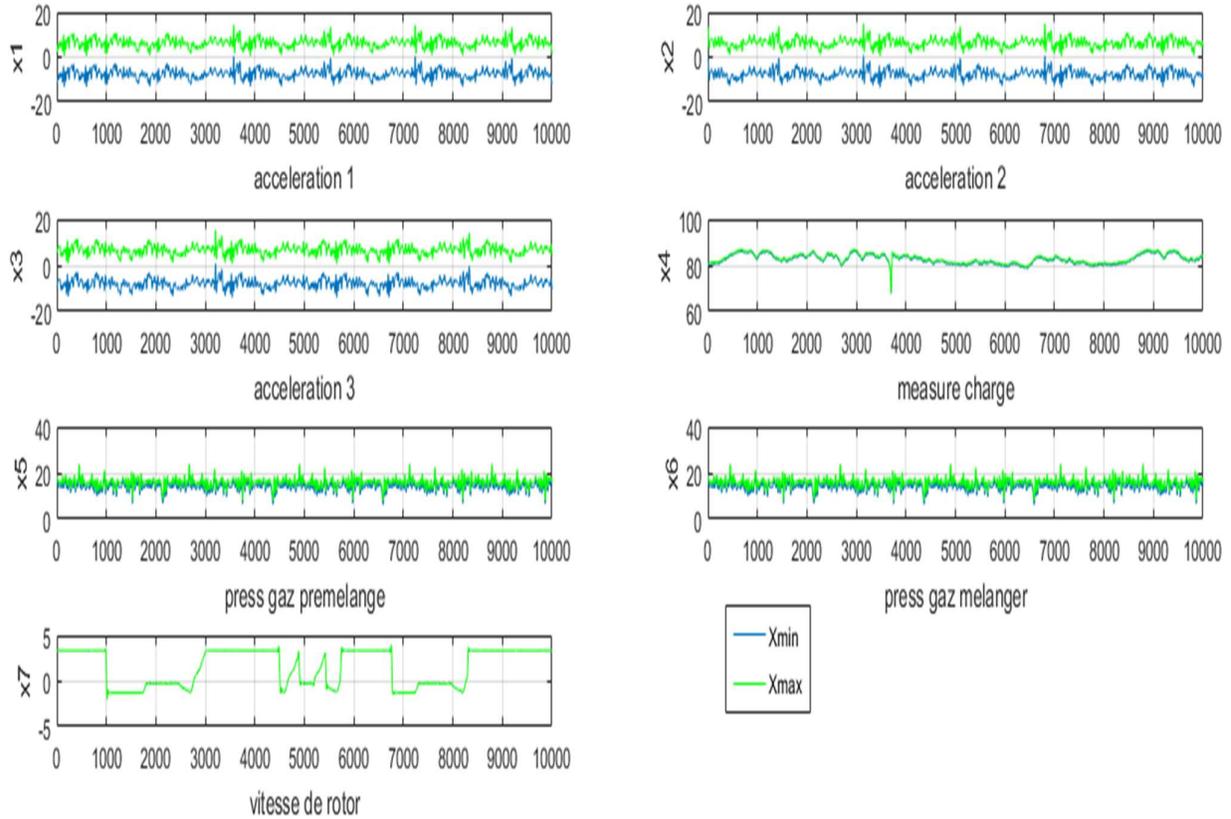


FIGURE 5.15 – Evolution de déferent mesures en cas de défaut X7

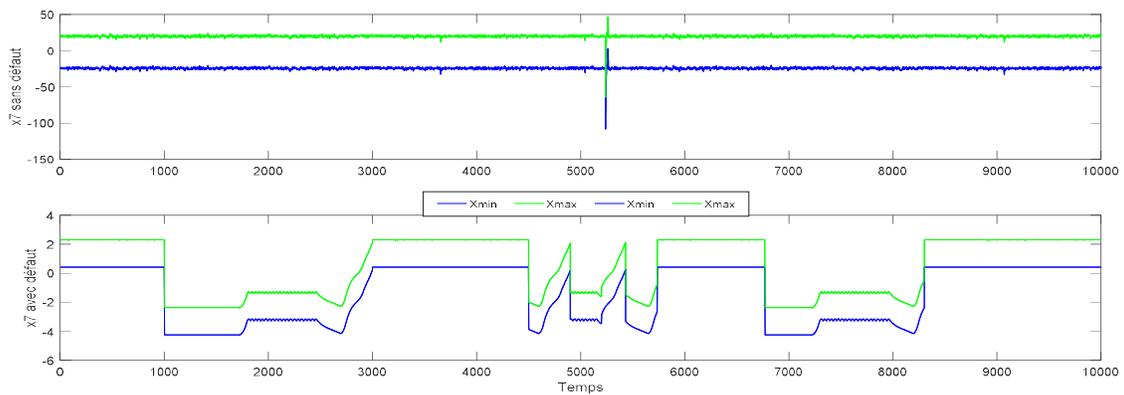


FIGURE 5.16 – Evolution de variable X7 avec et sans défaut

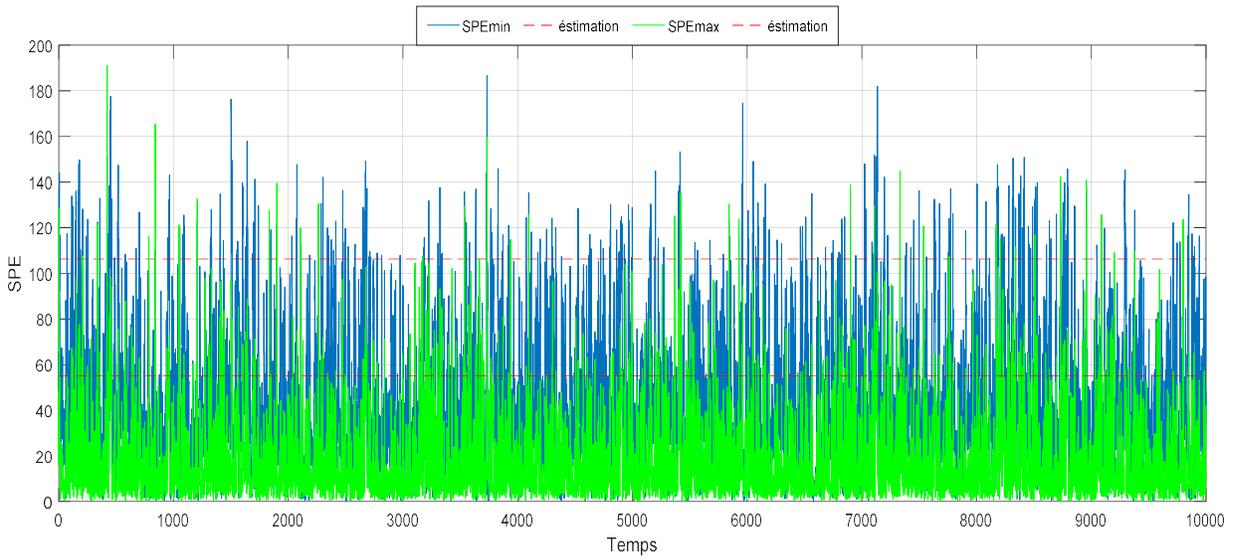


FIGURE 5.17 – Evolution de SPE par CIPCA en cas de défaut X7

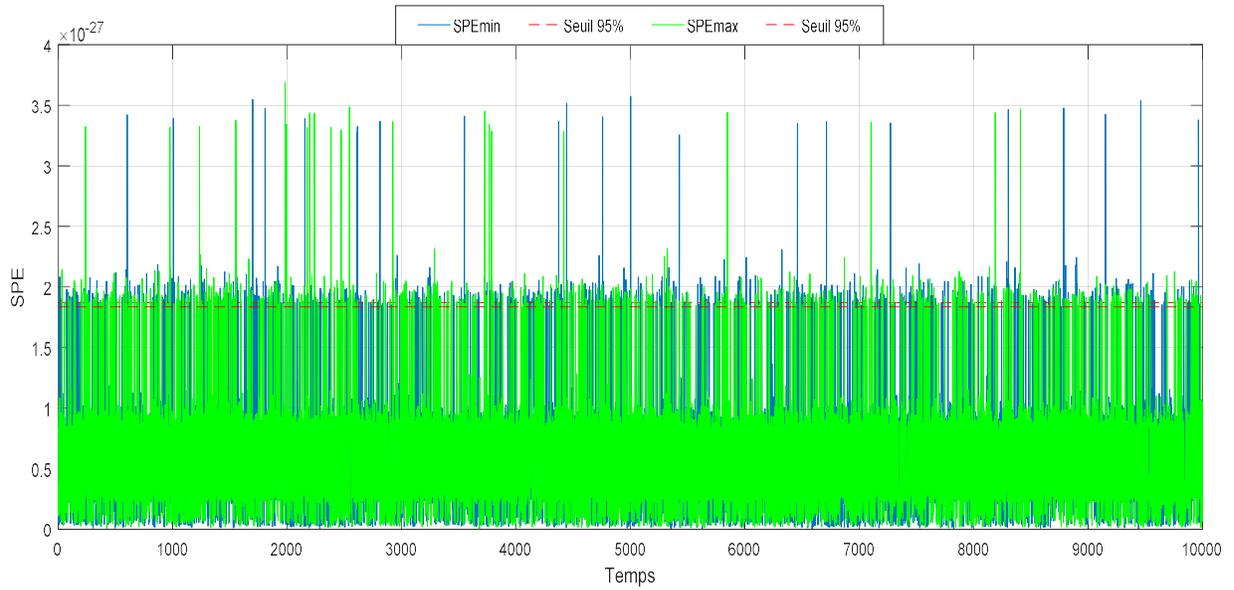


FIGURE 5.18 – Evolution de SPE par MSCIPCA en cas de défaut X7

Après avoir détecté l'erreur en calculant l'indice SPE dans ce cas. Nous isolons maintenant la composante d'erreur du calcul des contributions

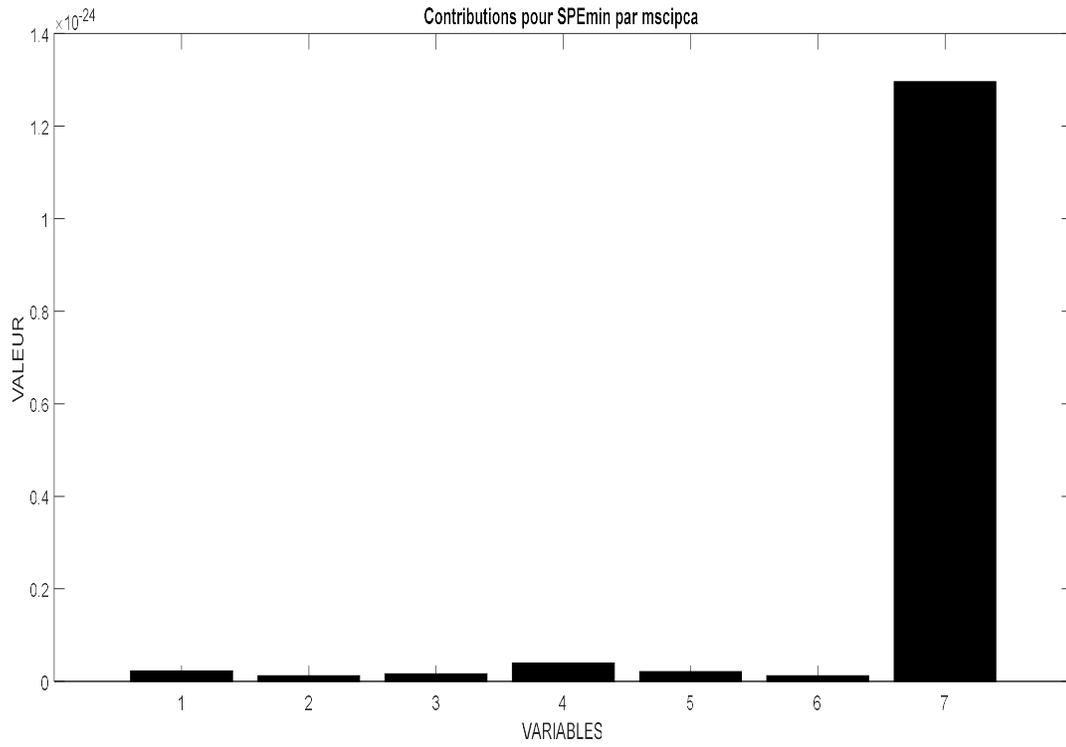


FIGURE 5.19 – Contributions de SPE (min) par MSCIPCA

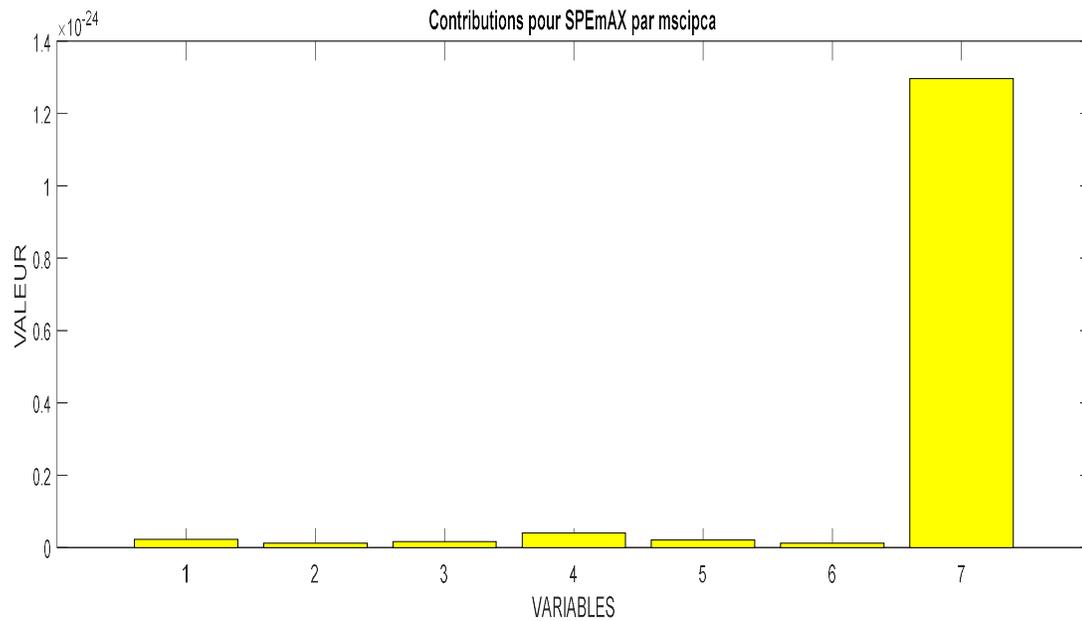


FIGURE 5.20 – Contributions de SPE (max) par MSCIPCA

Après avoir calculé les contributions pour chaque variable sur la base de l'indice de détection d'erreur SPE et montré le résultat sur les figures (5.14\_5.15), nous remarquons que les contributions de toutes les variables sont proches de zéro à l'exception des contributions de x7, qui est la plus forte. Ce qui signifie que l'élément x7 est l'élément actif.

Nous concluons que l'emplacement de l'erreur est dans la variable x7.

### **5.5. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous appliquons l'analyse en composantes principales multi-échelle pour les données de type intervalle MSCIPCA Pour étudié le comportement des turbines à gaz après avoir fait partie de sa base de données

Les résultats obtenus grâce à cette étude prouvent la capacité de la méthode MSCIPCA à détecter et localiser le défaut

## Conclusion Générale

De nombreux mécanismes sont utilisés dans les domaines du diagnostic et de la surveillance des erreurs. Cependant, il n'étudie pas les systèmes complexes. Dans le travail, nous avons proposé de nouvelles façons de le faire.

Dans un premier temps, nous étudions le problème de la modélisation des processus industriels à l'aide de techniques statistiques, puis nous introduisons le principe de base de la méthode ACP de modélisation des systèmes. Ensuite, la méthode PCA est étendue à l'état d'intervalle de temps pour modéliser des systèmes incertains. Des ACP de type intervalle sont fonctionnés, appelé ACP des centres (CPCA) et ACP d'Information Complete (CIPCA). Afin de surmonter les limitations de l'ACP statique et dynamique, nous avons proposé une approche appelée analyse en composantes principales multi-échelles (MSPCA) et l'avons appliquée à la modélisation des données de type intervalle appelées MSCPCA et MSCIPCA, qui sont définies comme une combinaison d'analyse en composantes principales et transformation en ondelettes.

Dans la deuxième partie du travail, des modèles CIPCA et MSCIPCA ont été utilisés pour détecter les erreurs et l'isolement. En fonction de l'indice de détection d'erreur SPE, basé sur l'erreur de la modélisation quadratique, où la détection de défaut dépend de l'évaluation des indicateurs de détection.

Si l'indice de détection SPE est inférieur au seuil sélectionné, le système fonctionne correctement, sinon le système est défaillant. Afin de localiser les défauts détectés, nous avons utilisé une approche très demandée dans la littérature qui repose sur le principe de calcul des contributions basé sur l'indice de détection SPE.

L'objectif future de ce travail est d'améliorer la qualité du modèle MSPCA de type intervalle pour étudier le problème de modélisation et de diagnostic de défauts des systèmes incertains. Nous prévoyons d'utiliser le filtrage par ondelette afin de supprimer le bruit présent sur les coefficients de détails des différentes échelles.

## ***Bibliographie***

- [1]. <https://biblio.univannaba.dz/ingeniorat/wpcontent/uploads/2017/12/MET-ALLAOUI-NASSIM.pdf>
- [2] Etude de base de la turbine à GAZ SONELGAZ
- [3] [https://www.cder.dz/download/Art11-2\\_13.pdf](https://www.cder.dz/download/Art11-2_13.pdf)
- [4] <https://direns.minesparistech.fr/Sites/Thopt/DiapJS/doc/S20/TechnoTAG>
- [5] <http://www.uphf.fr/coursenligne/e-diagcours-web-Diagnostic.html>
- [6] <http://tralalaproductiover-blog.com/pages/Mathematiques-transformee-gabor-3987751.html>
- [7] Tarek Ait-Izem. Diagnosis of Uncertain Systems using Principal Component Analysis. Thèse de doctorat de l'Université Badji Mokhtar Annaba (2018).
- [8] Bourdima Samia. Méthodes ondelettes et Bayésiennes pour le diagnostic : Application aux machines asynchrones. Mémoire de Magister, 04 / 07 / 2011
- [9] <http://gwyddion.net/documentation/user-guide-fr/wavelet-transform.html>
- [10] Chakour Chouaib. Diagnostic et surveillance des procédés industriels et de leur environnement sur la base de l'analyse de données. Thèse de Présentée en vue de l'obtention du diplôme de doctorat 3eme cycle. 2015/2016.
- [11] Document de SONELGAZ SPE/HOM Turbine à Gas Francais