

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud MAMMERI, Tizi-Ouzou



Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département d'Automatique

Mémoire de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du diplôme

D'Ingénieur d'Etat en Automatique

Thème

Identification d'un seuil d'adaptation de détection
de défauts par une procédure statistique :
Application sur un système à trois réservoirs
communicants DTS-200

Proposé par : M^r KOUADRI Abdelmalek

Présenté par :

Dirigé par : M^r MAIDI Ahmed
M^r KOUADRI Abdelmalek

M^r ASMA Fateh
M^{elle} AMELLAL Sadia
M^r MAIDI Abdelkader

Soutenu le : 12 / 07 /2010

Promotion 2010

Ce travail a été préparé à : La faculté des hydrocarbures et de la chimie, Université de Boumerdes.

Remerciements



Premièrement nous remercions le bon DIEU qui nous guide toujours.

Nous tenons à remercier vivement et à témoigner notre sincère gratitude à nos promoteurs Mr MAIDI.A et Mr KOUADRI.A pour leur totale disponibilité et pour tout ce qu'ils nous ont apportés comme aide, connaissances, conseils et l'intérêt constant qu'ils nous ont prêtés le long de ce travail. Aussi nous tenons à leur reconnaître le temps précieux qu'ils nous ont consacré. Nous remercions les membres de jury, qui nous feront l'honneur de participer au jugement de ce travail.

Par ailleurs, nos remerciements vont à l'ensemble de nos professeurs du génie Electrique, qu'ils veuillent bien trouver ici l'expression de nos sentiments les plus respectueux.

Un grand merci à toutes nos familles, plus particulièrement à nos parents, pour nous avoir soutenus et aidés tout au long de nos études.

Nous tenons aussi à remercier vivement tous ceux qui nous ont aidés de près ou de loin à élaborer ce projet. À savoir les collègues de notre promotion et tous nos amis.





Dédicace



Je dédie ce modeste travail à

Mes deux âmes les plus chères mon père et ma mère.

Mes chers frères Azzedine, fateh et ma chère Safia la source de mon courage.

Mes chères sœurs Lynda, Souad, Ouarda et leurs maris.

Mohamed, Mahrez et leurs femmes.

Mes charmants neveux et nièces.

Ma grand mère- Mani-et grand père.

Hcéne que je remercie beaucoup pour tout l'aide qu'il m'a apporté.

Ceux qui ne sont pas avec moi mais qui sont toujours dans mon cœur.

Toutes les personnes qui m'aiment.

dady



Dédicace

Je dédie ce modeste travail

- ✚ A mes très chers parents pour tous leurs sacrifices et leurs aides.
- ✚ A mon adorable frère et à ma chère sœur.
- ✚ A la mémoire de mes grands pères paternel et maternel.
- ✚ A mes grandes mères paternelle et maternelle.
- ✚ A mes oncles et mes tantes au quel je dois ma réussite.
- ✚ A toute ma famille
- ✚ A tous mes amis.
- ✚ A tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.
- ✚ A tous les étudiants de la promotion.

Fateh

Dédicace

J'ai le grand honneur de dédie ce modeste travail à

*Mes très chers parents pour tous leurs sacrifices et leurs aides durant
toutes mes années d'études*

Mes frères « Amar, Mouhamed Amine ».

Mes sœurs « Nacima, Lamia, Amel, Siham ».

Ma grand mère- Mani-et mon grand père.

La mémoire de mes grands parents paternels.

Toute ma famille.

Mes amis « Samir, Mehdi, Tarik, Rachid et Billy ».

Tous ceux qui ont contribué de pré ou de loin à la réalisation de ce travail.

Mes binômes « Sadia, Fateh ».

Tous les étudiants de la promotion.

Abdelkader

Sommaire

Remerciements	
Dédicaces	
Sommaire	
Table des figures	
Glossaire	
Introduction générale.....	1
Chapitre I Terminologie et principes du diagnostic	
I.1 Introduction	4
I.2 Terminologie propre au diagnostic.....	4
I.2.1 Principaux termes utilisés en diagnostic	4
I.2.2 Différents types de défaut	9
I.3 Critères de performances d'un système de diagnostic.....	11
I.3.1 Rapidité de détection.....	11
I.3.2 Isolabilité	11
I.3.3 Robustesse	12
I.3.4 Identification des défauts	12
I.3.5 Classification des erreurs.....	12
I.3.6 Adaptabilité	13
I.3.7 Pronostic	13
I.3.8 Modélisation	14
I.3.9 Besoin en matériel informatique	14
I.3.10 Cas de défauts multiples.....	14
I.4 Surveillance et diagnostic	14
I.5. Principales stratégies de diagnostic	19
I.5.1 Maintenance programmée (ou systématique).....	20
I.5.2 Maintenance selon l'état.....	20
I.6 Approches de la surveillance	24
I.6.1 Principe de l'approche qualitative	25
I.6.1.1 Réseau de neurones	26
I.6.1.2 Systèmes d'inférences floues	26
I.6.1.3 Reconnaissance de formes	27
I.6.2 Principe de l'approche quantitative.....	27

I.6.2.1 Détection de défauts par le traitement de signal	27
I.6.2.2 Détection de défauts par les techniques de l'automatique	28
I.6.3 Analyse en Composantes Principales (ACP).....	29
I.7.Conclusion.....	30
Chapitre II Analyse en composantes principales	
II.1 Introduction.....	31
II.2. Surveillance du fonctionnement.....	31
II.3 Analyse en Composantes Principales (ACP)	32
II.3.1 Définition de l'ACP	32
II.4 Principes de l'analyse en composantes principales	33
II.4.1 Identification du modèle ACP	34
II.4.2 Détermination de la structure du modèle ACP	36
II.5 Critères utilisés pour la détermination du modèle ACP	36
II.5.1 Critères Heuristiques.....	37
II.5.2 Critère de validation croisée.....	38
II.5.3 Critère de généralisation	39
II.5.4 Principe de la variance non construite	39
II.6 Application de l'analyse en composantes principales (ACP).....	39
II.6.1 Détection des défauts	40
II.7 Régression sur composantes principales (RCP).....	45
II.7.1 Introduction – Problématique.....	45
II.7.2 Présentation	45
II.8 Conclusion	46
Chapitre III Application de l'ACP proposée au diagnostic d'un système à trois réservoirs	
III.1 Introduction.....	47
III.2 Présentation du système	48
III.3 Visualisation des paramètres	51
III.4 Application de l'ACP	53
III.4.1 Variables d'entrées.....	53
III.4.2 Variables des sorties.....	54
III.4.3 Régression des composantes principales(RCP)	56
III.5 Détection de défauts par l'ACP	56
III.5.1 Calcul du seuil adaptatif pour les entrées	57

III.5.2 Représentation des seuils fixes et adaptatifs pour les entrées	60
III.5.3 Calcul du seuil adaptatif pour les sorties	66
III.5.2 Représentation des seuils fixe et adaptatif pour les sorties	68
III.6 Conclusion	74
Conclusion et perspectives	75
Références bibliographiques.....	

Table des figures

Figure I.1: Les niveaux de modélisation et objectifs de diagnostic selon (Meline, 1987).....	5
Figure I.2 : L'ordonnancement des anomalies selon leur criticité.....	7
Figure I.3 : Le module d'une procédure de surveillance.....	5
Figure I.4 : Les principales stratégies de maintenance.....	20
Figure I.5 : La classification des méthodes de diagnostic	25
Figure II.1 : Le cercle des composantes principales.	41
Figure III.1 : Procédé expérimental de trois réservoirs interconnectés.....	48
Figure III.2: Three Tank System DTS-200.....	49
Figure III.3: Les mesures des entrées de Three Tank System DTS-200.....	51
Figure III.4 : Les mesures des sorties de Three Tank System DTS-200.....	51
Figure III.5 : Les mesures des entrées de Three Tank System DTS-200(régime permanent)	52
Figure III.6 : Les mesure des sorties de Three Tank System DTS-200(régime permanent).....	52
Figure III.7 : Evolution des composantes principales des variables d'entrées.	54
Figure III.8 : Evolution des composantes principales des variables de sorties.	55
Figure III.9 : La moyenne instantanée du carrée de rayon des entrées	58
Figure III.10 : L'écart type instantané du carré de rayon des entrées	58
Figure III.11 : Le seuil fixe à 95%	60
Figure III.12 : Le seuil adaptatif à 95%.....	61
Figure III.13 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 95%.....	62
Figure III.14 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil adaptatif à 95%	62
Figure III.15 : Le Seuil fixe à 98%	63
Figure III.16 : Le seuil adaptatif à 98%.....	63
Figure III.17 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 98%.....	64
Figure III.18 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil adaptatif à 98%	64
Figure III.19 : Le seuil fixe à 99%	65
Figure III.20 : Le seuil adaptatif à 99%.....	65
Figure III.21 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 99%.....	66
Figure III.22 : La moyenne instantanée du carrée de rayon des sorties	67
Figure III.23 : L'écart type instantané du carré de rayon des sorties	67
Figure III.24 : Le seuil fixe à 95%	68
Figure III.25 : Le seuil adaptatif à 95%.....	69

Figure III.26 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 95%.....	69
Figure III.27 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil adaptatif à 95%	70
Figure III.28 : Le seuil fixe à 98%	70
Figure III.29 : Le seuil adaptatif à 98%.....	71
Figure III.30 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 98%.....	71
Figure III.31 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil adaptatif à 98%	72
Figure III.32 : Le seuil fixe à 99%	72
Figure III.33 : Le seuil adaptatif à 99%.....	73
Figure III.34 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 99%.....	73

Glossaire

I. Symboles

- Q_1 : Mesure de débit de refoulement de la pompe 1.
 Q_2 : Mesure de débit de refoulement de la pompe 2.
 h_1 : Mesure de niveau dans la cuve 1.
 h_2 : Mesure de niveau dans la cuve 2.
 h_3 : Mesure de niveau dans la cuve 3.
 Σ_e : Matrice de corrélation des entrées.
 Σ_s : Matrice de corrélation des sorties.
 V_{pe} : Vecteurs propres des entrées.
 v_{pe} : Valeurs propres des entrées.
 V_{ps} : Vecteurs propres des sorties.
 v_{ps} : Valeurs propres des sorties.
 B : Matrice des coefficients de régression des composantes principales
 CP : Composante principale.

II. Abréviation

- ACP : Analyse en Composantes Principales.
RCP : Régression des Composantes Principales.
PCV : Pourcentage Cumulé de la Variance.
PRESS : Critère de validation croisée

Introduction générale

Introduction générale

Au cours des deux dernières décennies, les performances des équipements industriels ont considérablement été augmentées. Le gain en performances et en qualité de production s'est tout naturellement accompagné d'un accroissement de la complexité des installations. L'intégration de calculateurs très performants dans les systèmes automatisés, a permis de développer des algorithmes sophistiqués tant au niveau du contrôle /commande qu'au niveau de traitement de données.

Cependant, la capacité à effectuer des tâches pour lesquelles le système a été conçu, peut être entravée par l'apparition des phénomènes anormaux que se sont les défauts. Les performances du système s'en trouvent dégradées, mais pire encore, les conséquences au niveau des installations, de l'environnement et de la sécurité des personnes peuvent être dramatiques. Pour palier les problèmes liés à l'apparition d'un ou de plusieurs défauts, il convient d'implanter un système permettant de surveiller le bon fonctionnement de l'ensemble.

Un tel système de surveillance doit permettre de valider les données utilisées par les algorithmes de contrôle/commande mais aussi de fournir des informations sur le fonctionnement de l'unité aux opérateurs qui l'exploitent. Il doit être capable de provoquer dans les cas graves un arrêt de l'unité ou de permettre au système de production de continuer à fonctionner en mode dégradé en cas de problèmes ne nécessitant pas un arrêt immédiat. Les tâches de détection et de localisation des défaillances trouvent ainsi tout naturellement leur place dans un tel système de surveillance.

La surveillance est définie comme l'ensemble des actions mises en œuvre afin de détecter, de localiser et de diagnostiquer tout défaut. La détection concerne la mise en évidence d'événements qui affectent l'évolution d'un système. De façon générale, un événement traduit un changement de situation sans préjuger du fait qu'il soit normal (dû à une action délibérée de la part d'un opérateur par exemple) ou anormal (dû à une défaillance par exemple). Détecter consiste alors à comparer le fonctionnement réel du système avec ce qu'il devrait être sous l'hypothèse de fonctionnement normal. La tâche de localisation circonscrit la défaillance à un sous-ensemble du système surveillé. Elle consiste à analyser

les événements de façon à pouvoir déterminer le ou les défauts d'instruments de mesure (défaut de type capteur), le ou les défauts d'actionneurs, le ou les composants défectueux du système.

Pour répondre à cette démarche de diagnostic, il existe de nombreuses approches. Généralement on en distingue quatre principales :

- les méthodes par redondances matérielles,
- les méthodes par systèmes experts,
- les méthodes par reconnaissance de formes,
- et les méthodes analytiques (à base de modèle analytique).

On peut classer ces méthodes en deux grandes catégories qui sont :

- ▼ Les méthodes basées sur une modélisation des systèmes ou des signaux que nous dénommerons « diagnostic quantitatif ».
- ▼ Les méthodes basées sur l'intelligence artificielle que nous appellerons « diagnostic qualitatif ».

La méthode de détection proposée ACP (Analyse en Composantes Principales), repose sur la connaissance d'un modèle capable de décrire précisément le fonctionnement du système à surveiller par le franchissement d'un seuil qui révèle la présence d'une anomalie. L'opération de détection comporte une phase d'extraction d'indicateur de défauts par des techniques d'analyse statistique multivariées, dont le comportement normal (sain) du système est disponible.

L'objectif de ce travail de recherche, consiste à définir une nouvelle stratégie de diagnostic permettant de traduire par l'information le comportement d'un système qui est donnée par les mesures des variables de processus. Dans une première étape, il s'agit de collecter ces informations afin de trouver et de fixer le seuil de détection de défauts approprié. La seconde étape consiste à décider de la présence ou non d'anomalies de comportement au sein du système. Ces dysfonctionnements se traduisent par le franchissement de seuil de détection en utilisant les différentes techniques statistiques. L'évaluation pratique de ces méthodes sera réalisée à partir de leurs application sur un stand expérimental « Three Tank System DTS-200 ».

Ce mémoire est composé de trois chapitres, encadrés par une introduction générale et par une conclusion accompagnée de perspectives. Les chapitres sont organisés de la façon suivante :

Chapitre I : Terminologie et principes du diagnostic

L'objectif du premier chapitre se résume à définir une présentation de tous les termes appropriés au diagnostic et ses différentes étapes, aussi bien du point de vue de la terminologie, que des principes fondamentaux sur lesquels il repose, ainsi que la définition, la classification et la détection de défauts.

Chapitre II : Analyse en composantes principales

Le second chapitre sera consacré à la définition de la méthode de l'analyse en composantes principales (ACP) ainsi que leur principe d'utilisation à travers le cercle des composantes principales.

Chapitre III : Application de l'ACP proposée au diagnostic d'un système à trois réservoirs

Le dernier chapitre de ce mémoire sera consacré à l'application de l'analyse en composantes principales (ACP), utilisant le cercle des composantes principales et la régression des composantes principales (RCP) sur le système « Three Tank System DTS-200 » pour la détection de défauts.

Chapitre I

Terminologie et principes du diagnostic

I.1 Introduction

Dans ce chapitre, on rappelle dans un premier temps la terminologie, les principes fondamentaux et les différents objectifs propres au diagnostic des systèmes, ainsi que sa place au sein d'une stratégie de surveillance. Les principales approches d'une procédure de diagnostic seront explicitées par la suite, en particulier la reconnaissance de formes en utilisant les statistiques multivariées comme l'analyse en composantes principales.

I.2 Terminologie propre au diagnostic

I.2.1 Principaux termes utilisés en diagnostic

Dans cette section, on va rappeler les principaux termes utilisés en diagnostic des systèmes. Ainsi, un nombre de définitions sont présentées, sachant qu'il est courant de trouver des définitions différentes d'une même notion [1].

-Diagnostic

Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou de) défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test. Cette définition met en évidence une étape d'observation qui consiste à recueillir les informations provenant du système, suivie d'une étape de détermination de la cause de cette défaillance à partir d'un raisonnement logique fondé sur les informations obtenues.

- Système

Un système est un ensemble structuré d'éléments (composants, constituants) interconnectés ou en interaction. Dans le cadre du diagnostic, les termes système et système physique désignent tout particulièrement l'installation à surveiller. Ainsi, le terme système soit désigne soit l'installation complète, soit se restreint à l'ensemble des éléments commandés, c'est-à-dire l'installation privée de ses organes de commande, de ses capteurs

et de ses actionneurs, auquel cas, pour plus de concision, nous parlerons de système commandé.

- **Modèle**

Un modèle d'un système physique est une description de sa structure et une représentation comportementale ou fonctionnelle de chacun de ses composants. Une représentation comportementale est constituée de relations entre divers phénomènes du processus, appelées classiquement relations de causes à effets. Une représentation fonctionnelle, constituée de relations de même nature que le niveau comportemental, est plus abstraite puisqu'elle ne s'adresse qu'aux fonctions présumées que le système physique doit remplir (qui pourraient être définies par un cahier des charges comme un temps de réponse ou un rendement à satisfaire). D'où le concept de raisonnement téléologique exprimé par Milne à la figure (I.1) exprimant l'idée que seule la finalité du système (c'est-à-dire ce pourquoi il a été conçu) nous intéresse. Le niveau structurel, quant à lui, s'appuie sur la structure réelle du système physique et évoque les interconnexions entre ses différents éléments ou constituants.

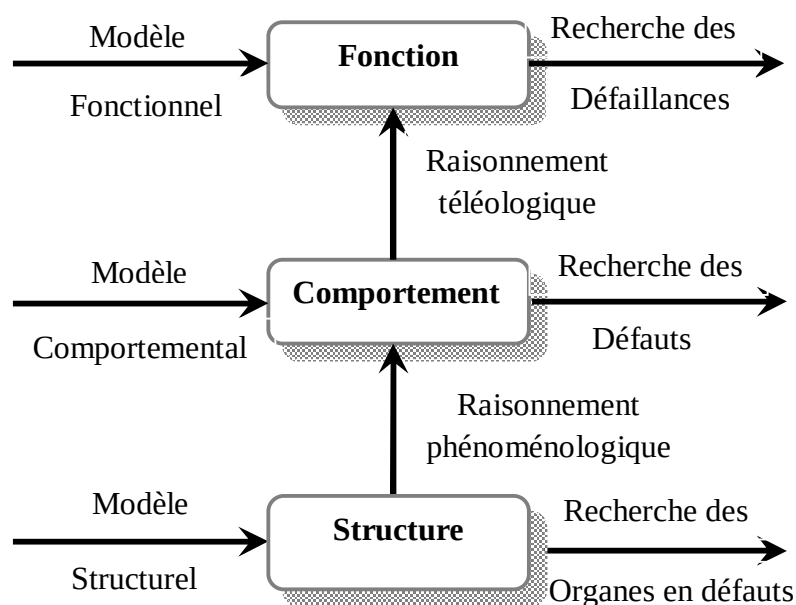


Figure I.1 : Niveaux de modélisation et objectifs de diagnostic selon (Meline, 1987).

Ces trois niveaux de représentation permettent de préciser ce qu'il est possible de faire en diagnostic avec un modèle donné. Les niveaux comportemental et fonctionnel comprennent des relations entre des grandeurs physiques et permettent de mettre en évidence la présence d'un événement anormal ou anomalie. Le niveau structurel, quant à lui, permet de déterminer l'élément affecté par le défaut. L'intérêt de cette décomposition est de rappeler que, puisqu'un modèle contient toute l'information relative à un système physique et utilisable ensuite par la procédure de diagnostic, son choix doit être en adéquation avec le cahier des charges fixé.

- Défaut

Un défaut est une anomalie de comportement ou de fonctionnement au sein d'un système physique. Ce concept est important dans les opérations de surveillance pour la conduite et la maintenance des processus industriels. Tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence est considéré comme étant un défaut. Mais un défaut n'induit pas nécessairement une défaillance. En effet, le dispositif peut conserver son aptitude à accomplir sa tâche principale si les défauts n'ont pas l'impact sur cette tâche. L'art du diagnostic consiste à détecter de façon précoce un défaut avant qu'il ne conduise à un état de défaillance donc la panne.

- Défaillance

Une défaillance définit une anomalie fonctionnelle au sein d'un système physique, c'est-à-dire caractérise son incapacité à accomplir certaines fonctions qui lui sont assignées. Les défauts incluent les défaillances mais la réciproque n'est pas vraie. Un système peut remplir sa fonction tout en présentant une anomalie de comportement. Le bruit anormal est un défaut qui peut permettre de présager d'une défaillance à venir. La recherche de défauts est donc fondamentale en diagnostic.

- Panne

Lorsque plus aucune fonction n'est assurée, le terme panne est employé à la place de défaillance. La panne est l'inaptitude d'un dispositif à accomplir la fonction vitale. Il est clair que dès l'apparition d'une défaillance, caractérisée par la cessation du dispositif à

accomplir sa fonction, on déclarera le dispositif en panne. Par conséquent, une panne résulte toujours d'une défaillance.

- *Signe*

Un défaut est perceptible au travers d'un signe, caractère manifestant un état comportemental anormal. Un signe est caractérisé par un ensemble d'observations en provenance d'un système physique et est révélateur de la présence d'un défaut.

- *Symptôme*

Caractère distinctif d'un état fonctionnel anormal.

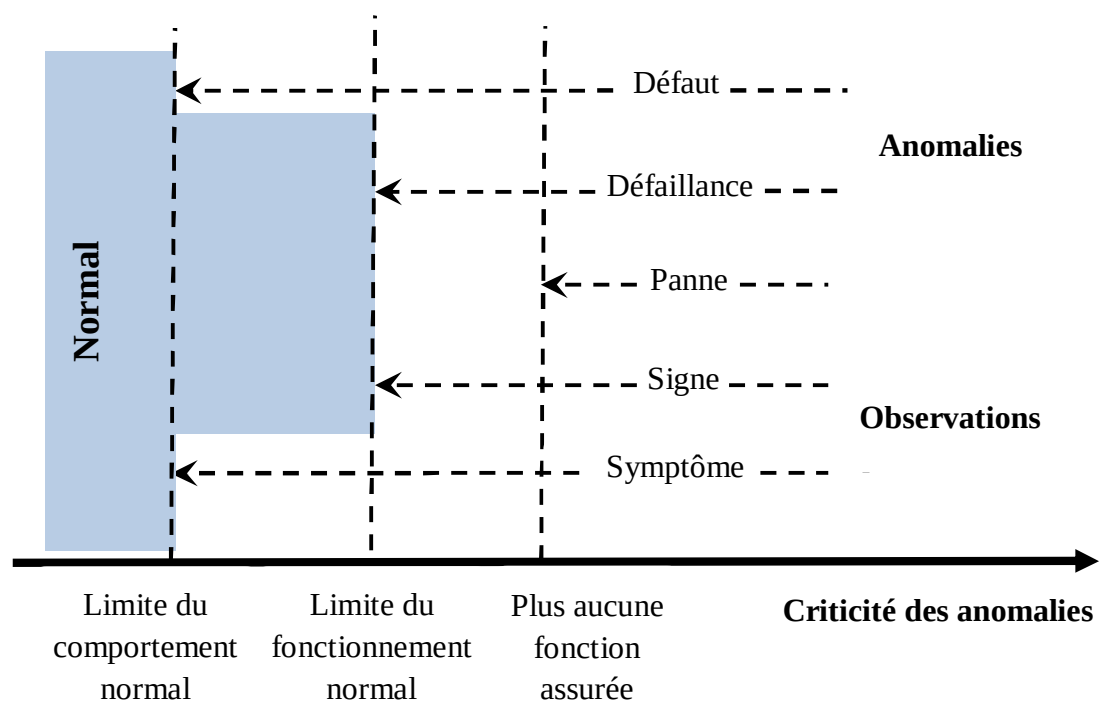


Figure I.2 : Ordonnement des anomalies selon leur criticité.

La distinction entre les termes symptôme et signe s'apparente donc à la différence entre les notions de défaut et de défaillance. Un symptôme révélateur d'une défaillance est nécessairement un signe, alors qu'un défaut se manifeste au travers de signes qui ne sont pas nécessairement des symptômes.

- Perturbation

Une perturbation définit tout phénomène considéré comme normal influençant un système physique, mais non ou mal pris en compte dans le modèle censé le représenter. Les bruits font partie des perturbations, néanmoins, à cause de leurs propriétés spécifiques (blancheur, normalité), ils sont généralement pris en compte séparément dans le modèle.

Le terme erreur de modélisation est plus restrictif puisqu'il s'adresse uniquement à un phénomène non ou mal modélisé (volontairement ou non), mais qui aurait dû être parfaitement décrit ; alors que le mot perturbation peut désigner des phénomènes liés à l'environnement avec lequel interagit le système sans pour autant qu'il ait été question de les modéliser.

- Incertitude

Une incertitude est une variable dont la valeur ne peut être connue, utilisée en vue de formaliser le peu de connaissance disponible associée à une perturbation. Elle permet ainsi de prendre en considération la méconnaissance que l'on a d'un système physique en indiquant, dans la représentation associée, qu'à certains endroits subsistent des imprécisions.

Les incertitudes sont qualifiées de structurées lorsque les paramètres qui ne sont pas fiables sont localisés ; il est cependant impossible de définir exactement leurs valeurs, seules leurs plages de variation et/ou leurs lois de distribution étant accessibles.

- Résidu

Un résidu, communément appelé indicateur de défaut ou variable d'écart, est un signal conçu comme indicateur d'anomalies comportementales ou fonctionnelles.

Dans la suite de ce document, nous nous placerons dans le cadre général de l'étude de défauts, sans préjuger des fonctions que le système étudié se doit d'assurer. Nous nous restreindrons donc aux différents types de défaut.

I.2.2 Différents types de défaut

Un défaut est naturellement caractérisé par le degré de gravité lié au stade auquel il est détecté. Les défauts peuvent être purement aléatoires (défauts cataleptiques) ou progressifs dans le cas du vieillissement ou de l'usure (défauts évolutifs) et classés par ordre de gravité. De manière générale, un défaut correspond à une déviation du comportement normal du système, de son unité de commande ou de son système d'instrumentation. Plusieurs types de défauts peuvent être définis.

- Défaut déclaré

Un défaut déclaré apparaît de façon spontanée et se manifeste souvent par un biais pouvant avoir diverses origines comme une panne de capteur ou d'actionneur. Dans ce cas l'organe en question ne répond plus aux excitations du phénomène physique auquel il est soumis et délivre constamment à sa sortie une valeur fixe souvent nulle. Ceci peut être dû à un encrassement, à un mauvais étalonnage du capteur ou à un état détérioré d'un composant du système.

- Défaut naissant

Un défaut naissant apparaît de manière progressive et est d'amplitude croissante. Il se présente sous la forme de dérives souvent dues au vieillissement ou à l'usure.

- Défaut ponctuel

Un défaut ponctuel ou passager se caractérise par une durée brève et un écart significatif par rapport à la moyenne locale. Ses origines sont le plus souvent localisées au niveau des systèmes de collecte et de transport des mesures (parasites électromagnétiques,...).

- Panne catastrophique

Une panne catastrophique entraîne un arrêt du système.

De plus, la manière dont un défaut est supposé agir sur le système peut être prise en compte ; plus exactement, il s'agit de formaliser la façon dont il pourrait être décrit au sein du modèle choisi. Deux catégories se dessinent alors : les défauts additifs et les défauts multiplicatifs.

Les défauts à effets additifs correspondent à des entrées inconnues agissant sur le système. En présence d'un tel défaut, les grandeurs de sortie du système varient indépendamment des entrées connues.

Les défauts à effets multiplicatifs correspondent à des modifications des paramètres du modèle représentant le système. Ils engendrent des variations des sorties du système dont l'amplitude dépend de la valeur des entrées connues.

Les défauts additifs influencent l'état du système ou les relations entrée-sortie au travers de sommations alors que les défauts multiplicatifs les affectent au travers de produits avec x et u . La seconde catégorie permet par exemple de prendre en compte des variations de paramètres statiques (gains) ou dynamiques (constantes de temps) du modèle [1].

Défauts additifs	Défauts multiplicatifs
§ Représentation d'état : $\begin{cases} dx(t) = Ax(t) + Bu(t) + Lf_u(t) \\ y(t) = Cx(t) + Mf_y(t) \end{cases}$ $f_u(t)$: défauts additifs sur les actionneurs ou sur l'installation se répercutant sur l'état $x(t)$. $f_y(t)$: défauts additifs sur les capteurs.	§ Représentation d'état : $\begin{cases} dx(t) = (A + \Delta A)x(t) + (B + \Delta B)u(t) \\ y(t) = (C + \Delta C)x(t) \end{cases}$ $\Delta A, \Delta B, \Delta C$: défauts multiplicatifs sur le système commandé, les actionneurs et les capteurs d'instrumentations.
§ Relations entrée-sortie : $y(t) + \sum_{i=1}^n A_i q^{-i} y(t) = \sum_{i=0}^m B_i q^{-i} u(t) + f_y(t) + B_0 f_u(t)$ $f_u(t)$: défauts additifs sur les actionneurs. $f_y(t)$: défauts additifs sur les capteurs.	§ Relations entrée-sortie : $y(t) + \sum_{i=1}^n (A_i + \Delta A_i) q^{-i} y(t) = \sum_{i=0}^m (B_i + \Delta B_i) q^{-i} u(t)$ $\Delta A_i, \Delta B_i$ traduisent l'ensemble des défauts multiplicatifs.

Tableau I.1 : Défauts additifs et multiplicatifs

Notons que cette terminologie est générale et s'applique à bien d'autres choses que les défauts comme les perturbations ou les incertitudes.

I.3 Critères de performances d'un système de diagnostic

Afin de comparer diverses approches de diagnostic, il est utile d'identifier un ensemble de caractéristiques souhaitables qu'un système diagnostic devrait posséder. Ainsi les différentes approches peuvent être évaluées à partir de cet ensemble commun de conditions. Bien qu'habituellement ces caractéristiques ne soient rencontrées par aucune méthode de diagnostic simple, elles sont utiles pour évaluer diverses méthodes en termes d'information a priori qui doit être fournie, de fiabilité de la solution, généralité et efficacité dans le calcul etc. Dans la suite est présenté un ensemble de caractéristiques souhaitables pour un système de diagnostic [3].

I.3.1 Rapidité de détection

Le système de diagnostic doit répondre rapidement à la détection et au diagnostic des dysfonctionnements du processus. Cependant, la réponse rapide au diagnostic de défaut et des performances tolérables pendant le fonctionnement normal sont deux buts contradictoires. Un système qui est conçu pour détecter un défaut (en particulier des changements brusques) sera rapidement sensible aux influences des hautes fréquences. Ceci rend le système sensible au bruit et peut conduire fréquemment à de fausses alarmes pendant le fonctionnement normal, ce qui peut être perturbateur. Cela est analogue au compromis entre la robustesse et performance dans la mise au point d'une commande. Les résidus sont des signaux artificiels reflétant les défauts potentiels du système.

I.3.2 Isolabilité

L'isolabilité est la capacité du système de diagnostic à localiser le défaut. Dans des conditions idéales : sans bruit et sans incertitude de modélisation, ceci revient à dire que le générateur de résidus devrait pouvoir générer une sortie qui est orthogonale aux défauts qui

ne se sont pas à détecter. Naturellement la capacité de concevoir un résidu isolateur dépend en grande partie des caractéristiques du processus. Il y a aussi un compromis entre l'isolabilité et le rejet des incertitudes de modélisation. La plupart des classifieurs travaillent avec différentes formes d'informations redondantes et, par conséquent, il y a seulement un faible degré de liberté pour la conception.

I.3.3 Robustesse

On aimerait que le système diagnostic soit robuste au bruit et à diverses incertitudes. On souhaiterait que les performances (rapidité et isolabilité) se dégradent au fur et à mesure au lieu de faillir totalement et soudainement. La robustesse exclut les tests déterministes d'isolabilité où les seuils sont proches de zéro. En présence de bruit, ces seuils doivent être choisis prudemment. Ainsi, comme indiqué précédemment, un compromis doit être réalisé entre robustesse et performance.

I.3.4 Identification des défauts

L'une des exigences minimales d'un système de diagnostic est d'être capable de décider, étant donné les conditions de fonctionnement du processus, si le processus fonctionne normalement ou anormalement, et si le mode de fonctionnement est anormal, de définir si la cause est un défaut connu ou inconnu. Ce critère est connu comme l'identifiabilité de nouveau défaut. Généralement, les données peuvent être disponibles pour modéliser le comportement normal du processus. Cependant, on n'a typiquement pas de telles données disponibles dans les historiques du processus pour modéliser les zones de fonctionnement anormales d'une manière satisfaisante (naturellement, si on a accès à un bon modèle dynamique du processus, produire de telles données est beaucoup plus facile).

I.3.5 Classification des erreurs

Une importante condition pratique pour un système de diagnostic est d'établir la confiance de l'utilisateur sur sa fiabilité. Ceci pourrait être considérablement facilité si le

système diagnostic pourrait fournir l'évaluation a priori sur l'erreur de classification qui peut se produire. De telles mesures d'erreur seraient utiles pour projeter des niveaux de confiance sur les décisions données par le système donnant ainsi à l'utilisateur une meilleure sensation sur la fiabilité des résultats du système.

I.3.6 Adaptabilité

Les processus en général changent et évoluent en raison des modifications des entrées externes ou des modifications structurelles dues à la modernisation et ainsi de suite. Les conditions de fonctionnement de processus peuvent évoluer non seulement en raison de perturbations mais également en raison de modification des conditions environnementales telles que des changements des quantités de production avec des changements des demandes (commandes clients), des changements de la qualité de la matière première etc. Il devrait être possible de développer progressivement le champ d'application du système de diagnostic au fur et à mesure que de nouveaux cas ou problèmes apparaissent, que de plus amples informations soient disponibles.

I.3.7 Pronostic

Outre la possibilité d'identifier la source de dysfonctionnement, un système de diagnostic doit également fournir des informations sur la manière dont la faute a pris naissance et a évolué jusqu'à la situation actuelle. C'est un facteur très important dans la conception de systèmes d'aide à la décision. Cela exige la capacité à raisonner sur les relations de cause à effet dans un processus. Un système de diagnostic doit justifier ses recommandations de manière à ce que l'exploitant puisse évaluer et agir en conséquence de son expérience. On voudrait que le système diagnostic justifie non seulement pourquoi certaines hypothèses ont été proposées mais expliquer également pourquoi certaines autres hypothèses n'ont pas été proposées.

I.3.8 Modélisation

Le niveau de modélisation exigée pour le développement d'un classifieur de diagnostic est une question importante. Pour le déploiement rapide et facile des classifieurs de diagnostics en temps réel, l'effort de modélisation devrait être aussi minimal que possible.

I.3.9 Besoin en matériel informatique

Habituellement, les solutions en temps réel rapides exigent des algorithmes et des implémentations qui sont d'un point de vue informatique moins complexes, mais pourraient nécessiter des conditions de stockage élevées. On préférerait un système de diagnostic qui puisse réaliser un équilibre raisonnable sur ces deux exigences. L'évolution du matériel informatique tant à accroître la capacité de stockage et la vitesse d'exécution.

I.3.10 Cas de défauts multiples

La capacité d'identifier les défauts multiples est une condition importante mais difficile. C'est un problème difficile dû à la nature de l'interaction de la plupart des défauts. D'autre part, le nombre de combinaisons différentes de défauts multiples à prendre en compte engendre une combinatoire prohibitive pour de grands processus.

I.4 Surveillance et diagnostic

Des anomalies peuvent être dues à une dégradation d'une partie de l'installation qui se traduit par la présence d'un défaut ou d'une défaillance (voire une panne dans un cas extrême) ou à une réaction peu habituelle du système physique (soumis par exemple à une perturbation). Le module de diagnostic doit donc permettre dans un premier temps de vérifier s'il s'agit d'une réaction normale ou d'un défaut. Ensuite, de manière simpliste, il a pour objectif de déterminer les composants en défaut au sein du système physique.

Le diagnostic s'inscrit en réalité dans une procédure plus complète désignée sous le nom de surveillance, nécessitant la mise en œuvre des différents modules présentés dans l'organigramme de la figure (I.3). De plus, il s'effectue en réalisant trois tâches bien distinctes : la détection, la localisation et l'identification des défauts [1].

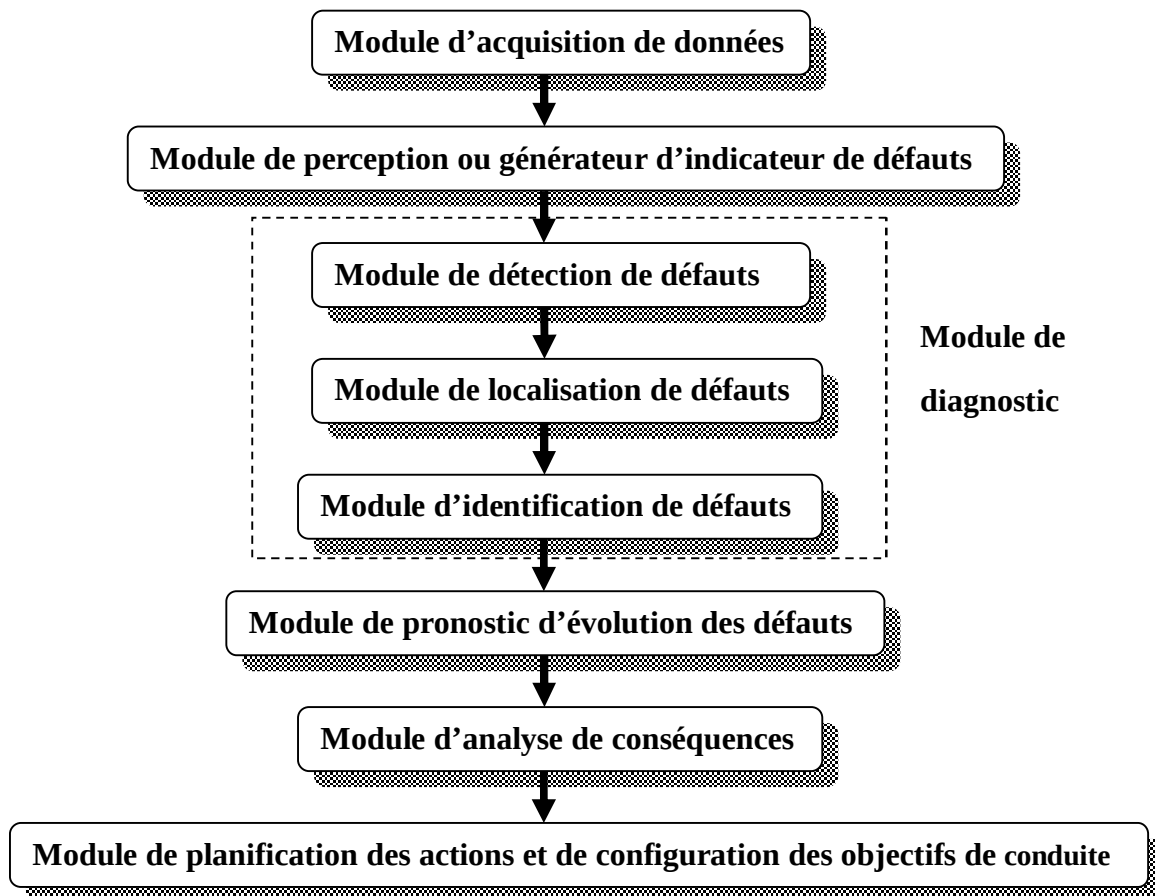


Figure I.3 : Module d'une procédure de surveillance.

Ces différents modules sont détaillés dans ce qui suit.

- Module d'acquisition de données

Le module d'acquisition de données réalise :

- Ø le conditionnement et le prétraitement du signal (décalage de zéro, filtrage, amplification,...).
- Ø la validation du signal (par comparaison à un seuil par exemple).

- Ø l'analyse de cohérence du signal (par comparaison à d'autres signaux par exemple).

- Module de perception

Le module de perception permet de compresser l'information diluée contenue dans les signaux observés et fournit des indices ou paramètres indicateurs d'une anomalie. Deux voies distinctes peuvent être dégagées.

- Ø La première repose sur des techniques issues du traitement du signal comme:
- l'analyse temporelle du signal et les traitements statistiques (calculs de moyennes, variances, corrélations, tendances) qui consistent à suivre à l'aide d'outils statistiques un certain nombre de variables significatives,
 - l'analyse fréquentielle (transformée de Fourier, étude de spectres) qui permet principalement d'étudier les phénomènes vibratoires (sur les moteurs électriques par exemple).
- Ø La seconde repose sur des méthodes à base de modèles. Les variables observées sont liées par des relations comportementales définies soit par un modèle faisant appel aux lois physiques, soit à partir d'un modèle boîte noire se contentant de l'identité de comportement dans un certain domaine de fonctionnement. Les techniques d'estimation d'état ou d'estimation paramétrique fournissent alors indices ou paramètres. Les mesures issues des capteurs et les variables estimées sont comparées, ce qui se traduit par la génération de résidus conditionnant l'information en vue de faciliter la détection d'un éventuel défaut.

- Module de détection de défauts

Le module de détection permet de déterminer si le système physique fonctionne normalement et a pour objectif de signaler la présence d'un défaut en comparant le comportement courant du système avec celui donné pour référence. Malheureusement, il est impossible en pratique d'obtenir un comportement de référence scrupuleusement identique à celui du système en fonctionnement normal. À cause de cette différence, les outils de détection sont généralement de nature statistique (tests d'hypothèses). Un risque d'erreur subsiste donc. Détecter un défaut inexistant peut provoquer un arrêt inutile et générer une

perte de confiance des opérateurs (probabilité de fausse détection). A l'opposé, omettre un défaut, qui peut entraîner ultérieurement une panne, est préjudiciable (probabilité de non-détection). Il subsiste donc nécessairement un compromis induisant la recherche d'un réglage permettant de minimiser ces probabilités. A ce stade, l'objectif est de déterminer si un événement affectant le système est le signe d'une anomalie et par conséquent de distinguer les événements qualifiés de normaux (réaction de la commande pour rejeter une perturbation, action d'un opérateur) de ceux qui ne le sont pas (défaut).

- Module de localisation de défauts

Le module de localisation a pour objet la localisation d'un défaut détecté survenant sur les actionneurs, les capteurs d'instrumentation, la commande ou le système commandé en indiquant quel organe ou composant est affecté par celui-ci.

- Module d'identification de défauts

Le module d'identification a pour but de caractériser le défaut en durée et en amplitude afin de le classer par types et degrés de sévérité. Ainsi, il peut servir à assurer le suivi de son évolution, ce qui est fort utile dans le cas d'un changement de comportement lent dû au vieillissement et à l'usure. De plus, ce module peut comprendre une procédure visant à déterminer la cause du défaut, c'est-à-dire son origine.

Ces trois derniers modules constituent le corps d'une procédure de diagnostic.

Lorsqu'une anomalie est détectée, le module de diagnostic doit donc :

- Ø vérifier que celle-ci est bien un défaut.
- Ø puis localiser le défaut pour déterminer le composant incriminé.
- Ø enfin identifier le défaut (instant d'apparition, défaut fugitif ou persistant,...), c'est-à-dire déterminer ses caractéristiques.

Les outils principaux sont : la reconnaissance de formes, l'analyse discriminante floue, la logique floue, les arbres logiques et les systèmes experts.

- Module de pronostic

Le module de pronostic, sur la base de l'évolution passée d'un défaut, permet de prédire son évolution future dans un contexte similaire. Cette opération repose soit sur une connaissance a priori des lois d'évolution des phénomènes de vieillissement, soit sur une phase d'apprentissage. Le pronostic se fonde sur la prédiction de l'état prochain du système pour déterminer le temps restant avant l'apparition de la panne. Les outils utilisés concernent des techniques de traitement du signal (méthodes de lissage et d'extrapolation) ou de modélisation lorsque le défaut peut être identifié.

- Module d'analyse de conséquences

Le module d'analyse de conséquences détermine le temps restant avant une panne, et de façon plus spécifique, ses impacts sur :

- Ø la disponibilité du système de production et la sécurité.
- Ø la qualité du produit ou du travail effectué.
- Ø les coûts économiques (pertes dans le cas où le produit ne serait pas fourni à temps, coût de la maintenance).

Les outils couramment utilisés sont les graphes de cause-conséquence et les systèmes experts à base de règles faisant intervenir le temps.

- Module de planification des actions et de reconfiguration des objectifs de conduite

Le module de planification des actions prend en compte le résultat des étapes de diagnostic, pronostic et d'analyse des conséquences, puis planifie dans le temps :

- Ø les actions d'urgence.
- Ø les reconfigurations de la loi de commande ou passages en mode dégradé.
- Ø les reconfigurations des objectifs de conduite.
- Ø les évitements de panne.

L'accommodation aux défauts regroupe les stratégies capables de maintenir un système à un niveau de performances acceptables, notamment en présence de défauts. Lorsque les objectifs prédéfinis peuvent être conservés, le terme reconfiguration est

employé; sinon, une stratégie de restructuration est mise en place afin de minimiser la dégradation des performances. La reconfiguration est ainsi une stratégie qui consiste à corriger les défauts en modifiant les lois de commande ou en agissant par compensation afin de satisfaire les objectifs de production fixés. Ce module envoie des ordres, soit localement à l'opérateur ou à l'organe de commande, soit à un niveau hiérarchique supérieur comme le séquenceur ou planificateur. Les outils utilisés sont à base de règles.

Ces différents modules n'apparaissent pas nécessairement tous dans chaque application, mais il est nécessaire d'établir une hiérarchie des procédures de surveillance et des échelles de temps. Ainsi, les défauts cataleptiques doivent être détectés le plus rapidement possible. La détection est par conséquent une procédure temps réel. Les défauts évolutifs, quant à eux, doivent être surveillés de façon périodique et à un rythme adapté au vieillissement, de façon à modifier la commande (quitte à imposer un fonctionnement en régime dégradé) ou à réaliser une maintenance prédictive appropriée assurant le degré de disponibilité souhaité.

I.5. Principales stratégies de diagnostic

L'objectif de cette partie est d'entrevoir les différentes stratégies utilisées pour le diagnostic des systèmes. En règle générale, deux stratégies différentes se dessinent [1].

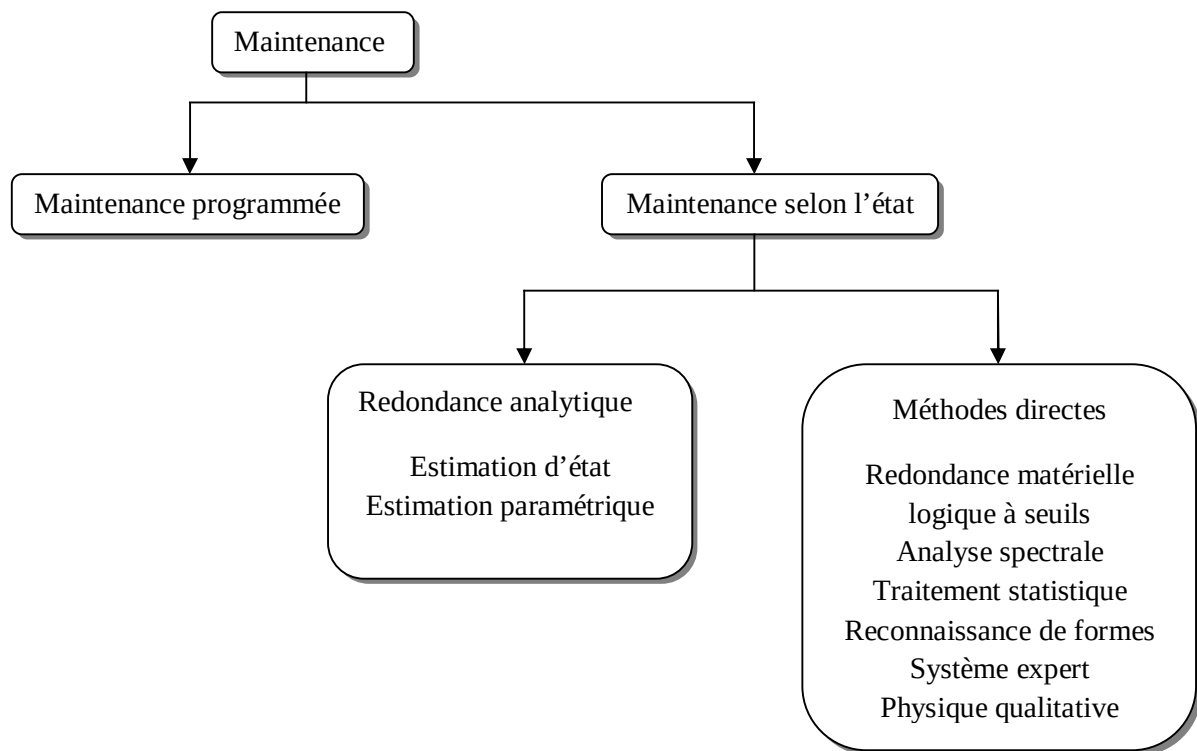


Figure I.4 Principales stratégies de maintenance.

I.5.1 Maintenance programmée (ou systématique)

Le terme maintenance programmée désigne une technique fondée sur une étude statistique de la fiabilité du système. Par observation, les temps moyens de bon fonctionnement des éléments du système sont déterminés et un remplacement programmé des pièces est établi, entraînant soit un changement prématuré, soit un arrêt du système physique pour cause de défaillance ou de panne.

I.5.2 Maintenance selon l'état

A l'opposé, existe une maintenance selon l'état qui nécessite la mise en place de diverses procédures telles que la détection puis la localisation et l'identification de défauts. L'intérêt de cette stratégie est d'optimiser le fonctionnement et la disponibilité des installations en proposant une politique de maintenance conditionnelle tenant compte de l'état courant du système (voire d'un état futur dans le cas où un module de pronostic est

ajouté). De manière globale, la maintenance selon l'état se décompose en deux familles de méthodes.

- Ø La première famille regroupe les méthodes qualifiées de directes ne nécessitant pas de modèle analytique et faisant appel à diverses techniques dont les principales sont citées ci-après.

- **Redondance matérielle**

L'objectif est de déterminer les capteurs présentant des anomalies et d'exhiber ceux fournissant des données cohérentes. L'approche la plus simple consiste à doubler (duplex) ou tripler (triplex) les chaînes d'instrumentation, c'est-à-dire obtenir plusieurs mesures d'une même grandeur physique, d'où la terminologie de redondance matérielle. Ensuite, les valeurs obtenues sont directement comparées deux à deux. Il est aussi possible de tester la valeur de chaque mesure par rapport à un estimateur calculé à partir de l'ensemble des mesures. La méthode de Détecteur Simple utilisant la redondance Matérielle (D.S.M.), par exemple, utilise comme estimateur la moyenne des mesures associées à une grandeur physique ou cette même moyenne privée de la mesure correspondant au capteur testé. Dans les deux cas, des résidus sont générés puis comparés à des seuils. Pour un système de mesures duplex (comparaison des sorties filtrées des deux chaînes d'instrumentation et détection fonctionnant par franchissement de seuils), la redondance matérielle ne permet que la détection simple d'un défaut. Le capteur incriminé ne peut pas alors être localisé, il est seulement possible de préciser la paire à laquelle il appartient. Dans le cas d'une redondance matérielle triple ou plus, il est possible cette fois-ci de détecter et localiser précisément le défaut en utilisant en cascade un détecteur et un voteur utilisant des seuils choisis en fonction des tolérances des capteurs et de la probabilité de pouvoir détecter un défaut d'amplitude donnée.

- **Logique à seuils**

Des variables mesurées sont comparées avec des valeurs limites constantes ou adaptatives (évoluant en fonction du point de fonctionnement). Un premier

niveau indique la présence probable d'un défaut alors qu'un second niveau peut en caractériser la gravité. Le franchissement d'un seuil révèle la présence d'une anomalie.

- **Analyse spectrale**

Certains signaux mesurés ont une fréquence typique en fonctionnement normal et tout changement de celle-ci peut être considéré comme un indicateur de défaut.

- **Traitements statistiques**

L'étude de l'évolution de la moyenne ou de la variance d'un signal peut permettre de mettre en évidence une anomalie. La prise de décision est généralement effectuée à l'aide d'un test d'hypothèses. Deux hypothèses H_0 et H_1 représentant respectivement un fonctionnement normal et anormal sont spécifiées en fonction des probabilités de non-détection et de fausse alarme. Le test d'hypothèses permet de calculer la probabilité d'occurrence de H_0 et H_1 et de déterminer l'hypothèse la plus vraisemblable. Cette opération est généralement réalisée sur une ou plusieurs fenêtres temporelles glissantes afin de détecter le défaut en ligne. L'utilisation d'une seule fenêtre nécessite de connaître les valeurs de référence des grandeurs caractéristiques du signal dont une modification témoigne de la présence d'une anomalie. Si ces valeurs sont inaccessibles, le travail consiste à comparer les résultats obtenus sur deux fenêtres différentes. Parmi les tests d'hypothèses les plus connus existent le test de Kolmogorov-Smirnov qui est l'un des plus importants tests d'adéquation dont l'objectif est d'établir la plausibilité de l'hypothèse selon laquelle l'échantillon a été prélevé dans une population ayant une distribution donnée.

- **Reconnaissance de formes**

La reconnaissance de formes est une technique qui utilise des algorithmes permettant de classer des objets dont l'aspect a varié par rapport à une référence.

A chaque instant, la forme type à laquelle un objet ressemble le plus doit être déterminée.

- **Système expert**

Un système expert est un système informatique destiné à résoudre un problème précis à partir d'une analyse et d'une représentation des connaissances et du raisonnement d'un ou plusieurs spécialistes.

- **Physique qualitative**

Le diagnostic reposant sur des modèles qualitatifs s'avère légitime lorsque la connaissance sur le système est intrinsèquement de nature qualitative, c'est-à-dire peu formalisée ou difficilement quantifiable. Il devient néanmoins tout aussi attrayant lorsque cette connaissance est d'origine quantitative (c'est-à-dire de nature numérique) mais affectée d'une certaine imprécision ou incertitude. En abandonnant la précision de l'information numérique, l'approche qualitative gagne en simplicité et permet de modéliser des systèmes très complexes. Ce gain de simplicité induit une perte d'information et par conséquent une imprécision plus importante sur les résultats de la procédure de diagnostic (en termes de défauts détectés puis localisés) que pour l'approche qualitative reposant sur des modèles analytiques. Les principales techniques permettant d'appréhender des modèles qualitatifs reposent sur des formalismes tels que les ensembles flous, les multi-modèles, la théorie des graphes ou l'analyse par intervalles.

Ø La seconde famille correspond aux méthodes reposant sur une approche par modélisation et nécessitant un modèle analytique du système. Un tel modèle est constitué d'un ensemble de relations analytiques, statiques ou dynamiques, entre différentes variables représentant les phénomènes associés au système. Ces modèles, en fonction de leur structure, appartiennent à trois classes distinctes :

- **Modèle d'observation ou de représentation (modèle boîte noire)**

Le modèle est conçu uniquement afin de reproduire le comportement externe (entrées-sorties) du système dans une plage de fonctionnement donnée.

- **Modèle de connaissance (modèle boîte blanche)**

Le modèle est déduit des lois de la physique reliant les différents phénomènes observés et repose par conséquent sur une représentation physique du système.

- **Modèle mixte (modèle boîte grise)**

Ce modèle est un mélange des deux précédentes classes. Il s'agit d'un modèle de connaissance pour certaines parties du système et d'un modèle de représentation pour les autres dont le comportement est jugé trop complexe à décrire à l'aide des lois de la physique.

I.6 Approches de la surveillance

Des méthodes modernes de l'automatique et de l'intelligence artificielle sont mises en œuvre grâce aux spectaculaires progrès réalisés dans le domaine des calculateurs numériques, ce qui permet d'éliminer la redondance matérielle pour le diagnostic des systèmes industriels [2].

On peut globalement citer deux familles dans les méthodes de diagnostic :

- les méthodes basées sur l'intelligence artificielle que nous appellerons diagnostic qualitatif, qui ne nécessitent pas de modèle mathématique mais surtout de données de référence.
- les méthodes basées sur une modélisation des systèmes ou des signaux que nous nommerons le diagnostic quantitatif (méthodes à base de modèle analytique).

Ces deux approches coexistent au sein du même système de diagnostic. Cette utilisation conjointe des deux méthodes qualitative et quantitative, permet l'exploitation de l'ensemble des connaissances disponibles concernant le fonctionnement du système.

Nous présenterons à la figure (I.5) un panorama général des différentes méthodes de diagnostic

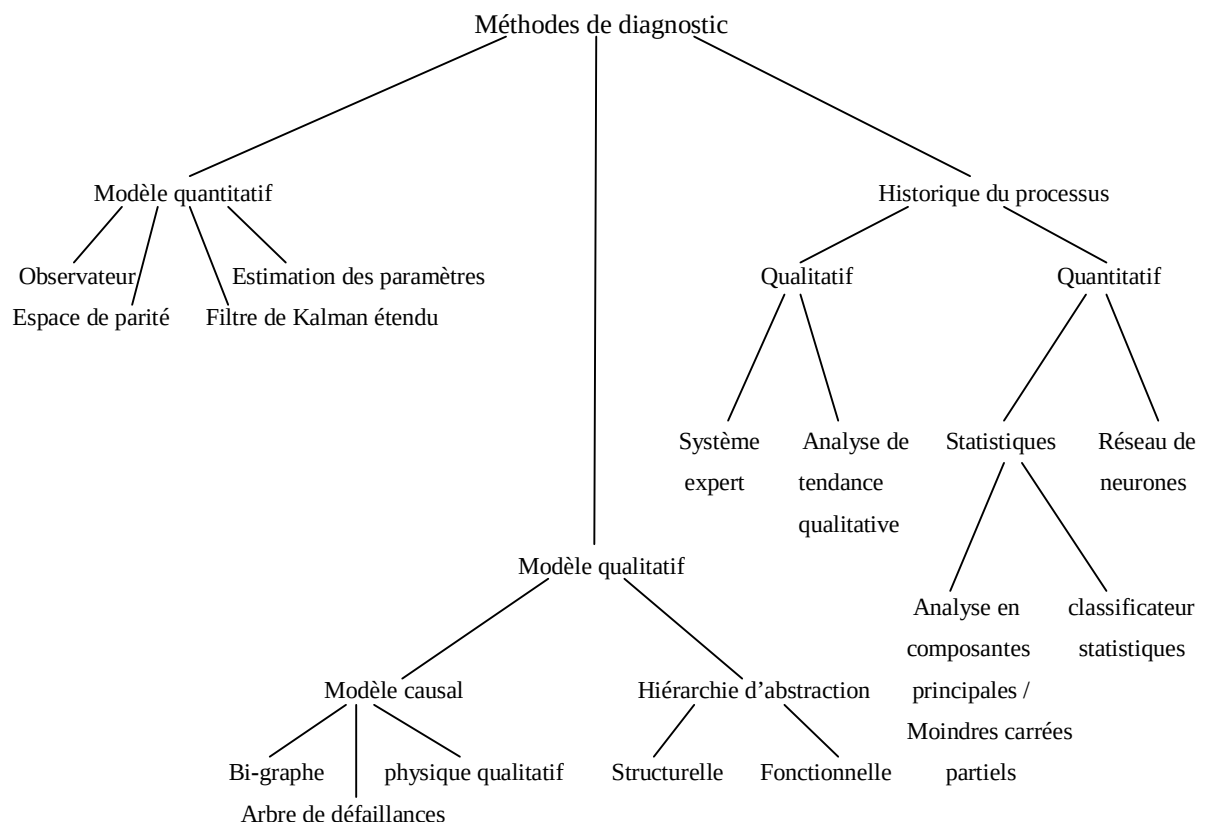


Figure I.5 Classification des méthodes de diagnostic.

I.6.1 Principe de l'approche qualitative

L'approche qualitative intervient en raison de la complexité des phénomènes physique mis en jeu. Dans ce cas, les connaissances utilisables reposent sur le savoir et l'expérience d'opérateur humain maîtrisant l'installation à surveiller en se basant sur des connaissances symboliques et/ou sur un ensemble de données numériques correspondant aux divers modes de fonctionnement de l'installation.

Suivant ce type d'approche on trouve l'ensemble des méthodes basées sur l'intelligence artificielle (IA). L'objectif de l'intelligence artificielle est de tenter d'imiter les processus humains relatifs à l'acquisition des connaissances.

On peut distinguer deux principales voies, la première voie s'attache à expliquer et à formaliser les connaissances humaines et les mécanismes d'inférences. La deuxième voie vise à reproduire le mode de représentation de la connaissance dans le cerveau humain.

L'intelligence artificielle recouvre les systèmes experts, les systèmes d'inférence floue, la reconnaissance de forme et les réseaux de neurones, afin de réaliser un modèle de diagnostic qualitatif permettant de remonter les symptômes observés aux causes.

I.6.1.1 Réseau de neurones

Un réseau de neurones artificiel définit implicitement une fonction non linéaire paramétrable, capable d'approcher une fonction non linéaire dont on ne connaît que quelques points qui constituent la base d'exemples. Le problème à résoudre, dans cette méthode consiste à approcher la relation inconnue reliant les symptômes aux défauts.

I.6.1.2 Systèmes d'inférences floues

L'expérience d'opérateurs humains, ayant une bonne maîtrise de l'installation, paraît précieuse dans la détermination, sur base de leurs observations, de l'élément défaillant qui est à l'origine d'un comportement qu'ils ont jugé anormal. Ce savoir peut s'exprimer sous forme d'une liste de règles de la forme : **si** condition **alors** conclusion ou la partie condition comporte les symptômes et la partie conclusion concerne l'élément défaillant. L'idée est alors de construire un dispositif, appelé système d'inférences floues capable d'imiter les prises de décisions d'un opérateur humain à partir de règles verbales traduisant ses connaissances relatives à un processus donné.

I.6.1.3 Reconnaissance de formes

D'un point de vue général, la reconnaissance de formes consiste à évaluer la ressemblance entre le vecteur des symptômes observés et le vecteur des symptômes de classification automatique d'objets, suivant sa ressemblance par rapport à un objet de référence, c'est-à-dire, de décider à quelle classe d'objets connus, l'objet observé, appelé également forme, doit être affecté. Le problème revient donc à la détermination des frontières entre classes et d'affecter chaque forme à la classe qui lui convient

I.6.2 Principe de l'approche quantitative

Le diagnostic quantitatif, connu sous le nom général redondance analytique, consiste à estimer les grandeurs mesurées à l'aide d'un modèle mathématique. Tout écart entre les grandeurs estimées et mesurées traduira l'apparition d'un ou de plusieurs défauts. Les défauts sont alors détectés par comparaison à des seuils bien choisis.

Le diagnostic quantitatif peut se résumer en deux types d'approches. La première est basée sur les mesures prises isolément les unes des autres, cette méthode est dénommée l'analyse mono signal. Dans la deuxième approche, on présuppose des relations mathématiques reliant les mesures. Cette dernière est appelée analyse multi signaux ou redondance analytique.

I.6.2.1 Détection de défauts par le traitement de signal

L'analyse mono signal consiste en l'étude des signaux, pris isolément les uns des autres, afin d'extraire les informations révélatrices de défauts. Cette approche est basée sur les techniques de traitement de signal. Souvent la méthode la plus simple dans cette analyse, consiste à fixer un ou plusieurs seuils limitant la plage d'évolution du signal considéré.

I.6.2.2 Détection de défauts par les techniques de l'automatique

L'analyse multi signaux repose sur les techniques de l'automatique. Elle met en jeu un ensemble de variables et de relations de causalité existant entre elles. En effet, le concept fondamental en automatique est celui de modèle mathématique, d'un processus physique, qui est exploité afin d'élaborer des lois de commande permettant l'accroissement des performances dynamiques et statiques du système étudié. Cette connaissance analytique d'un système peut être mise à profit pour le diagnostic. Le modèle étant censé décrire le comportement dynamique du système à surveiller, tout écart entre le comportement prévu par le modèle et le comportement mesuré traduit l'apparition d'un défaut.

Ø Méthode d'espace de parité

Initialement les méthodes des équations de parité utilisaient des schémas dits redondance parallèle. Pour ces structures, le nombre de mesures est plus grand que le nombre de variables et les résidus sont directement issus de la comparaison de mesures redondantes. Cette approche a été ensuite généralisée pour l'utilisation de la redondance temporelle. Par dualité, cette redondance est également appelée redondance série. Le terme parité a été emprunté au vocabulaire employé par les systèmes logiques ou la génération des bits de parité permet la détection des erreurs.

Dans cette approche, l'ensemble des valeurs que peuvent prendre les résidus compose un espace, dans lequel, le vecteur de parité est défini comme étant la valeur des résidus à un instant donné. Ce vecteur prend alors une direction dans le cas de l'apparition d'un défaut.

Ø Méthode d'estimation paramétrique

La détection et la localisation des défauts peuvent être effectuées en utilisant des techniques d'identification, si la structure du modèle est connue. L'idée de base consiste à estimer les paramètres du système en temps réel et de les comparer aux paramètres non affectés par les défauts. On en distingue deux approches :

§ Méthodes de l'erreur d'équation.

§ Méthode de l'erreur de sortie.

La procédure de détection de défauts par la méthode d'estimation paramétrique est résumée dans ce qui suit :

1. Modélisation mathématique du procédé.
2. Description des relations entre les constantes physiques supposées connues et les paramètres du modèle.
3. Estimation des paramètres du système.
4. Le vecteur de résidus est obtenu en faisant la différence entre les grandeurs estimées et les valeurs nominales.

Il existe plusieurs méthodes d'estimation de paramètres, dont il est possible de citer : l'estimation par projection orthogonale, l'estimation Bayésienne, l'estimation au sens du maximum de vraisemblance ou encore l'estimation au sens des moindres carrés.

Ø Méthode de diagnostic à base d'observateurs.

Les méthodes de diagnostic des défauts à base d'observateurs sont basées sur le principe de génération de résidus en comparant les grandeurs disponibles du système réel aux grandeurs estimées (issues de l'observateur). Cette technique se voit donner une importance grandissante car elle donne lieu à la conception de générateurs de résidus flexibles.

I.6.3 Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est une méthode adaptée à la détection et à l'isolation de défauts si aucun modèle n'est disponible. Cette technique est basée sur l'utilisation des mesures des entrées et sorties uniquement. Une matrice de données est construite à partir des mesures des entrées et sorties. Par une décomposition en valeurs singulières, l'ACP scinde cette matrice en deux parties, l'une représentant le modèle et l'autre les bruits. Le terme correspondant au modèle est déterminé à partir des valeurs singulières dominantes de la matrice des données et celui correspondant aux bruits est

obtenu à partir des valeurs singulières négligeables. Des tests statistiques sont alors réalisés sur le résidu obtenu afin de détecter et d'isoler les sauts de moyennes ou de variance du vecteur de résidu, sauts qui indiquent l'apparition des défauts dans le système.

Dans le cadre de l'application de l'ACP au diagnostic, le nombre de composantes a un impact significatif sur chaque étape de la procédure de détection et de localisation. Si peu de composantes sont utilisées, on risque de perdre des informations contenues dans les données de départ en projetant certaines variables dans le sous-espace des résidus et donc avoir des erreurs de modélisation qui entachent les résidus ce qui provoque des fausses alarmes.

I.7.Conclusion

Ce chapitre a eu pour objectif de présenter les différents concepts du diagnostic des défauts et les méthodes proposées dans le domaine de la surveillance des systèmes. Bien qu'il existe dans la littérature plusieurs classifications, nous avons distingués, essentiellement, entre les méthodes analytiques ou quantitatives (estimation d'état, estimation paramétrique, équation de parité) qui sont basées sur l'existence de modèles mathématiques et les méthodes symboliques ou qualitatives (intelligence artificielle, logique floue, réseaux de neurones,...etc.) qui sont utilisées dans le cas où la modélisation mathématique du système serait complexes ou inexistante.

En résumé, un système de diagnostic doit être en mesure de réaliser essentiellement les trois étapes suivantes, la détection d'un défaut, l'évaluation du défaut et la prise de décision, pour un retour à la normale. La détection de défauts fera l'objet de notre étude par la méthode de l'analyse en composantes principales (ACP) qui sera largement détaillée dans le chapitre suivant.

Chapitre II

Analyse en Composantes Principales

II.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la méthode d'analyse en composantes principales (ACP). Le chapitre commence par l'utilisation du modèle ACP comme une méthode d'identification est décrite. Puis présente et explique les critères de détermination du modèle ACP. La fin du chapitre est réservée à la présentation de la technique de détectabilité au moyen de cercle des composantes principales.

II.2. Surveillance du fonctionnement

La surveillance du fonctionnement des systèmes industriels s'appuie sur de nombreuses méthodes basées sur le concept de redondance d'information. Leur principe repose généralement sur un test de cohérence entre un comportement observé du processus fourni par les capteurs et un comportement prévu fourni par une représentation mathématique du processus. La plupart de ces méthodes nécessite un modèle du système à surveiller. Ce modèle comprend généralement des paramètres dont les valeurs sont supposés connues lors du fonctionnement normal. L'une des principales difficultés d'application de ces méthodes concerne précisément la disponibilité de ce modèle dont la qualité conditionne entièrement les performances de la surveillance.

Cette approche est souvent envisageable lorsqu'il s'agit des systèmes de petite dimension (nombre de variables à surveiller). En revanche, pour les systèmes complexes ou de taille plus importante, établir de telles relations mathématiques entre les variables est difficile et nécessite une dépense de temps et d'énergie importante. Les méthodes basées sur des méthodes d'analyse statistique des données, comme l'analyse en composantes principales (ACP), constituent une alternative intéressante pour la mise en évidence des corrélations linéaires significatives entre les variables d'un système sans qu'il soit nécessaire de formuler de façon explicite le modèle du système.

II.3 Analyse en Composantes Principales (ACP)

Bien que généralement classée parmi les méthodes sans modèle, l'analyse en composantes principales élabore implicitement un modèle du système à partir de données expérimentales prélevées sur le système et peut donc être considérée comme une méthode d'identification de système à part entière, en effet l'ACP permet d'élaborer, sans optimisation non linéaire ni paramétrisation canonique, un modèle d'un système multi-entrées/multi-sorties (MIMO), i.e. estimer les paramètres du modèle et l'ordre approprié. L'ACP permet aussi d'obtenir directement les relations de redondance entre les variables sans identifier les matrices de la représentation d'état du système, tâche qui est souvent délicate à réaliser, en particulier dans les méthodes des sous-espaces. De plus, la plupart des méthodes d'identification des systèmes considère que les variables d'entrée sont déterministes et que seules les variables de sortie sont entachées d'erreurs de mesure. Cette hypothèse n'est pas satisfaisante puisqu'en pratique la plupart des variables étant entachées d'erreurs de mesure, les méthodes classiques d'identification fournissent des résultats biaisés [4].

L'ACP fournit une solution à ce problème de variables bruitées en considérant de la même manière les variables d'entrées et de sorties du système. Cependant, du point de vue de l'identification de système, l'ACP souffre d'un certain nombre de limitations. Tout d'abord, comme pour toutes les méthodes d'identification, la validité du modèle ACP obtenu va dépendre de la "richesse" des données expérimentales utilisées pour l'élaborer. Bien que peu traité dans la littérature, en pratique, cet aspect est très important puisque sur un processus réel, les signaux d'entrées doivent être choisis soigneusement avec l'exploitant en fonction de contraintes liées au système étudié.

II.3.1 Définition de l'ACP

L'ACP est une méthode descriptive de la famille de l'analyse des données et plus généralement de la statistique multivariée, qui consiste à transformer des variables liées entre elles (dites "corrélées" en statistique) en nouvelles variables indépendantes les unes des autres (donc "non corrélées"). Ces nouvelles variables sont nommées "composantes

principales", ou axes. Elle permet au praticien de réduire l'information en un nombre de composantes plus limité que le nombre initial de variables. Il s'agit d'une approche à la fois géométrique (représentation des variables dans un nouvel espace géométrique selon des directions d'inertie maximale) et statistique (recherche d'axes indépendants expliquant au mieux la variabilité, la variance, des données). Lorsqu'on veut alors compresser un ensemble de N variables aléatoires, les n premiers axes de l'ACP sont un meilleur choix, du point de vue de l'inertie ou la variance expliquée.

II.4 Principes de l'analyse en composantes principales

Dans cette section, nous allons rappeler le principe de l'analyse en composantes principales et montrer comment déterminer les relations entre les variables. Nous allons considérer l'ensemble des équations sans défaut car le modèle ACP est généralement identifié à partir de données réputées saines.

Soit un vecteur de données aléatoires $\mathbf{x}(\mathbf{k}) = \{x_1, \dots, x_m\} \in \mathbf{R}^m$ de moyenne nulle $\mathbf{E}\{\mathbf{x}(\mathbf{k})\} = \mathbf{0}$ et de matrice de covariance ou d'auto-corrélation $\mathbf{\Sigma} = \mathbf{E}\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\} \in \mathbf{R}^{m \times m}$.

En analyse en composantes principales, un vecteur caractéristique $\mathbf{t} \in \mathbf{R}^l$ est associé à chaque vecteur de données dont il optimise la représentation au sens de minimisation de l'erreur d'estimation de $\mathbf{x}$ ou la maximisation de la variance de $\mathbf{t}$ [5].

Les vecteurs $\mathbf{t}$ et $\mathbf{x}$ sont liés par une transformation linéaire

$$\mathbf{t} = \mathbf{p}^T \mathbf{x} \quad (\text{II.1})$$

ou la matrice de transformation $\mathbf{p} \in \mathbf{R}^{m \times l}$, vérifie la condition d'orthogonalité $\mathbf{p}^T \mathbf{p} = \mathbf{I}_l$.

Les colonnes de la matrice de transformation $\mathbf{p}$ forment les vecteurs de base orthonormés d'un sous espace $\mathbf{R}^l$ de représentation réduite des données. La transformation linéaire s'apparente ainsi à une projection de l'espace des données de dimension m vers un sous espace orthogonal de dimension l .

Les composantes t_j avec $(j = 1, \dots, l)$, du vecteur caractéristique $\mathbf{t}$ représentent les composantes projetées du vecteur de données $\mathbf{x}$ dans ce sous espace. Au sens de l'ACP, la projection $\mathbf{p}$ est optimale si l'erreur quadratique d'estimation des vecteurs de données $\mathbf{x}$ est minimale.

II.4.1 Identification du modèle ACP

Pour obtenir grâce à l'ACP une estimation non biaisée de l'état du système, il faut rendre le résultat indépendant des unités utilisées, pour cela on centre et on réduit les variables par rapport à leur variance.

En pratique, pour la modélisation d'un processus en utilisant l'analyse en composantes principales, les mesures des variables du processus représentant tous les modes en fonctionnement normal de ce dernier sont collectées dans une matrice $\mathbf{X}^b$. Soit m le nombre de variables et N le nombre d'observations de chaque variable [5]. $\mathbf{X}^b \in \mathbf{R}^{N \times m}$ est donnée par :

$$\mathbf{X}^b = \begin{bmatrix} x_1(1) & \cdots & x_m(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(N) & \cdots & x_m(N) \end{bmatrix} \quad (\text{II.2})$$

où $x_1(1)$ représente la mesure de la première variable du premier instant de mesure. Au préalable, afin de rendre le résultat indépendant des unités utilisées pour chaque variable, un prétraitement indispensable consiste à centrer et réduire les variables. Chaque colonne $\mathbf{X}_j$ de la nouvelle matrice centrée est donnée par :

$$\mathbf{X}_j = \frac{x_j^b - \mathbf{M}_j}{\sigma_j} \quad (\text{II.3})$$

où $\mathbf{X}_j^b$ est la j^{ieme} colonne de la matrice $\mathbf{X}^b$ et $\mathbf{M}_j$ est sa moyenne donnée par :

$$\mathbf{M}_j = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_j(k) \quad (\text{II.4})$$

et σ_j^2 est sa variance qui sera estimée en utilisant l'équation :

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_j(k) - M_j)^2 \quad (\text{II.5})$$

La nouvelle matrice des données normalisées est notée :

$$X = [X_1 \dots \dots X_m] \quad (\text{II.6})$$

La matrice de corrélation est donnée par :

$$\Sigma = \frac{1}{N-1} X^T X \quad (\text{II.7})$$

Les valeurs propres de la matrice de covariance Σ

$$\det(\Sigma - \lambda I_m) = 0 \quad (\text{II.8})$$

A ces valeurs propres sont associés m vecteurs caractéristique p appelés vecteurs propres.

$$(\Sigma - \lambda I_m) p = 0 \quad (\text{II.9})$$

Généralement, la procédure d'identification de modèles, consiste, après le choix d'une classe de modèle, à choisir une structure fixe puis à estimer les paramètres du modèle et enfin à valider ce modèle. Dans le cas de l'ACP, l'estimation des paramètres du modèle est très simple et revient en fait à un calcul de valeurs et vecteurs propres. Cependant le choix de la structure est plus délicat.

Les composantes principales sont données par :

$$T = XP \quad (\text{II.10})$$

Avec $T = [t_1 \ t_2 \ \dots \ t_l] \in \mathbb{R}^{m \times l}$, où les t_i sont les composantes principales et la matrice $P = [P_1 \ P_2 \ \dots \ P_l] \in \mathbb{R}^{l \times l}$, où les vecteurs orthogonaux p_i sont les vecteurs propres correspondant aux valeurs propres λ_i de la décomposition en valeurs et vecteurs propres

de la matrice de covariance (ou de corrélation) Σ de X .

II.4.2 Détermination de la structure du modèle ACP

L'analyse en composantes principales recherche une approximation de la matrice initiale des données X par une matrice de rang inférieur issue d'une décomposition en valeurs singulières. La question qui se pose alors, concerne le choix du nombre de composantes principales qui doit être retenu. De nombreuses règles sont proposées pour déterminer le nombre de composantes à retenir. La plupart de ces méthodes sont heuristiques et donnent un nombre de composantes subjectif.

Toutefois, dans le cadre de l'application de l'ACP au diagnostic, le nombre de composantes a un impact significatif sur chaque étape de la procédure de détection et de localisation. Si peu de composantes sont utilisées, on risque de perdre des informations contenues dans les données de départ en projetant certaines variables dans le sous-espace des résidus et donc avoir des erreurs de modélisation qui entachent les résidus ce qui provoque des fausses alarmes. Si par contre beaucoup de composantes sont utilisées, il y a le risque d'avoir des composantes retenues (les composantes correspondantes aux valeurs propres les plus faibles parmi celles retenues dans le modèle) qui sont porteuses de bruit ce qui est indésirable. De plus il y a risque de non détection des défauts, si certaines variables sont projetées dans le sous-espace des composantes principales alors qu'elles doivent être projetées dans le sous-espace résiduel.

Dans la suite nous allons présenter quelques critères utilisés pour la détermination du nombre de composantes et ainsi définir le modèle ACP.

II.5 Critères utilisés pour la détermination du modèle ACP

La détermination du nombre de composantes du modèle ACP n'est en fait qu'une procédure de recherche de la structure du modèle. On retrouve plusieurs critères utilisant différentes approches [5].

II.5.1 Critères Heuristiques

Dans cette catégorie de critères, on peut citer deux tests :

Ø Pourcentage cumulé de la variance totale (PCV)

A la base de cette méthode, notons que chaque composante principale est représentative d'une portion de la variance des mesures du processus étudié. Les valeurs propres de la matrice de corrélation sont les mesures de cette variance et peuvent donc être utilisées dans la sélection du nombre de composantes principales. Pour le choix de l , il faut choisir le pourcentage de la variance totale qu'on veut conserver. Le nombre de composantes est alors le plus petit nombre pris de telle sorte que ce pourcentage soit atteint ou dépassé; les composantes sont choisies successivement dans l'ordre des variances décroissantes. Le pourcentage de variance expliquée par les l premières composantes est donné par :

$$PCV(l) = 100 \left(\frac{\sum_{j=1}^l \lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} \right) \% \quad (II.11)$$

La variance du bruit étant inconnue a priori, la décision basée seulement sur le pourcentage de la variance expliquée est un peu arbitraire. Sa capacité à fournir le nombre correct de composantes principales dépendra fortement du rapport signal sur bruit.

Ø Moyenne des valeurs propres

Si les observations constituent un échantillon aléatoire d'individus prélevés dans une population normale à m dimensions, on peut tester l'égalité des $(m - l)$ dernières valeurs propres. Si cette hypothèse est acceptée, on conserve les l premiers axes et on néglige les $(m - l)$ derniers axes. Cependant l'utilisation de ce test conduit souvent à considérer un nombre élevé de composantes, dont certaines risquent de ne présenter aucun intérêt pratique.

Des règles empiriques peuvent également guider l'utilisateur. Une de ces règles consiste à ne prendre en considération que les composantes pour lesquelles la valeur propre est supérieure à la moyenne arithmétique de toutes les valeurs propres. En particulier, si on travaille sur les données centrées réduites, cela revient à négliger les composantes dont la variance est inférieure à l'unité ($\frac{1}{m} \text{trace}(\Sigma) = 1$). Dans le cas du modèle ACP calculé à partir de la matrice de covariance Σ , la moyenne arithmétique des valeurs propres est donnée par $\frac{1}{m} \text{trace}(\Sigma)$.

II.5.2 Critère de validation croisée

La validation croisée est un critère très populaire pour le choix du nombre de composantes dans un modèle ACP. La base de cette méthode est d'estimer les mesures d'un jeu de données de validation à partir d'un modèle qui a été calculé à partir d'un jeu de données d'identification et de comparer ces estimations avec les valeurs mesurées.

Cette procédure de validation croisée est basée sur la minimisation de la quantité *PRESS*. Cette quantité se présente comme la somme des carrés des erreurs entre les données observées et celles prédites ou estimées par le modèle obtenu à partir d'un jeu d'identification différent.

$$PRESS(I) = \frac{1}{Nm} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^m (\hat{x}_i^{(I)}(k) - x_i^{(I)}(k)) \quad (\text{II.12})$$

N : étant la taille du jeu de validation.

Une version simplifiée de l'algorithme permettant le calcul du nombre de composantes principales par la validation croisée est la suivante :

1. diviser les données en un jeu d'identification et un jeu de validation,
2. réaliser une ACP avec I composantes ($I = 1, \dots, m$) sur le jeu d'identification et calculer les critères correspondant sur le jeu de validation $PRESS(1), \dots, PRESS(m)$,

3. la $l^{\text{ième}}$ composante pour laquelle le minimum de *PRESS* apparaît sera la dernière composante à retenir et l sera le nombre de composantes principales retenu

II.5.3 Critère de généralisation

Dans le cadre de l'analyse en composantes principales ces critères ont une utilisation très limitée car ils ne sont pas définis pour des valeurs propres nulles ou des valeurs propres de petites amplitudes.

II.5.4 Principe de la variance non construite

La notion de variance non reconstruite est basée sur l'estimation de l'information délivrée par le capteur i en utilisant toutes les autres mesures des capteurs. Il y a toujours une partie de la variation des mesures qui ne peut être reconstruite en utilisant les autres capteurs ; cette partie est l'erreur de reconstruction.

II.6 Application de l'analyse en composantes principales (ACP)

Pour l'utilisation de l'ACP dans le domaine du diagnostic, un modèle ACP est défini globalement par la matrice des premiers vecteurs propres de la matrice de corrélations des données. Cette matrice permet à la fois de définir la projection permettant d'avoir les composantes principales et la projection inverse permettant d'estimer les données originales.

L'analyse en composantes principales (ACP), cherche à identifier les vecteurs propres orthonormaux et les valeurs propres de la matrice de dispersion des variables originales. Les vecteurs propres orthonormaux sont utilisés pour construire les composantes principales, et les valeurs propres sont les variances des composantes principales correspondantes.

L'analyse en composante principales, qui est une technique descriptive, permettant d'étudier les relations qui existent entre les variables, et d'identifier la structure de

dépendance entre les observations, afin d'obtenir une description ou une représentation, sous une projection des données sur différents axes, appelés axes principaux.

II.6.1 Détection des défauts

Dans la plupart des travaux utilisant l'analyse en composantes principales pour la détection de défauts, deux indices sont souvent utilisés. La statistique T^2 de Hotelling calculée à partir des premières composantes principales et l'erreur quadratique d'estimation (EQE) calculée dans le sous-espace résiduel (somme quadratique des résidus). Le système est en défaut si un indice dépasse un seuil dit seuil de détection.

1. Cercle des composantes principales

L'objectif de notre travail est de définir un seuil adaptatif permettant d'améliorer la qualité de la détection et de réduire le taux de fausses alarmes, nous proposons alors l'approche de cercle des composantes principales. Cette approche permet de déterminer une région de fonctionnement normal limitée par le cercle qui définit le seuil théoriquement. Ce dernier est calculé à partir d'une analyse statistique d'une expérience unique quelconque. Le carré de rayon de ce cercle peut être obtenu à partir de l'équation suivante :

$$R^2 = t_1^2 + t_2^2 \quad (\text{II.13})$$

Cette zone représente pour chaque échantillon, la zone de fonctionnement normal et toute mesure qui se trouve à l'extérieur de cette zone est jugée en défaut. Parfois ces défauts en réalité sont des fausses alarmes qu'on peut les regrouper dans d'autres régions limitées par un autre seuil qui est adaptatif calculé à partir de multiples expériences effectuées dans les mêmes conditions.

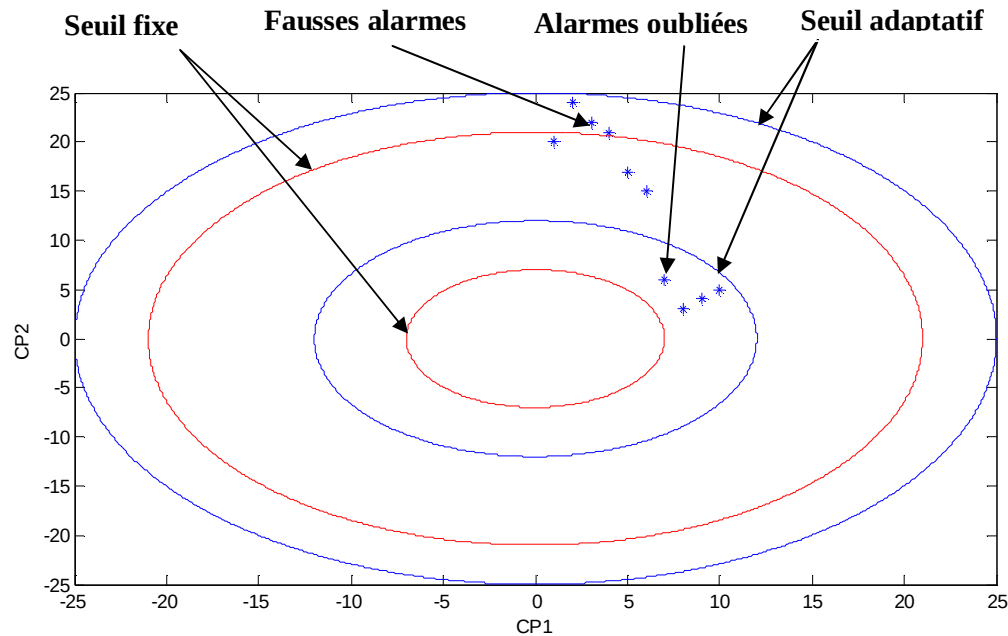


Figure II.1 : Cercle des composantes principales

La figure (II.1) représente les différents seuils en indiquant l'inconvénient du seuil fixe et l'avantage obtenu par le seuil adaptatif.

2. Considérations statistiques sur le calcul du seuil de détection

Lorsqu'on considère une réalisation historique d'une série temporelle, la première étape de la phase de modélisation consiste à déterminer si le processus générateur est stationnaire. La notion de stationnarité qui consiste à déterminer si les moments des variables aléatoires, sont indépendants du temps. Certains phénomènes naturels et les bruits sont de nature complexe et dépendent d'une certaine loi du hasard, on est donc sensés à les traités et les considérés comme des processus aléatoires.

Les statisticiens développent des techniques et des méthodes qui permettent d'analyser les données issues de l'observation, afin de cerner les caractéristiques de la population concernée et d'identifier un modèle capable d'engendrer ces données. Plus précisément, il convient de construire, à partir d'un prélèvement donné, un intervalle aléatoire de dimension finie telle que la probabilité pour qu'il contienne R^2 soit acceptable. Cette probabilité définira un niveau de confiance ou d'accessibilité de l'estimation. Dans ce

contexte, un niveau de confiance de $(1-a)$ est retenu. A chaque échantillon correspond la valeur observée R^2 de l'estimé $\hat{R}^2$ utilisé. On considère alors l'intervalle centré en R^2 , c'est-à-dire $]R^2 - e, R^2 + e[$, où e est choisi de telle sorte qu'en moyenne, pour $(1-a)$ échantillons sur 100, $\hat{R}^2$ appartienne à cet intervalle. En terme probabiliste, cela revient à déterminer e tel que :

$$P(R^2 - e \leq \hat{R}^2 \leq R^2 + e) \geq (1-a) \quad (\text{II.14})$$

L'inégalité de Bienaymé-Tchebychev permet bien de calculer une solution à ce problème, mais celle-ci se révèle peu performante. Pour avoir un résultat acceptable, il est nécessaire de faire intervenir la loi de distribution de $\hat{R}^2$. Pour ce faire, définissons tout d'abord l'intervalle aléatoire $]\hat{R}^2 - e, \hat{R}^2 + e[$, appelé intervalle de confiance pour R^2 de niveau de signification $(1-a)$, où α représente le risque d'erreur encouru en affirmant que R^2 est bien situé dans l'intervalle considéré. L'intervalle réel $]\hat{R}^2 - e, \hat{R}^2 + e[$ représente l'observation de l'intervalle de confiance.

Pour un nombre d'échantillons relativement élevé ($N \geq 50$), la loi de la variable réduite peut être approchée par la loi normale $N(0,1)$. L'intervalle de confiance pour R^2 à un niveau de signification α qui vérifie la condition de confiance de l'équation (II.14) est alors donné par :

$$IC_{a\%} =]m - F^{-1}(1-a)s, m + F^{-1}(1-a)s[\quad (\text{II.15})$$

$F^{-1}(\cdot)$: représente l'inverse de la fonction de répartition.

Pour le besoin de détection de défauts, il convient d'évaluer l'intervalle de confiance pour le carré du rayon à l'aide de l'équation (II.15). Un défaut quelconque serait mis en évidence si le carré du rayon du signal traité n'appartient pas à l'intervalle de confiance correspondant. C'est la règle de détection adoptée.

Dans la section précédente, il est facile de remarquer que le calcul probabiliste de carré de rayon R^2 et son intervalle de confiance associé se base sur le fait que la variable aléatoire suit une distribution normale de moyenne m et de variance s . Cette hypothèse devrait s'appliquer à l'ensemble des composantes issues du carré de rayon du signal analysé. Néanmoins, une telle condition n'est pas toujours remplie, ce qui nécessite le recours à un test statistique approprié afin d'éprouver la validité des résultats.

Ø **La Skewness** est une mesure de l'asymétrie de la distribution. Pour des fonctions de distributions symétriques, la valeur de la Skewness est nulle, ($S_u = 0$) en revanche, pour des fonctions de distributions asymétriques, la valeur de la Skewness est positive, si la partie "épaisse" de la distribution se situe dans la direction positive [6].

$$Skewness = \mu_3 = E[(X - \mu)^3] \quad (II.16)$$

Ø **La Kurtosis** est une mesure de "l'épaisseur" des queues de distributions. En règle générale, la valeur de la Kurtosis est égale à $\mu_4 = 3\sigma^4$ on exprime ces deux mesures en contrôlant par une fonction puissance de la variance $V(X)$ [6].

$$Kurtosis = \mu_4 = E[(X - \mu)^4] \quad (II.17)$$

On définit ainsi deux nouvelles mesures : le coefficient de Skewness et le degré d'excès de Kurtosis.

$$Coefficient\ de\ Skewness = \frac{\mu_3}{\sigma^3} \quad (II.18)$$

$$Degré\ d'excès\ de\ Kurtosis = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \quad (II.19)$$

Cette dernière mesure est fondée sur la distribution normale, qui est une distribution à queue "plate", et qui possède un degré d'excès de Kurtosis égal à 0 [6].

Ø **Test d'ajustement de Kolmogorov-Smirnov** Le test d'ajustement de Kolmogorov-Smirnov est un test non paramétrique qui permet de tester l'hypothèse H_0 selon laquelle les données observées sont engendrées par une loi de probabilité théorique considérée comme étant un modèle convenable. Mais contrairement au test Khi-deux, la loi théorique doit ici être continue et entièrement spécifiée sans paramètre inconnu. Dans ce test, les calculs sur les lois de probabilité se font sur les fonctions de répartition : on mesure l'écart entre la fonction de répartition théorique et la fonction de répartition observée.

On considère ainsi la variable aléatoire R^2 de fonction de répartition F , que l'on veut comparer à une fonction de répartition théorique F_0 continue.

On souhaite tester :

- l'hypothèse $H_0 : F = F_0$,

contre :

- l'hypothèse $H_1 : F \neq F_0$.

Si $(R_1^2, \dots, R_n^2)$ est un n -échantillon de R^2 , la fonction de répartition empirique associée à cet échantillon est :

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{k=n} 1(R_k^2) \quad (\text{II.20})$$

$F_n(x)$ est la proportion des observations dont la valeur est inférieure ou égale à x .

L'écart entre les valeurs observées et les valeurs théoriques du modèle déduites de la fonction de répartition F_0 peut donc être mesuré par la variable aléatoire [7].

$$\Delta_n = \sup |F_n(x) - F_0(x)| \quad (\text{II.21})$$

II.7 Régression sur composantes principales (RCP)

II.7.1 Introduction – Problématique

De nombreux problèmes industriels peuvent être décrits sous la forme d'un modèle de régression, où l'on possède des variables X sur lesquelles on peut plus ou moins agir et des variables Y que l'on ne peut qu'observer. L'objectif est alors de décrire les relations entre Y et X , en l'absence de modèle théorique [8].

Dans beaucoup de problèmes d'analyses de données, l'estimation de la relation linéaire entre deux variables est adéquate pour décrire les données observées et pour faire de bonnes prévisions pour de nouvelles observations.

Le modèle de régression multiple a été étendu de plusieurs façons afin de s'adapter aux problèmes d'analyse de données plus sophistiquées. Il sert donc de base pour de nombreuses méthodes multivariées comme la régression sur composantes principales (RCP), l'analyse discriminante, et la corrélation canonique.

II.7.2 Présentation

La régression sur composantes principales (RCP), est basée sur la construction de variables latentes, c'est à dire de variables qui sont combinaisons linéaires des variables explicatives initiales. En régression RCP, ces variables ont un sens statistique clair : elles expliquent la structure de variance covariance des variables explicatives. La régression RCP peut être vue comme une méthode d'estimation par moindres carrés contraints et est basée sur des contraintes linéaires, comme c'est toujours le cas dans la régression sur variables latentes. Ces contraintes sont obtenues à la suite d'un algorithme de minimisation de la variance directionnelle et donc du bruit uniquement.

La RCP : On fait une ACP (Analyse sur Composantes Principales) d'ordre m du tableau X^b qui va donner $T^{N \times m}$ le tableau des composantes principales tel que les nouvelles variables dans T ne sont pas corrélées.

Ensuite on effectue la régression

$$\mathbf{T_s} = \mathbf{T_e B} \quad (\text{II.22})$$

ou $\mathbf{B}$ est le coefficient de régression donné par :

$$\mathbf{B} = (\mathbf{T_e^T T_e})^{-1} \mathbf{T_e^T T_s} \quad (\text{II.23})$$

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le principe de l'analyse en composantes principales. L'idée de base de l'ACP est de réduire la dimension de la matrice des données, en retenant le plus possible les variations présentes dans le jeu de données de départ. Cette réduction ne sera possible que si les variables initiales ne sont pas indépendantes et ont des coefficients de corrélation entre elles non nuls. Ces variables initiales sont transformées en de nouvelles variables, appelées composantes principales. Elles sont obtenues par combinaisons linéaires des précédentes et sont ordonnées et non corrélées entre elles. L'application de l'ACP sur le système à trois réservoirs communicants Three Tank System DTS-200 sera l'objectif du chapitre suivant.

Chapitre III

*Application de l'ACP
proposée au diagnostic d'un système à
trois réservoirs*

III.1 Introduction

Les méthodes de détection de défauts reposant sur l'analyse en composantes principales (ACP) ont reçues une attention particulière et ont été largement utilisées pour la surveillance des processus industriels. Le principe de cette approche est d'utiliser l'ACP pour modéliser le comportement du processus en fonctionnement normal dont les indicateurs de défauts sont les différences entre le comportement observé et celui donné par le modèle ACP. Le dépassement d'un seuil de détection, fixé à base d'une analyse statistique de ces indicateurs, est un synonyme d'un ou plusieurs défauts survenus sur le système. Ce seuil est calculé sous l'hypothèse que la quantité mesurée est stable où les instruments de mesure sont parfaitement précis. Par contre, les mesures sont principalement affectées par des bruits aléatoires qui sont essentiellement dus aux variations paramétriques qui peuvent se changer au cours de fonctionnement normal du processus d'exploitation. Par conséquent, le nombre d'interventions devient important et qui est en réalité des fausses alarmes. Pour ces raisons, il est avantageux de développer une technique spécifique basée sur le seuil adaptatif pour une meilleure détection de défauts sur les systèmes stochastiques.

Dans ce contexte, un stand expérimental mettant en avant un aspect plus industriel avec une régulation de niveau autour d'une valeur nominal est l'objectif de la méthodologie proposée où nous allons appliquer la méthode de l'ACP précitée dans le chapitre précédent sur les entrées et les sorties du système hydraulique appelé « Three Tanks System (DTS-200) », que nous le présenterons par la suite. Cette technique est utilisée pour générer des variables artificielles, dites composantes principales, non corrélées deux à deux et ce pour les entrées et les sorties du processus afin d'établir une combinaison linéaire entre ces deux blocs. Cette combinaison représente la régression des composantes principales des entrées du système sur celles des sorties qui est appelée la régression des composantes principales (RCP).

III.2 Présentation du système

Le procédé hydraulique, Three Tanks system (DTS-200) support de notre étude est représenté sur la figure (III.1) et la figure (III.2). Il est constitué de trois cylindres en série de plexiglas T_1 , T_2 et T_3 de hauteur maximale $h_{\max}$, de section transversale A , couplées par des vannes de transfert de section S_n avec un coefficient d'écoulement $\mu_{13} = \mu_{32}$ et qui peuvent être vidangées dans une cuve de rétention par la troisième vanne de transfert caractérisée par un coefficient d'écoulement μ_{20} . Le liquide (en l'occurrence l'eau colorée), circulant dans ces cylindres est injectée par deux pompes P_1 et P_2 de débit maximal $Q_{\max}$ et alimentent les deux cuves 1 et 2 respectivement. Ces pompes sont commandées par des moteurs à courant continu. Trois capteurs piézo-résistifs de la pression différentielle permettent de mesurer la hauteur du liquide présent dans chacune des cuves et deux autres capteurs de débit sont utilisés pour mesurer le débit de refoulement des deux pompes.

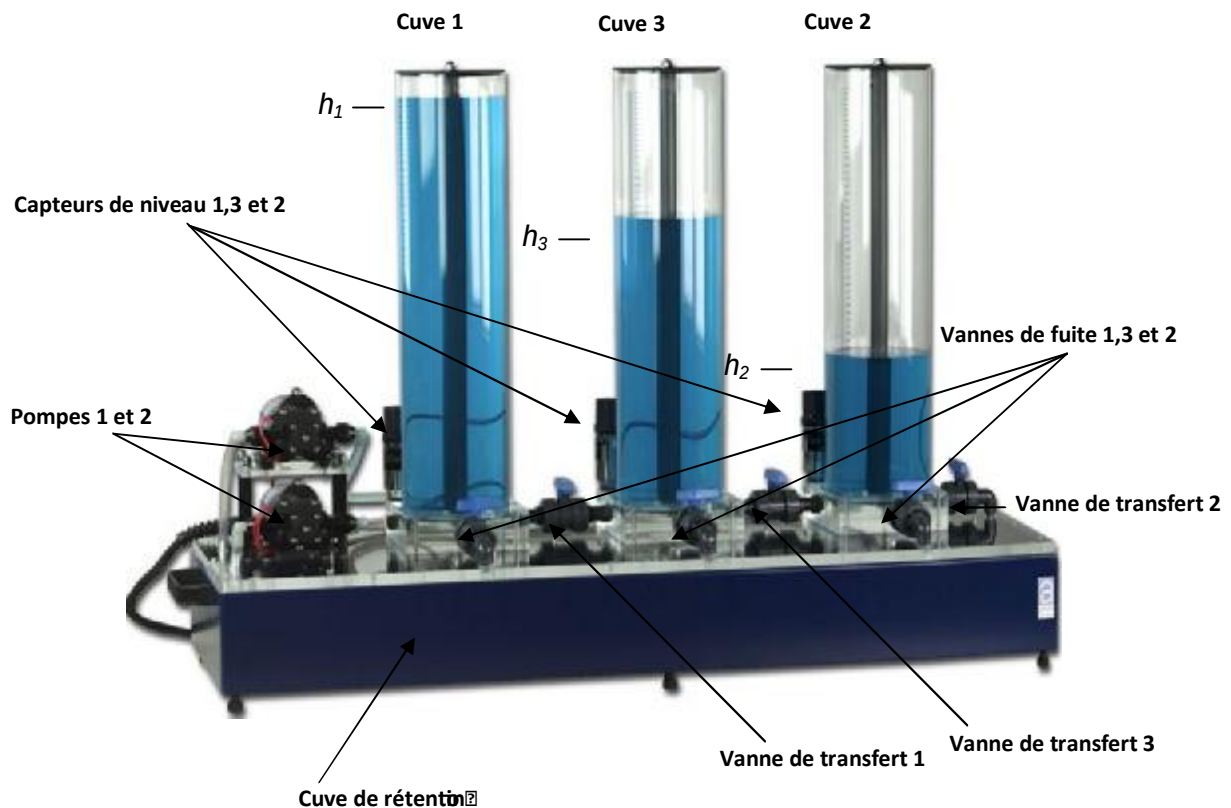


Figure III.1 : Procédé expérimental de trois réservoirs interconnectés.

Deux correcteurs décentralisés de type proportionnel et intégral (PI) sont mis en œuvre sous l'environnement de programmation Matlab à partir d'une carte d'acquisition NIDAQ 6025 E afin de maintenir les niveaux h_1 et h_2 dans les deux cuves 1 et 2 à leurs points de consigne au moyen de deux pompes à débit notées Q_1 et Q_2 . Les correcteurs sont également introduits pour fournir une performance stable et acceptable et pour rejeter les perturbations. Le niveau h_3 dans la cuve 3 est une variable non commandable. Les mesures de niveau et de débit sont exprimées en volts. Le temps de simulation considéré dans le présent travail est de 2560 secondes. La période d'échantillonnage est choisie égale au cinquième de la seconde pour produire en fin d'expérience un ensemble de données de 12800 échantillons.

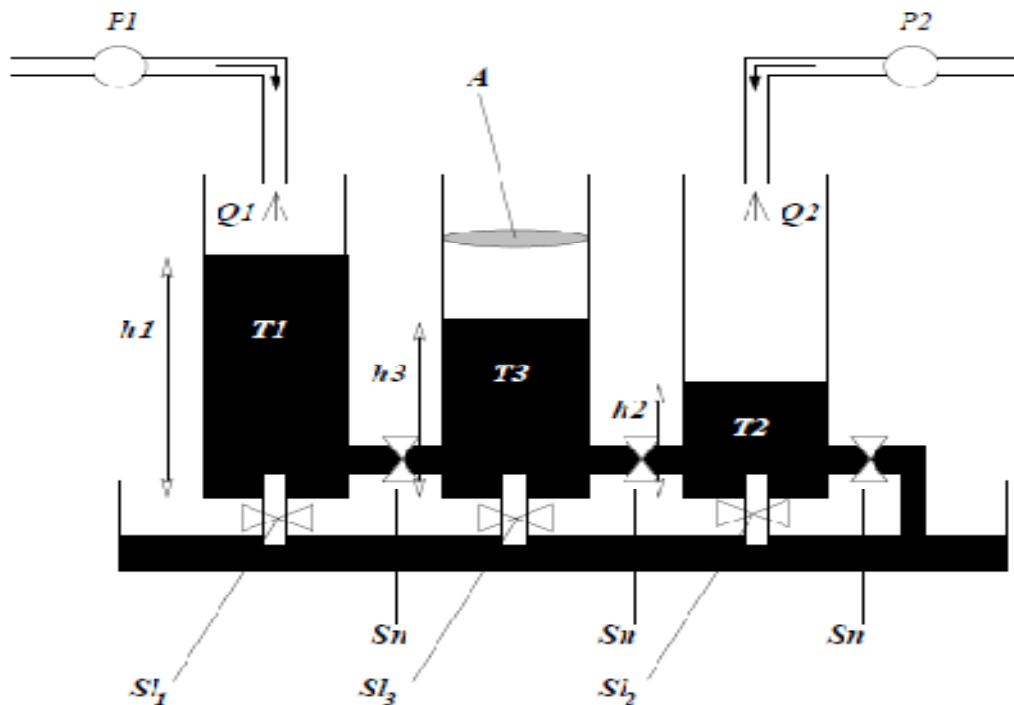


Figure III.2 : Three Tank System DTS-200.

Le DTS-200 Trois-Tank-System se qualifie pour une utilisation dans des projets de recherche en matière de contrôle non linéaire et le diagnostic de pannes.

Le tableau (III.1) regroupe les valeurs de tous les paramètres du système ainsi que les valeurs nominales du mode de fonctionnement à l'état sain.

Désignation	Symbole	Valeur / Valeur nominal
Section de la cuve	A	0.0154 m^2
Section inter- cuve	S_n	$5 \times 10^{-5} \text{ m}^2$
Débit maximum de la pompe 1	$Q_{1\max}$	$7.2079 \times 10^{-5} \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$
Débit maximum de la pompe 2	$Q_{2\max}$	$7.2738 \times 10^{-5} \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$
Niveau maximum	$h_{\max}$	0.65 m
Coefficient d'écoulement	$\mu_{13} = \mu_{32}$	0.9×10^{-4}
Coefficient d'écoulement de sortie	μ_{20}	2×10^{-4}
Niveau dans la cuve 1	h_{10}	0.251 m
Niveau dans la cuve 2	h_{20}	0.126 m
Niveau dans la cuve 3	h_{30}	0.188 m
Débit de la pompe 1	Q_{10}	$2.55 \times 10^{-5} \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$
Débit de la pompe 2	Q_{20}	$5.27 \times 10^{-5} \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$

Tableau III.1 : Les paramètres du système Three Tank DTS-200.

III.3 Visualisation des paramètres

Les différentes variables du système Three Tank system DTS-200 sont enregistrées en régime du point de fonctionnement normal dont le temps d'échantillonnage est de 0.2 seconds. Les allures de ces variables sont illustrées sur les figures (III.3) et (III.4).

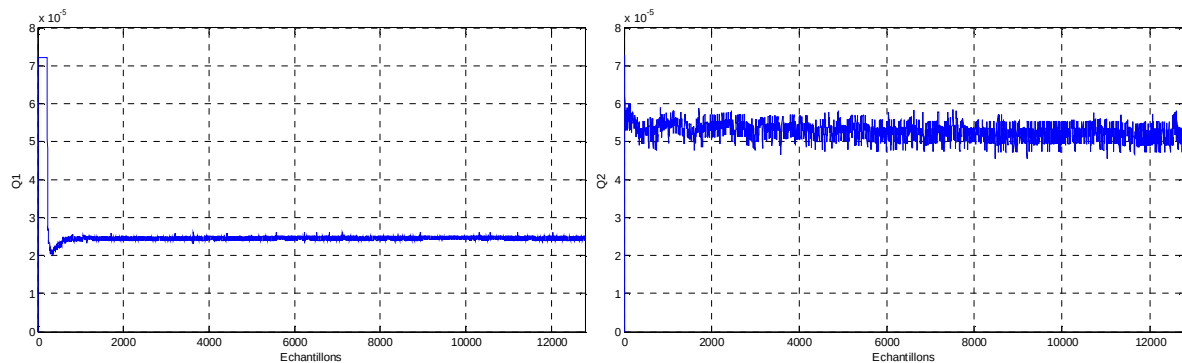


Figure III.3 : Les mesures des entrées de Three Tank System DTS-200.

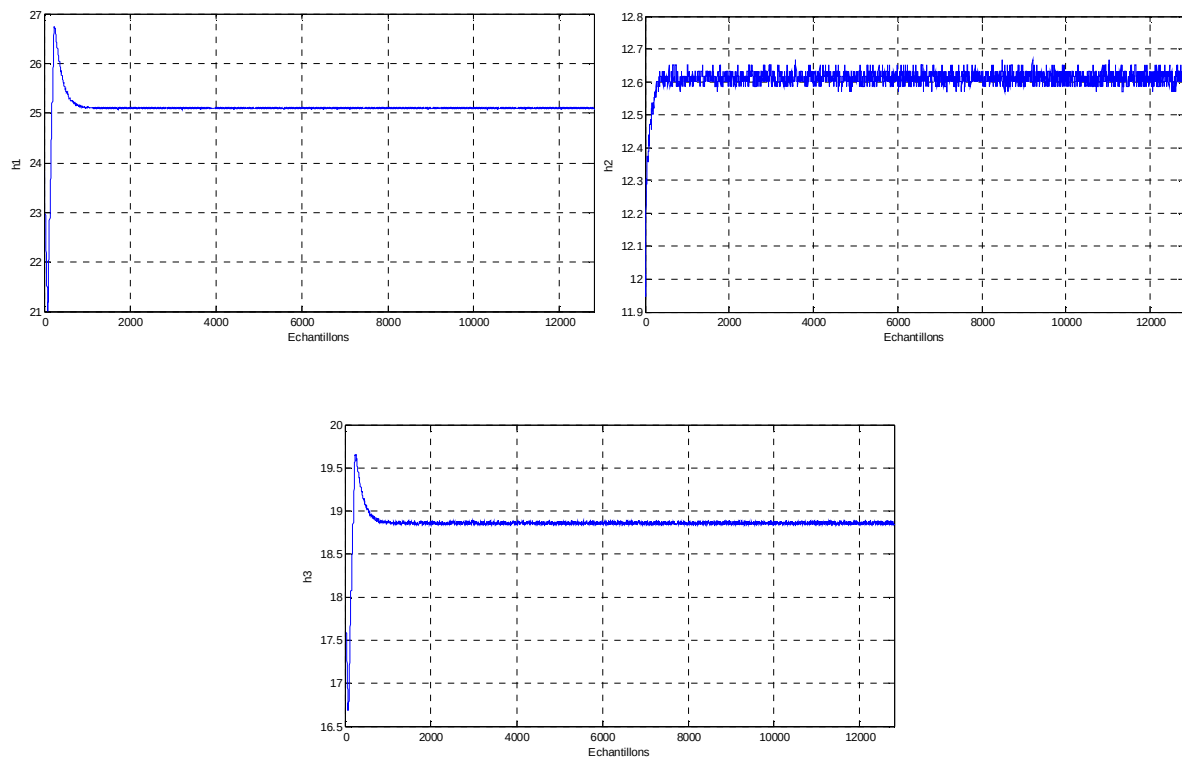


Figure III.4 : Les mesure des sorties de Three Tank System DTS-200.

En éliminant le régime transitoire, notre étude se focalise sur le régime permanent de l'état sain du système à partir de l'instant $t = 1200$ (sec) pour les différentes variables. Les allures de ces variables sont illustrées sur les figures suivantes :

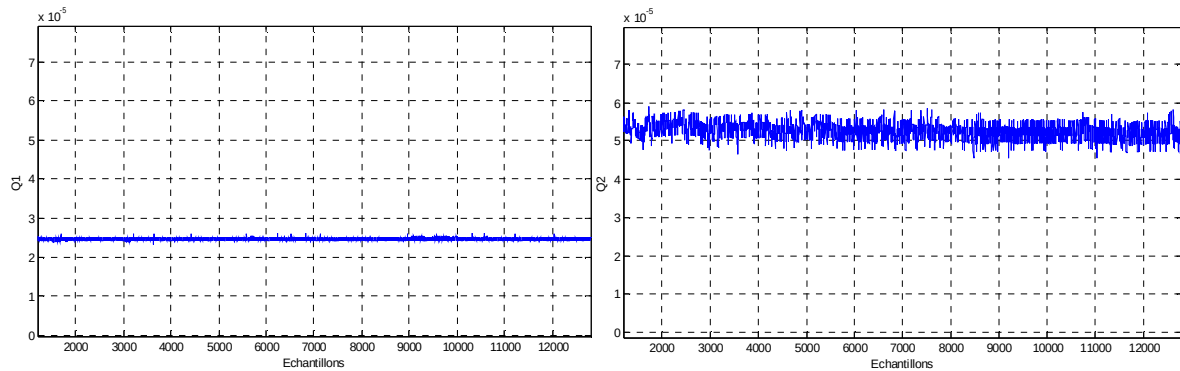


Figure III.5 : Les mesures des entrées de Three Tank System DTS-200.
(En régime permanent)

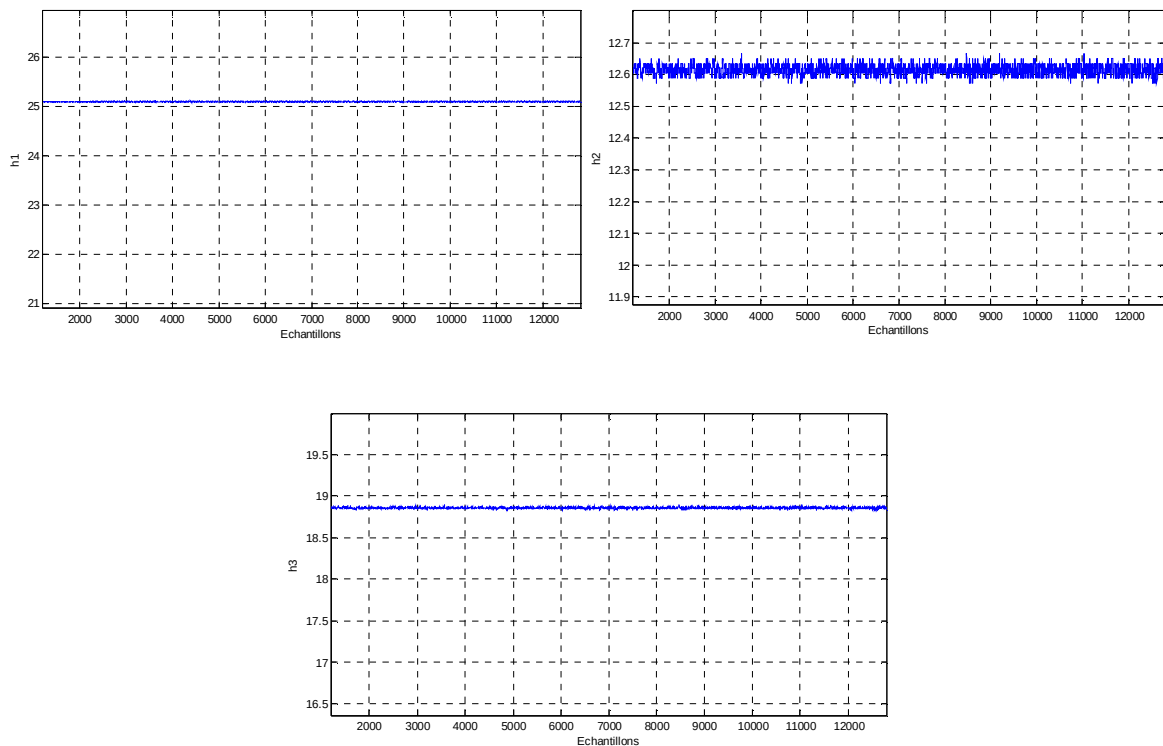


Figure III.6 : Les mesure des sorties de Three Tank System DTS-200.
(En régime permanent)

III.4 Application de l'ACP

L'application de l'ACP consiste à projeter l'espace des observations sur un autre espace dont les coordonnées originales sont appelées les composantes principales des variables d'entrées et de sorties.

Les données de 150 échantillons de chaque signal sont organisées dans deux matrices. La première contient les deux variables d'entrées Q_1 et Q_2 et la deuxième regroupe les trois niveaux h_1 , h_2 et h_3 . Un prétraitement a tout d'abord été effectué, par le calcul des deux matrices centrées et réduites en utilisant les équations (II.2), (II.3), (II.4), (II.5) et (II.6).

III.4.1 Variables d'entrées

Après avoir centré et réduire la matrice d'observation des entrées de l'état sain du système, on procède au calcul de ses valeurs et de ses vecteurs propres. La matrice de covariance de la matrice centrée et réduite des entrées, calculée par la relation (II.7) est :

$$\Sigma_e = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.1604 \\ 0.1604 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

A partir de cette matrice de covariance, et d'après les équations (II.8), (II.9), les matrices des vecteurs propres et des valeurs propres, qui sont organisées d'une manière descendante, sont respectivement :

$$\mathbf{V}_{pe} = \begin{bmatrix} -0.7071 & 0.7071 \\ -0.7071 & -0.7071 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{v}_{pe} = \begin{bmatrix} 1.1604 & 0 \\ 0 & 0.8396 \end{bmatrix}$$

Les composantes principales des entrées obtenues en appliquant l'équation (II.10) sont illustrées sur la figure (III.7).

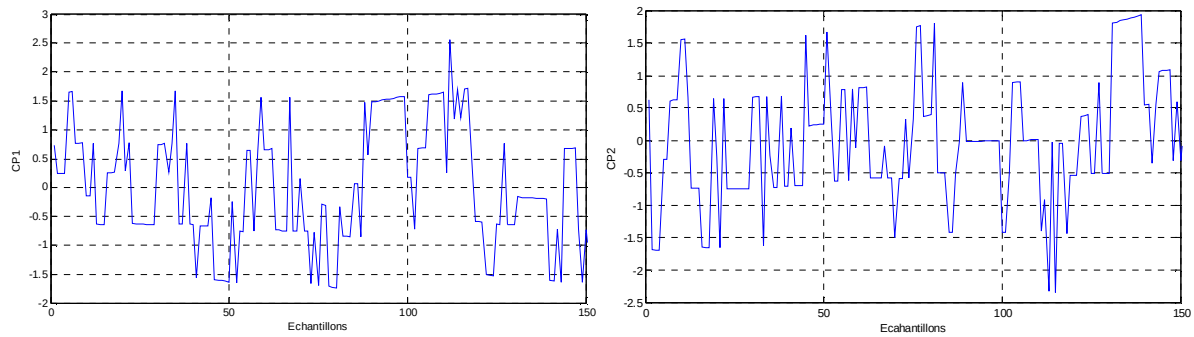


Figure III.7 : Evolution des composantes principales des variables d'entrées.

On voit clairement que la première composante principale des entrées évolue entre -1,7 et 2,5, par contre la deuxième composante principale évolue entre -2,4 et 1,9, ceci est justifié par la dispersion des données représentées par la valeur propre de chaque composante principale.

III.4.2 Variables des sorties

De la même manière que pour les entrées, on calcule la matrice de covariance, les matrices des vecteurs propres et des valeurs propres pour les sorties qui sont respectivement :

$$\Sigma_s = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.1631 & 0.5355 \\ 0.1631 & 1.0000 & 0.9206 \\ 0.5355 & 0.9206 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{V}_{ps} = \begin{bmatrix} 0.4068 & 0.8669 & 0.2880 \\ 0.6081 & -0.4923 & 0.6227 \\ 0.6816 & -0.0782 & -0.7275 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{v}_{ps} = \begin{bmatrix} 2.1409 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8591 & 0 \\ 0 & 0 & 8.32 \times 10^{-16} \end{bmatrix}$$

Les allures des composantes principales des sorties calculées en utilisant la relation (II.1) sont représentées sur la figure (III.8).

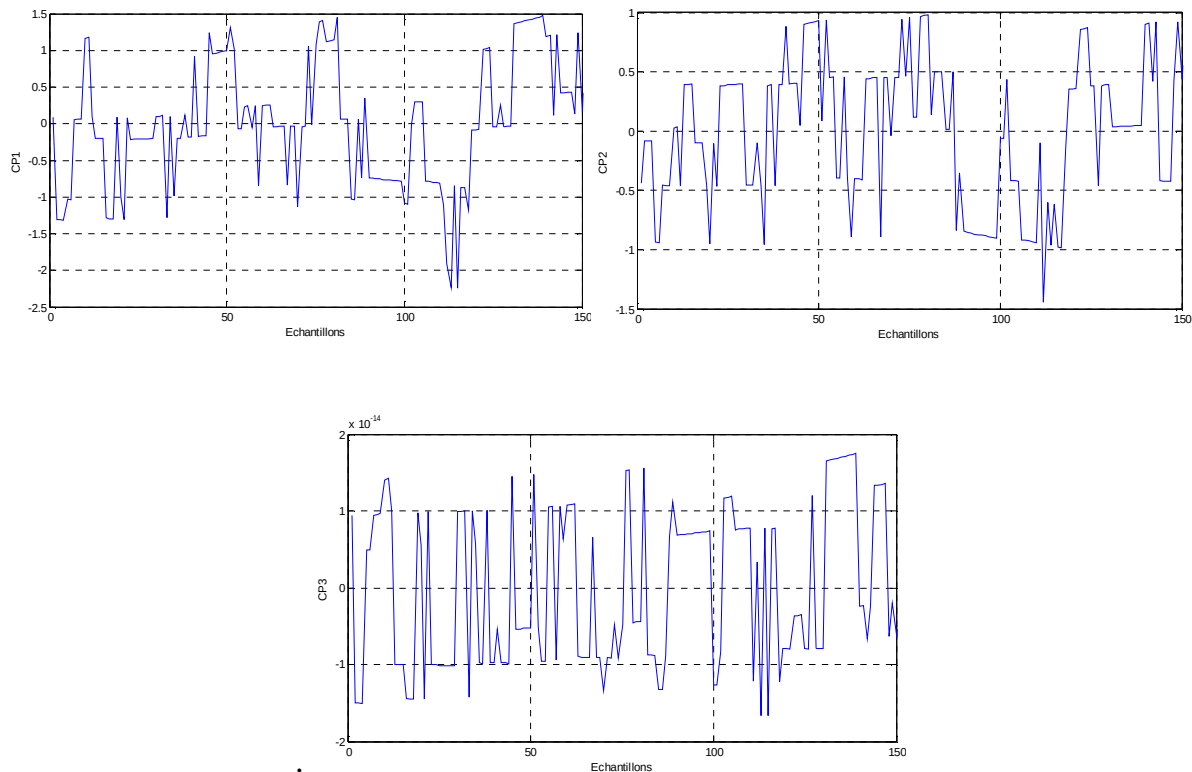


Figure III.8 : Evolution des composantes principales des variables de sorties.

Il apparait clairement que la dernière composante principale contient un minimum d'information sur les données originales. Pour montrer cette constatation, il est préférable d'utiliser le critère du pourcentage de la variance cumulée, précité dans la section (5.1) du chapitre II, pour le choix du nombre de composantes principales à retenir. La variance, la variance cumulée et le pourcentage de la variance cumulée des différentes composantes principales des sorties sont données dans le tableau (III.2). La variance de la dernière composante est quasiment nulle ce qui nous permet de réduire l'espace de projection des composantes principales à deux dimensions.

Composante principale	Variance expliquée	Variance cumulée	Variance cumulée (%)
1	2.1409	0.7136	71.36
2	0.8591	0.9999	99.99
3	8.32×10^{-16}	1	100

Tableau III.2 : Différentes variances des composantes principales des sorties.

III.4.3 Régression des composantes principales (RCP)

Après avoir identifié le modèle ACP des entrées et celui des sorties, on effectue une régression du bloc des composantes principales des entrées sur celui des sorties. Cette régression linéaire multiple consiste à trouver la matrice des combinaisons par les équations (II.22) et (II.23). La matrice des coefficients de régression des composantes principales est comme suit :

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -0.4953 & -0.5730 \\ 0.7066 & -0.0326 \end{bmatrix}$$

Dans le reste de ce mémoire, le calcul des composantes principales des sorties est basé uniquement sur le calcul des composantes principales des entrées et la matrice de coefficients de régression des composantes principales (RCP).

III.5 Détection de défauts par l'ACP

Un système dynamique est défini par un nombre limité de paramètres répertoriés comme principaux et qui influent sur sa dynamique. La seule considération de ces paramètres dans un problème du diagnostic de défauts peut ne pas être suffisante, voire déterminante, pour l'aboutissement d'une expérience unitaire. En effet, une bonne appréhension du problème considéré nécessite souvent l'observation et l'analyse des résultats induits par un nombre relativement élevé d'expériences. Par conséquent, et pour le

besoin de robustesse des mécanismes de surveillance, le recours à des formalismes plus performants en termes de traitement en amont et d'interprétation en aval s'impose. Dans ce sens, l'ACP des différentes variables d'un système dynamique et l'évaluation statistique de leurs propriétés constituent l'un des formalismes les plus envisagés.

L'approche de détection de défauts dans un environnement entièrement aléatoire examinée dans ce travail repose sur trois étapes fondamentales :

- Ø Prélèvement répété de mesures (acquisition) : on a choisi une fenêtre d'analyse de 150 échantillons et on a exécuté un nombre important d'expériences dans les mêmes conditions (77 expériences).
- Ø Calcul du carré de rayon des différents cercles de l'ACP : ce calcul a été fait sur des signaux mesurés et après avoir trouvé les différentes composantes principales des entrées, en utilisant l'équation (II.13).
- Ø Analyse statistique des signaux traités : cette étape est consacrée à trouver les lois de distribution adoptées aux fonctions aléatoires en terme du carré de rayon du cercle de l'ACP des entrées afin de s'approcher au mieux à ces dernières en utilisant des tests statistiques appropriés.

III.5.1 Calcul du seuil adaptatif pour les entrées

L'indice de détection considéré est basé sur une mesure de variabilité du carré de rayon du cercle de l'ACP des entrées. La variabilité du carré de rayon est la conséquence de la présence de défauts, de la présence de bruits ou encore résulte de l'effet des perturbations agissant sur le système. La mesure de variabilité du signal a pour but de caractériser la dispersion du signal traité dans son étendue. Partant du fait que les extrêmes des variations du signal aléatoire calculés à partir du carré de rayon du cercle ACP changent d'une expérience à une autre dans les mêmes conditions expérimentales, il devient possible de classer le carré de rayon comme une fonction aléatoire représentative du phénomène étudié. Ainsi, pour chaque expérience réalisée, le carré de rayon $R_i^2(t_j)$, $i = 1, \mathbf{K}, 77$, est évalué à chaque échantillon t_j , $j = 1, \mathbf{K}, 150$. Sous certaines hypothèses, la séquence $\{R_1^2(t_j), R_2^2(t_j), \mathbf{K}, R_{77}^2(t_j)\}$ définit alors une variable aléatoire Σ de moyenne $m(t_j)$ et d'écart

type $s(t_j)$ telle que ces deux derniers paramètres sont représentés dans les figures suivantes :

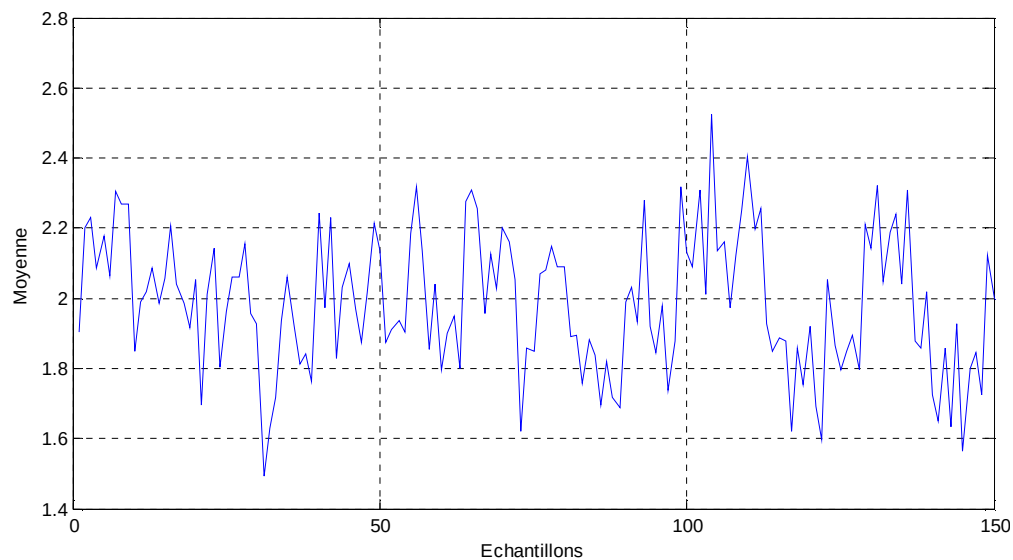


Figure III.9 : La moyenne instantanée du carré de rayon des entrées.

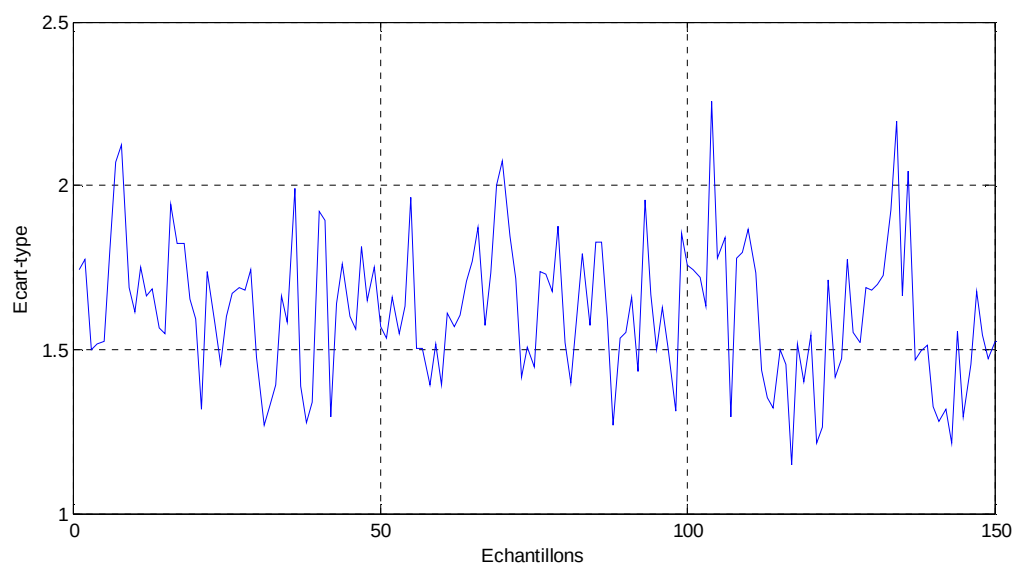


Figure III.10 : l'écart type instantané du carré de rayon des entrées.

D'après les figures (III.9) et (III.10) et après avoir calculé la matrice de corrélation du carré de rayon du cercle ACP des composantes principales des entrées, on a constaté que

cette fonction aléatoire est non stationnaire vu qu'elle ne garde pas les mêmes caractéristiques statistiques :

- La moyenne et l'écart-type varient aléatoirement en fonction du temps.
- La valeur de carré du rayon varie aléatoirement dans toutes les expériences.

Pour bien analyser nos résultats et bien définir l'intervalle de confiance qui sert à calculer le seuil de franchissement, on a opté à utiliser les tests statistiques afin de déterminer les lois de distribution du carré de rayon.

En appliquant le test basé sur la Skewness et la Kurtosis sur nos échantillons pour confirmer les échantillons qui suivent la loi normale à 5% comme seuil de risque, et en traçant leurs histogrammes, on a constaté que seulement six échantillons suivent la loi normale. Ce premier examen quant à la normalité de la distribution, est toute fois incomplet et non fondé sur des bases théoriques consistantes. Donc, pour étudier correctement la forme de la distribution asymptotique des échantillons, il convient d'étudier le comportement de ces derniers avec un test plus performant qui est le test de K-S (Kolmogorov-Smirnov).

Pour ce faire, et en tenant compte de l'application en question, nous avons opté pour ce test. Ce choix est étroitement lié à la nature des mesures manipulées, à la distribution de fréquences de la variable aléatoire Σ et au nombre d'échantillons dont on dispose. Plus précisément, il s'agit de créer, sur un échantillon donné, un vecteur de fréquences cumulées de la variable aléatoire $R_i^2(t_j)$ obéissant à une loi normale $N(m(t_j), s(t_j))$. Ces fréquences cumulées représentent la fonction de répartition. Pour plus de détails voir chapitre II.

Ce test a donné comme résultat, l'hypothèse H_0 vraie pour la distribution log-normale du carré du rayon du cercle des composantes principales des entrées le long des 150 échantillons.

III.5.2 Représentation des seuils fixes et adaptatifs pour les entrées

En premier lieu, on effectue une expérience unitaire dont le carré de rayon suit la distribution log-normale, ensuite on trace un seuil fixe en se basant sur l'intervalle de confiance donné par l'équation (II.15), tel que la borne inférieure et supérieure de l'intervalle représentent le seuil de détection de défauts avec un degrés de signification de 95%.

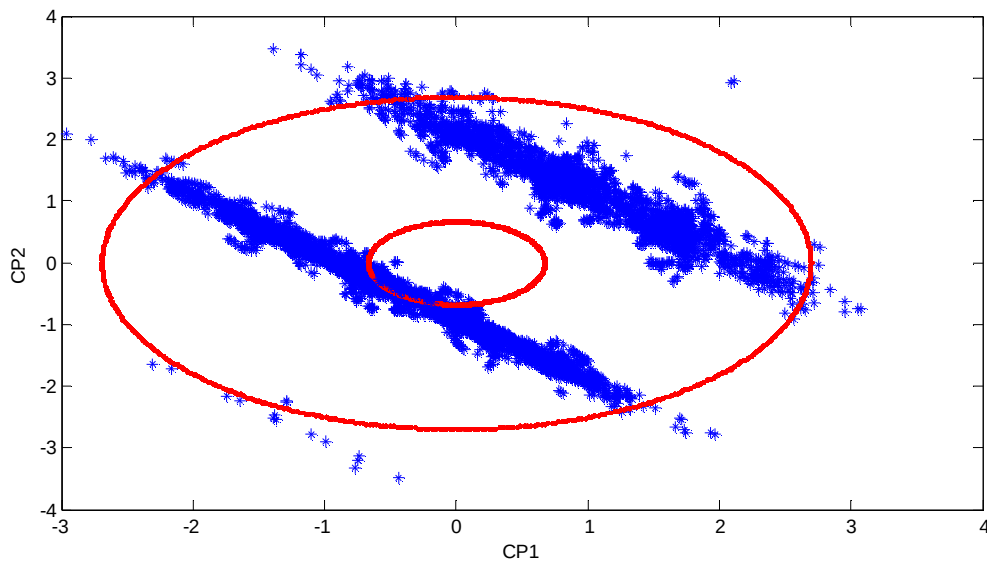


Figure III.11 : Le seuil fixe à 95%.

En observant la figure (III.11), on peut remarquer la présence d'un taux de fausses alarmes considérable en absence de défauts, ce qui augmente les interventions des opérateurs. De plus, il est ainsi impossible qu'un défaut soit détecté lorsque notamment celui-ci est de faible amplitude dont l'inconvénient de cette méthode.

Pour cette raison, on a calculé le seuil adaptatif en se basant sur les 77 expériences effectuées dans les mêmes conditions. Ce seuil représente le minorant et le majorant de tous les intervalles de confiances pour l'étendue de mesure de 150 échantillons considérés avec un niveau de signification de 95%, comme le montre la figure (III.12).

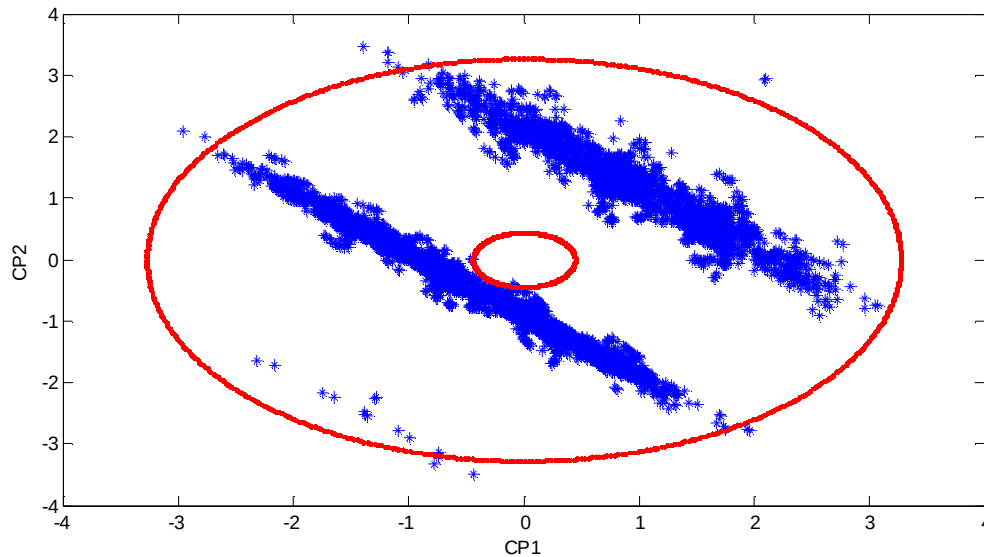


Figure III.12 : Le seuil adaptatif à 95%.

L'avantage de ce seuil est d'assurer à chaque échantillon une zone de fonctionnement normal et de réduire le taux de fausses alarmes malgré la présence de quelques valeurs hors seuil dûes aux erreurs de mesures et aux bruits aléatoires. Cela est illustré par la représentation du taux de la moyenne des fausses alarmes entre le seuil fixe et le seuil adaptatif dans les figures (III.13) et (III.14).

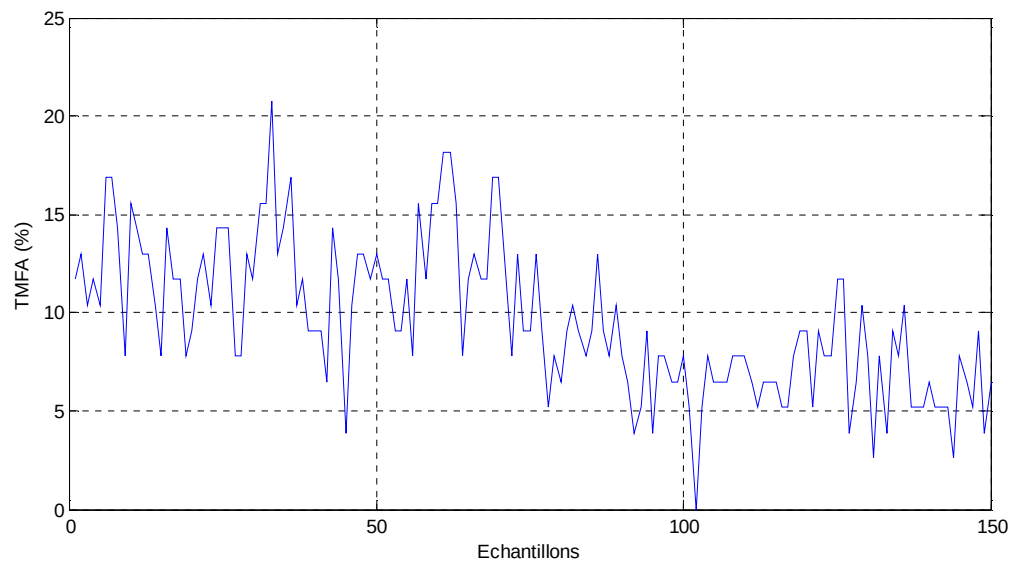


Figure III.13 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 95%.

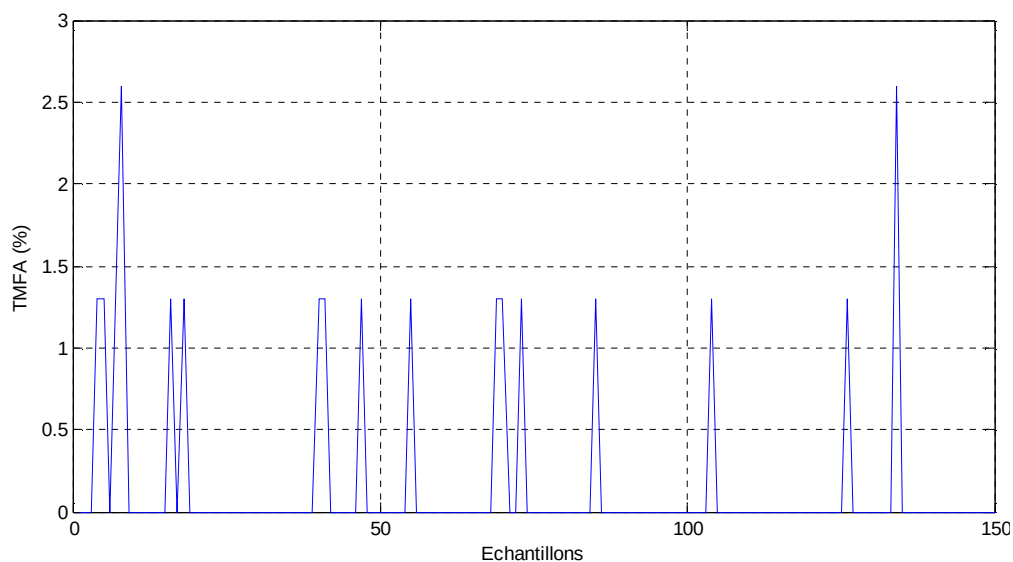


Figure III.14 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil adaptatif à 95%.

On voit clairement la réduction importante du taux de la moyenne de fausses alarmes, de seuil fixe (20%) au seuil adaptatif (2.5%) dont l'avantage de ce dernier.

Mais aussi, si on augmente la valeur de niveau de signification à 98%, la longueur de l'intervalle de confiance augmente. Par conséquent, la surface de la région de

fonctionnement normal du système sur le plan des composantes principales croit et regroupe ainsi plus de points qui ont été initialement des synonymes des fausses alarmes. Les deux seuils fixe et adaptatif sont représentés dans les figures (III.15) et (III.16).

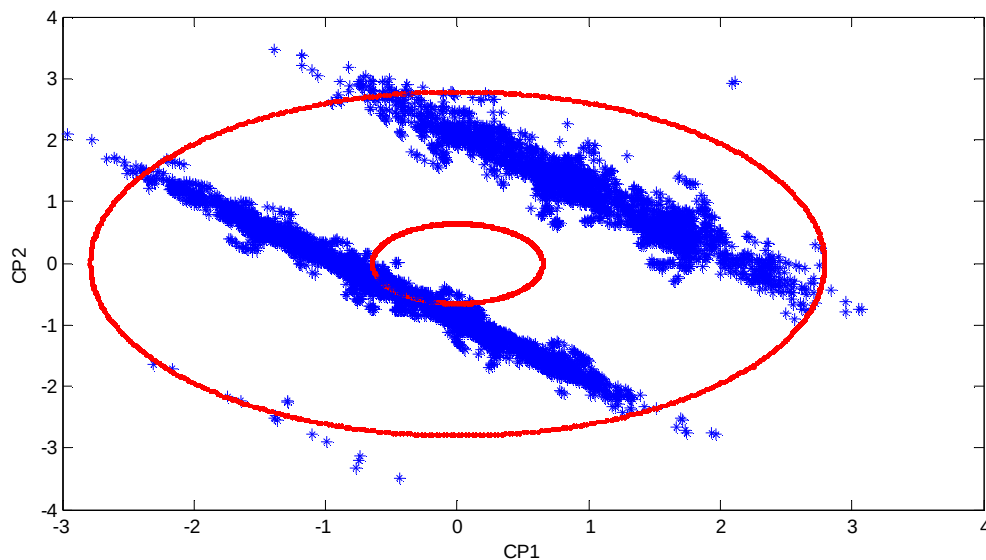


Figure III.15 : Le seuil fixe à 98%.

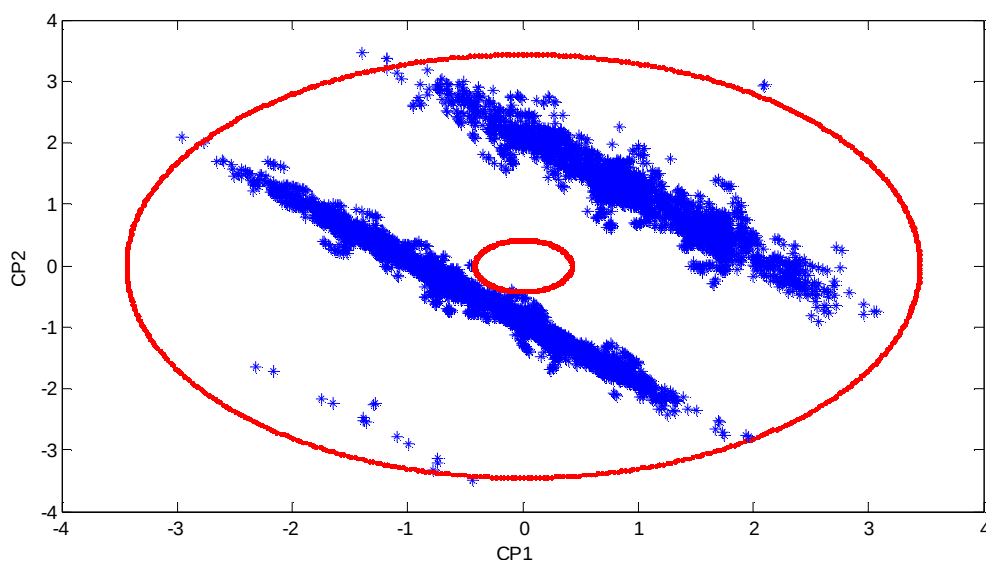


Figure III.16 : Le seuil adaptatif à 98%.

On voit clairement que malgré la réduction croissante de fausses alarmes pour le seuil adaptatif à 98%, il y a toujours l'apparition de quelques points hors limites qui sont des valeurs aberrantes dues aux bruits aléatoires.

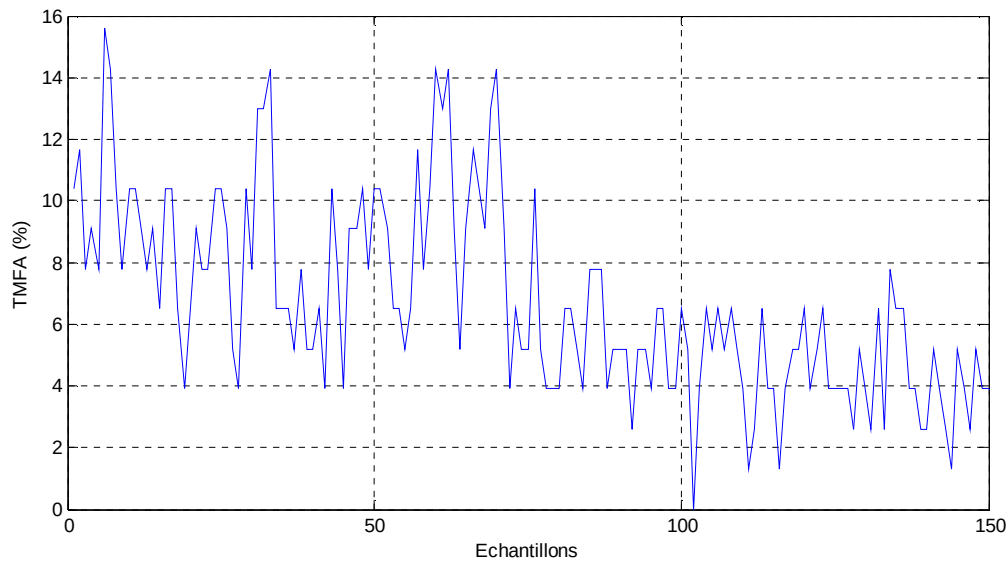


Figure III.17 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 98%.

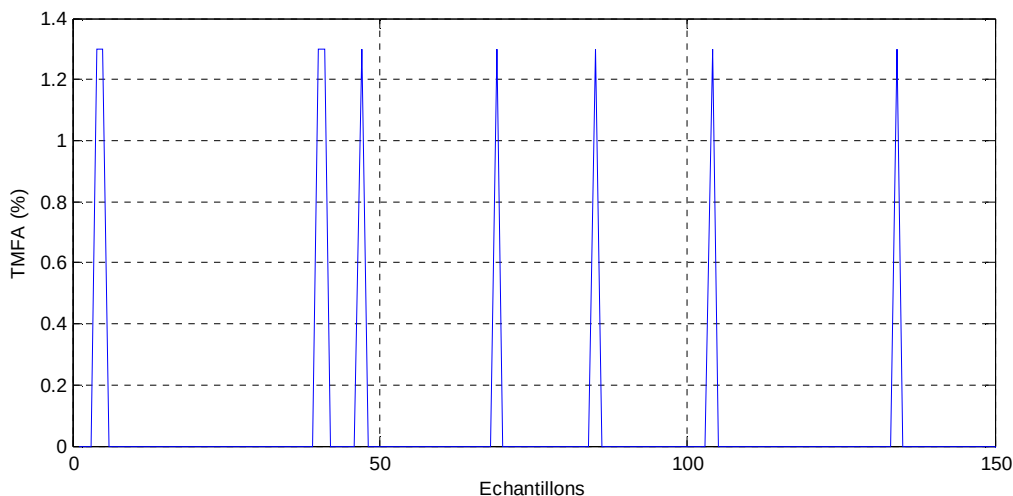


Figure III.18 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil adaptatif à 98%.

D'après les figures (III.17) et (III.18), une dégradation du taux de la moyenne de fausses alarmes équivalente à (14%) est constatée entre les deux seuils, du fait de l'influence de l'augmentation de la valeur de niveau de signification sur l'intervalle de confiance. Malgré cette amélioration dans le nombre d'intervention, la détection reste toujours imprécise. Donc pour mieux juger les performances de detection, il est judicieux d'augmenter le niveau de confiance à 99%.

Les figures (III.19) et (III.20) représentent respectivement le seuil fixe et le seuil adaptatif calculés à 1% de risque d'erreur.

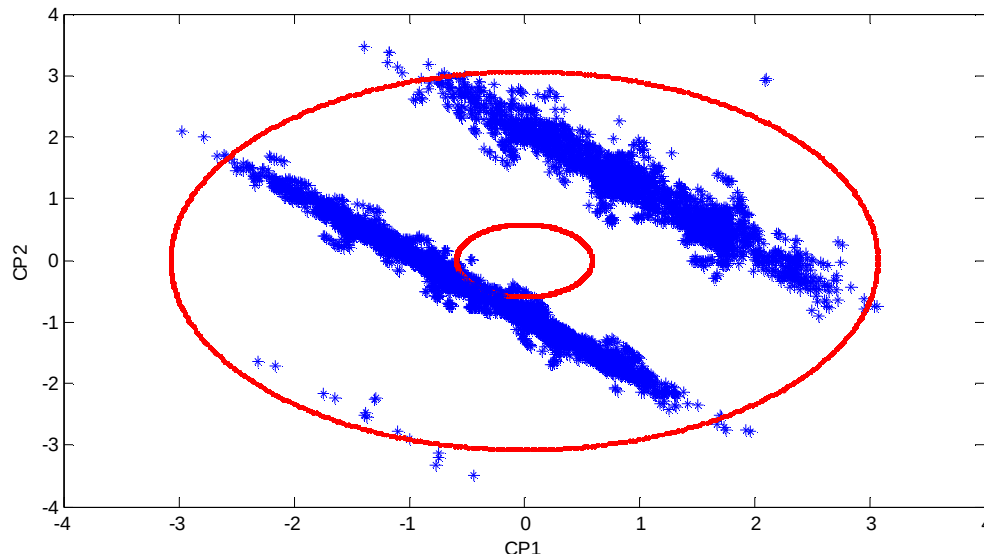


Figure III.19 : Le seuil fixe à 99%.

Comme illustré dans la figure ci-dessus, il y a toujours l'apparition de fausses alarmes pour le seuil fixe qui n'est pas performant malgré l'augmentation du niveau de confiance à 99%.

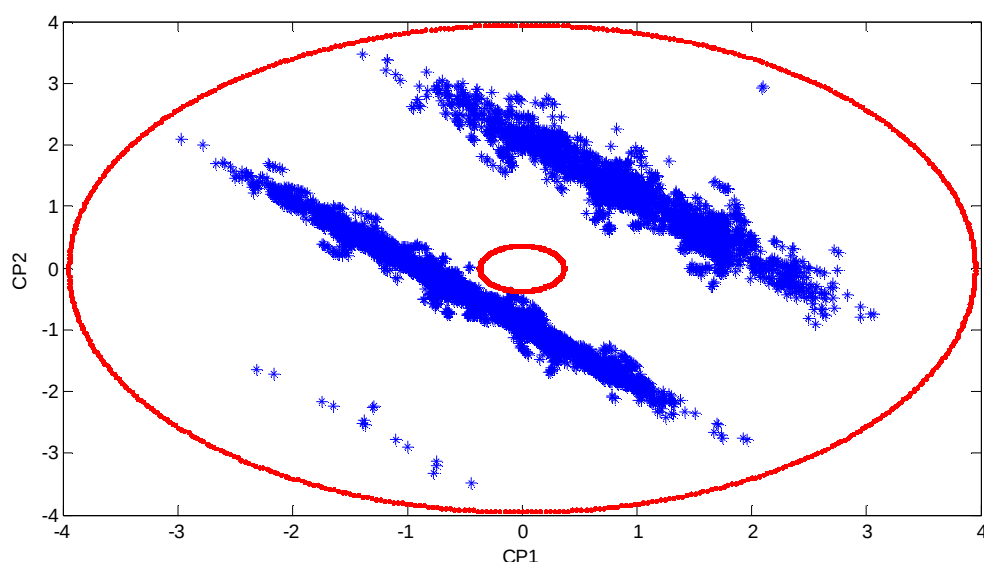


Figure III.20 : Le seuil adaptatif à 99%.

Contrairement au seuil fixe, on remarque que le seuil adaptatif a éliminé totalement les fausses alarmes, d'où la détermination de la zone de fonctionnement normal du système à trois réservoirs communicants DTS-200 pour tous les échantillons, ce qu'est souhaitable.

La figure (III.21) montre que le taux de la moyenne de fausses alarmes a diminué pour le seuil fixe en passant de 98% à 99% comme niveau de confiance, où il s'est annulé pour quelques échantillons, cependant le seuil adaptatif a éliminé complètement les fausses alarmes.

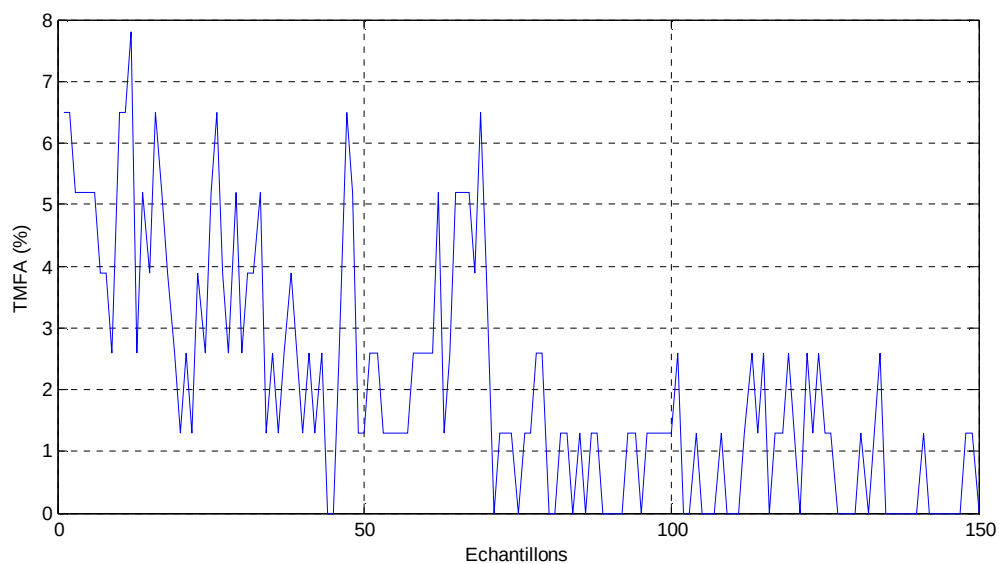


Figure III.21 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 99%.

III.5.3 Calcul du seuil adaptatif pour les sorties

Pour bien illustrer l'approche du seuil adaptatif et constater sa performance en détection de défauts, considérons les variables de sorties du système Three Tank System DTS-200. Suivant la procédure de la régression sur composantes principales (RCP), une autre variable aléatoire Σ définit par la séquence $\{R_1^2(t_j), R_2^2(t_j), \mathbf{K}, R_{77}^2(t_j)\}$ a été générée pour les sorties. La figure (III.22) représente sa moyenne $m(t_j)$ et la figure(III.23) représente son écart-type $s(t_j)$.

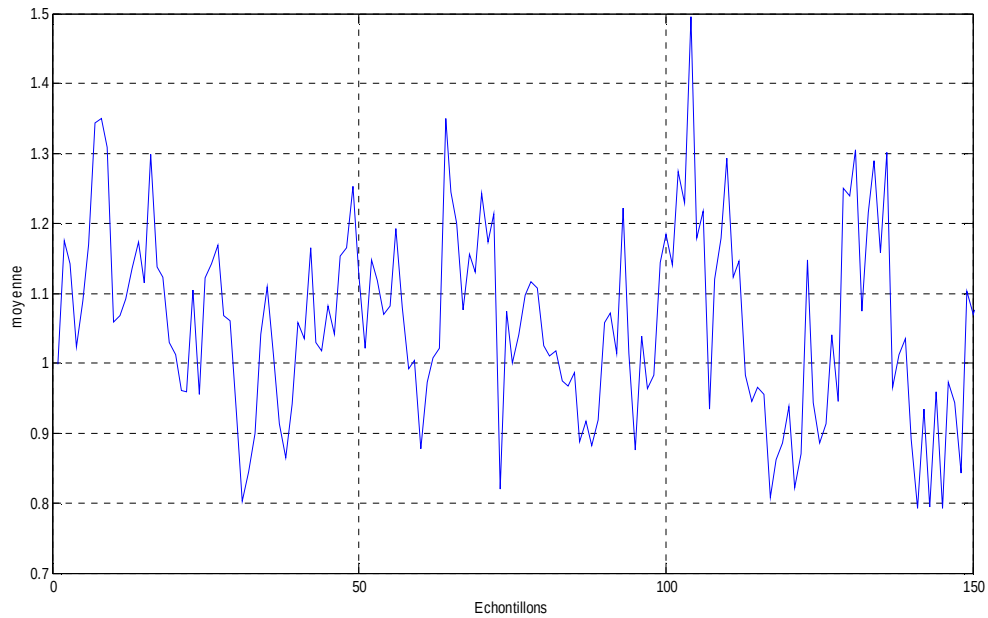


Figure III.22 : La moyenne instantanée du carré de rayon des sorties.

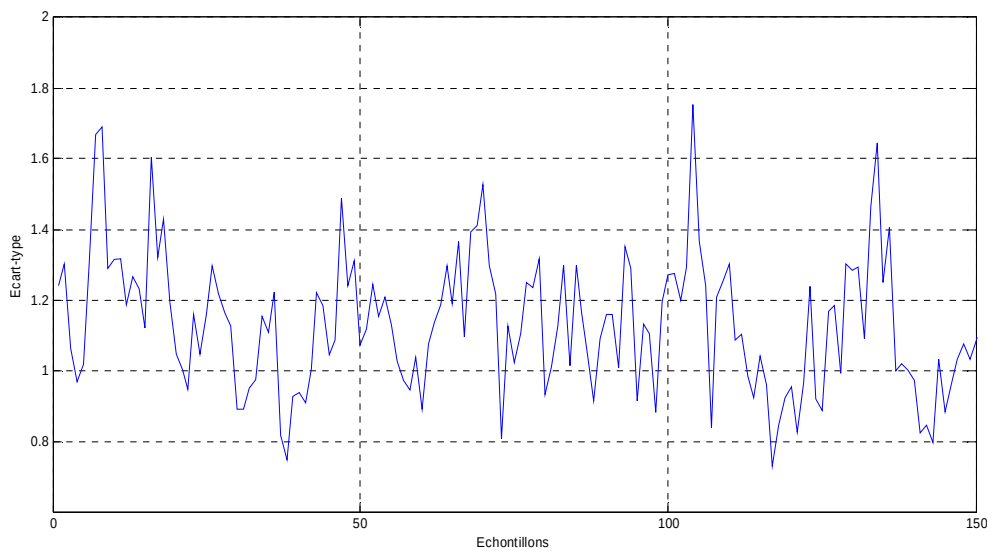


Figure III.23 : L'écart type instantané du carré de rayon des sorties.

A partir des figures ci-dessus on déduit que la fonction aléatoire est non stationnaire vu qu'elle ne garde pas les mêmes caractéristiques statistiques (moyenne, écart-type et covariance).

Toutefois, il faut déterminer la loi de distribution du carré de rayon $R_i^2(t_j)$ du cercle ACP des sorties, à partir du test de K-S (Kolmogorov-Smirnov). Ce test montre bien que la variable $R_i^2(t_j)$ suit la loi log-normale pour tous les échantillons comme c'est le cas pour les entrées.

III.5.2 Représentation des seuils fixe et adaptatif pour les sorties

De la même façon que pour les entrées, en se basant sur l'équation (II.15), on calcule l'intervalle de confiance correspondant à chaque échantillon, pour les différents niveaux de confiances proposés dans la section précédente de cette application, afin de tracer le seuil fixe calculé d'après une expérience unitaire.

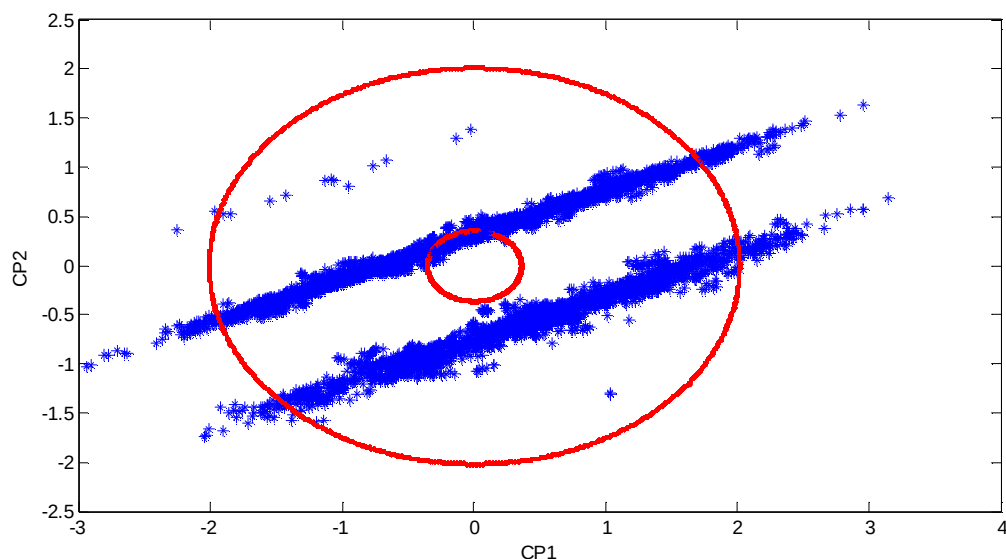


Figure III.24 : Le seuil fixe à 95%.

La figure (III.24), montre toujours l'apparition importante des valeurs en dehors des limites du seuil fixe, qui correspondent aux fausses alarmes pour le niveau de signification de 95%. Donc il est nécessaire de déterminer le seuil adaptatif en effectuant les 77 expériences comme le montre la figure (III.25).

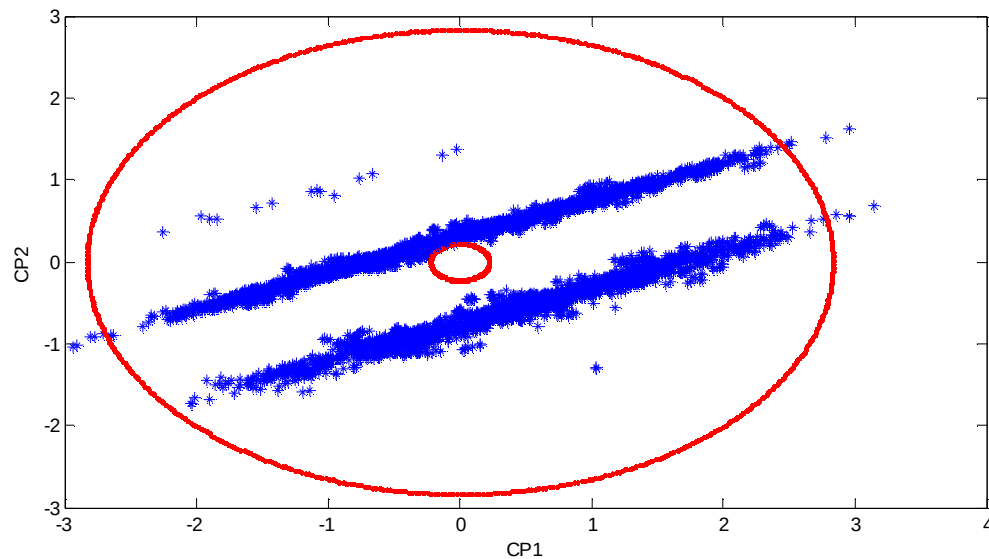


Figure III.25 : Le seuil adaptatif à 95%

On voit clairement que le seuil adaptatif apporte une réduction importante du taux de fausses alarmes dont l'avantage de ce seuil. Cela est justifié dans les figures (III.26) et (III.27).

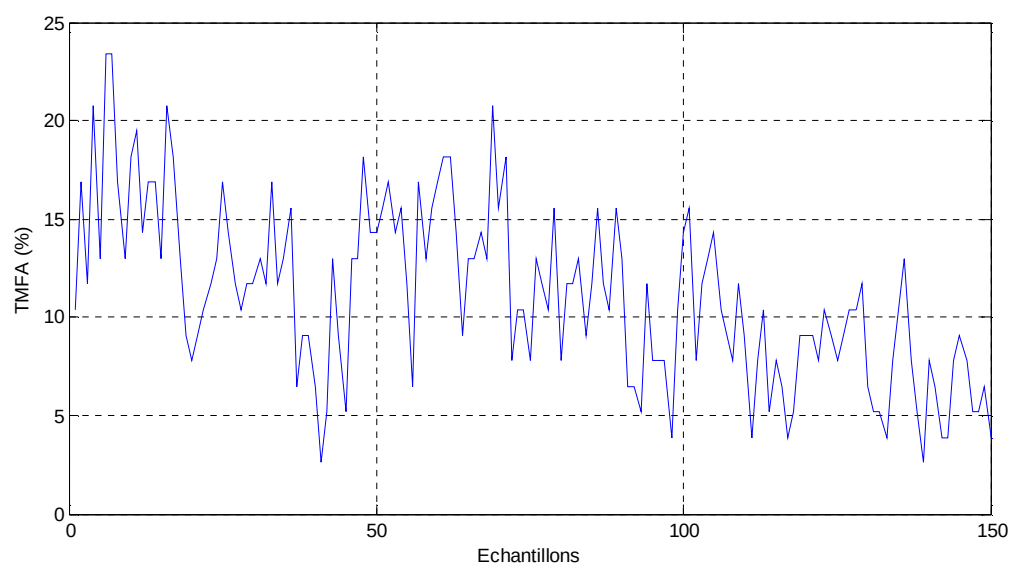


Figure III.26 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 95%.

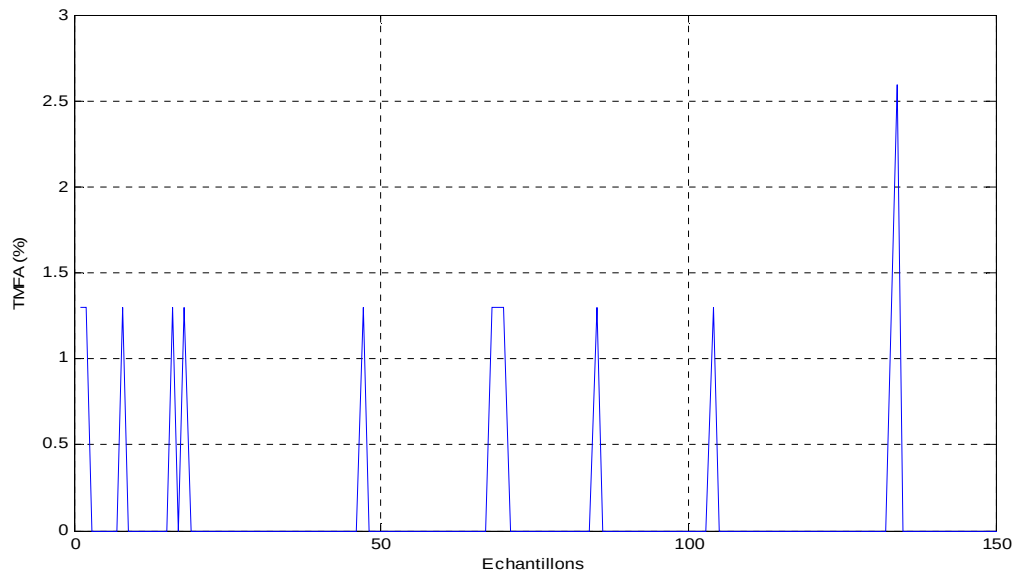


Figure III.27 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil adaptatif à 95%.

A partir des résultats obtenus, on constate une amélioration présentée par la réduction de nombre de fausses alarmes, mais on propose toujours d'augmenter le niveau de confiance à 98%.

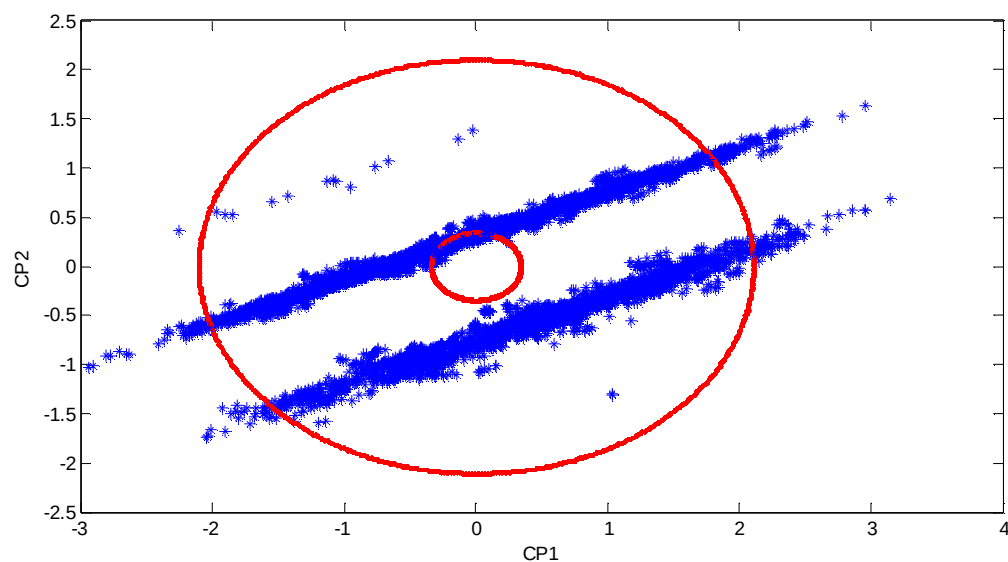


Figure III.28 : Le seuil fixe à 98%.

D'après la figure (III.28), On constate qu'avec un seuil fixe, de nombreuses fausses alarmes sont détectées malgré l'augmentation de niveau de confiance. Ainsi, il est préférable de passer au seuil adaptatif afin de mettre en vigueur l'efficacité de ce seuil comme le montre la figure (III.29).

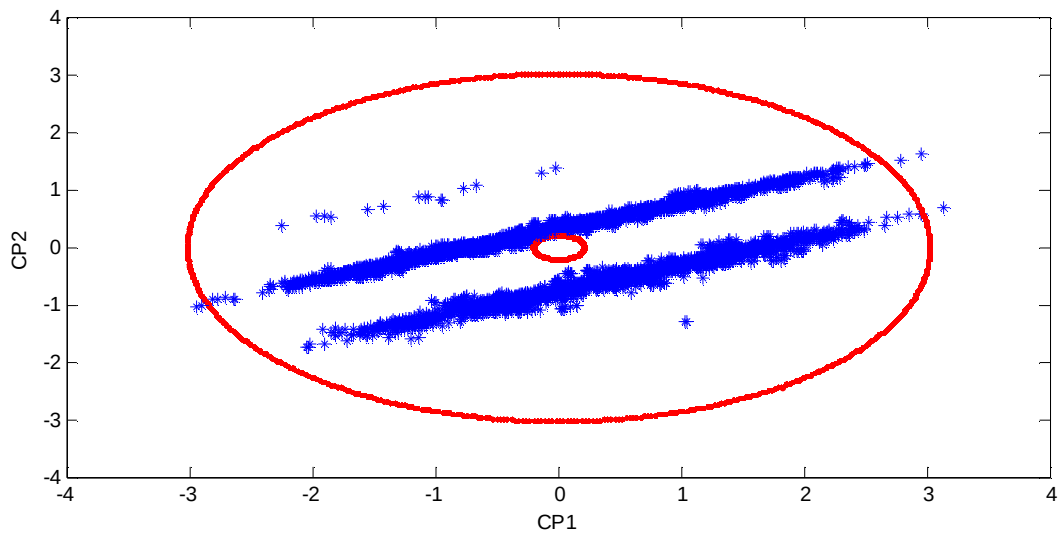


Figure III.29 : Le seuil adaptatif pour les sorties à 98%.

On remarque bien l'efficacité de ce seuil en réduction importante de fausses alarmes comme il est indiqué sur les figures (III.30) et (III.31), mais il y'a toujours quelques points hors seuil dûs aux erreurs de mesures et aux bruits affectants le système.

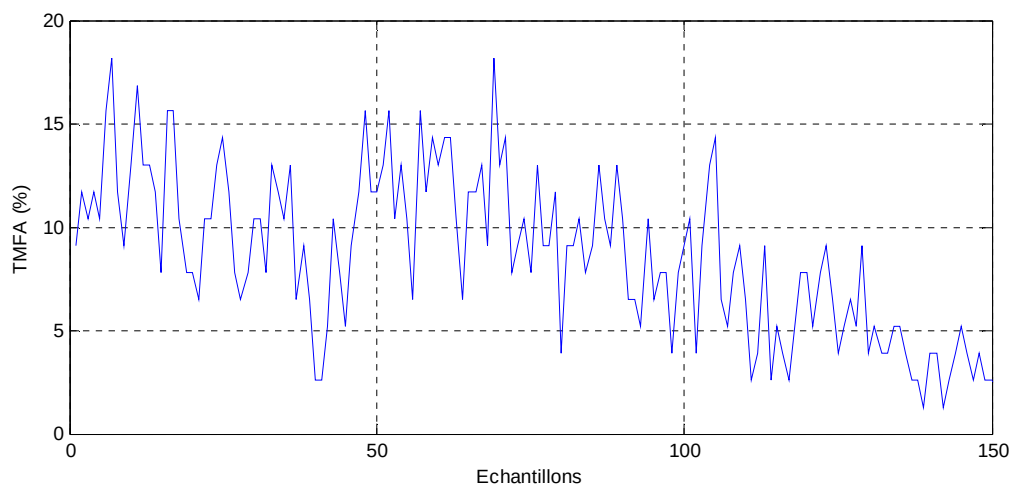


Figure III.30 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 98%.

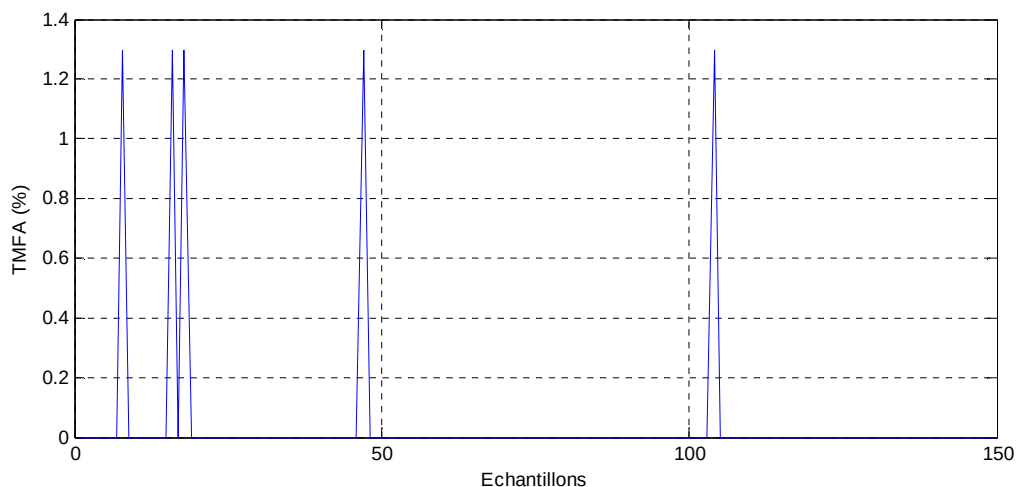


Figure III.31 : Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil adaptatif à 98%.

Il est clair que le taux de la moyenne de fausses alarmes détecté pour le seuil adaptatif est nettement inférieur à ce détecté pour le seuil fixe.

Pour améliorer la qualité de détection et réduire le taux de fausses alarmes, on définit le degré de signification à 99%.

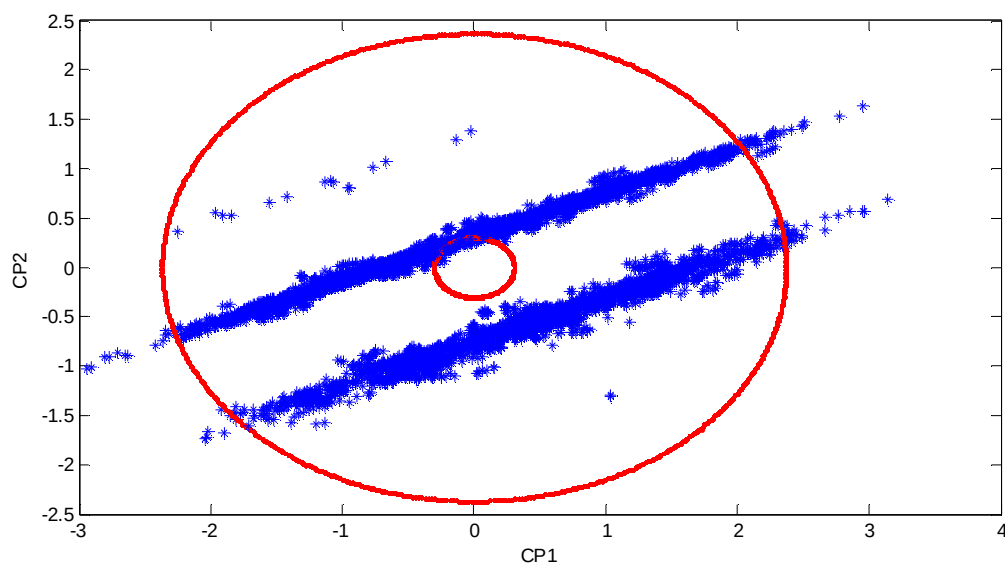


Figure III.32 : Le seuil fixe à 99%.

La figure (III.32) montre toujours l'apparition de fausses alarmes pour le seuil fixe. Si on adapte le seuil de façon à ne plus être sensible à ces erreurs, on aura le résultat souhaitable illustré dans la figure suivante.

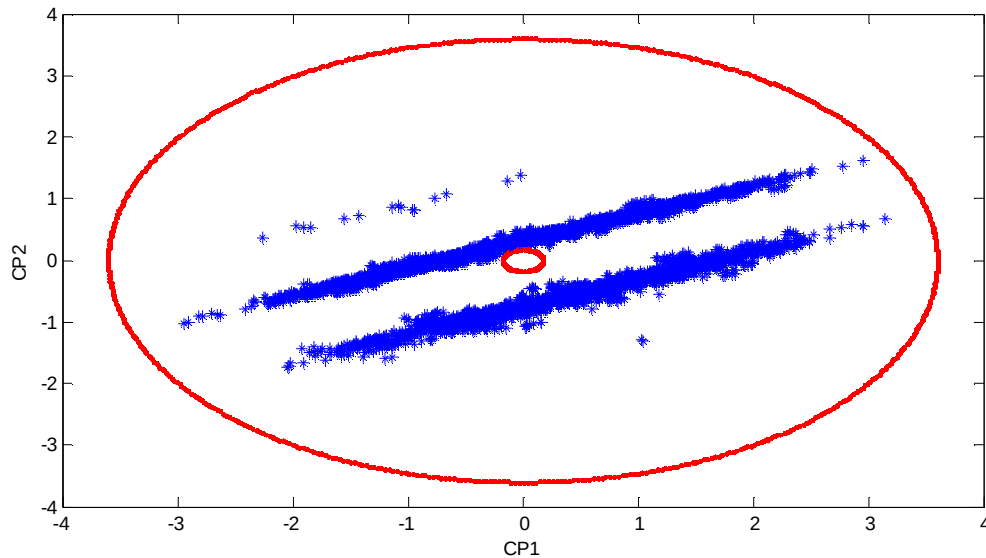


Figure III.33 : Le seuil adaptatif à 99%.

La figure(III.33) montre que le seuil adaptatif définit une région de confiance plus élargie que celle du seuil fixe, d'où une déduction totale de fausses alarmes.

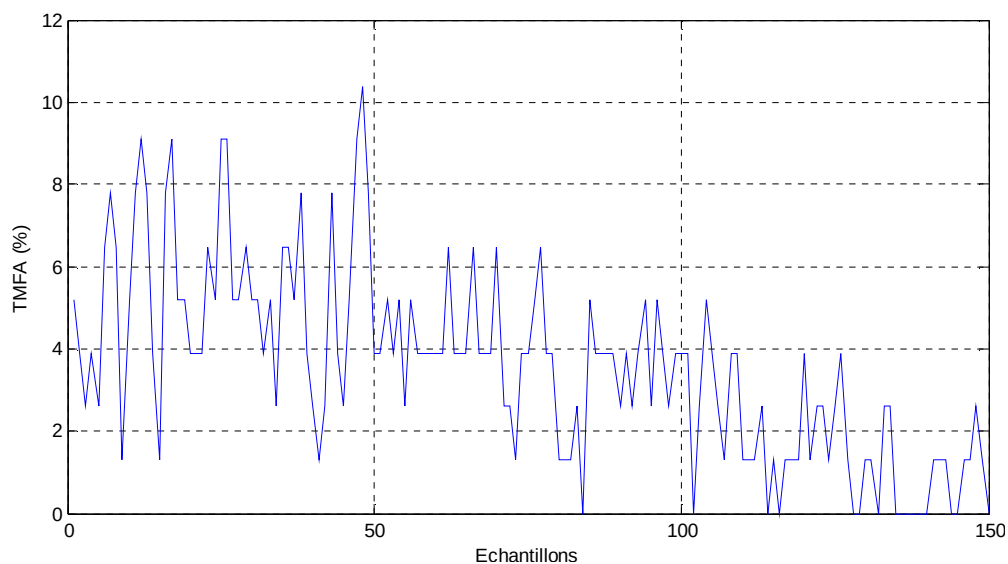


Figure III.34: Taux de la moyenne de fausses alarmes à seuil fixe à 99%.

La figure (III.34) montre que le taux de la moyenne de fausses alarmes a diminué pour le seuil fixe en passant de 98% à 99% comme niveau de confiance, ainsi qu'il s'est annulé pour quelques échantillons, cependant le seuil adaptatif a nettement éliminé les fausses alarmes.

III.6 Conclusion

Le but de l'ACP est d'identifier la structure de dépendance entre des observations multivariées afin d'obtenir une description ou une représentation compacte de ces dernières. L'estimation des paramètres du modèle ACP est effectuée par calcul des valeurs et vecteurs propres de la matrice de corrélation des données. Cependant, pour la détermination de la structure du modèle, le critère de Pourcentage Cumulé de la Variance (PCV) a été utilisé. Ensuite la régression RCP est effectuée pour modéliser une relation linéaire entre l'ensemble des sorties et l'ensemble des entrées.

Une fois que le modèle ACP est identifié, (détermination des variables à surveiller et le nombre de composantes à retenir ainsi que l'estimation des vecteurs propres de la matrice de corrélation des données). Concernant le problème de fausses alarmes, un seuil fixé à base d'une analyse statistique de l'indicateur a été élaborée, cet indice de détection est défini par la somme carrée des combinaisons de composantes principales prises deux à deux. Les résultats montrent que plus l'intervalle de confiance est grand plus la qualité de détection est meilleure. La détection de défauts à seuil adaptatif donne des meilleures performances par rapport aux indices de détection de défauts basés sur le seuil fixe qui ne donne pas de performances satisfaisantes car il peut causer beaucoup de fausses alarmes et réduire la précision de détection.

Conclusion et perspectives

Conclusion et perspectives

L'objectif de diagnostic des systèmes, est de détecter rapidement les divers défauts existant sur un procédé (défaut d'instrumentation, des paramètres et structure) pour éviter la dégradation de ses performances et augmenter la sécurité des opérateurs et de l'environnement. Pour les systèmes complexes ou de grande taille, établir de telles relations mathématiques entre les variables paraît difficile. Comme alternative, les méthodes basées sur l'analyse en composantes principales (ACP), sont très intéressantes pour la mise en évidence des corrélations linéaires significatives entre les variables du processus sans formuler de façon explicite le modèle du système.

Avant tout, nous avons présenté le principe de l'analyse en composantes principales (ACP). Cette méthode permet d'extraire les relations linéaires ou quasi-linéaire qui existent entre les variables et d'identifier les dépendances entre les observations multivariées afin d'obtenir une représentation compacte de ces dernières. Dans ce travail, l'ACP est utilisée comme une technique de modélisation des relations entre les différentes variables du processus. Ainsi, une procédure permettant à la fois de déterminer les variables à surveiller et le nombre de composantes à retenir dans le modèle ACP peut être appliquée sur les données collectées sur le système ou le processus à surveiller.

Une fois le modèle identifié, la procédure de détections peut être effectuée par une mesure de variabilité du carré de rayon du cercle de l'ACP des entrées et celui des sorties qui est calculé par la régression des composantes principales (RCP). Ce cercle présente le seuil de détection, sa limite est calculée en connaissant la loi de distribution de la somme carrée des composantes principales. Malgré que les différentes variables d'entrées et de sorties du système « Three Tank System DTS-200 » sont soumises aux bruits aléatoires, les résultats obtenus en utilisant l'approche ACP montrent son aptitude et son efficacité dans l'élimination de fausses alarmes, qui provoquent un arrêt inutile et génèrent une perte de confiance des opérateurs.

La méthode proposée, présente l'avantage d'éliminer les fausses alarmes, par conséquent limiter le nombre d'interventions de l'opérateur et diminuer le nombre d'arrêts non planifiés et augmenter la durée de vie des équipements en cas de présence de défauts.

Une perspective directe de ce travail consiste à varier la taille de la fenêtre de l'analyse ainsi que le nombre d'expériences, pour constater son influence sur les résultats obtenus.