



UNIVERSITÉ M'HAMED BOUGARA - BOUMERDÈS

Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie

Département : Automatisation et Electrification des Procédés Industriels

Laboratoire d'Automatique Appliquée

THESE DE DOCTORAT

Présentée par

HAFIFA AHMED

En vue de l'obtention du diplôme de Docteur en Génie électrique

Option : Automatique Appliquée et Traitement du Signal

THEME

Diagnostic et Surveillance des Processus Industriels Complexes par FDI Floue

(Fuzzy Fault Detection and Isolation)

- Application à un Système de Compression -

Composition du Jury

Mimoun ZELMAT	Professeur	Université de Boumerdès.	Président
Ferhat LAAOUAD	Professeur	Université de Boumerdès.	Rapporteur
Belkacem OULD-BOUMMAMA	Professeur	Université des Sciences et Technologies de Lille, France.	Examineur
Djamel BOUKHETALA	Professeur	Ecole Nationale Polytechnique, Alger.	Examineur
Azzedine CHIHEB	M.C (A)	Université Badji Mokhtar de Annaba.	Examineur

*Je dédie cette thèse
à mes parents, à mes frères et sœurs,
à ma femme qui m'a soutenu et pour sa patience,
à ma sœur Sabrina
et à tous ceux que j'aime*

Il est bien plus beau de savoir quelque chose de tout que de savoir tout d'une chose. |
Pascal, Blaise (1623-1662) |

Je crois que l'avenir de l'humanité est dans le progrès de la raison par la science. |
Zola, Émile (1840-1902) |

REMERCIEMENTS

Ce travail n'aurait jamais vu le jour sans l'aide de personnes auxquelles je veux adresser mes sincères remerciements.

Je voudrais en premier lieu exprimer tous mes remerciements au Professeur Ferhat LAAOUAD, pour m'avoir donné l'opportunité d'effectuer ce travail dans un domaine qui m'a toujours passionné et pour m'avoir accueilli dans son équipe et pour m'avoir encadré tout au long de ce travail, qu'il trouve ici l'expression de ma plus profonde gratitude pour m'avoir soutenu et encouragé dans les moments difficiles.

Je le remercie également pour les lectures attentives qu'il a faites de ce travail aux différentes étapes de sa réalisation et aux bons conseils qu'il m'a prodigués lorsqu'un problème ou un autre me bloquait.

Mes remerciements vont également à tous ceux qui ont, de près ou de loin, participé à l'élaboration de ce travail, et à tous ceux qui par un simple mot ou geste, m'ont aidé et encouragé tout au long de mes études, je pense à mes parents, mes sœurs, mes frères, à tous mes amis d'enfance.

Tous mes remerciements vont également aux membres du jury pour m'avoir fait l'honneur d'examiner ce travail avec un regard empli d'expérience.

En fin, je remercie mes amis Kouider Laroussi, Ali Benani, Brahim Lahrech, Azzouz Mohamed, Foudili Mokhtar, Iratni Abdelhamid, Mouloud Goumana, Salim Zebeir et Rbihi Mohamed pour m'avoir assisté à chaque fois que j'en avais besoin, leur présence à mes côtés est sans doute le plus beau témoignage d'amitié. Je me souviendrai toujours.

ملخص

إن استعمال التقنيات الآلية في الأنظمة الصناعية خلال السنوات الأخيرة زاد من تعقيد هذه الأنظمة ، لأن هذه الأخيرة تعتمد في مبدأ عملها على تقنيات تحكم جد معقدة ، وعلى وسائل قياس وإنتاج جد حساسة ، مما يجعلها عرضة للأخطاء الإستعمالية.

لهذه الأسباب يجب تزويد هذه الأنظمة الصناعية بأجهزة مراقبة، ووسائل تشخيص قادرة على توفير المعلومات عن الحالة التشغيلية لهذه الأنظمة ، وذلك بتوفير مؤشرات الإنذار المبكرة عن أي خلل في الاستعمال .

في هذا المجال يسجل عملنا العلمي الذي نعرضه خلال رسالة الدكتوراه هذه استعمال المنطق الغامض ، الذي يمكننا توظيفه في إيجاد تمثيل لفظي لتصميم نظام مراقبة ، وتشخيص خاص بنظام صناعي محل الدراسة ، والذي يتمثل في نظام ضغط الغازات المستعملة في ميدان نقل المحروقات، لإبراز جدوى هذا الطرح نستعرض تطبيقاً قمنا بإنجازه والمتعلق بتصميم نظام مراقبة وتشخيص خاص بنظام ضغط الغازات ، مما يؤدي إلى رفع الإنتاج في هذا الميدان واستدراك نقائص المراقبة التقليدية للأنظمة الصناعية .

Abstract

During the last decade, significant change of direction in the development of automation theory and its application has attracted great attention from the academic and industrial communities. The concept of "Intelligent systems" has been suggested as an alternative approach to conventional. The objective is to introduce new mechanisms permitting a more flexible automation system, but especially more robust one, able to deal with model uncertainties and parameter variations. In this work, we examine and illustrate the use of fuzzy logic in diagnosis for fault detection and isolation in compression system.

Model-based fault detection and isolation (FDI) is an approach with increasing attention in the academic and industrial fields. In FDI, the discrepancies between system outputs and model outputs are called residuals, and are used to detect and isolate faults. This thesis proposes a model-based architecture for fault detection and isolation based on fuzzy methods. Fuzzy methods are used to derive residuals models for the process running in normal operation and for each fault. When a fault occurs, fault detection is performed using the residuals. Then, the faulty fuzzy models are used to isolate a fault. The FDI architecture proposed in this work uses a fuzzy decision making approach to isolate faults, which is based on the analysis of the residuals. Fuzzy decision factors are derived to isolate faults.

This thesis describes a general architecture for diagnosis, fault detection and isolation of a compression system. The compressions systems are crucial part of most chemical and petrochemical plants. It's a system being very complex by its physical structure as well as its behavior (surge problem). The validity of the proposed methodology is illustrated by the application of this approach to the compression system of SC3/ SONATRACH of DJELFA has shown its ability to detect and isolate the incipient faults.

LISTE DES PUBLICATIONS (De 2004 à 2009)

A. Articles dans des revues internationales (De 2004 à 2009)

1. **Ahmed Hafaifa**, Kouider Laroussi and Ferhat Laaouad, Robust fuzzy fault detection and isolation approach applied to the surge in centrifugal compressor modeling and control. *Fuzzy Information and Engineering*, Springer (2010), vol.2 no.1, pp.49-73.
2. **Ahmed Hafaifa**, Ferhat Laaouad and Kouider Laroussi, Fuzzy approach applied in fault detection and isolation to the compression system control. *Studies in Informatics and Control (SIC)*, (2010), vol.19, no.1, pp.17-26.
3. **Ahmed Hafaifa**, Ferhat Laaouad and Kouider Laroussi, Fuzzy logic approach applied to the surge detection and isolation in centrifugal compressor. *Automatic Control and Computer Sciences*, Springer (2010), vol. 44, no. 1, pp. pp. 53–59.
4. **Ahmed Hafaifa**, Kouider Laroussi and Ferhat Laaouad, Fault detection and isolation in industrial plants using fuzzy observers models, *Review of Advanced Technologies CDTA*, Vol. 21, 2010. (Accepted in production).
5. **Ahmed Hafaifa**, Ferhat Laaouad and Moulod Guemana, A New engineering method for fuzzy reliability analysis of surge control in centrifugal compressor. *American Journal of Engineering and Applied Sciences*, (2009), vol. 2 no. 4, pp. 676-682.
6. **Ahmed Hafaifa**, Ferhat Laaouad and Kouider Laroussi, Centrifugal compressor surge detection and isolation with fuzzy logic controller. *International Review of Automatic Control (Theory and Applications) – (2009)*. Vol. 2. n.1, pp. 108-114.
7. **Ahmed Hafaifa**, Ferhat Laaouad and Kouider Laroussi, Fuzzy modelling and control for detection and isolation of surge in industrial centrifugal compressors. *Automatic Control Journal of the University of Belgrade* (2009), vol.19, no.1, pp.19-26.
8. Ferhat Laaouad, M. Bouguerra, **Ahmed Hafaifa** and A. Iratni, Nonlinear Sensitive Control of Centrifugal Compressor. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Sciences* (2007), vol. 4, no. 2, pp. 669-674.
9. Ferhat Laaouad, **Ahmed Hafaifa** and kouider Laroussi, A nonlinear model for a turbo compressor using fuzzy logic approach. *World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS)* (2007), vol. 2, no. 2, pp. 79-84.
10. Ferhat Laaouad, **Ahmed Hafaifa** and L. Grigoriev, Conception of new control system using neural network approach permitting to increase energy in the industrial compression systems. *International Journal of WELDING IN THE WORLD -LONDON-* (2005), vol. 49, SPI, pp. 523-530.

B. Articles de conférences (De 2004 à 2009)

1. **A. Hafaifa**, F. Laaouad, K. Laroussi, Fuzzy Observer for Fault Detection and Isolation in Complex Systems Applied to the Surge Detection in Centrifugal Compressor, 9ième Congrès de Mécanique – Marrakech Maroc, Avril 2009.
2. **A. Hafaifa**, F. Laaouad, K. Laroussi, The Implemented of the Bilinear PID and Fuzzy controller to the Centrifugal Compressor Surge Control, International Conference on Structural Analysis of Advanced Materials Tarbes, France September 2009.
3. F. Laaouad and **A. Hafaifa**, Fault Detection and Isolation of Industrial plants Using Fuzzy Observers Models, 10th International Conference on Chemistry and its Role in Development, Mansoura Egypt 2009.
4. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and A. Bennani, Practical Design for a Robust Fault Detection and Isolation in Compression System, 2nd International Conference on Advanced Computational Engineering and Experimenting, Barcelona (Spain), 2008.
5. **A. Hafaifa**, F. Laaouad, K. Laroussi, A Numerical Structural Approach to Surge Detection and Isolation in Compression Systems using Fuzzy Logic Controller, Informatics 2008 organized by the International Association for Development of the Information Society (IADIS), Amsterdam Netherlands 2008.
6. **A. Hafaifa**, F. Laaouad, K. Laroussi, A new engineering method for fuzzy reliability analysis of surge control in centrifugal compressor, International Conference on Electrical Engineering Design and Technologies (ICEEDT), Hammamet, Tunisia 2007.
7. **A. Hafaifa**, F. Laaouad et A. Benani, Utilisation de la Méthode FDI Floue pour la Détection et l'Isolation de pompage dans les Compresseurs Centrifuges, 1st Algerian-German International Conference on New Technologies and their Impact on Society AGICNT 2008.
8. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and M. Guemana, A Numerical Structural Approach to Surge Detection and Isolation in Compression Systems Using Fuzzy Logic Controller, 4th International Conference on Power Electronics, Machines and Drives 2008 (PEMD 2008), York St John University College, York, UK 2008.
9. **A. Hafaifa**, F. Laaouad, K. Laroussi, Utilisation de la méthode FDI pour la localisation de défauts de fonctionnement d'un processus non linéaire, International Conference on Computer Integrated Manufacturing CIP'2007 November, 03 – 04, Setif, Algeria 2007.
10. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and M. Guemana, A Numerical Structural Approach to Surge Detection and Isolation in Compression Systems using Fuzzy Logic Controller, The Eighth international conference on Sciences and Techniques of Automatic control November 05-07, 2007, Sousse, Tunisia.

11. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and M. Guemana, A new engineering method for fuzzy reliability analysis of surge control in centrifugal compressor, International Conference on Electrical Engineering Design and Technologies (ICEEDT) Hammamet, Tunisia. November 5-6, 2007.
12. F. Laaouad, **A. Hafaifa** and K. Laroussi, A Nonlinear Model for a Turbo Compressor using Fuzzy Logic Approach, Proceedings of the 6th WSEAS Int. Conf. on Electronics, Hardware, Wireless and Optical Communications, Corfu Island, Greece, February 16-19, 2007.
13. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and K. Laroussi, Application de la méthode FDI pour la localisation et l'identification des défauts dans les processus industriels complexes, 3^{ème} Symposium International des Hydrocarbures et de la chimie, Ghardaïa, Algérie 2006.
14. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and K. Laroussi, Detection and Isolation of Surge in Centrifugal Compressor with a Correct Safety System, the International Conference APPA Advances in Production and Processing of Aluminium, Kingdom of Bahrain 2005.
15. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and A. Iratni, Advanced Methods for Time – Varying and Non linear Processes Using Fuzzy Logic, The 7th International Conference on Computing Anticipatory Systems, CASYS'05, Liège Belgium August 2005.
16. **A. hafaifa**, F. Laaouad and K. Laroussi, A Non Linear Model For a Turbo Compressor Using Fuzzy Logic Approach, Fourth International Conference on Computational Heat and Mass Transfer, Paris – France May 2005.
17. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and A. Aleb, Application of Fuzzy Logic to the Compressor Anti-Surge Control, The British Mathematical Colloquium and British Applied Mathematics, Liverpool April 2005.
18. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and K. Laroussi, Fuzzy Approach Modelling and Thermodynamic Simulation in Centrifugal Compressors, Conférence Nationale sur le Génie Electrique CGE' 04, Ecole Militaire Polytechnique de Bordj el Bahri, Alger. Avril 2005.
19. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and A. Iratni, Nonlinear Sensitive Control of Centrifugal Compressor, IEEE Third International Conference on Systems, Signals & Devices, Sousse, Tunisia March 2005.
20. **A. Hafaifa**, F. Laaouad and L.I. Grigoriev, Modélisation d'un système de compression par réseaux de neurones, 2^{ème} Symposium International sur les Hydrocarbures et la Chimie à GHARDAIA, Algérie Mars 2004.

TABLE DES MATIÈRES

Introduction générale	03
CHAPITRE I	
Introduction au diagnostic	07
I.1 Introduction.....	08
I.1.1 Définition et terminologie.....	08
I.2 Critères de performance d'un système de diagnostic.....	10
I.3 Redondance et définition des systèmes de surveillance.....	14
I.3.1 Redondance d'informations.....	14
I.3.2 Redondance physique.....	14
I.3.3 Redondance analytique.....	14
I.3.4 Principe d'un système de surveillance.....	16
I.3.4.1 La surveillance.....	16
I.3.4.2 La supervision	17
I.3.4.3 Place de la détection.....	17
I.4 Diagnostic à base de modèle.....	20
I.4.1 Méthodes de génération de résidus.....	22
I.4.2 Approche par espace de parité.....	23
I.4.3 Approche par estimation de paramètres.....	26
I.4.4 Estimation d'état.....	29
I.5 La détection.....	33
I.6 La localisation.....	34
I.7 Logique flou et diagnostic.....	37
I.7.1 Modèles flous pour la génération de résidus.....	37
I.7.2 Détection floue des résidus.....	39
I.7.3 Localisation floue.....	41
I.8 Conclusion	43

CHAPITRE II**Détection et localisation des défauts à base de la logique Floue (FDI Floue)**

(Fuzzy Fault Detection and Isolation)	44
II.1 Introduction.....	45
II.2 L'Approche FDI.....	45
II.2.1 Définitions.....	46
II.2.2 Principe.....	47
II.3 Limites de la méthode.....	49
II.3.1 Prise en compte de perturbations.....	52
II.3.2 Insuffisance d'informations.....	53
II.3.2.1 Connaissances d'informations sur le système.....	55
II.3.2.2 Informations sur les résidus	55
II.3.3 Autres sources d'erreur.....	57
II.4 Méthode FDI floue	58
II.4.1 Systèmes experts flous	58
II.4.2 Définition des ensembles flous.....	60
II.4.3 Coefficient de détectabilité.....	62
II.4.4 Matrice de détectabilité.....	63
II.4.5 Fuzzification des résidus.....	64
II.5 Relation symptômes – défauts.....	66
II.5.1 Indicateur flou de défauts.....	67
II.5.2 Extension au cas flou.....	68
II.6 Comparaison avec des opérateurs connus.....	73
II.6.1 Comparaison avec la distance de Hamming relative.....	73
II.6.2 Comparaison avec une fonction de similarité.....	77
II.7 Identification de la grandeur des défauts.....	78
II.7.1 Fuzzification des résidus.....	79
II.7.2 Amplitudes des défauts.....	80
II.8 Décision.....	82
II.9 Conclusion.....	83

CHAPITRE III

Système de Compression et Diagnostic	84
III.1 Introduction	85
III.2 Système de compression.....	85
III.2.1 Domaine d'utilisation	86
III.3 Modèle mathématique de système de compression	87
III.4 Le modèle dynamique du système de compression.....	89
III.5 Performances d'un compresseur centrifuge.....	90
III.5.1 Phénomènes instationnaires et stabilité aérodynamique.....	91
III.5.2 Le phénomène de pompage.....	93
III.5.2. 1 Pompage classique.....	94
III.5.2. 2 Pompage profond.....	95
III.5.2. 3 Pompage modifié.....	96
III.5.2. 4 Ligne du pompage.....	96
III.5.2. 5 Origine du pompage.....	98
III.6 Diagnostic du système de compression.....	102
III.6.1 Génération de résidus.....	103
III.7 Conclusion.....	109

CHAPITRE IV

Résultats d'Application	110
IV.1 Introduction	111
IV.2 Surveillance à base de modèles du système de compression	111
IV.3 Application de la méthode FDI floue au système de compression SC3 (Station de compression de gaz SC3 / SONATRACH DJELFA).....	113
IV.3.1 Résidus et variables	118
IV.3.2 Matrice d'incidence et de détectabilité.....	119
IV.4 Résultats.....	121
IV.5 Conclusion.....	131
Conclusion générale et perspectives	132
Annexes.....	135
Bibliographie.....	149

Introduction Générale

Le développement croissant de l'automatisation, au cours de ces deux dernières décennies, a touché tous les secteurs de l'industrie. La complexité des systèmes industriels qui en résulte a rendu leur exploitation plus performante et plus vulnérable. En effet, l'évolution des technologies a permis l'amélioration des performances des différents dispositifs, mais a aussi entraîné une prise en compte de leur fiabilité, critère qui caractérise leur sûreté de fonctionnement. Il s'ensuit que la réalisation de systèmes sûrs passe par la prise en compte, lors de leur conception, des préoccupations relatives à leur aptitude à résister aux éventuelles défaillances matérielles (capteurs, actionneurs, etc.), logicielles et humaines,...

Ainsi, cette évolution technologique a contribué au développement de nouvelles procédures de surveillance qui permettent la détection, la localisation et le diagnostic des éventuels défauts. Ces procédures ou algorithmes de surveillance comprennent une étape de génération d'indicateurs de défauts ou résidus, qui caractérisent un écart par rapport aux conditions de fonctionnement (plusieurs modes de fonctionnement peuvent être répertoriés). Une phase d'évaluation de ces résidus conduit ensuite à prendre une décision. Or, pour générer ces résidus, on utilise des informations issues d'un modèle du système, afin de les comparer à celles fournies par les instruments de mesure.

Plusieurs travaux ont été réalisés dans la littérature pour développer des méthodes de diagnostic robuste. Ces méthodes sont basées sur les différentes informations disponibles pour décrire le comportement des systèmes. Le principe essentiel dans ces travaux consiste à détecter et localiser les défauts internes (affectant le processus lui-même), les défauts externes (affectant les actionneurs, les capteurs), les fonctionnements anormaux, puis à estimer les caractéristiques principales des défauts mis en évidence (leurs amplitudes). Dans la plupart des situations pratiques, le diagnostic de fonctionnement est effectué généralement en présence de bruits de mesure, de perturbations, de bruits agissant sur le processus et d'erreurs de modélisation. Ces approches ont fait l'objet de plusieurs publications dans la littérature. Les principales sont les suivantes: Luenberger, 1971 [113], Willsky, 1976 [152], Clark, 1978 [31], Chow, 1980 [30], Isermann, 1984 [93], Chow et Willsky, 1984 [29], Chen et Patton, 1985 [25], Gertler, 1988 [68], Dubuisson, 1988 [47], Frank et Wünnenberg, 1989 [57], Cassar et al., 1992 [21], les auteurs étudient différentes méthodes probabilistes utilisées pour le diagnostic robuste et comparent leurs performances.

Par ailleurs, les travaux développés dans ces dernières années par : Fuessel et Isermann, 2000 [63], Adrot, 2000 [2], Bøhagen, et Gravdahl, 2004 [14], Celse et al., 2005 [23], Laaouad et al., 2007 [111], Habbi et Zelmat, 2007 [88], Armant et al., 2008 [3], ont également investi dans ce domaine en développant un cadre méthodologique général pour la conception de systèmes de diagnostic robustes à base de modèles jusqu'à l'implémentation des algorithmes de surveillance.

Ces méthodes se basent sur un modèle du comportement normal et/ou défaillant du système et se distinguent selon différents critères : la dynamique du procédé à diagnostiquer (discret, continu ou hybride), l'implémentation du diagnostic en ligne et/ou hors ligne, la complexité du procédé, la nature de l'information disponible (qualitative et/ou quantitative), sa profondeur (analytique ou heuristique) et sa distribution (centralisée ou décentralisée). En général, ces méthodes peuvent être divisées en deux catégories :

- Méthodes externes : qui sont des méthodes à base de connaissances, des méthodes empiriques et de traitement du signal,
- Méthodes internes qui représentent des méthodes à base de modèles quantitatifs et/ou qualitatifs.

Cependant, ces techniques sont parfois difficiles à appliquer à cause des contraintes imposées. De plus, la richesse des résultats obtenus pour les systèmes linéaires n'est que très peu exploitable dans le contexte des systèmes non linéaires.

L'objectif du travail présenté dans cette thèse est d'exploiter les techniques issues du domaine de l'intelligence artificielle qui apparaît comme la principale alternative pour aborder les problèmes connus comme difficilement modélisables par des méthodes analytiques et qui requièrent souvent l'intervention des experts du domaine ou le traitement d'informations de nature qualitative. Dans ce travail, nous exposerons le principe de telles méthodes et tenterons d'en cerner les problèmes. Nous nous intéresserons plus particulièrement au problème de l'exploitation de la corrélation symptômes - défauts et tenterons de l'optimiser à l'aide d'opérateurs flous pour l'identification des défauts.

On montrera dans ce travail, à travers l'exemple d'un système de compression de gaz qui est composé par d'organes sensibles à des défauts accidentels, que les conséquences de ces défauts sur le bon fonctionnement des gazoduc (pipeline) peuvent être critiques, car une fausse manœuvre peut être coûteuse aussi bien humainement que financièrement. Il est donc essentiel de surveiller le fonctionnement de ces systèmes de compression.

En vue de remplir les objectifs de performances des systèmes de compression (sécurité, fiabilité, disponibilité et sûreté de fonctionnement), on leur associe des modules de diagnostic servant à détecter tout écart de comportement par rapport au comportement souhaité et même dans certaines situations à reconfigurer le fonctionnement du système.

Organisation du manuscrit

Cette thèse est composée de quatre chapitres et organisée de la façon suivante :

Chapitre 1 : Après un rappel non exhaustif de quelques notions sur le diagnostic des défauts, pour les processus industriels, nous présenterons en détail les méthodes à base de modèle ainsi que les différents modes de représentation des systèmes sous forme de modèles. Ce choix se justifie essentiellement par son application au chapitre IV. Différentes méthodes dédiées au diagnostic de défauts seront tout d'abord exposées. Nous présenterons en particulier les définitions de base et plus particulièrement les méthodes de génération de résidus fondées sur des modèles exacts. Nous caractériserons ensuite la qualité de ces méthodes par des critères de robustesse et de validation. Enfin, nous étudierons l'apport des techniques floues à ces différents systèmes de diagnostic.

Chapitre 2 : Ce chapitre est destiné à la conception d'une approche originale de détection, de localisation et d'identification de défauts, en vue de son application au diagnostic des systèmes de compression. Son application sera détaillée aux chapitres III et IV. On se propose, dans le cadre des systèmes non linéaires, de déterminer la gravité d'un défaut détecté. L'idée repose sur l'analyse quantitative des résidus en présence de défauts afin d'établir des signatures de pannes non binaires. Nous nous appuyant sur la logique floue et ses outils, nous présenterons une approche complète et intégrée permettant de résoudre la plupart des problèmes rencontrés dans l'utilisation des méthodes classiques de diagnostic. L'utilisation des techniques floues permettra de caractériser plus précisément la corrélation symptômes - défauts. Nous nous intéresserons aussi dans cette partie aux méthodes connues sous le nom de FDI floue (**F**uzzy **F**ault **D**etection and **I**solation). Nous utiliserons les implications floues comme opérateur de comparaison pour l'obtention d'un système de diagnostic à base de cette méthode dont le principe de diagnostic repose sur la comparaison des signatures de pannes théoriques et du vecteur de cohérence. Ceci a permis de définir des systèmes de pannes floues avec l'introduction des coefficients de détectabilité.

Chapitre 3 : Afin de montrer les avantages de l'approche étudiée dans le chapitre 2, nous proposerons dans cette partie, et ce, avant l'application de cette méthode sur le système de compression, d'analyser le phénomène de pompage dans les compresseurs centrifuges et de présenter une vue d'ensemble de cette forme d'instabilité dans le but de comprendre quelles en sont les manifestations et les conséquences. La notion d'instabilité aérodynamique pour un compresseur y est introduite et son impact sur la conception d'un système de diagnostic est exposé. Enfin, nous définirons les paramètres importants du système étudié en vue de générer les indicateurs de défauts nécessaires à l'outil de diagnostic.

Chapitre 4 : Les indicateurs de défauts cités au chapitre précédent seront exploités par la méthode FDI telle que décrite au chapitre II. Nous analyserons dans un premier temps la structure des résidus, puis, nous donnerons les résultats des tests effectués sur le système de compression de la station de compression de gaz SC3 SONATRACH de DJELFA, conformément au cahier des charges.

L'application de la méthode consiste en quatre étapes : génération des résidus, formation de la matrice d'incidence, formation de la matrice de détectabilité et définitions des ensembles flous relatifs aux variations des résidus. Nous tirerons les conclusions qui s'imposent quant à l'exploitation des résultats.

Nous terminons ce travail par des conclusions sur nos travaux et les perspectives de recherche associées.

CHAPITRE I

INTRODUCTION AU DIAGNOSTIC

Cette partie de thèse sera consacrée à une synthèse bibliographique du diagnostic de défauts, pour les processus industriels, nous présenterons en détail les méthodes à base de modèle ainsi que les différents modes de représentations des systèmes sous forme de modèle. Différentes méthodes propres au diagnostic de défauts seront exposées. Nous présentons en particulier les définitions de base et plus particulièrement les méthodes de génération de résidus fondées sur des modèles exacts. Nous caractériserons ensuite la qualité de ces méthodes par des critères de robustesse et de validation. Enfin, nous étudierons l'apport des techniques floues à ces différents systèmes de diagnostic. Cela nous permettra de développer au chapitre suivant une méthode de diagnostic flou pour la détection et la localisation des défauts. Le diagnostic de défauts des systèmes non linéaires est abordé. Dans un premier temps, les méthodes de découplage nécessitant la connaissance exacte du système sont rappelées. Cependant, en l'absence de connaissance exacte, une modélisation à base de modèles flous est utilisée pour décrire le comportement dynamique du système. Ce type de représentations a été exploité dans le domaine de la commande des systèmes où le comportement dynamique du système est décrit autour de plusieurs points de fonctionnement. Cette synthèse bibliographique nous permet d'appréhender les méthodes de diagnostic de défauts des systèmes non linéaires et de confirmer que, celles fondées sur des méthodes à base de la logique floue constituent un domaine de recherche intéressant.

I.1 Introduction

Pour atteindre les objectifs d'automatisation des processus technologiques, on fait appel à des méthodes qui deviennent de plus en plus sophistiquées. La finalité de cette sophistication croissante (accompagnée souvent de complexité) croissante est l'amélioration des performances, de la fiabilité, de la disponibilité et de la sûreté de fonctionnement de ces processus. Le besoin de sûreté de fonctionnement et de fiabilité est encore plus crucial lorsqu'il s'agit de systèmes sensibles pour lesquels une fausse manœuvre peut être coûteuse aussi bien humainement que financièrement. Ceci est le cas, par exemple, des stations de compression du gaz, des réacteurs nucléaires, des systèmes de transport à grande vitesse, des systèmes aéronautiques et bien d'autres encore. En vue de remplir ces objectifs de performance, de sécurité et de disponibilité des processus technologiques, on leur associe des modules de diagnostic servant à détecter tout écart de comportement par rapport au comportement souhaité et même dans certaines situations à reconfigurer le fonctionnement du système.

La stratégie de diagnostic s'effectue en trois étapes fondamentales. Dans un premier temps, il s'agit de déterminer si le processus considéré se comporte ou opère normalement, c'est-à-dire s'il remplit le cahier des charges que l'ingénieur s'est fixé lors de la conception du système en question. C'est l'étape dite de détection. Arrive ensuite une seconde étape qui a pour objet la recherche de certaines caractéristiques du défaut comme son instant d'apparition, son amplitude, sa gravité. Enfin, la dernière étape, qui découle des deux étapes précédentes, permet de décider de l'action à entreprendre sur le système. Il peut s'agir de maintenir le système dans le même mode opératoire, de corriger son fonctionnement ou encore de l'arrêter complètement.

En consultant la très abondante littérature existante sur le diagnostic, on se rend compte assez vite de la non unicité de la terminologie dans ce domaine. Le comité technique IFAC (International Federation of Automatic Control) SAFEPROCESS [21, 22, 45, 46, 60, 67, 71] a tenté de normaliser certaines définitions généralement acceptées par l'ensemble de la communauté de l'Automatique. Nous rappellerons dans ce qui suit les définitions données à certains principaux termes propres au domaine du diagnostic.

I.1.1 Définitions et terminologie

I.1.1.1 Défaut

Un défaut correspond à la déviation non permise d'au moins une propriété ou variable caractéristique du système par rapport à son comportement acceptable ou habituel ou standard.

I.1.1.2 Défaillance

Une défaillance est une altération ou cessation de l'aptitude d'un système à accomplir correctement sa (ses) fonction(s) requise(s) en garantissant les performances définies dans des spécifications techniques.

I.1.1.3 Panne

Une panne est une interruption permanente d'une ou de plusieurs des capacité(s) du système à exécuter une (des) fonction(s) requise(s) dans des conditions de fonctionnement spécifié.

I.1.1.4 Détection de défaut

La détection d'un défaut est effective lorsque le mode de bon fonctionnement (sans défaut) ne permet plus d'expliquer le comportement du système. La fonction de détection détermine la présence ou non du défaut ainsi que l'instant de l'apparition.

I.1.1.5 Isolation de défaut

L'isolation d'un défaut est le fait de déterminer quel est le défaut le plus vraisemblable permettant d'expliquer le changement du comportement du système.

I.1.1.6 Isolation généralisée de défaut

L'isolation généralisée d'un défaut est le fait de déterminer quel défaut peut expliquer le comportement du système. La fonction d'isolation détermine le type et la localisation du défaut ainsi que l'intervalle de temps sur lequel le défaut est présent. L'étape d'isolation n'intervient qu'après la détection du défaut.

I.1.1.7 Identification de défaut

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

I.1.1.8 Diagnostic

De manière générale, une procédure de diagnostic détermine le type, l'amplitude, la localisation et l'instant de détection du défaut. La fonction de diagnostic succède la détection des défauts et inclut les phases d'isolation et d'identification des défauts. Pour la définition du terme "diagnostic des défauts", une autre définition existe dans la littérature et est donnée par Gertler [68, 73] en précisant que le diagnostic de défaut inclut également la détection des défauts. C'est également la définition adoptée dans cette thèse.

Si la détection de défaut est exclue du terme de diagnostic, comme le propose le Comité Technique SAFEPROCESS [21, 22, 45, 46, 60, 67, 71], aucune expression ne permet de décrire le secteur entier. Ceci est en partie résolu en adoptant l'abréviation FDI (Fault Detection and Isolation), commune à beaucoup de journaux et de revues.

I.1.1.9 Résidu

Signal conçu comme indicateur d'anomalies fonctionnelles ou comportementales.

I.2 Critères de performances d'un système de diagnostic

Le choix d'une stratégie de diagnostic dépend du cahier des charges que l'on s'est fixé ainsi que de l'application considérée. Par exemple, le type d'informations accessibles sur le système ou le type de défauts à détecter conditionnent la mise en œuvre d'une stratégie spécifique. Ainsi, comme nous le verrons par la suite, si les seules données entrée / sortie sont disponibles sur le système, une méthode par apprentissage semblera adaptée. Si au contraire un modèle mathématique peut-être développée, les méthodes analytiques seront privilégiées.

Mais avant de développer les différentes méthodes de diagnostic connues dans la littérature, nous aborderons donc la conception de la stratégie de diagnostic selon les trois principes de base suivants :

Définition des objectifs :

Que veut-on surveiller ?

Quels types de défauts doit-on détecter ?

Définition des critères :

Quelles sont les performances attendues ?

Quels sont les critères pour juger de telles opérations ?

Définition des systèmes de surveillance :

Qu'est-ce que la redondance d'informations ?

Quel est le principe d'un système de diagnostic ?

Bien d'autres critères doivent être pris en considération avant de développer un système de surveillance, tels que la rapidité des réponses, la sensibilité aux variations des mesures, la robustesse des algorithmes aux erreurs de modélisation, le taux de fausses alarmes ou de non détection... mais aussi les contraintes d'ordre économique, ergonomique et mécanique, le temps de développement.

Dans ce chapitre, l'état de l'art des méthodes de diagnostic ne consiste pas en l'énumération exhaustive de toutes les approches possibles de diagnostic. Ce travail dépasserait largement le cadre de cette thèse dont l'objectif principal est la conception d'un système de diagnostic appliqué à un système de compression. Le lecteur devra retenir tout au long de cette thèse l'esprit applicatif de ce sujet et les contraintes qui lui incombent. Ainsi, les méthodes dédiées à l'application de stratégies de diagnostic en vue de leur implémentation dans un outil de surveillance d'un système de compression seront étudiées. Dans cette optique, nous développerons particulièrement les méthodes à base d'indicateurs de défauts (aussi appelés résidus). La première question que l'on doit se poser lorsque l'on conçoit un système de diagnostic, est de savoir ce que l'on veut détecter. Cela revient à déterminer le type de dysfonctionnement que l'on veut diagnostiquer, définir le type de défauts susceptibles d'altérer le bon fonctionnement d'un système. Celui-ci peut être divisé en trois catégories distinctes : Les biais, les dérives et les valeurs aberrantes.

Qu'il s'agisse de défauts inhérents aux organes de mesure (capteurs), aux organes de commande (actionneurs) ou aux composants du processus (voir figure I.1), ils se traduisent par une modification du signal associé.

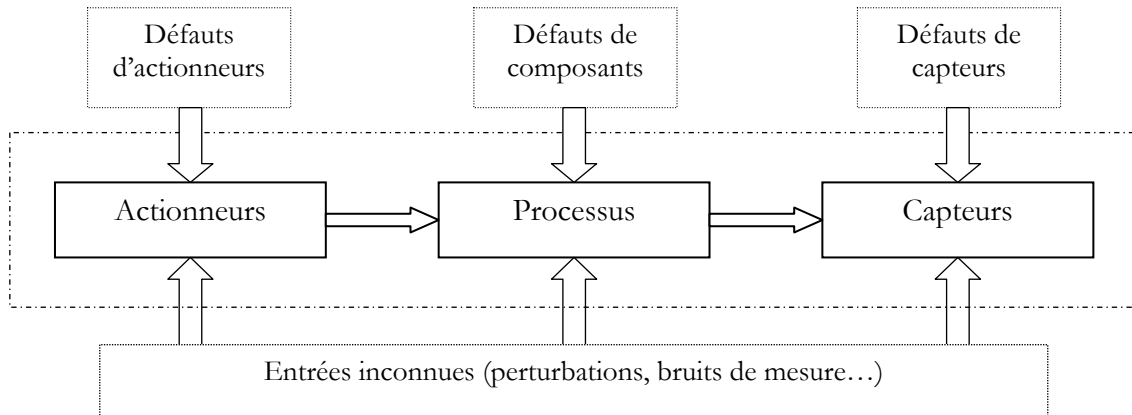


Figure I.1 : Défauts d'un processus physique

Un **biais** correspond à un saut brutal du signal [2, 20]. La figure I.2 simule un biais d'amplitude 2.5 à l'instant 100 appliqué à un signal bruité (bruit blanc additionnel). C'est le cas pour des capteurs dont un composant élémentaire est défaillant. Ce défaut affecte le système d'une manière permanente et peut occasionner de graves dégâts.

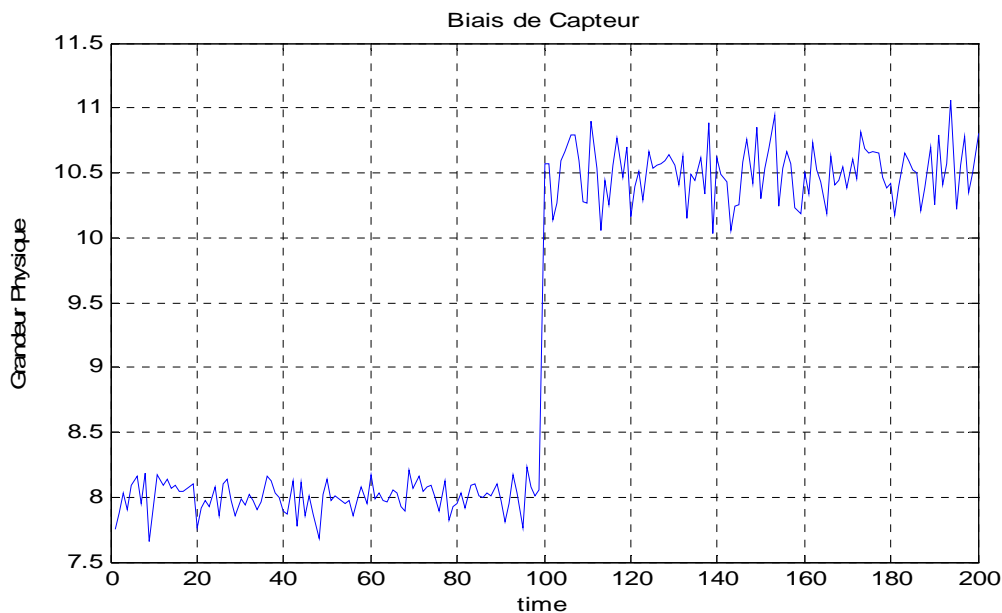


Figure I.2 : Biais de capteur

Une **dérive** se manifeste par une croissance lente et continue du signal, et donc un éloignement progressif de sa valeur nominale (référence) [2, 20]. Ces défauts permanents sont plus difficiles à détecter à leur origine du fait de leur faible amplitude et de leur lente évolution. La figure I.3 montre une dérive de capteur affectant le système au temps 5 avec une dérive de 0.01 par unité de temps. Par exemple, certains capteurs peuvent présenter une dérive de plus de 10% après 1 an d'activité, à cause d'un échauffement intensif ou d'un encrassement.

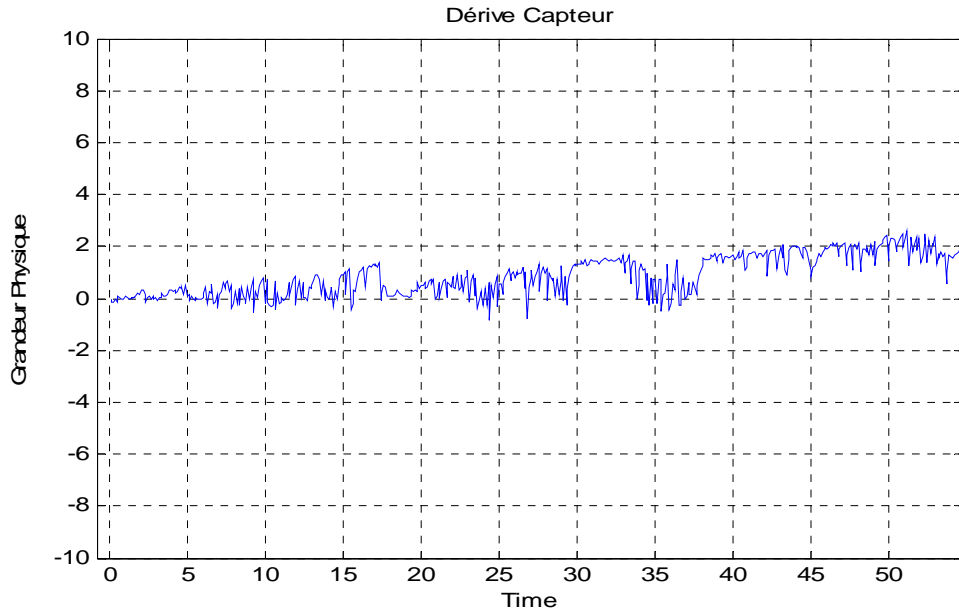


Figure I.3 : Dérive de capteur

Enfin, les **valeurs aberrantes** sont des défauts dits fugitifs : elles affectent le système de manière instantanée [2, 20]. Leur cause est souvent due à un parasite, par exemple une perturbation électromagnétique. Elles se manifestent par un écart important et sporadique par rapport à la valeur nominale du signal. La figure I.4 représente un tel défaut au temps 100.

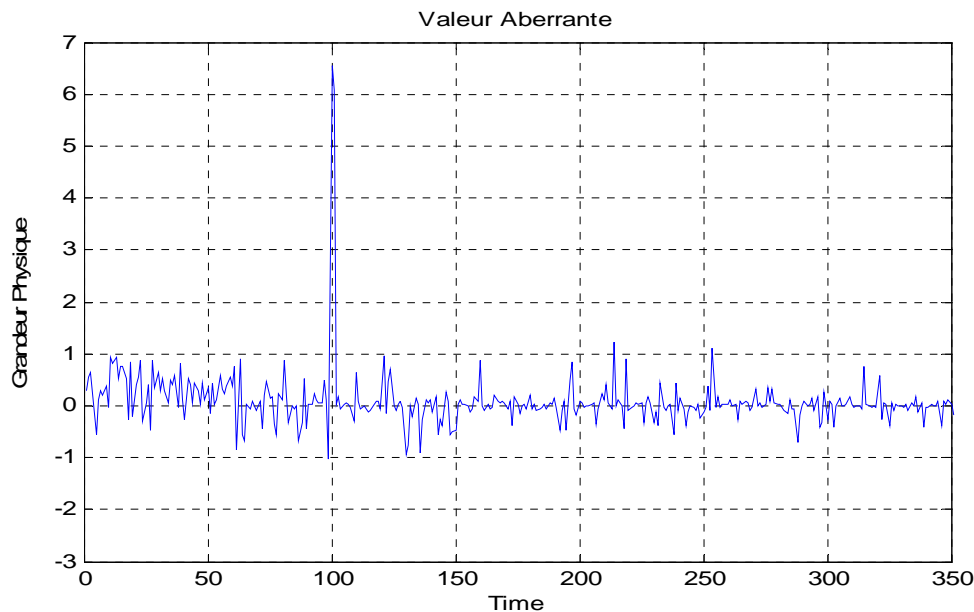


Figure I.4 : Valeur aberrante

La deuxième étape de la réalisation d'un système de diagnostic consiste à répondre à la question : Comment s'assurer que le système de diagnostic développé soit le plus performant possible ? Pour répondre à une telle question, il convient tout d'abord de définir en vertu de quels critères le système peut être évalué.

D'une manière générale, nous pouvons regrouper les différents critères de performance du système de détection de la manière suivante :

1. Détectabilité,
2. Isolabilité,
3. Sensibilité,
4. Robustesse,
5. Coût économique,
6. Temps de développement.

La notion de **détectabilité** est l'aptitude du système de diagnostic à pouvoir déceler la présence d'une défaillance sur le procédé. Elle est fortement liée à la notion d'indicateurs de défauts (résidus) : le générateur de résidu doit, d'une certaine manière, être sensible à la défaillance que l'on souhaite détecter. Nous verrons au paragraphe **I.3** qu'il s'agit d'un compromis entre le taux de fausse alarme et celui de non-détection.

L'**isolabilité** est la capacité du système de diagnostic à remonter directement à l'origine du défaut. Une alarme engendre bien souvent de nouvelles alarmes et il devient dès lors difficile de retrouver l'organe défaillant. La propriété d'isolabilité est liée à la structure des résidus et à la procédure de détection elle-même.

La **sensibilité** caractérise l'aptitude du système à détecter des défauts d'une certaine amplitude. Elle dépend non seulement de la structure des résidus mais aussi du rapport de l'amplitude du bruit de mesure avec celle du défaut.

La **robustesse** détermine la capacité du système à détecter des défauts indépendamment des erreurs de modélisation (sensibilité du résidu aux défauts et insensibilité vis-à-vis des perturbations). Généralement, la robustesse est définie par rapport à toutes les entrées inconnues.

En pratique, d'autres critères sont à prendre en considération. En phase d'industrialisation, les contraintes ergonomiques et économiques sont essentielles. Les aspects temps réel sont par exemple prépondérants pour un système de diagnostic utilisé dans un système de compression. La rapidité de détection peut être un facteur déterminant. De même, les coûts économiques vont conditionner la stratégie de diagnostic : le système nécessite-t-il des composants trop chers pour sa conception, le temps de développement est-il trop important ? Autant de points à vérifier afin de satisfaire le cahier des charges.

Comme conclusion, il existe un grand nombre de méthodes de diagnostic, ces méthodes se basent sur un modèle du comportement normal et/ou défaillant du système. L'observation réelle de l'état courant du système, sujet du diagnostic, est comparée avec l'état estimé par le modèle afin de détecter un défaut. Chacune des méthodes de diagnostic doit garantir les caractéristiques suivantes :

- Le diagnostic doit être facile à implémenter,
- Le nombre de capteurs nécessaire pour le diagnostic doit être minimal,
- Le diagnostic doit être prédictif,
- Le diagnostic doit être réalisable en temps réel,
- Le diagnostic doit être concevable algorithmiquement.

I.3 Redondance et définition des systèmes de surveillance

I.3.1 Redondance d'informations

Le concept de base des systèmes de diagnostic est la redondance d'informations. Cette redondance de connaissances sur le système fournit plusieurs informations différentes sur une même variable du système. Il est ainsi possible de vérifier la cohérence de cette information par des tests de cohérence que nous allons exposer. Celle-ci se divise en deux : la redondance physique et la redondance analytique.

I.3.2 Redondance physique

Le moyen le plus facile d'obtenir plusieurs informations sur une même variable est de disposer de plusieurs capteurs mesurant la grandeur de cette variable : c'est le principe de la redondance physique. Par exemple, pour obtenir deux mesures d'une même température, on doublera les capteurs de température comme indiquée sur la figure suivante [9].

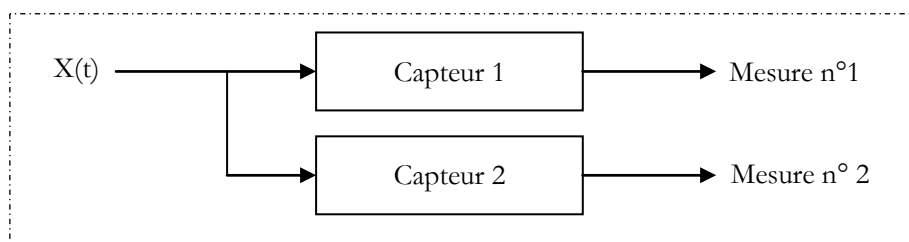


Figure I.5 : Principe de redondance physique

La redondance physique souffre d'un désavantage majeur : son coût. Doubler le nombre de capteurs revient au moins à doubler le prix de l'organe de mesure. De plus, les contraintes ergonomiques liées à l'installation de ces capteurs peuvent limiter leur utilisation (manque de places).

I.3.3 Redondance analytique

C'est la redondance à base de modèles. Par **modèle**, nous entendons une reproduction formelle réalisant les mêmes performances que le système étudié. Les modèles quantitatifs ou qualitatifs entrent dans le cadre d'une telle définition. Le modèle d'un système est la description de sa structure physique ainsi qu'une représentation comportementale et/ou fonctionnelle, abstraite, de chacun de ses composants [9, 42]. Le diagnostic peut ainsi faire appel à divers niveaux de modélisation, chacun se référant à des degrés de connaissance différents du système, structurelles, comportementales, fonctionnelles. La représentation structurelle décrit les interconnexions des composants d'un système physique (la structure du système peut être représentée, par exemple, sous forme d'une matrice d'incidence). La représentation comportementale est constituée de relations entre les différents phénomènes qui régissent le comportement du système. Suite à la comparaison entre les comportements observés et attendus,

toute incohérence est alors révélatrice d'une ou de plusieurs anomalies de comportement. Les incohérences sont ainsi considérées comme des signes de défauts ou des symptômes de défaillances.

I.3.3.1 Modèle de surface

Les modèles de surface sont obtenus par la connaissance de la plage d'évolution de la variable observée. Pour des contraintes liées à des consignes de sécurité, une même variable doit évoluer dans un intervalle prédéfini. Deux seuils y_{\min} et y_{\max} sont déterminés pour un comportement nominal, la variable, $y(t)$ vérifie : $y(t) \in [y_{\min}, y_{\max}]$.

I.3.3.2 Modèle qualitatif et à base de règles

Lorsqu'un expert humain est plus compétent pour décrire le fonctionnement d'un système, les systèmes à base de règles tels que les systèmes experts sont particulièrement indiqués. Le savoir faire de l'expert s'exprime par un ensemble de règles du type "**Si** prémisse **ALORS** conclusion". Prémisse et conclusion sont des faits qui traduisent des observations. Ils sont inclus dans la base de connaissance qui regroupe également les règles. Le moteur d'inférence est le mécanisme interne qui caractérise la capacité de raisonnement du système. A partir de faits constatés, il déclenche les règles de la base de connaissance selon une logique qui lui est propre.

Si plusieurs règles sont déclenchées, il les agrège selon une stratégie prédéfinie [3, 67]. Il en déduit de nouvelles conclusions jusqu'à ce que le diagnostic soit établi. Ces systèmes ont connu un fort développement au début des années 80 grâce notamment à leur fort potentiel explicatif. Néanmoins, ces systèmes experts souffrent de problèmes de validation de l'expertise (inconsistance de la base de connaissance) et supportent difficilement les contraintes temps réel.

I.3.3.3 Modèle analytique

Les modèles analytiques sont une représentation mathématique de la loi d'évolution des variables physiques du système. Le système est décrit par un ensemble d'équations données par des lois générales. Par exemple, un exemple de modèle couramment utilisé est le modèle d'état linéaire dans le domaine temporel dans lequel le vecteur d'état $x(t)$, le vecteur de d'entrée $u(t)$ et le vecteur de sortie $y(t)$ sont reliés par l'intermédiaire des matrices A , B , C :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A x(t) + B u(t) \\ y(t) = C x(t) \end{cases} \quad (I.1)$$

Les procédés ainsi modélisés ne suivent pas toujours une telle représentation. Les principaux aspects à prendre en compte afin de minimiser les erreurs de modélisation sont les suivants :

- Incertitudes sur les paramètres du modèle,
- Modifications de structures du système,
- Non linéarités,
- Perturbations subies par le système,
- Bruits affectant les mesures.

I.3.3.4 Modèles de type boîte noire

Lorsque les seules informations disponibles sur le système sont les variables mesurables et que l'on ne peut utiliser la redondance physique, la technique habituelle est d'apprendre le comportement du système à l'aide de l'historique des données : ce sont les données d'apprentissage. On part du principe qu'une même cause aura toujours les mêmes effets. Ce sont des systèmes du type **boîte noire** qui ont pour principal avantage d'utiliser "en aveugle" les données, sans aucune considération physique. Les réseaux de neurones artificiels et les réseaux d'ondelettes utilisent ce concept en paramétrant l'information disponible dans les mesures comme un vecteur de dimension finie [28, 139, 155]. Les méthodes de traitement du signal génèrent également des systèmes de diagnostic en l'absence de modèle. Le principe de ces systèmes est d'utiliser les propriétés statistiques des mesures effectuées sur le procédé comme indicateurs de défauts [7, 8].

I.3.4 Principe d'un système de surveillance

Nous venons de voir que le concept de la redondance analytique utilise des modèles dans le but de fournir des estimées des variables. Ces informations redondantes sont ensuite exploitées avec les mesures prélevées sur le système afin de remplir la fonction diagnostic, qui, s'intègre dans le cadre plus général de la surveillance et de la supervision. C'est un système d'aide à la décision, son objectif est de localiser les composants ou les organes défectueux d'un procédé et éventuellement de déterminer les causes.

Le diagnostic établit donc un lien de cause à effet entre un symptôme observé et la défaillance qui est survenue, tout en considérant qu'un même symptôme peut apparaître pour différentes causes.

I.3.4.1 La surveillance

La surveillance des procédés industriels consiste à générer des alarmes à partir des informations délivrées par des capteurs [32]. Elle recueille les signaux en provenance du procédé et de la commande et reconstitue l'état réel du système commandé. Des seuils sont définis sur des variables clés par des experts du procédé selon des critères de sécurité concernant les hommes, l'installation et son environnement. Cette génération d'alarmes apporte une aide aux opérateurs dans leur tâche de surveillance afin qu'ils puissent analyser la situation et prendre une décision adaptée (procédure d'arrêt d'urgence, mode dégradé, action corrective). Elle a un rôle passif vis-à-vis du système de commande et du procédé [32, 131].

Cependant, la complexité et la taille de l'installation augmentent rapidement la quantité d'informations à analyser, rendant la surveillance complexe pour les opérateurs. Il est donc très utile d'adjoindre à la surveillance, une aide à la décision à travers un module de diagnostic.

I.3.4.2 La supervision

La supervision a pour objectif de surveiller et de contrôler l'exécution d'une opération et le fonctionnement d'une installation. Elle a donc un rôle décisionnel et opérationnel en vue de la reprise de la commande. Elle est essentiellement effectuée par les opérateurs en salle de contrôle. La supervision élabore des solutions correctives en ayant la connaissance des causes, ou des organes ayant générés une défaillance.

I.3.4.3 Place de la détection

La définition établie ici pour le diagnostic, intègre le module de détection. En fait, cette fonction représente très souvent un sujet de débat concernant sa place précise. En effet, de nombreuses approches considèrent la détection comme un élément à part du diagnostic et le voient plutôt comme une entité de la surveillance [9, 32, 37, 38].

D'autres travaux [40, 49] préfèrent la considérer comme une information primordiale et indissociable du diagnostic et définissent le diagnostic comme la **détection**, la **localisation** et l'**identification** de défauts. Ce sont les méthodes à base de modèles appelées FDI (Fault Detection and Isolation). La détection permet de détecter tout écart du comportement normal du système et alerte les opérateurs de la présence d'un défaut. La localisation permet de remonter à l'origine de l'anomalie et de localiser le ou les composants défectueux. Cette localisation est importante puisque la propagation d'une panne provoque souvent l'apparition de nouveaux défauts. Enfin, l'identification détermine l'instant d'apparition de la panne, sa durée et son importance. Le diagnostic aide donc les opérateurs à surveiller un procédé complexe et par conséquent à prendre une décision pour effectuer une reprise de la commande. Par la suite, nos travaux s'articuleront autour d'une définition du diagnostic à base de modèles (FDI) comportant les trois activités : détection, localisation et identification des défauts présentés à la figure I.6.

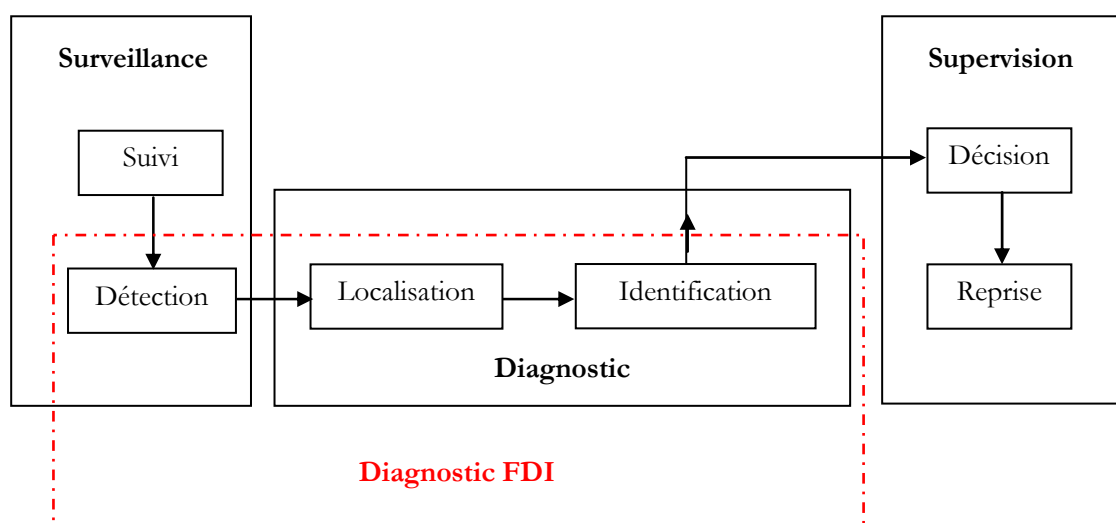


Figure I.6 : Place de la détection dans le diagnostic FDI

Pour établir un diagnostic, il faut être capable de décrire une situation, de l'analyser puis de l'interpréter. Cette problématique se décompose donc en trois parties :

▪ **Définir les caractéristiques ou symptômes du procédé.**

D'une manière générale, la description d'une situation consiste en l'acquisition d'informations sur l'état du système. Il s'agit d'étudier un ensemble de données caractéristiques du procédé répondant à une situation connue. Ces informations pertinentes du système correspondent à des données d'acquisition de capteurs dans le cas de systèmes complexes instrumentés ou de la description formelle d'un expert dans le cas empirique.

▪ **Décrire les situations types.**

Il s'agit de décrire les états que peut prendre un système. Là encore, le type de système étudié conditionne le type de descripteurs utilisés. Par exemple, pour un système complexe, on parlera de :

- Modes normaux si le système évolue dans un état nominal ou prédit,
- Modes anormaux si le système évolue dans un état interdit ou défaillant,
- Modes évolutifs correspondant à un transitoire dans lequel le système passe d'un mode à un autre.

▪ **Etablir le lien symptômes - situations types.**

Il convient d'établir une relation entre un ensemble de valeurs caractéristiques prélevées à un instant donné sur le procédé et les situations types connues a priori. Pour un système expert, il s'agira de déclencher les règles de la base de connaissance à l'aide des faits observés. Pour un système à base de modèle, cette étude portera sur l'analyse d'indicateurs de défauts donnés par la différence entre une mesure et son estimée.

Plus généralement, Dubuisson [47] définit le diagnostic comme : une exploitation de toute la connaissance accessible existant sur le système. Par connaissance, il entend deux entités :

- Une connaissance **globale** : c'est l'ensemble des modes de fonctionnement sous lesquels un système peut exister. De la modélisation de ces modes de fonctionnement dépendra la stratégie de diagnostic. Pour un système décrit par un grand nombre de données entrée / sortie issues de mesures de capteurs, on préférera un réseau de neurones. Pour un système dont le fonctionnement peut être décrit par un expert à l'aide symboles linguistiques, on choisira un système à base de règles.
- Une connaissance **instantanée** : c'est l'ensemble des éléments dont on dispose à un instant donné pour prendre une décision. Les mesures de capteurs ainsi que le jugement d'un expert font partie d'une telle connaissance.

Des deux définitions précédentes du diagnostic, il ressort la notion de base de l'observation du système dans un but de surveillance. Il s'agit de vérifier un contrôle de cohérence entre les

informations recueillies sur le système par observation et celles prédites par un modèle. Le diagnostic sera ainsi abordé par les deux notions fondamentales que sont l'observation et le test de la cohérence.

L'exploitation de la connaissance au sens de Dubuisson [47] s'articule autour de trois activités principales :

- **La détection** : elle permet de détecter un dysfonctionnement dans le système [68]. Si l'on dispose d'un modèle nominal, un dysfonctionnement se caractérisera par l'éloignement des paramètres du procédé de ceux du modèle de bon fonctionnement. En présence d'un modèle de dysfonctionnement, la détection identifie clairement le défaut connu a priori,
- **La localisation** : elle permet de remonter à l'origine du défaut lorsqu'une panne a été détectée [55]. En effet, il n'est pas rare de constater que la propagation d'un défaut dans le système physique génère à son tour de nouveaux défauts. Ces pannes en cascade masquent la cause réelle de la panne empêchant toute action de maintenance,
- **l'identification** : elle détermine l'instant d'apparition du défaut, sa durée ainsi que son amplitude. La connaissance de l'amplitude de la défaillance permet de concevoir un système tolérant aux défauts ou autoadaptatif.

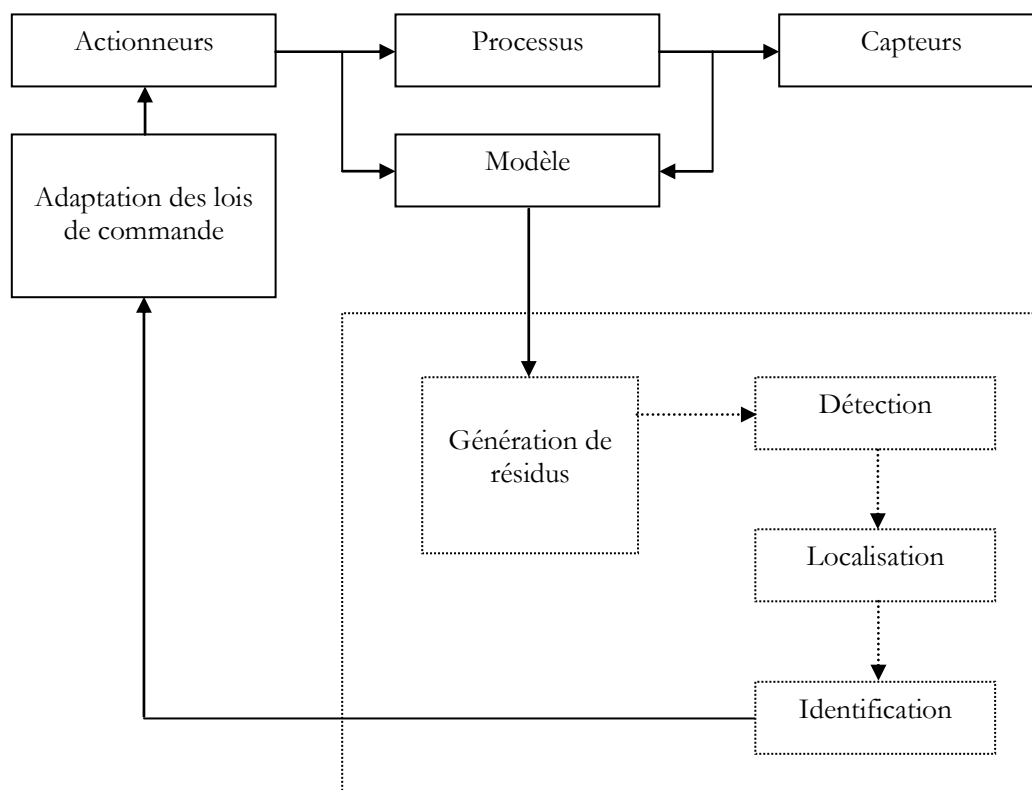


Figure I.7 : Diagnostic à base de modèle

Dans la suite de ce chapitre, nous aborderons le concept du diagnostic selon le principe de la redondance analytique : le diagnostic à base de modèles. Ce choix se justifie essentiellement par son application aux chapitres III et IV dans lesquels nous développerons l'application de cette méthode de diagnostic à un système de compression.

I.4 Diagnostic à base de modèle

Dans la plupart des systèmes automatisés, la partie commande (PC) d'un procédé est généralement représentée à travers un modèle devant être appliqué sur la partie opérative (PO). Pour réaliser un diagnostic, il faut également pouvoir représenter l'état de la PO à travers un modèle qui peut être intégré au modèle de commande, séparé ou mixte. Ainsi, lorsqu'un défaut apparaît, il est possible de disposer d'informations concernant le procédé et de comparer le modèle et le procédé. On parle alors de diagnostic à base de modèles (Fault Detection and Isolation) [23, 40]. Le diagnostic à base de modèles génère des indicateurs de défauts, résidus, contenant des informations sur les anomalies ou les dysfonctionnements du procédé à diagnostiquer. Un écart entre l'état réel de la PO et celui estimé par le modèle, représentant le fonctionnement nominal, est mesuré. Les résidus doivent alors être assez sensibles aux défauts pour leur détection, localisation et identification (Figure I.8).

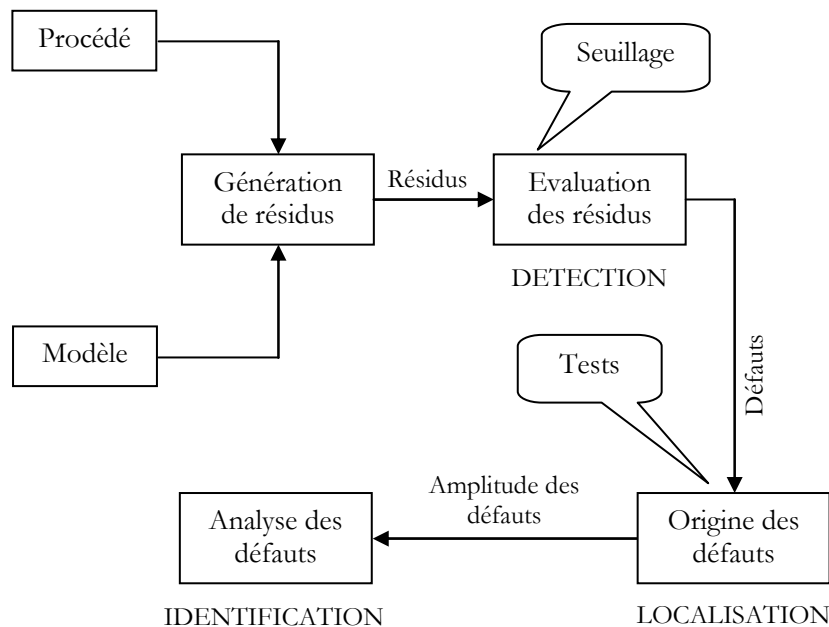


Figure I.8 : Diagnostic à base de modèle

Parmi les méthodes internes à base de modèles, on peut distinguer les méthodes basées sur des modèles quantitatifs, les méthodes basées sur des modèles qualitatifs et les méthodes basées sur les deux modèles. Le diagnostic à base de modèle est largement interprété dans la littérature [5, 29, 64, 66, 93, 94, 116, 117, 122, 152]. Le lecteur pourra se référer à [95, 132, 151] pour des applications industrielles.

Nous nous intéresserons aux méthodes connues sous le nom de FDI (Fault Detection and Isolation), qui, comme nous l'avons vu, font intervenir les trois principes de base que sont la génération de résidus, la détection et la localisation. Cette méthode peut s'interpréter comme indiqué par la figure I.9. Nous n'aborderons pas les problèmes liés aux étapes de pronostic et de reconfiguration du système.

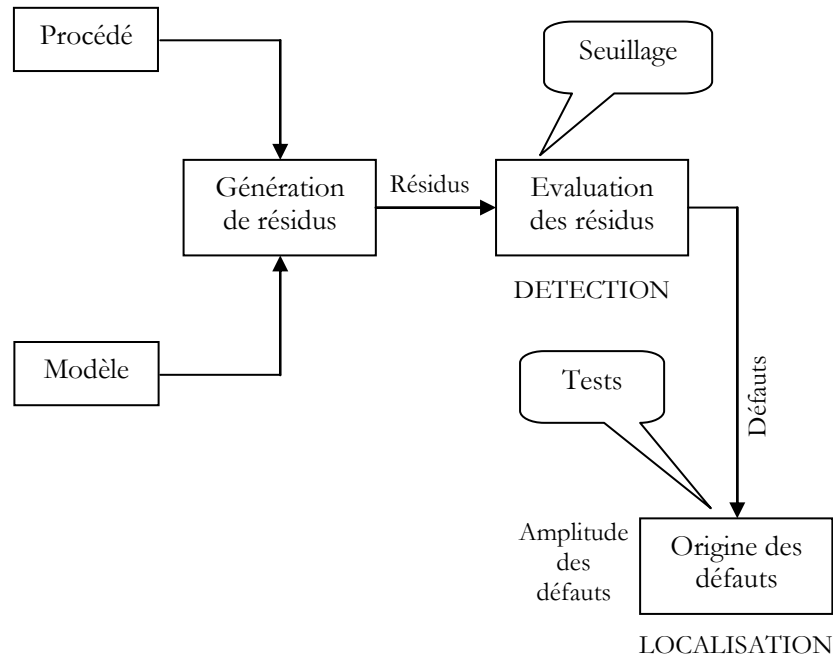


Figure. I.9 : Méthode FDI (Fault Detection and Isolation)

La structure générale de la plupart des méthodes utilisant des modèles est basée sur l'idée de la redondance analytique [29]. Contrairement à la redondance physique ou matérielle, où les mesures de différents capteurs sont comparées, les mesures issues des capteurs sont comparées aux valeurs des variables respectives obtenues de manière analytique. De tels calculs utilisent les mesures à l'instant courant k et/ou passées et le modèle mathématique. L'idée peut être étendue à la comparaison de quantités calculées uniquement de manière analytique, chacune étant obtenue par un calcul différent. Dans les deux cas, les différences résultantes sont appelées des résidus.

Remarque:

La redondance matérielle peut être vue comme une forme particulière de la redondance analytique, ne faisant intervenir uniquement qu'une égalité terme à terme comme relation entre les mesures pour l'élaboration du résidu.

I.4.1 Méthodes de génération de résidus

Dans ce paragraphe, un intérêt plus particulier va être porté à la phase de détection de défaut. De manière générale, les mesures et les informations acquises sur un processus ne permettent pas, dans la totalité des cas, la détection directe d'un défaut. La détection de défaut passe par la génération d'un indicateur de défaut, couramment appelé résidu. Ce terme de résidu est bien choisi et reflète de manière claire son utilité. En effet, cet indicateur est défini par une relation de consistance. Il est conçu afin d'être nul en moyenne dans un cas de bon fonctionnement. Ses dispersions autour de zéro sont des "restes", des résidus, liés aux bruits. En revanche, dans un cas avec défaut, le résidu s'éloigne de sa valeur moyenne nulle et permet d'indiquer la présence d'un défaut.

La génération de résidus caractéristiques du fonctionnement du système constitue le problème fondamental du diagnostic à base de modèle. Il existe dans la littérature une grande variété de méthodes pour la génération de résidus. Nous présentons ici quelques concepts de base à savoir l'approche par espace de parité, l'approche par observateurs et enfin l'approche par estimation paramétrique. Toutes ces méthodes reposent sur l'usage d'un modèle supposé exact du système et génèrent des résidus qui sont les écarts entre les signaux de sortie mesurés et leur estimation.

La première étape d'un système de surveillance à base de modèle consiste à générer des indicateurs de défauts. Ils contiennent des informations sur les anomalies ou dysfonctionnements du système à surveiller. Le principe est de mesurer l'écart entre les mesures des signaux du procédé, capteurs ou actionneurs, et la valeur théorique fournie par le modèle dans des conditions de fonctionnement nominal. La génération de résidus est un problème crucial pour les systèmes de diagnostic. En effet, de la structure du système de résidus engendré dépendra la robustesse de la localisation.

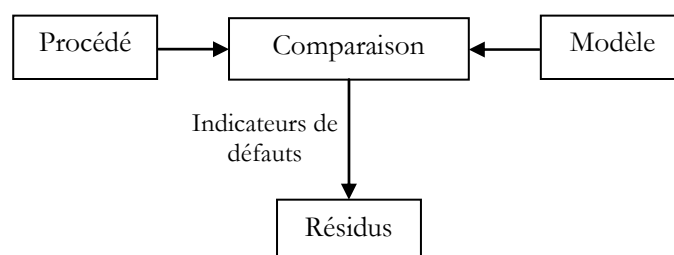


Figure I.10 : Génération de résidus

Frank et Al [58] à décomposé la structure du système de résidu en trois groupes :

1. Approche par espace de parité,
2. Approche par estimation de paramètres,
3. Approche à base d'observateurs.

I.4.2 Approche par espace de parité

L'approche par espace de parité repose sur l'utilisation de la redondance entre les entrées et les sorties du système indépendamment des états du système. Potter et Suman [126] ont tout d'abord développé cette méthode pour les systèmes statiques. Ensuite, les travaux de Chow et Willsky au début des années 80 [29, 30] ont permis de généraliser cette approche aux systèmes dynamiques en utilisant les relations temporelles entre les sorties et les entrées du système dans le but de générer des résidus. Cette méthode a été une des premières méthodes employées à des fins de FDI. Son nom provient du domaine de l'informatique où le contrôle de parité se faisait dans les circuits logiques. Le principe de la méthode est la vérification de la consistance existante entre les entrées et les sorties du système surveillé (voir figure I.11).

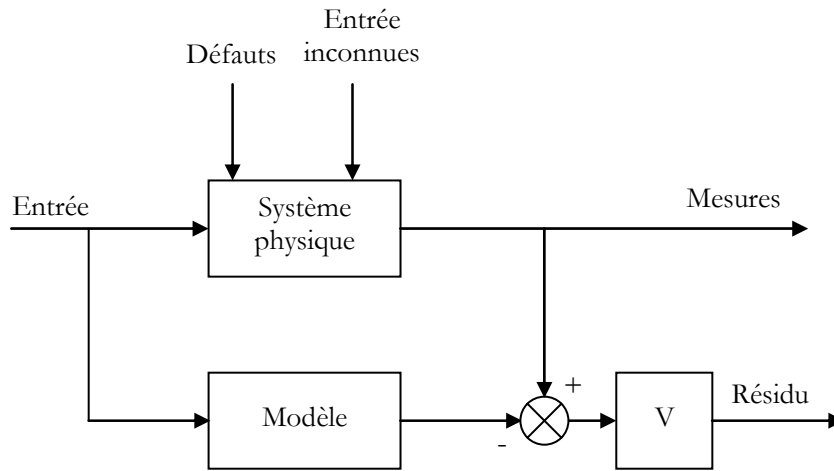


Figure I.11 : Approche de l'espace de parité dans un format entrée / sortie

I.4.2.1 Espace de parité – cas statique

On considère une équation de mesure à l'instant k :

$$\begin{cases} y_k = Cx_k + \varepsilon_k + Fd_k \\ x_{(.)} \in \mathfrak{R}^n, y_{(.)} \in \mathfrak{R}^m, d_{(.)} \in \mathfrak{R}^p, \varepsilon_{(.)} \in \mathfrak{R}^n \\ C \in \mathfrak{R}^{m \times n}, F \in \mathfrak{R}^{m \times p} \end{cases} \quad (I.2)$$

Où $y_{(.)}$ est le vecteur de mesure, $x_{(.)}$ le vecteur des variables à mesurer, $d_{(.)}$ le vecteur des défauts éventuels sur certains capteurs et $\varepsilon_{(.)}$ le vecteur des bruits de mesure. La matrice d'observation C caractérise le système de mesure et la matrice F traduit la direction des défauts.

On suppose que la matrice C est de rang n et que le nombre de mesures m est supérieur au nombre de variables n . On définit le vecteur de parité r_k comme la projection du vecteur des mesures y_k :

$$r_k = Wy_k \quad (I.3)$$

Où W est une matrice de projection telle que : $WC = 0$.

L'orthogonalité de la matrice de projection W avec C conduit à :

$$r_k = W\varepsilon_k + WFd_k \quad (I.4)$$

L'expression (I.3), (forme de calcul du vecteur de parité), permet le calcul numérique du vecteur de parité à partir des mesures disponibles y_k tandis que l'expression (I.4) (forme d'évaluation du vecteur de parité) permet d'expliquer l'impact des erreurs de mesure et des défauts sur le vecteur de parité. Il faut noter que dans le cas idéal (absence d'erreurs de mesure $\varepsilon_{(.)}$ et de défauts $d_{(.)}$), le vecteur parité est nul.

Lors d'une défaillance d'un capteur, l'amplitude du vecteur de parité évolue et s'oriente dans la direction de défaillance associée au capteur concerné. L'équation (I.5) traduit l'ensemble des relations de redondance qui lient les mesures y_k :

$$Wy_k = 0 \quad (I.5)$$

De nombreuses méthodes peuvent être employées pour la détermination de la matrice de projection W . On peut, par exemple, effectuer une élimination directe par substitution des inconnues. La matrice C , de rang n , peut être décomposée sous la forme :

$$C = \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \end{pmatrix} \quad (I.6)$$

Où C_1 est régulière. Une matrice orthogonale à C s'écrit alors simplement :

$$W = (C_2 C_1^{-1} - I) \quad (I.7)$$

Où I est la matrice identité.

La démarche générale présentée ici s'étend aisément au cas de systèmes de mesure dont les variables sont contraintes, cette situation étant celle d'un processus caractérisé par un modèle et une équation de mesure.

I.4.2.2 Espace de parité – cas dynamique

On considère le modèle déterministe (I.8):

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + F_1 d(k) \\ y(k) = Cx(k) + F_2 d(k) \end{cases} \quad (I.8)$$

Avec / $x(.) \in \mathfrak{R}^n, y(.) \in \mathfrak{R}^m, u(.) \in \mathfrak{R}^r, d(.) \in \mathfrak{R}^p$
 $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}, B \in \mathfrak{R}^{n \times r}, C \in \mathfrak{R}^{m \times n}, F_2 \in \mathfrak{R}^{m \times p}$

Où $x(.)$ est le vecteur d'état inconnu, $u(.)$ et $y(.)$ les vecteurs des entrées et sorties connus.

On suppose, sans atteinte à la généralité, que les mesures $y(.)$ dépendent seulement de l'état $x(.)$ et ne font pas intervenir l'entrée $u(.)$. Sur un horizon d'observation $[k, k+h]$, les équations du système peuvent être regroupées sous la forme :

$$Y_{k,k+h} - T_h U_{k,k+h} = O_h x(k) + F_h D_{k,k+h} \quad (I.9)$$

Ou les vecteurs $W_{k,k+h}$ avec $W \in \{Y, U, D\}$ et la matrice O_h sont définis par :

$$W_{k,k+h} = \begin{pmatrix} w(k) \\ w(k+1) \\ \cdot \\ \cdot \\ w(k+h) \end{pmatrix} \quad O_h = \begin{pmatrix} C \\ CA \\ \cdot \\ \cdot \\ CA^h \end{pmatrix}$$

Et T_h et F_h comme :

$$T_h = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ CB & 0 & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ CAB & CB & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ CA^{h-1}B & CA^{h-2}B & \cdot & \cdot & CB & 0 \end{pmatrix} \quad F_h = \begin{pmatrix} F_2 & 0 & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ CF_1 & F_2 & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ CAF_1 & CF_1 & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & F_2 & 0 \\ CA^{h-1}F_1 & CA^{h-2}F_1 & \cdot & \cdot & CF_1 & F_2 \end{pmatrix}$$

L'entrée $u(\cdot)$ et la sortie $y(\cdot)$ du système étant connues, la seule inconnue dans l'équation (I.9) est l'état $x(k)$ du système. Afin de générer des relations de redondance entre l'entrée et la sortie du système, il est nécessaire que l'état inconnu $x(k)$ soit éliminé. Les équations de redondance qui lient $Y_{k,k+h}$ et $U_{k,k+h}$ indépendamment de $x(k)$ sont obtenues en multipliant l'équation (I.9) par une matrice W , appelée matrice de parité, orthogonale à O_h :

$$WO_h = 0, \quad (\text{I.10})$$

dont l'existence est liée à la condition d'observabilité de l'état du système (I.8). Le vecteur de parité s'explique donc en fonction des grandeurs connues (forme de calcul ou forme externe) :

$$r(k) = W(Y_{k,k+h} - T_h U_{k,k+h}) \quad (\text{I.11})$$

Ou sous forme interne en fonction des défauts :

$$r(k) = WF_h D_{k,k+h} \quad (\text{I.12})$$

Le vecteur $r(k)$, appelé vecteur de parité généralisé, caractérise toutes les relations existant entre les entrées et les sorties du système. Il a une valeur nulle (en l'absence de bruit de mesure) si aucun défaut n'existe sur le système. En présence d'une défaillance d'un capteur ou d'un actionneur, le vecteur de parité devient différent de zéro et s'oriente dans une direction privilégiée en fonction du défaut, l'ensemble des directions étant constitué des colonnes de la matrice WF_h .

La recherche des équations de redondance peut être affinée en recherchant tout d'abord les équations de redondance pour chaque sortie prise isolément (autoredundance), puis ensuite les relations de redondance entre différentes sorties (inter-redundance).

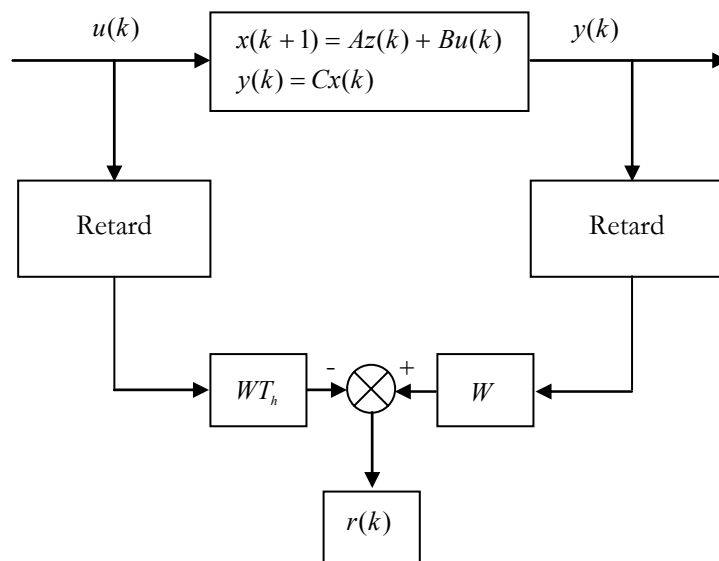


Figure I.12 : Méthode de l'espace de parité

Cette hiérarchisation (figure I.12) peut être mise à profit dans l'étape d'isolation des défauts affectant capteurs et actionneurs.

I.4.3 Approche par estimation de paramètres

L'approche d'estimation paramétrique mesure l'influence des défauts sur les paramètres et non plus, comme précédemment, sur les variables du système physique. Le principe consiste en l'estimation en continu des paramètres du procédé en utilisant les mesures d'entrée/sortie et en l'évaluation de la distance qui les sépare des valeurs de référence de l'état normal du procédé (figure I.13).

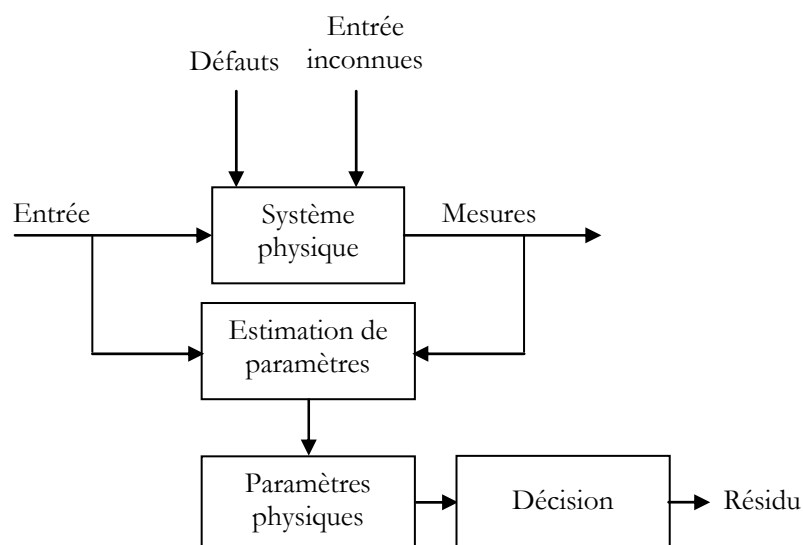


Figure I.13 : Approche d'estimation paramétrique

L'estimation paramétrique possède l'avantage d'apporter de l'information sur la taille des déviations. Toutefois, un des inconvénients majeurs de la méthode réside dans la nécessité d'avoir un système physique excité en permanence. Ceci pose des problèmes pratiques dans le cas de procédés dangereux ou fonctionnant en mode stationnaire. De plus, les relations entre les paramètres mathématiques et physiques ne sont pas toujours inversibles de façon unitaire, ce qui complique la tâche du diagnostic basé sur les résidus.

Cette approche repose sur le principe selon lequel les effets de l'apparition d'un défaut sur le système se répercutent sur ses paramètres physiques. Il s'agit de procéder à une estimation en ligne des paramètres physiques du système surveillé en utilisant des méthodes classiques d'estimation et de comparer ensuite cette estimation aux paramètres physiques réels du modèle obtenus initialement lors de son fonctionnement normal. Tout écart entre les paramètres physiques réels et estimés en ligne est considéré comme le symptôme de l'apparition d'un défaut.

En effet, il existe plusieurs méthodes estimant les paramètres. Citons pour exemple l'estimation par projection orthogonale, l'estimation Bayésienne, l'estimation au sens du maximum de vraisemblance ou l'estimation au sens des moindres carrés.

Nous présentons maintenant deux méthodes de modélisation utilisées lors de la génération de résidus par estimation paramétrique : l'estimation paramétrique par minimisation de l'erreur d'équation et l'estimation paramétrique par minimisation de l'erreur de sortie.

I.4.3.1 Minimisation de l'erreur d'équation

Le modèle du processus est écrit sous la forme :

$$y(k) = \Psi^T \theta \quad (\text{I.13})$$

Avec θ et Ψ désignant les vecteurs de paramètres et des régresseurs :

$$\theta^T = [a_1 \dots a_n, b_1 \dots b_n], \quad \Psi^T = [y(k-1) \dots y(k-n) \quad u(k-1) \dots u(k-n)]$$

On introduit l'erreur d'équation $\varepsilon(\cdot)$ pour l'estimation paramétrique (voir figure I.14). En définissant la fonction de transfert discrète du système par :

$$\frac{y(z)}{u(z)} = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{\sum_{i=1}^{n_b} b_i z^{-i}}{1 - \sum_{i=1}^{n_a} a_i z^{-i}} \quad (\text{I.14})$$

L'erreur d'équation est définie par :

$$e(z) = \hat{B}(z)u(z) - \hat{A}(z)y(z) \quad (\text{I.15})$$

Où $\hat{A}(z)$ et $\hat{B}(z)$ sont les estimations de $A(z)$ et $B(z)$.

On peut fournir une forme récursive de l'estimé $\hat{\theta}$ en utilisant l'algorithme des moindres carrés récursifs [96, 123] :

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + \gamma(k)e(k+1) \quad (\text{I.16})$$

Avec :

$$\left\{ \begin{array}{l} \gamma(k) = \frac{1}{\Psi^T(k+1)P(k)\Psi(k+1) + 1} P(k)\Psi(k+1) \\ P(k+1) = [I - \gamma(k)\Psi^T(k+1)]P(k) \\ e(k) = y(k) - \Psi^T(k)\hat{\theta}(k-1) \end{array} \right.$$

Où I est la matrice identité

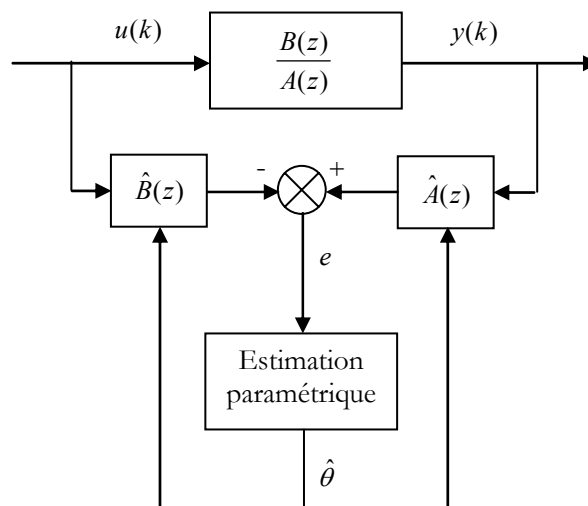


Figure I.14 : Estimation paramétrique par minimisation de l'erreur d'équation

I.4.3.2 Minimisation de l'erreur de sortie

Ici, au lieu de calculer comme précédemment l'erreur d'équation, on évalue plutôt l'erreur de sortie (voir figure I.15) :

$$e(k) = y(k) - \hat{y}(\theta, k) \quad (\text{I.17})$$

Où :

$$\hat{y}(\theta, z) = \frac{\hat{B}(z)}{\hat{A}(z)} u(z) \quad (\text{I.18})$$

Avec : $\hat{y}(\theta, z)$ - la sortie du modèle.

L'erreur de sortie $e(\cdot)$ étant dans ce cas une fonction non linéaire des paramètres à estimer, on a alors recours à des méthodes numériques d'optimisation pour minimiser l'erreur $e(k)$ par rapport aux paramètres θ .

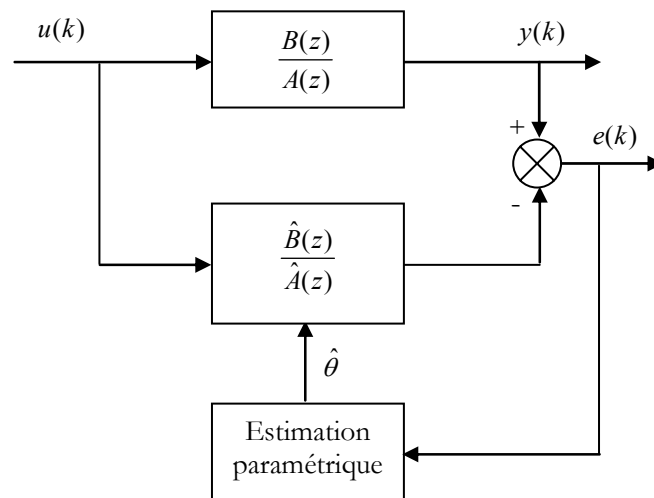


Figure I.15 : Estimation paramétrique par minimisation de l'erreur de sortie

I.4.4 Estimation d'état

Les méthodes d'estimation d'état ont pour principe de reconstruire les états et les sorties du système à partir des entrées et des sorties. Ce sont des méthodes de génération de résidus indirectes en ce sens qu'elles calculent l'erreur d'estimation de la sortie. L'estimation de l'état peut être effectuée à l'aide d'observateurs [68, 113] dans le cas déterministe ou de filtres dans le cas stochastique (filtre de Kalman [152] ou filtres détecteurs de défauts [115]). Les deux méthodes présentent des analogies dans leur formulation et peuvent être synthétisées par la figure I.16, la différence provenant du mode de calcul des paramètres du reconstruteur en fonction du contexte choisi (cas continu ou discret, déterministe ou stochastique).

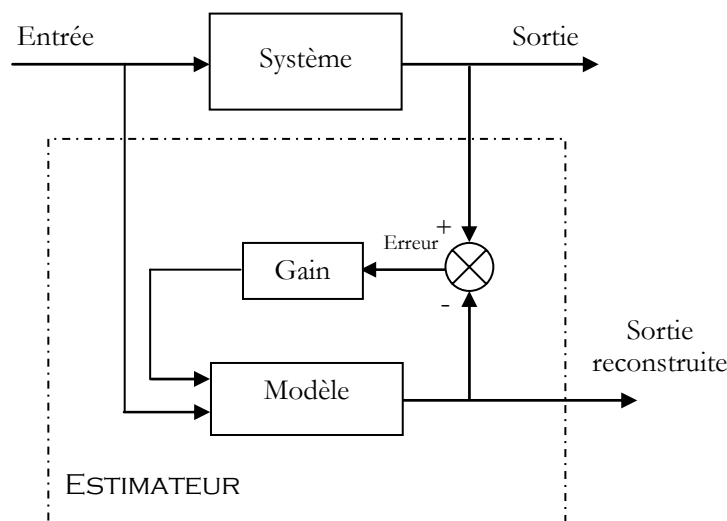


Figure I.16 : Principe général d'un estimateur de sortie

La théorie des observateurs est utilisée pour des systèmes linéaires ou non linéaires [65, 145], d'ordre plein s'ils estiment l'intégralité du vecteur d'état (le système doit être complètement observable) ou d'ordre réduit dans le cas contraire, dans le domaine fréquentiel (observateurs généralisés) ou temporel (observateurs de Luenberger). Frank et Wünnenberg dans [57] définissent une classe d'observateurs dits observateurs à entrées inconnues dont les sorties du système sont indépendantes des incertitudes structurées auxquelles il est soumis. Certains travaux tels que ceux de Ding dans [45, 46] portent sur une approche unifiée des méthodes à base d'observateurs.

Beard et Jones, dans [10, 99], ont été en fait les premiers à proposer la stratégie appelée par certains auteurs « par observateurs » ou encore « en boucle fermée ». Ils ont proposé le remplacement de la redondance matérielle par des algorithmes de détection basés sur des observateurs. Leurs travaux concernaient des systèmes linéaires et la méthode a été appelée « filtre de détection de défauts de Beard-Jones ». D'autres travaux ont suivi cette voie en l'étendant aux systèmes non linéaires, par exemple les travaux de Frank et Patton dans [56, 122].

On considère le système (I.19) en l'absence de défaut :

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases} \quad (\text{I.19})$$

Avec :

$$\begin{aligned} x(.) &\in \mathfrak{R}^n, y(.) \in \mathfrak{R}^m, u(.) \in \mathfrak{R}^r \\ A &\in \mathfrak{R}^{n \times n}, B \in \mathfrak{R}^{n \times r}, C \in \mathfrak{R}^{m \times n} \end{aligned}$$

Les matrices A , B et C étant connues, on peut synthétiser un observateur afin de reconstruire l'état du système à partir des grandeurs connues $u(.)$ et $y(.)$. On utilise alors l'observateur (I.20):

$$\begin{cases} \hat{x}(k+1) = A\hat{x}(k) + Bu(k) + Ke(k) \\ e(k) = y(k) - C\hat{x}(k) \end{cases} \quad (\text{I.20})$$

Où $\hat{x}(.)$ est l'estimation de l'état $x(.)$ du système, $e(.)$ est l'erreur de reconstruction de la sortie.

L'évolution de l'erreur d'estimation d'état $e_x(.)$ est régie par les équations (I.21):

$$\begin{cases} e_x(k) = x(k) - \hat{x}(k) \\ e_x(k+1) = (A - KC)e_x(k) \end{cases} \quad (\text{I.21})$$

Par un choix approprié de la matrice de gain K , on peut faire tendre asymptotiquement l'erreur d'estimation d'état vers zéro : $[\lim_{k \rightarrow \infty} e_x(k)] = 0$. Il suffit pour cela que la matrice de gain K soit choisie de manière à ce que la matrice $A - KC$ soit stable.

En présence de défauts, le modèle (I.19) devient :

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + F_1 d(k) \\ y(k) = Cx(k) + F_2 d(k) \end{cases} \quad (\text{I.22})$$

$x(\cdot) \in \mathfrak{R}^n$, $y(\cdot) \in \mathfrak{R}^m$, $u(\cdot) \in \mathfrak{R}^r$, $d(\cdot) \in \mathfrak{R}^p$
 $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}$, $B \in \mathfrak{R}^{n \times r}$, $C \in \mathfrak{R}^{m \times n}$, $F_1 \in \mathfrak{R}^{n \times p}$, $F_2 \in \mathfrak{R}^{m \times p}$ / Où $d(\cdot)$ est le vecteur des défauts.

L'erreur d'estimation d'état et celle de reconstruction de la sortie deviennent alors :

$$\begin{cases} e_x(k+1) = (A - KC)e_x(k) + (F_1 - KF_2)d(k) \\ e(k) = Ce_x(k) + F_2 d(k) \end{cases} \quad (\text{I.23})$$

Ainsi, en présence d'un défaut, si la condition $F_1 - KF_2 \neq 0$ est vérifiée, l'erreur d'estimation d'état, et du coup l'erreur de reconstruction de la sortie, dévie notablement de la valeur zéro. On peut donc choisir $e(\cdot)$ comme signal de résidu. En présence de bruits, on peut utiliser un filtre de Kalman [98] à la place des observateurs classiques. On introduit à ce moment des hypothèses sur les propriétés statistiques des bruits.

Pour résoudre le problème de l'isolation des défauts, il convient de structurer les résidus, la situation idéale étant qu'un résidu soit sensible à un défaut particulier. Cette structuration, qui correspond à un découplage, peut être effectuée de différentes façons, soit en réglant le gain de l'observateur soit en utilisant des formes particulières d'observateurs construits à partir d'une partie seulement des entrées et sorties du système (voir figure I.17).

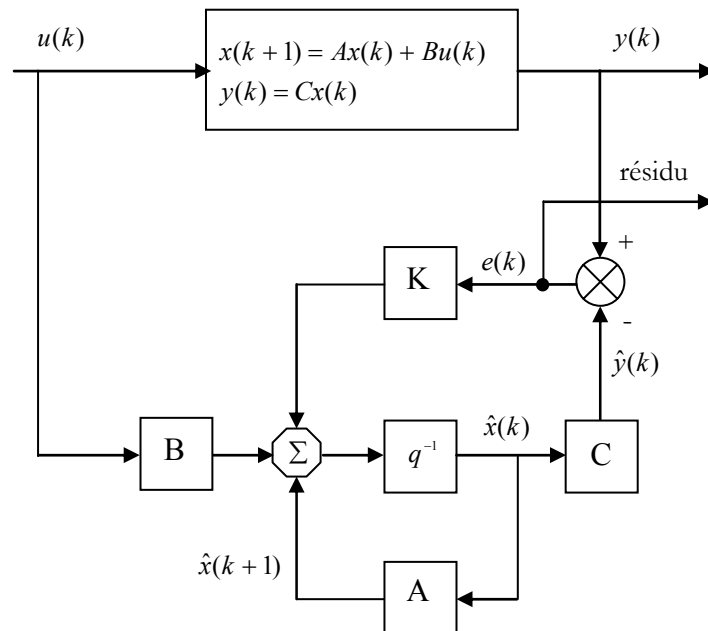


Figure I.17 : Génération de résidu à partir d'un observateur

On trouve à cet effet les observateurs utilisant une partie des entrées et des sorties selon que l'on souhaite détecter des défauts d'actionneurs ou de capteurs. N'utilisant alors qu'une partie des informations disponibles, ces observateurs entrent dans la classe des observateurs à entrées inconnues.

La figure I.18 illustre le principe de la détection de défaut d'actionneurs par observateurs dédiés (Dedicated Observer Scheme ou DOS). Le $i^{\text{ème}}$ observateur est piloté par la $i^{\text{ème}}$ entrée et toutes les sorties ; les $m-1$ autres entrées restantes sont considérées comme inconnues et la sortie de ce $i^{\text{ème}}$ observateur est insensible aux défauts des entrées non utilisées.

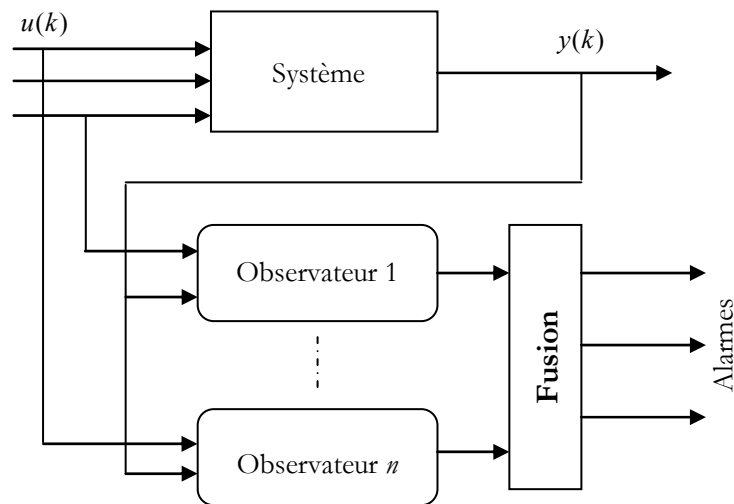


Figure I.18 : Observateur à entrées inconnues (DOS) pour la détection de défauts d'actionneurs

Aux mêmes principes de construction mais vis-à-vis des sorties, on peut avoir des observateurs à entrées inconnues (DOS) pour la détection de défauts de capteurs.

Les différentes méthodes de génération que nous venons d'exposer génèrent des résidus classiquement répertoriés en deux groupes [70, 123], des résidus structurés [71], ou des résidus directionnels [72].

Pour les premiers résidus, la propagation d'un défaut affecte seulement une partie des résidus tandis que pour le second type de résidus, la présence d'un défaut entraîne le vecteur résidu dans une direction fixe.

I.5 La détection

C'est la deuxième étape du système de diagnostic, elle permet de déterminer la présence ou non d'un défaut sur le procédé. Elle est aussi appelée alarme globale. Nous nous intéresserons aux méthodes de détection à base de résidus.

Les résidus ont une valeur théorique nulle pour un système idéal en l'absence de défaut (pas d'incertitude modèle ni de bruits de mesure), et non nul dans le cas contraire. La principale difficulté de la détection réside dans le calcul du seuil des résidus. Un seuil trop grand risque d'engendrer une non-détection comme il est présenté sur la figure I.19. Au contraire, un seuil trop petit entraînerait de fausses alarmes, montré par la figure I.20. La problématique est donc de trouver un seuil optimal qui serait le compromis idéal entre le taux de fausse alarme et le taux de non-détection.

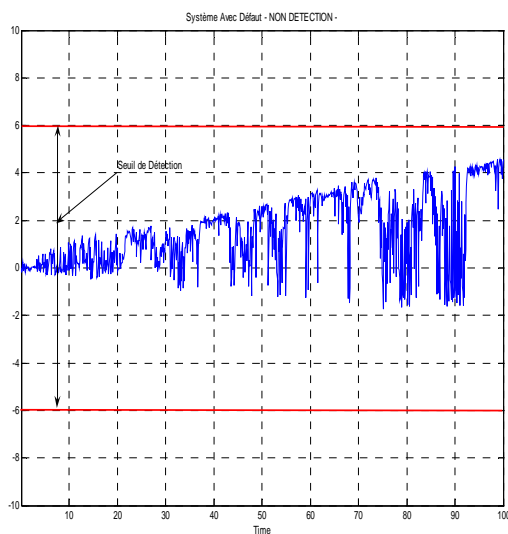


Figure I.19 : Système avec défaut
- non détection -

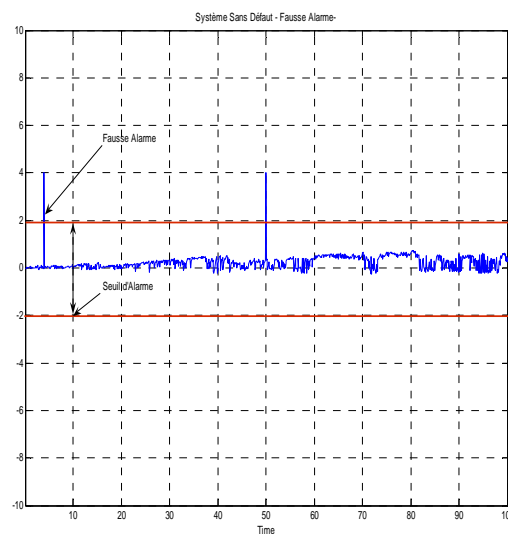


Figure I.20 : Système sans défaut
- fausse alarme -

La procédure de détection a pour objectif de déterminer l'apparition et l'instant d'occurrence d'un défaut. Pour parvenir à cet objectif, on utilise des résidus qui sont obtenus en comparant le comportement du modèle du système à celui du système réel. Les résidus sont représentatifs des écarts entre le comportement observé du système et le comportement de référence attendu lorsque le système fonctionne normalement.

Ces résidus sont généralement à moyenne nulle et ont une variance déterminée en l'absence de défauts de fonctionnement.

Un moyen générique de construire un résidu est d'estimer le vecteur de sortie $y(.)$ du système. L'estimé $\hat{y}(.)$ est alors soustrait du signal de sortie $y(.)$ afin de former le vecteur de résidus $r(.)$ suivant :

$$r(k) = y(k) - \hat{y}(k) \quad (I.24)$$

En présence de défauts, le signal $r(.)$ ainsi formé s'écartera notablement de la valeur zéro et sera identique à zéro lorsque le système fonctionne normalement.

Dans la pratique, le résidu n'a pas exactement une valeur nulle en l'absence de défauts car, lors de la phase de modélisation, plusieurs hypothèses simplificatrices sont introduites conduisant à un modèle qui ne reflète pas fidèlement le système réel. De plus, les mesures effectuées sur le système sont le plus souvent entachées de bruits de mesure. Le vecteur de résidus s'écrit alors :

$$r(k) = y_m(k) - \hat{y}(k) \quad (I.25)$$

Où $y_m(\cdot)$ est la sortie mesurée du système qui est composée, en plus de la sortie réelle $y(\cdot)$, de bruits de diverses natures relatifs à l'instrumentation et aux incertitudes de modélisation. Dans cette situation, une méthode de détection élémentaire consiste à comparer la valeur du résidu à un seuil prédéfini ε (fonction des erreurs de modélisation). Une alarme est déclenchée à chaque franchissement de ce seuil :

$$\begin{cases} r(k) \leq \varepsilon \Leftrightarrow d(k) = 0 \\ r(k) > \varepsilon \Leftrightarrow d(k) \neq 0 \end{cases} \quad (I.26)$$

Où $d(\cdot)$ représente le vecteur des défauts.

On peut également modéliser le résidu comme une variable aléatoire distribuée selon une loi normale. On met ainsi en oeuvre à ce niveau des tests statistiques permettant de détecter des changements des caractéristiques statistiques du résidu. On peut trouver dans Basseville et Nikiforov [7, 8], plus de détails sur la théorie générale de la détection.

I.6 La localisation

Après avoir détecté la présence d'un défaut, il est important de situer l'élément affecté par ce défaut. Cette opération porte le nom de localisation ou d'isolation de défauts. Pour la réaliser, on procède à une structuration de l'ensemble des résidus générés de manière à assurer la localisation du défaut à partir des résidus affectés par ce défaut.

De façon générale, on construit en premier lieu un ensemble de résidus $r_i(\cdot)$ qui dépendent a priori de tous les défauts. Ces résidus sont appelés résidus de base. A partir de ces résidus de base, on forme ensuite des résidus plus évolués en rendant les résidus de base insensibles à certains défauts. On obtient ainsi deux types de résidus: des résidus structurés [11, 123] et des résidus de directions privilégiées [10, 25].

Dans le cas des résidus structurés, seul un ensemble spécifique de résidus sera sensible en présence d'un défaut. On peut, à titre d'exemple, imaginer que la structuration des résidus soit faite pour qu'un défaut $d_i(\cdot)$ agisse sur toutes les composantes du vecteur de résidus sauf le $i^{\text{ème}}$.

Quant aux résidus de directions privilégiées, en présence de chaque défaut, le vecteur de résidus s'oriente dans une direction particulière. C'est donc la direction prise par le vecteur de résidus qui représente, dans ce cas, la signature du défaut.

Une signature de panne est directement engendrée par la structure du système de résidus par l'intermédiaire de la matrice d'incidence. Soit \mathfrak{R} un ensemble de relations de redondance et E l'ensemble des variables connues du procédé étudié, donc les variables directement mesurables sur le système.

La matrice de signature de pannes M représente la relation suivante :

$$M : \mathcal{R} \times E \rightarrow \{0,1\} \quad (r, e) \rightarrow M(r, e)$$

Avec $M(r, e) = 1$ si et seulement si e apparaît dans la relation de redondance analytique r , $M(r, e) = 0$ sinon.

La matrice de signature de pannes contient des *uns* ou des *zéros*. Comme chaque colonne de cette matrice correspond à une variable et que chaque ligne correspond à un résidu :

- Un *un* pour une position donnée signifie que le résidu associé est directement influencé par la variable connue associée à ce *un*,
- Un *zéro* signifiera au contraire que la variable donnée n'entre pas dans le calcul du résidu.

Ainsi, pour des conditions idéales (pas de dispersion de paramètres ou de modification de structure du modèle...), chaque colonne de la matrice de signature de pannes correspondra à une signature d'une défaillance particulière. Afin de rendre chaque défaut détectable, il est évident que toutes les colonnes doivent contenir au moins un *un*. Afin de rendre chaque défaut unique, les signatures associées doivent être uniques. Le tableau TAB.1 montre un exemple de deux structures de matrice de signature de pannes pour un système de trois variables connues e_j ($j = 1 \dots 3$) et de trois résidus r_i ($i = 1 \dots 3$)

	Structure DOS			Structure GOS		
	e_1	e_2	e_3	e_1	e_2	e_3
r_1	1	0	0	0	1	1
r_2	0	1	0	1	0	1
r_3	0	0	1	1	1	0

TAB.1 : Structures de matrices de signature de pannes

Lorsque le problème de modélisation s'apparente à une estimation d'état, on a vu que les résidus pouvaient être soit structurés, soit directionnels. Afin d'améliorer la localisation des défauts, on peut utiliser des sous-ensembles de résidus. Chaque sous-ensemble sera sensible à un défaut ou un ensemble de défauts et insensible aux autres défauts. D'une manière générale, trois principaux schémas de détection sont proposés dans la littérature. R.N Clark dans [31] propose deux schémas :

- Le schéma *SOS* (Simplified Observer Scheme), détecte parfaitement des défauts simultanés mais ne permet pas la localisation de défaut,
- Le schéma *DOS* (Dedicated Observer Scheme). Sa structure permet la détection de défauts simultanés mais la localisation n'est effective que pour des défauts non simultanés.

P.M Frank dans [59] propose alors un schéma de détection et de localisation de défauts simultanés qui est le schéma *GOS* (Generalized Observer Scheme) ce schéma a par la suite été complété par la prise en compte d'un résidu supplémentaire découplant parfaitement les incertitudes structurées.

On parlera alors de structures *DOS* ou *GOS augmentées* dont les différentes aptitudes sont discutées dans les travaux de S. Courtine dans [36]. Plus généralement, les travaux de D. Van Schrick dans [146] établissent une comparaison des différentes structures en indiquant leurs conditions d'utilisation.

La localisation qui suit la détection peut être effectuée à l'aide de la table de signature. Les colonnes de cette table (TAB. 2) sont représentatives des différents défauts et les lignes des différents résidus. Les ensembles de diagnostics dans l'approche FDI sont donnés en termes de défauts présents dans la table de signature. La génération des ensembles de diagnostic est basée sur une interprétation des colonnes de la table de signature et consiste à comparer la signature des observations avec celle des défauts. Cette comparaison est considérée à nouveau comme un problème de décision.

Pour que tous les défauts puissent être détectés, aucune colonne de la matrice des signatures théoriques de défauts ne doit être nulle, et pour que tous les défauts puissent être localisés, toutes les signatures théoriques doivent être distinctes sans l'hypothèse d'exonération. Gertler et al. dans [73] distinguent trois types de matrices d'incidence :

- Non localisante (une colonne est nulle ou au moins deux colonnes sont identiques)
- Faiblement localisante (les colonnes sont non nulles et distinctes deux à deux),
- Fortement localisante (en plus d'être faiblement localisante, aucune colonne ne peut être obtenue à partir d'une autre en remplaçant un '1' par un '0').

	e_1	e_2	e_3	e_1	e_2	e_3	e_1	e_2	e_3
r_1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
r_2	1	1	1	1	0	1	1	0	1
r_3	1	0	0	1	1	0	0	1	1
	Non localisante			Faiblement localisante			Fortement localisante		

TAB. 2 : Tables de signatures

Une table non localisante ne permet pas de distinguer certains défauts entre eux. Une table faiblement localisante permet de localiser les défauts uniques sous hypothèse d'exonération. Une table fortement localisante garantit que les différentes sensibilités des résidus par rapport aux défauts ne conduisent pas à un diagnostic erroné. L'utilisation des tables de signatures établies pour des défauts simples pose des problèmes pour les situations de défauts multiples. Il faudrait en effet analyser toutes les combinaisons possibles des colonnes de la table.

I.7 Logique floue et diagnostic

Nous avons vu que l'approche analytique fournissait des outils mathématiques largement utilisés pour les systèmes de surveillance. Cependant, elle emploie des modèles quantitatifs qui ne correspondent pas toujours à la réalité. La différence par rapport à un comportement réel du procédé est compensée par des efforts sur la modélisation toujours plus contraignants et des techniques de découplage plus robustes. C'est le prix à payer pour obtenir un formalisme mathématique.

Lorsque nous avons exposé la problématique d'un système de diagnostic, nous avons décrit ses différentes étapes en vertu de critères de robustesse. En effet, nous avons exposé les problèmes de robustesse active rencontrés lors de la phase de génération de résidus. Le problème consistait à générer des structures de résidus qui répondraient le mieux à la localisation. De même, les résidus devaient être les plus fidèles possibles à la réalité. La problématique se posait alors en terme de choix de modèle. Lors de l'évaluation des résidus, nous avons abordé les problèmes de la robustesse passive. La phase de seuillage des résidus conditionnait le succès de la détection de défauts.

Ce paragraphe est destiné à introduire les différentes méthodes faisant appel à un raisonnement heuristique et une modélisation qualitative à partir de techniques floues. Nous verrons que ce mode de raisonnement est aussi utilisé pour la robustesse active dans la phase de génération de résidus que pour la robustesse passive lors de la phase d'évaluation des résidus.

I.7.1 Modèles flous pour la génération de résidus

La génération de résidus à base de modèles analytiques a été développée au paragraphe **I.3.2**. Les techniques dérivées de cette modélisation sont variées mais pas toujours efficaces. En effet, les procédés physiques sont bien souvent des systèmes dynamiques complexes, présentant de fortes non linéarités dans leur fonctionnement. Des simplifications s'imposent pour formuler un modèle exploitable. Ainsi, les techniques de linéarisation autour d'un point de fonctionnement ou la réduction d'ordre sont autant de méthodes dégradant les performances du modèle mathématique. De même, d'autres problèmes subsistent avec certains paramètres du modèle non mesurables ou variant dans le temps.

Une autre approche réside dans la modélisation floue des procédés. Le but reste de concevoir un modèle flou en vue de la génération de résidus.

Deux principaux groupes de modèles flous sont répertoriés dans la littérature :

1. Les modèles relationnels flous introduits par Pedrycz [124]. Ils décrivent le comportement du procédé par l'intermédiaire d'une matrice relationnelle floue représentant toutes les règles et traduisant les relations entrées / sorties. D'autres algorithmes d'identification de tels modèles peuvent être consultés dans [92, 127]. Nous

insisterons essentiellement sur la description de tels modèles car ils sont les plus fréquemment utilisés pour la génération de résidus.

2. Les modèles fonctionnels flous [62, 97, 107, 141]. Ils diffèrent des précédents modèles dans le sens où ils utilisent des sous-modèles locaux pour décrire le comportement du système pour plusieurs points de fonctionnement.

D'autres approches sont également employées, telles que les modèles qualitatifs flous [136, 156].

D'une manière générale, les modèles flous sont un ensemble de règles floues qui se différencient de par leur structure (nombre de règles, type de variables, nombre de descripteurs et type de fonctions d'appartenance) et de la technique d'identification utilisée pour estimer les paramètres des règles et des fonctions d'appartenance.

Le concept général de la génération de résidus reste le même que pour les modèles analytiques. Par analogie avec la théorie des observateurs, les modèles flous génèrent des observateurs flous. Il consiste à comparer les sorties du procédé à leurs estimées, mais dans ce cas, les estimées sont calculées par un modèle flou (figure I.21).

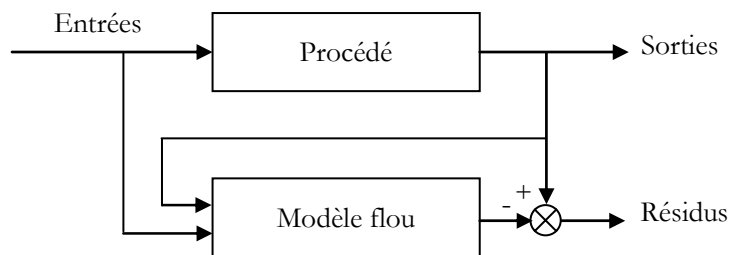


Figure I.21 : Observateur de sortie flou pour la génération de résidus

L'approche la plus fréquente de modèles flous pour la génération de résidus concerne les modèles relationnels flous [26]. Ces derniers ne sont pas utilisés comme des modèles parallèles mais comme des observateurs de sortie dont la sortie estimée est calculée par la relation suivante :

$$\hat{y}(k) = R \circ X(k) \quad (I.27)$$

Où X est une combinaison de toutes les prémisses de règles calculées et R la matrice relationnelle correspondant à l'ensemble des règles, \circ étant un opérateur de composition T-conorme / T-norme selon le principe de combinaison – projection [154].

La résolution de l'équation floue donnée par l'équation (I.27) consiste à trouver dans le cas de N observations, une solution vérifiant simultanément les N équations. L'ensemble des solutions est généralement vide. L'approche classique consiste alors à trouver une solution R pour laquelle la sortie mesurée est proche de la sortie estimée au sens de la minimisation d'un critère $J(R)$ donné. Celui-ci peut par exemple être l'erreur quadratique :

$$J(R) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \quad (I.28)$$

Où N est le nombre d'éléments de l'ensemble d'apprentissage.

I.7.2 Détection floue des résidus

L'évaluation des résidus a été développée au paragraphe I.3 et présentée comme un problème de seuillage des résidus. Ce seuil doit être le plus petit possible afin d'obtenir une meilleure sensibilité aux petits défauts, ce qui risque d'engendrer des fausses alarmes. Nous allons voir que l'intégration de techniques floues pour la détection permet, à sensibilité aux défauts égale, une baisse sensible du taux de fausses alarmes. L'idée est d'utiliser des degrés d'appartenance d'un résidu à un seuil flou représenté à l'aide de sous-ensembles flous. C'est ce qu'ont suggéré les travaux de Kiupel et Frank [103]. Le seuil est déterminé par une fonction d'appartenance centrée trapézoïdale, les côtés montants et descendants du trapèze étant fonction de la variance du bruit et des perturbations.

Une approche similaire de calcul de seuil adaptatif flou J consiste à établir un seuil fixe J_0 calculé pour un fonctionnement nominal du système et de considérer un terme additif en fonction des modes opératoires et des perturbations quelles qu'elles soient.

Une telle méthode de calcul a été proposée pour la première fois par Schneider [135]. Le calcul est donné par :

$$J = J_0 + a_{\text{flou}} * \text{tolérance}_{\text{maxi}} \quad (\text{I.29})$$

Avec $\text{tolérance}_{\text{maxi}}$ et J_0 fixés par les données du problème et a_{flou} calculé à partir d'une table de décision comprenant un jeu de règle du type :

$$SI \prec \text{Conditions} \succ \text{ALORS} \prec a_{\text{flou}} \succ$$

De même, les travaux de Sauter et al. [133] ont porté sur l'élaboration de seuils à l'aide d'un jeu de règles floues. Le terme additif correspond à un incrément ΔJ dépendant des modes opératoires tel que :

$$J = J_0(u_0, x_0) + \Delta J(u - u_0, x - x_0) \quad (\text{I.30})$$

Le terme additif ΔJ est calculé par inférence dont les règles sont ajustées par expérience :

$SI \prec \text{Conditions} \succ \text{ALORS} \prec \Delta J \succ$ pour lesquelles *Conditions* représentent les conditions de fonctionnement du procédé.

Le savoir-faire de l'expert s'exprime à l'aide de mots. Les diverses situations ou modes de fonctionnement doivent être décrits à l'aide de symboles linguistiques. C'est ce que propose la fuzzification, qui rend possible le passage du numérique (mesures sur le procédé) au symbolique. Chaque terme, associé à un sous-ensemble flou est caractérisé par une fonction d'appartenance. L'adaptation du seuil de détection se fait par un raisonnement humain à l'aide d'un jeu de règles floues, en intégrant les conditions de fonctionnement particulières et les perturbations extérieures. Si le raisonnement est symbolique, le résultat (valeur de l'incrément ΔJ) est numérique. Cette dernière opération se fait grâce à la défuzzification. Ainsi, cette méthode a pour principal avantage de combiner les informations floues et non floues, d'utiliser des résidus nets et

de les seuiller par rapport à un seuil net, mais défini par un jeu de règles floues. Le flou est dans ce cas transparent à la décision.

Pour résumer, on peut affirmer que la connaissance experte sur le système permet de définir des limites d'évolution du résidu, en intégrant un raisonnement qualitatif. L'évaluation floue des résidus est une transformation de la connaissance quantitative en une connaissance qualitative. Elle peut intervenir à différents niveaux d'abstraction dans le raisonnement.

Un jeu de règles floues peut être utilisé afin de déterminer les seuils des résidus nets, l'opération de défuzzification transformant les valeurs floues en valeurs numériques. La détection consiste alors à comparer les résidus nets aux seuils J , comme indiqué sur la figure I.22.

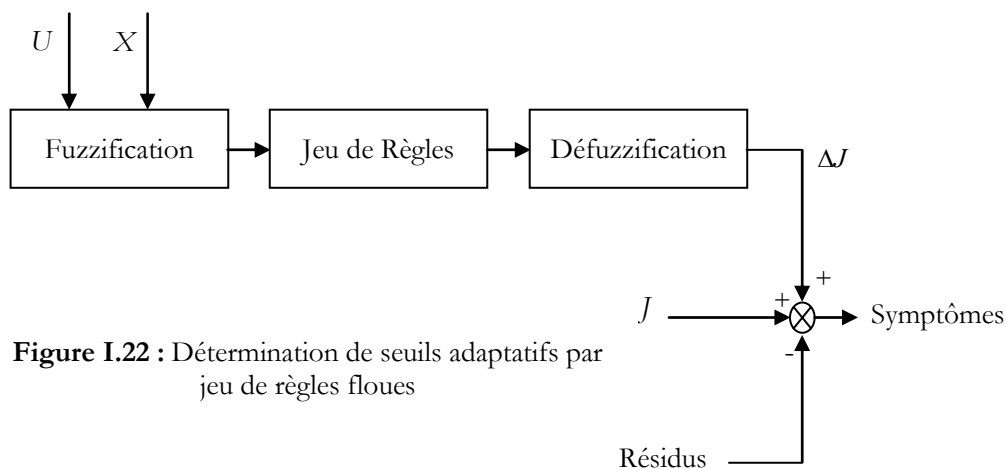


Figure I.22 : Détermination de seuils adaptatifs par jeu de règles floues

Plus la différence entre le résidu et le seuil adaptatif est grande, plus grande sera la possibilité d'occurrence d'un défaut. Au contraire, une comparaison floue peut intervenir dans le cas de symptômes flous. Soit \hat{y} une estimation floue de la mesure y , donnée par un modèle flou quelconque. La description floue des mesures y permettra d'engendrer des résidus flous pour une comparaison floue, comme indiqué par la figure I.23.

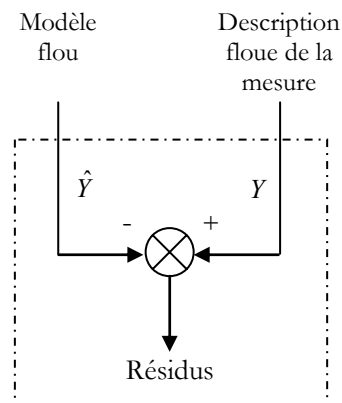


Figure I.23 : Comparaison floue

Par la suite, une deuxième classe de méthodes d'évaluation de résidus par l'intermédiaire de la logique floue a été proposée par Frank et Kiupel [60]. Elle se distingue de la première classe de méthodes citée plus haut par l'absence de défuzzification. Alors que dans le premier cas les signaux résultant du mécanisme d'inférence sont défuzzifiés en valeurs nettes, cette nouvelle approche renonce à la défuzzification.

Le résultat de l'inférence donnera lui-même des signaux indiquant la présomption de défauts, mais à l'aide de termes linguistiques. On parlera alors de FFIS (de l'anglais Fuzzyfied Fault Indication Signal). La procédure comporte deux étapes :

- Génération d'une base de connaissance traduisant les relations défauts – résidus,
- Représentation floue des résultats afin d'être exploités par la suite par un opérateur humain.

L'idée est de constituer une base de connaissance afin de pouvoir déterminer les FFIS par inférence floue, sous hypothèse de consistance de cette base de connaissance. Les règles sont du type :

$$SI \prec r_{11} = Grand \succ ET \prec r_{22}t = Petit \succ ALORS \prec Défaut_m = Grand \succ$$

Où *Grand* , *Petit* sont des ensembles flous connus par expérience et *Défaut_m* représente la *m^{ème}* défaillance. Elle est représentée par son degré d'appartenance au sous-ensemble flou *Défaut*. A partir de cette information floue, il est facile d'intégrer une localisation floue.

I.7.3 Localisation floue

La localisation floue a bien évidemment le même objectif que la localisation décrite au paragraphe I.2.3 : remonter à l'origine de la défaillance. Elle est basée sur un jeu de règles floues du type :

$$SI \prec défaut_1 = Grand \succ ET \prec défaut_2 = Petit \succ ET \prec défaut_m = Petit \succ ALORS \prec cause = défaut_1 \succ$$

Où *Grand* , *Petit* sont des ensembles flous connus par expérience (figure I.24).

Dans ce cas de modèles à base de règles, la défaillance affecte à l'origine un prédicat, lié à une observation ou à l'application d'une règle qui devient fausse. Le principal avantage d'utiliser un système d'inférence flou pour le diagnostic est sa capacité à intégrer les connaissances expertes.

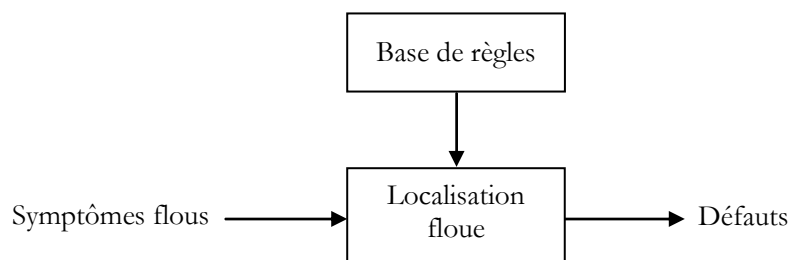


Figure I.24 : Localisation floue

Les avantages d'utiliser à la fois des informations quantitatives et des connaissances expertes sur le système se résument ainsi :

- La modélisation du système entier n'est plus obligatoire. Seuls les sous-systèmes peuvent être décrits indépendamment les uns des autres,
- La connexion entre les différents sous-modèles se fait de manière heuristique. Elle est plus facile à mettre en oeuvre dans la mesure où cette connaissance est généralement connue de l'expert,
- Le coût de la modélisation mathématique est sensiblement réduit,
- La relation cause à effet des défauts peut être plus facilement transférée dans le concept du diagnostic.

Tandis que les méthodes analytiques sont précises mais pas nécessairement robustes (variation des paramètres ou perturbations), les méthodes heuristiques sont robustes mais pas toujours précises. La complémentarité des deux approches a donc naturellement été étudiée dans la littérature. La connaissance, aussi bien extraite de structures physiques que dynamiques, est invariablement exploitée dans le diagnostic de défauts. De nouvelles structures hiérarchiques pour l'intégration de méthodes analytiques et heuristiques et d'informations de sources différentes sont fusionnées [12, 143].

I.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé par le biais d'exemples les plus classiques, la problématique des systèmes de diagnostic. Nous nous sommes basés sur la structure des approches à base de modèle et de connaissances. Pour les systèmes dits FDI, deux problèmes essentiels conditionnent la réussite du diagnostic. Pour la phase de détection, elle s'apparente à un problème de seuillage des résidus. Concernant la phase de localisation, le problème réside dans l'obtention de structures optimales de signatures de pannes.

Dans les deux cas, l'homme possède par son expérience un certain savoir-faire qui lui serait bien utile d'utiliser. Une approche nature elle consiste à utiliser les systèmes à base de connaissance ou à insérer un raisonnement qualitatif dans les systèmes de diagnostic. Nous avons montré que l'utilisation de la logique floue pouvait être une alternative ou du moins une contribution efficace aux problèmes rencontrés lors de la phase de détection et de localisation. La détection est ainsi améliorée grâce à la définition de seuils flous. Quant à la localisation, la modélisation de la connaissance sur le système à l'aide de règles floues rend le diagnostic plus robuste. Le chapitre suivant introduit un système de diagnostic basé sur ces techniques floues. Nous formaliserons la relation symptômes – défauts à l'aide d'implications floues, dans le but de rendre l'étape de localisation plus robuste.

CHAPITRE II

DETECTION ET LOCALISATION DES DEFAUTS A BASE DE LA LOGIQUE FLOUE

(FUZZY FAULT DETECTION AND ISOLATION)

FDI FLOUE

Ce chapitre est destiné à la conception d'une approche originale de détection, de localisation et d'identification de défauts, en vue de son application au diagnostic des systèmes de compression. Son application sera détaillée aux chapitres III et IV. On se propose, dans le cadre des systèmes non linéaires, de déterminer la gravité d'un défaut détecté. L'idée repose sur l'analyse quantitative des résidus en présence de défauts afin d'établir des signatures de pannes non binaires. Nous nous appuyerons sur la logique floue et ses outils, nous présenterons une approche complète et intégrée permettant de résoudre l'ensemble des problèmes rencontrés dans l'utilisation des méthodes classiques de diagnostic. L'utilisation de techniques floues permettra de caractériser plus précisément la corrélation symptômes - défauts. Nous nous intéresserons aussi dans cette partie de thèse aux méthodes connues sous le nom de FDI floue (**F**uzzy **F**ault **D**etection and **I**solation).

II.1 Introduction

C'est une évidence de constater que la commande des systèmes devient de plus en plus complexe; cela est dû à la nature des systèmes, mais aussi à la volonté de contrôler tous les paramètres et toutes les perturbations affectant le système. Dans cette dynamique s'est développée la discipline de la sûreté de fonctionnement. Pour un grand nombre d'applications, il est nécessaire d'implanter un système de surveillance afin de détecter, isoler, voire identifier tout dysfonctionnement.

Dans ce cadre, ce chapitre est destiné à la conception d'une méthode originale de détection, de localisation et d'identification de défauts, en vue de son application au diagnostic des systèmes de compressions. Cette étude sera mise en œuvre aux chapitres III et IV. On se propose, dans le cadre des systèmes non linéaires, de déterminer la gravité d'un défaut détecté. L'idée repose sur l'analyse quantitative des résidus en présence de défauts afin d'établir des signatures de pannes non binaires. L'utilisation de techniques floues permettra de caractériser plus précisément la corrélation symptômes - défauts.

Lors du précédent chapitre, nous avons évoqué d'une manière générale la problématique des systèmes de diagnostic. Nous avons alors posé le problème de la génération et de l'évaluation des résidus par rapport à la notion de robustesse. La génération de résidus s'apparente à un problème d'optimisation de structures de résidus tandis que l'évaluation se pose en termes d'optimisation des seuils d'indication de défauts. Nous allons reformuler ces problèmes à travers une étude plus détaillée des systèmes FDI (Fault Detection and Isolation).

L'utilisation de techniques issues du domaine de l'intelligence artificielle apparaît comme la principale alternative pour aborder les problèmes connus comme difficilement modélisables par des méthodes analytiques et qui requièrent souvent l'intervention des experts du domaine ou le traitement d'information de nature qualitative. Dans ce travail nous exposerons le principe de telles méthodes et tenterons d'en cerner les problèmes. Nous nous intéresserons plus particulièrement au problème de l'exploitation de la corrélation symptômes - défauts et tenterons de l'optimiser à l'aide d'opérateurs flous et de l'identification des défauts. Cela aboutira à la conception d'une méthode FDI Floue (Fuzzy Fault Detection and Isolation).

II.2 L'Approche FDI

Dans cette approche, nous n'aborderons pas l'étape de la génération des résidus. Nous partons du principe qu'un ensemble de résidus structurés a été généré, par une méthode directe de génération de résidus. Ce sera en effet le cas pour notre application dédiée au système de compression détaillée aux chapitres suivants.

Nous partons d'un système général engendrant n résidus afin de détecter m défauts. La structure des résidus engendrée sera représentée par la matrice d'incidence M de dimension nxm [34, 68].

Nous noterons e_j ($j=1..m$) la $j^{\text{ème}}$ variable connue du système et r_i ($i=1..n$) le $i^{\text{ème}}$ résidu. Nous noterons M_{ij} les coefficients de la matrice d'incidence correspondant au $i^{\text{ème}}$ résidu (ligne) et à la $j^{\text{ème}}$ variable (colonne).

Le principe de base des systèmes FDI est représenté par la figure II.1. Il consiste à établir le diagnostic à partir de faits mesurés sur le processus et de faits modélisés.

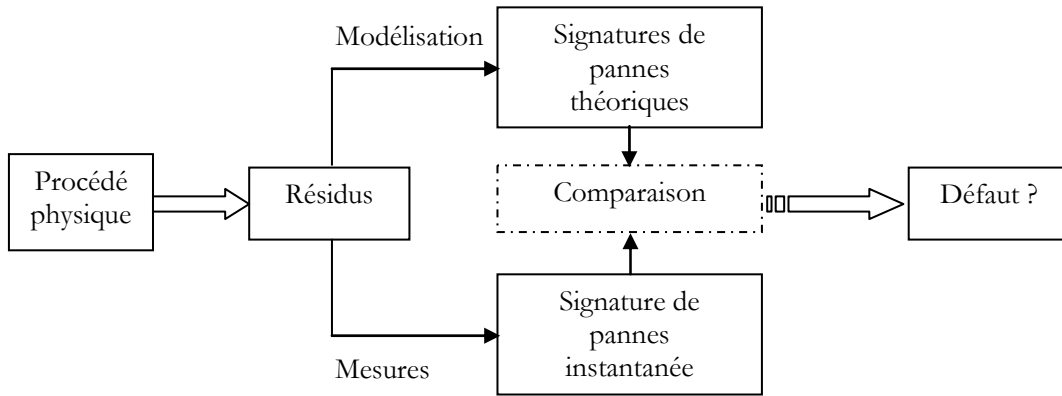


Figure II.1 : Principe de la méthode FDI

II.2.1 Définitions

La procédure de détection vise à déterminer l'apparition et l'instant d'occurrence d'un défaut. Un défaut est détectable si au moins un résidu ou vecteur de cohérence permet de le détecter. Les résidus sont souvent modélisés par des variables appelés SPI (Signature de Pannes Instantanée).

Ce sont des vecteurs binaires de dimension n dont chaque composante $SPI_i(r_i(t))$ ($i=1..n$) est un booléen. Ces booléens sont le résultat des tests de seuillage sur les résidus, comme définis au paragraphe I.3:

$$SPI_i(r_i(t)) = \begin{cases} 0 & \text{si } r_i(t) < T_i(t) \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (II.1)$$

Avec $T_i(t)$, le seuil de détection.

SPI_i est une signature de pannes dans la mesure où une composante non nulle de ce vecteur suppose l'occurrence d'un défaut ($\forall SPI, \exists r_i(t) / SPI_i(r_i(t)) = 1$). La nullité de ce vecteur préjuge en revanche d'un comportement nominal du système surveillé ($\forall i, SPI_i(r_i(t)) = 0$). Le vecteur nul traduit le fait qu'aucun résidu ne dépasse la limite de variation autorisée : aucune alarme n'est donc déclenchée.

Dans le cas d'une détection d'un défaut, la signature de pannes instantanée est comparée aux m signatures de pannes théoriques, notées SPT_j ($j=1..m$). SPT_j représente la signature particulière du $j^{\text{ème}}$ défaut D_j lié à la variable e_j : $SPT_j = [M_{ij}, i=1..n]^T$. Nous supposons que ces signatures sont invariables dans le temps.

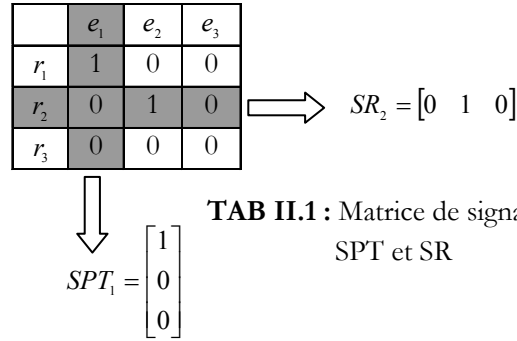
Comme indiqué au paragraphe I.4, l'ensemble des relations liant les résidus aux variables connues du système est représenté par la matrice de signature de pannes M , dont chaque colonne génère une signature théorique propre à un défaut.

De même, chaque ligne de la matrice de signature de pannes représente une signature d'un résidu particulier. On la notera SR_i ($i=1..n$), avec SR_i correspondant à la signature du $i^{ème}$ résidu. Le tableau TAB II.1 expose un exemple de signatures de pannes théoriques et de signatures de résidus de matrice de signature de pannes de dimension 3×3 .

Un défaut sera détectable, si : $\forall j, \exists i / M_{ij} > 0$.

Un défaut sera localisable si :

- Le défaut est détectable,
- $\forall j, \exists i, i \neq j / r_i(t) \oplus r_j(t) = 1$, avec \oplus l'opérateur logique représentant le OU.



TAB II.1 : Matrice de signatures
SPT et SR

Plusieurs travaux [124,127, 129, 136] ont été élaborés concernant la distance aux signatures de pannes ou sur les propriétés structurelles de la matrice d'incidence afin de définir des critères de robustesse pour l'étape de localisation.

II.2.2 Principe

Le vecteur SPI caractérise les symptômes tandis que le vecteur SPT_j caractérise le $j^{ème}$ défaut relatif à la variable e_j . Le diagnostic consistant à comparer ces deux signatures peut être établi comme suit : plus la correspondance entre ces deux signatures est grande, plus la présomption de l'occurrence du défaut considéré sera forte. Il est évident que si le vecteur résidu est égal à SPT_j , le système de diagnostic sera amené à localiser le $j^{ème}$ défaut D_j . Bien souvent, ce cas d'égalité stricte entre SPT_j et SPI n'est pas vérifié. Il convient alors de traduire au mieux le lien entre les symptômes et les défauts afin d'améliorer la robustesse du diagnostic. La comparaison entre signatures peut être effectuée par des méthodes de classification dans l'espace des résidus, en utilisant une distance appropriée [125].

Soit f la relation effectuant la corrélation symptômes – défauts. Un indicateur de défauts $F(e_j)$ est calculé d'après l'équation (II.2). Il est spécifique à chaque défaut D_j et donc à chaque variable associée e_j .

$$F(e_j) = f(SPT_j, SPI) \tag{II.2}$$

La relation f utilise comme opérateur de composition une fonction de similitude ou une distance. La distance la plus couramment utilisée est la distance de Hamming [20, 102, 148]. Afin d'uniformiser cette distance pour toutes les signatures, la distance de Hamming relative peut être utilisée [143]. Cette distance est calculée composante par composante pour chacune des signatures (équation (II.3)).

$$D_{H_j} = \frac{\sum |SPT_i(r_i(t)) - M_j|}{n} \quad (\text{II.3})$$

Deux signatures identiques correspondront à une distance de Hamming relative nulle. Au contraire, deux signatures opposées (toutes les composantes binaires sont opposées, un un étant l'opposé d'un zéro) renverront une distance de Hamming relative maximale égale à 1.

La précédente étude s'apparente à un problème de reconnaissance de formes. Les formes sont représentées par le vecteur résidu auquel il convient de faire correspondre les formes type les proches au sens de la distance de Hamming relative. Les formes type correspondent aux vecteurs binaires des signatures de pannes théoriques.

L'indicateur de défauts est défini par :

$$F(e_j) = 1 - D_{H_j} \quad (\text{II.4})$$

L'indicateur de défauts renvoie ses valeurs dans l'intervalle $[0;1]$ et varie tel que :

- $F(e_j) = 0$: aucun défaut concernant la $j^{\text{ème}}$ variable e_j n'est détecté. En effet, la distance de Hamming égale à 1 montre que SPT_j et SPI sont opposées : le vecteur résidu n'est pas associé à D_j . Le défaut D_j est non occurrence.
- $0 < F(e_j) < 1$: une alarme est déclenchée vis-à-vis du $j^{\text{ème}}$ défaut. L'indicateur de défauts peut être interprété comme un degré de confiance sur l'occurrence de la faute. S'il est proche de zéro, l'hypothèse d'une fausse alarme est probable. Inversement, $F(e_j)$ proche de 1 justifiera son occurrence.
- $F(e_j) = 1$: le $j^{\text{ème}}$ défaut est parfaitement détecté et localisé.

La figure II.2 schématise le principe de diagnostic du système FDI décrit dans ce chapitre.

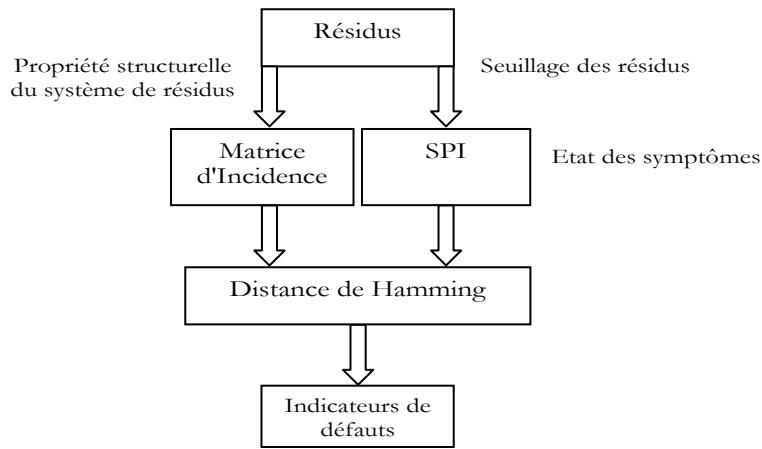


Figure II.2 : Système FDI

II.3 Limites de la méthode

Afin d'évaluer les performances d'un algorithme de FDI, plusieurs indices de performances ont été définis à savoir : le taux des fausses alarmes, la non détection et le temps de retard dans la détection. Un algorithme de FDI performant doit posséder un certain degré de robustesse dans les décisions qu'il procure.

Un des problèmes principaux des systèmes de détection de défauts réside dans la capacité du système à prendre en compte l'occurrence de défauts multiples. En effet, les seules formes type connues sont caractérisées par les signatures théoriques, générées par la matrice d'incidence. Elles se rapportent à un défaut particulier. Or, lors de défauts simultanés, une nouvelle signature de panne est engendrée [106]. Elle se déduit par la superposition des codes des signatures des défauts (équation (II.5)).

Dès lors, la similitude entre les codes des pannes théoriques connues et la forme n'est plus garantie. Une solution consisterait à déterminer de nouvelles formes type à partir de toutes les combinaisons linéaires des signatures théoriques. Il est évident que cette étude se heurterait rapidement au problème de l'explosion combinatoire.

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{II.5})$$

Une méthode originale de décision s'affranchissant des tests de combinaisons a été formulée par Weber et al. [150]. Ils proposent de définir une partition floue composée de deux ensembles flous Zéro (symbole **Z**) et Non Zéro (symbole **NZ**) :

- Le degré d'appartenance du résidu r_i au sous-ensemble flou Z traduit le concept "proche de zéro". Celui-ci augmente lorsque aucun défaut ne se propage ou lorsqu'un défaut apparaît mais que le résidu n'est pas affecté de manière significative.
- Le degré d'appartenance du résidu r_i au sous-ensemble flou NZ traduit le concept "différent de zéro". Celui-ci augmente lorsqu'un défaut D_j se propage et que le résidu est affecté de manière significative.

Basée sur une signification floue à deux termes NZ et Z , une fuzzification du résidu r_i peut être obtenue [53]. Un raisonnement qualitatif permet de déterminer l'occurrence de pannes simples ou multiples.

Une autre approche a été formulée par Theillol [143]. Il définit un indicateur de Hamming modifié, qui ne prend en compte lors de la comparaison des signatures que les un des SPT_j :

$$D_{Hm_j} = \frac{\sum_{i=1}^n |SPT_i(r_i(t)) - M_{ij}| \cdot M_{ij}}{n'} \quad (II.6)$$

Avec n' le nombre de un dans SPT_j

Prenons un exemple pour justifier ce choix. Soit la matrice de signature de pannes M suivante :

	e_1	e_2	e_3
R_1	1	0	0
R_2	0	1	0
R_3	0	0	1

TAB II.2 : Matrice de signature de pannes

Considérons le cas de deux défauts D_1 et D_2 simultanés. Le vecteur résidu associé est $SPI = [110]$, soit un OU logique entre les signatures SPT_1 et SPT_2 . Afin de faire correspondre exactement les formes type SPT_1 et SPT_2 au vecteur résidu SPI , il est nécessaire d'obtenir une distance nulle entre ces vecteurs.

Or, nous venons de constater que dans le cas de défauts multiples, SPI ne correspond généralement à aucune SPT_j , la nouvelle signature instantanée étant la superposition des signatures de pannes des défauts propagés. La distance entre ces vecteurs ne peut donc être nulle.

Si nous calculons les distances de Hamming relatives ainsi que les indicateurs de défauts associés, en utilisant l'équation (II.3), nous obtenons :

$$\begin{aligned} D_{H_1} &= 0.33 & F(e_1) &= 0.66 \\ D_{H_2} &= 0.33 & F(e_2) &= 0.66 \\ D_{H_3} &= 1 & F(e_3) &= 0 \end{aligned}$$

Comme prévu, SPI ne correspond pas totalement à SPT_1 et SPT_2 ($D_{H_1} \neq 0$ et $D_{H_2} \neq 0$). Il ne faut donc pas tenter de comparer systématiquement les signatures composante par composante.

L'idée est de retrouver dans SPI uniquement les symptômes significatifs de défauts, les un des signatures théoriques. On cherche à faire correspondre uniquement les un des SPT_j avec SPI , de façon à ne pas augmenter la distance entre ces signatures dans le cas de pannes simultanées.

Avec l'indicateur de Hamming modifié définie par l'équation (II.6), les indicateurs de défauts sont:

$$\begin{aligned} D_{H_1} = 0 & & F(e_1) = 1 \\ D_{H_2} = 0 & & F(e_2) = 1 \\ D_{H_3} = 1 & & F(e_3) = 0 \end{aligned}$$

L'indicateur de Hamming modifié donne des résultats satisfaisants dans ce cas : les défauts D_1 et D_2 ont bien été détectés et localisés tandis que le défaut D_3 non propagé n'engendre pas de fausse alarme.

L'explication à cette analyse peut être donnée par l'étude du comportement binaire des distances fournies par les équations (II.3) et (II.6) :

M_{ij}	$SPI_i(r_i(t))$	D_{H_j}	$F(e_j)$		M_{ij}	$SPI_i(r_i(t))$	D_{H_j}	$F(e_j)$
0	0	0	1		0	0	0	1
0	1	1	0		0	1	0	1
1	0	1	0		1	0	1	0
1	1	0	1		1	1	0	1
a					b			

TAB II.3 : Tables binaires des distances Hamming relative (a) et modifiée (b)

Le comportement binaire des deux distances est le même à l'exception du cas où $M_{ij} = 0$ et $SPI_i(r_i(t)) = 1$. Ce cas se produit lorsque le résidu dépasse le seuil limite de détection ($SPI_i(r_i(t)) = 1$) tandis que la signature théorique donnée ne fournit aucune indication concernant le défaut associé (le résidu est insensible au défaut car $M_{ij} = 0$). Dans cette circonstance, l'indicateur de défauts est activé avec l'indicateur de Hamming modifié ($F(e_j) = 1$).

En revanche, cet indicateur reste nul pour le calcul fait avec la distance de Hamming relative : le système suppose être sans défaut ($F(e_j) = 0$). Cela traduit le fait que l'indicateur de Hamming modifié génère une alarme dans le cas où le vecteur des résidus présente une composante symptomatique d'une anomalie ($SPI_i(r_i(t)) = 1$) mais que cette anomalie ne peut être détectée à cause du bit nul de la signature théorique considérée ($M_{ij} = 0$). Il n'aboutit pas à la conclusion que le système évolue dans un état normal, comme indiqué avec la distance de Hamming relative.

Il génère une alarme qui devra être par la suite infirmée ou confirmée par le module décisionnel. Ainsi, le système préfère générer une alarme ($F(e_j)=1$) plutôt que de risquer une non-détection ($F(e_j)=0$). Ce cas se produit pour $(D_{Hm}(SPI_2(r_2(t)), SPT_1))$ et $D_{Hm}(SPI_1(r_1(t)), SPT_2)$.

Le lecteur notera que la table binaire de l'indicateur de défaut $F(e_j)$ obtenue avec l'indicateur de Hamming modifié est celle de l'implication $M_{ij} \Rightarrow SPI_i(r_i(t))$. Cette propriété sera utilisée dans le paragraphe II.4 pour constituer une méthode de type FDI floue.

II.3.1 Prise en compte des perturbations

Lorsque les bruits de mesure ou les erreurs de modélisation sont pris en compte, cela peut entraîner un calcul erroné de SPI , qui ne correspond plus à une signature théorique connue, aussi bien dans le cas de défauts simples que simultanés [74]. Nous retrouvons le cas pour lequel aucun indicateur de défauts n'est égal à 1. Deux réponses à ces problèmes ont été évoquées dans le premier chapitre.

La première concerne la robustesse active J.J. Gertler dans [69] propose de générer une structure de résidus fortement localisante, dont la définition est donnée au chapitre I.3.2. L'idée est de générer une structure pour laquelle les signatures dégradées (une composante est modifiée telle qu'un 1 est changé en 0) restent tout de même indépendantes les unes des autres. Cela revient à augmenter la distance entre signatures théoriques. Pour des signatures théoriques éloignées au sens de la distance de Hamming, la localisation des défauts est plus robuste.

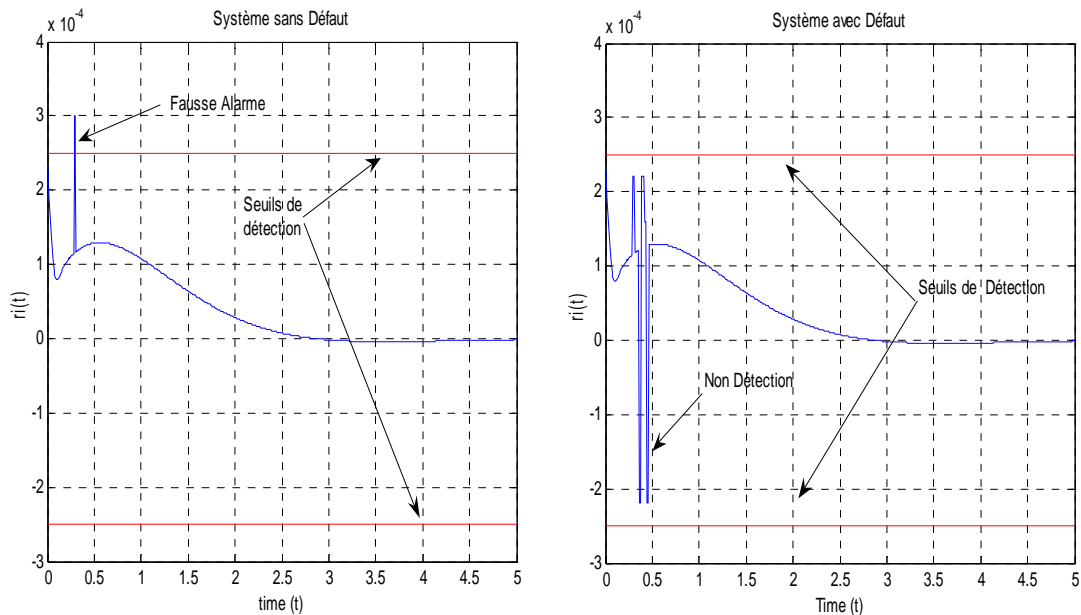


Figure II.3 : Détection

La seconde solution se rapporte à la robustesse passive. Elle concerne la détection et l'évaluation des seuils de détection présentées au chapitre **I.3**. Nous rappelons brièvement le principe. Le seuil de détection, fixe ou adaptatif, correspond à un compromis entre une nondétection et une fausse alarme. Pour un seuil trop bas, le taux de fausses alarmes augmente, le seuil de détection pouvant à tout moment être dépassé à cause des bruits de mesure ou des erreurs de modélisation. Pour un seuil de détection trop élevé, le risque de non-détection est important (figure II.3). Nous invitons le lecteur à se rapporter aux articles cités au paragraphe **I.3** concernant les problèmes de seuillage [9, 48, 122, 134, 143, 149].

II.3.2 Insuffisance d'informations

La détection consiste à prendre une décision binaire : soit le système fonctionne correctement, soit une panne s'est produite. Le résultat de la procédure de détection est une alarme signifiant que le fonctionnement réel du système ne concorde plus avec le modèle de fonctionnement sain. Isoler revient à attribuer le défaut au module défectueux du système : capteur, actionneur, processus ou unité de commande. Mais cette facilité de mise en oeuvre renferme un inconvénient majeur : le manque d'informations pertinentes afin de rendre l'étape de décision robuste. Les résidus sont définis comme des signaux contenant toute l'information sur le défaut. Néanmoins, le principe du seuillage des résidus constitue une étape de décision qui renvoie une information booléenne. Il s'agit d'une perte d'informations et le raisonnement qui suivra sera amputé d'une partie des connaissances non contenues dans les mots binaires constituant les signatures de défauts.

Soit la matrice d'incidence illustrée par le tableau TAB II.4.

	e_1	e_2	e_3
R_1	0	0	1
R_2	1	1	0
R_3	0	1	1

TAB II.4 : Matrice d'Incidence

La structure de cette matrice est faiblement localisante, d'après les critères du paragraphe **I.4**. Cela sous-entend que les défauts relatifs aux variables e_j ($j=1...3$) sont détectables et peuvent être localisés dans le cas de pannes simples.

Considérons le cas d'apparition du défaut D_3 . Supposons de plus qu'aucune erreur de détection ne soit venue modifier le calcul de SPI , c'est-à-dire que le seuillage des résidus au temps t est tel que :

$$\begin{aligned} r_1(t) &> T_1(t) \\ r_2(t) &< T_2(t) \\ r_3(t) &> T_3(t) \end{aligned}$$

Avec $T_1(t)$, $T_2(t)$ et $T_3(t)$ des seuils fixes ou adaptatifs.

D'après l'équation (II.1), la signature de panne instantanée associée est : $SPI = [101]^T$. La distance de Hamming pour chacune des trois signatures de pannes théoriques est selon l'équation (II.3) :

$$\begin{aligned}D_{H_1} &= 1 \\D_{H_2} &= 0.66 \\D_{H_3} &= 0\end{aligned}$$

En utilisant l'équation (II.4), on obtient les indicateurs de défauts suivants:

$$\begin{aligned}F(e_1) &= 0 \\F(e_2) &= 0.33 \\F(e_3) &= 1\end{aligned}$$

L'indicateur de défauts relatif à la variable e_3 signifie que le défaut D_3 est clairement détecté et localisé ($F(e_3)=1$). De même, le défaut D_1 est mis hors de cause, son indicateur de faute étant nul. Par contre, une alarme est générée concernant le deuxième défaut ($F(e_2)=0.33$). S'agit-il d'une fausse alarme ou est-elle au contraire justifiée ? Pour répondre à cette question, les seules informations des indicateurs de défauts ne suffisent plus. Des informations supplémentaires doivent être émises afin d'évaluer la pertinence de cette alarme.

Ce manque d'informations peut se compenser par des connaissances approfondies sur le système donné par la figure II.4.

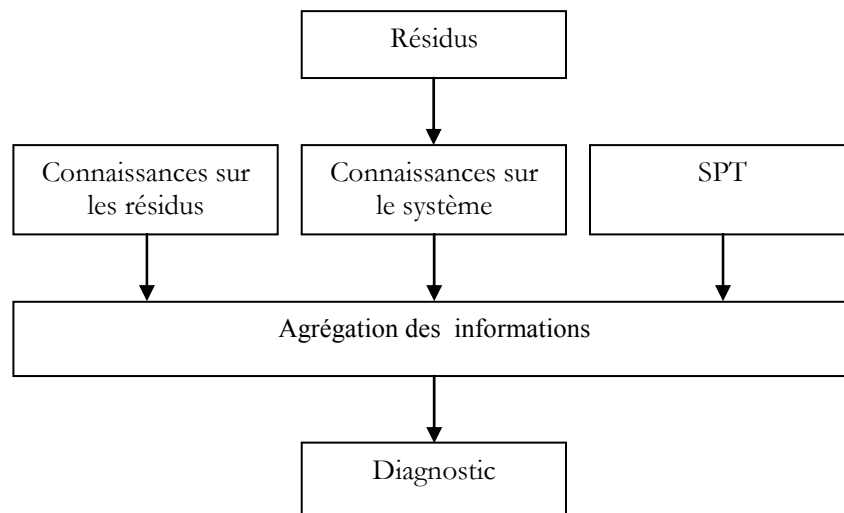


Figure II.4 : Système à base de connaissances

Des connaissances approfondies sur le système et sur les résidus peuvent améliorer la robustesse du diagnostic.

II.3.2.1 Connaissances d'informations sur le système

Un moyen simple d'obtenir une certaine robustesse du diagnostic est d'obtenir des informations additionnelles sur le procédé lui-même. Par exemple, les travaux de Theilliol et al. [143] ont pris en compte des informations sur la fiabilité du système considéré. Des symptômes heuristiques sont générés de manière à améliorer l'étape de décision. Ils complètent les symptômes analytiques en ajoutant des connaissances sur la précision et la mise à jour sur le modèle utilisé.

Par exemple, la dégradation des performances du système peut être liée au facteur temps avec l'usure de certaines pièces. Ce facteur est donc pris en compte afin de qualifier plus précisément les symptômes à l'aide de degrés de confiance.

C. YU [153] propose d'intégrer un raisonnement qualitatif à l'aide de graphes causaux, permettant de détecter les modifications des variables du système. Ces travaux ont été développés dans [33, 75, 137, 142, 144]. Les états sont décrits par les variables "0", "+", ou "-". Le "0" traduit un état normal, les "+" et "-" traduisant respectivement un état plus grand et plus petit que l'état normal. Le sens de variation est ainsi une information qualitative permettant de définir plus précisément les relations entre variables. Une autre approche pour le raisonnement causal a également été présentée dans les travaux de Montmain [118].

II.3.2.2 Informations sur les résidus

Les résidus sont comparés par rapport aux limites définies préalablement et, de cette comparaison, il résulte qu'un vecteur de symptômes est engendré. Le problème de l'évaluation consiste à définir le seuil afin de détecter la présence de changements. Les résidus contiennent toute l'information sur les défauts. Leur exploitation approfondie peut procurer des renseignements additionnels permettant de justifier la qualité des symptômes.

L'historique des résidus fournit également une information pertinente sur la durée et l'occurrence du défaut qui peuvent être mises à profit par le module décisionnel pour décider de la pertinence des alarmes générées. Dans [69, 143], des degrés de confiance sont calculés à partir de deux informations appelées persistance et franchise des symptômes. La première renseigne sur le saut de propriété statistique du résidu. Elle quantifie le dépassement de la valeur du résidu par rapport au seuil de détection. Intuitivement, plus le dépassement est grand, plus le risque de fausse alarme est faible. Un raisonnement qualitatif à base de règles est donc généré :

SI Franchise est Grande ALORS Confiance (dans le symptôme) est Grande.

La deuxième donnée exploitable concerne la durée du saut de propriété statistique. La persistance compte le nombre de dépassements du seuil de détection. Ici encore, l'heuristique suivante est évidente : plus la persistance est faible, plus le risque de fausse alarme est élevé, si le défaut détecté est un biais.

Les travaux portent sur l'évaluation d'une valeur de vérité de chaque composante du vecteur résidu. Une extension de cette technique consiste à utiliser des logiques multivaluées en lieu et place d'une logique binaire. Le lecteur peut se ramener aux travaux de Cassar dans [21, 22] pour les logiques multivaluées.

Le calcul de la signature de panne instantanée, donnée par l'équation (II.1) peut alors s'écrire :

$$SPI_i(r_i(t)) = \begin{cases} 0 & \text{si } r_i(t) \leq T_{i1}(t) \\ 0.5 & \text{si } T_{i1}(t) < r_i(t) < T_{i2}(t) \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

Avec T_1 et T_2 deux seuils prédéfinis. Le nombre de seuils peut bien entendu évoluer selon les données du problème.

Une alternative de cette logique multivaluée se trouve dans la phase d'identification des défauts, (la détermination de la grandeur du défaut propagé). La signature instantanée de panne ne prend plus ses valeurs dans $\{0,1\}$ ni même dans $\{0, 0.5, 1\}$ mais dans l'intervalle $[0,1]$.

Pour cela, on définit des mesures de sensibilité donnée par l'équation (II.8). Sous certaines hypothèses de linéarité et de petits défauts, les mesures de sensibilité sont des constantes. Elles sont fonction de la variation $\Delta r_i(t)$ des résidus et de la grandeur des défauts propagés $\Delta e_j(t)$, au point de fonctionnement e_0 donné par :

$$S_j^i(t) = \left. \frac{\partial r_i(t)}{\partial e_j(t)} \right|_{e_0} \quad (\text{II.8})$$

La variation du résidu engendrée par la propagation du défaut D_j d'amplitude $\Delta e_j(t)$ est :

$$\Delta e_j^i(t) = S_j^i \Delta e_j(t) \quad (\text{II.9})$$

Soit la variation totale du résidu par rapport à la propagation de chaque défaut :

$$\Delta r_i(t) = \sum_{j=1}^m S_j^i \Delta e_j(t) \quad (\text{II.10})$$

La variation maximale est donc obtenue pour la propagation des défauts d'amplitude maximale $\Delta e_{j_{\max}}(t)$:

$$\Delta r_{i_{\max}}(t) = \sum_{j=1}^m S_j^i \Delta e_{j_{\max}}(t) \quad (\text{II.11})$$

Remarque : Pour des processus physiques, la présence de bruit réduit la sensibilité et il est préférable de choisir :

$$Sd_j^i(t) = \frac{S_j^i}{\sigma_i} \quad \text{avec } \sigma_i \text{ la déviation standard du } i^{\text{ème}} \text{ résidu.}$$

Une sensibilité relative à la grandeur peut être définie telle que :

$$Sdr_j^i(t) = \frac{Sd_j^i}{\sigma_i} \bar{x}_j \quad (\text{II.12})$$

Avec \bar{x}_j une estimation moyenne de la grandeur x_j reliée au défaut D_j . Dans le cas d'un défaut de capteur, x_j est la valeur mesurée par le capteur. Ces sensibilités sont supposées être des constantes pour une période d'observation du système et pour des petits défauts. Ces hypothèses ne sont plus vérifiées pour de fortes non-linéarités ou pour la propagation de grands défauts.

La sensibilité permet de qualifier les symptômes :

$$r_i \text{ est } \begin{cases} \text{Insensible au défaut } D_j \text{ si } Sdr_j^i \leq T_{i1} \\ \text{Incertain au défaut } D_j \text{ si } T_{i1} < Sdr_j^i < T_{i2} \\ \text{Sensible au défaut } D_j \text{ si } Sdr_j^i \geq T_{i2} \end{cases}$$

Il est dans ce cas possible d'intégrer un raisonnement à base de règles.

II.3.3 Autres sources d'erreur

La détection et la localisation telles que nous les avons présentées présentent des inconvénients vis-à-vis de la modification de la structure ou de la dynamique du système. Pour des systèmes défaillants, une modification de la structure du système de diagnostic survient dès lors qu'une variable connue n'est plus mesurable [74] (cas pour des capteurs en panne par exemple). Dans le cas où le système prévoit un mode dégradé ou une valeur de remplacement de cette mesure, le fonctionnement du système est altéré.

La structure de la matrice d'incidence est modifiée et certains codes de signatures de pannes peuvent devenir identiques. La localisation n'est plus possible. La propagation des défauts dans le système possède une dynamique caractéristique qui peut évoluer selon les conditions opératoires. Ainsi, pour un même ensemble de résidus structurés, la propagation d'un défaut n'aura pas forcément pour cause une même défaillance. Le diagnostic risque d'être alors erroné. Ces aspects ont été abordés dans les travaux de Koscielny [104] et de Nold dans [121].

II.4 Méthode FDI floue

On peut imputer les inconvénients des méthodes FDI au fait que la détection en elle-même s'apparente à une décision. Le principe du seuillage doit prendre la décision si les résidus évoluent dans un domaine interdit ou non, comme il est donné par l'équation (II.1). C'est une décision qui intervient trop tôt dans le raisonnement dans la mesure où toute la stratégie de la localisation se base sur ce résultat, par la comparaison entre SPT_j et SPI . Nous avons exposé quelques éléments de réponse permettant d'améliorer les performances du diagnostic. L'intégration de symptômes heuristiques ainsi qu'un raisonnement qualitatif permettent de rendre les algorithmes de détection et de localisation plus robustes. De même, la quantification de la distance du résidu par rapport au zéro théorique, l'évaluation des résidus par rapport à des seuils adaptatifs ou la définition d'un opérateur de comparaison spécifique sont autant de techniques permettant une meilleure comparaison entre signatures théoriques et instantanées.

Ce paragraphe envisage une autre solution à partir de techniques floues [68, 101]. Celles-ci facilitent d'une part l'étape d'identification des grandeurs des défauts, les résidus prenant leurs valeurs dans $[0,1]$. D'autre part, elles permettent de repousser le seuil de décision. L'idée est d'effectuer une comparaison floue entre résidus flous et signatures de pannes floues. La première étape consistera à déterminer des signatures de pannes floues. Nous verrons que celles-ci peuvent être formées en considérant la propagation des amplitudes maximales des défauts dans les résidus.

Ensuite, il nous faudra déterminer les ensembles flous nécessaires à l'étape de la fuzzification des résidus et les fonctions d'appartenance. Enfin, la dernière étape de la conception du système flou de diagnostic consistera à déterminer un opérateur spécifique de comparaison, afin d'effectuer la relation floue symptômes – défauts. Dans un premier temps, nous déterminerons les performances désirées d'un tel opérateur. Nous verrons que les implications floues satisfont les conditions exigées précédemment. Puis, nous comparerons les performances d'un tel opérateur avec des distances et une fonction de similarité connue.

II.4.1 Systèmes experts flous

Dans la théorie des ensembles classiques, la notion d'appartenance est fondamentale, mais elle est de type tout ou rien, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. Un tel outil s'avère alors difficilement utilisable lorsqu'il s'agit de manipuler des données vagues, imprécises, contradictoires ou lorsqu'il s'agit de classer des informations suivant des catégories aux frontières mal définies. La théorie des ensembles flous, par un assouplissement de la notion d'appartenance, permet d'atteindre de tels objectifs. Elle s'avère alors plus adaptée pour la représentation des connaissances qualitatives.

L'idée de l'approche floue est de construire un dispositif, appelé système d'inférences floues, capable d'imiter les prises de décision d'un opérateur humain à partir des règles verbales traduisant ses connaissances relatives à un processus donné. La relation mathématique existant entre un défaut et ses symptômes est le plus souvent difficile à obtenir. Toutefois, les opérateurs humains ayant en charge la maintenance et la conduite du système sont souvent capables, de par leur expérience, de déterminer, sur la base de leurs observations, l'élément défaillant qui est à l'origine d'un comportement qu'ils ont jugé anormal. Ce type de "savoir" peut être exprimé à l'aide de règles de la forme : SI *condition* ALORS *conclusion* où la partie *condition* comporte les symptômes observés et la partie *conclusion* l'élément défaillant. Ce type de connaissances peut alors être utilisé pour construire un système d'aide au diagnostic d'un système de compression.

La notion de sous-ensemble flou introduite par L. Zadeh [154], en 1965 et ses premières applications ont vu le jour dès les années 80 avec le contrôle du métro de Sendai au Japon. Elle a été créée pour répondre au besoin de formaliser la représentation et le traitement de connaissances imprécises ou approximatives. Cette méthode intervient donc dans la manipulation de connaissances imparfaites. La logique floue suscite actuellement un intérêt général de la part de tous ceux qui éprouvent le besoin de formaliser des méthodes empiriques, de généraliser des modes de raisonnement naturels, d'automatiser la prise de décision dans leur domaine, de construire des systèmes artificiels effectuant les tâches habituellement prises en charge par les humains.

L'introduction de la logique floue dans les systèmes experts a pour but de faire face aux limitations des systèmes experts ordinaires surtout celles concernant le raisonnement incertain. Cette introduction évoque la notion des Systèmes Experts Flous. La logique floue a été introduite, dans les systèmes experts depuis une vingtaine d'années, dans plusieurs disciplines qui manipulent des données incertaines et des informations imprécises [50, 118, 156]. Elle peut être intégrée sous différents aspects en fonction du domaine de l'application et du degré de complexité du problème.

En fait, cette discipline touche l'étape de la formalisation et du traitement des connaissances et permet de générer un ensemble de conclusions pondérées. La structure interne du système expert flou dépend de son domaine d'application et de la nature des données à représenter. Des systèmes experts flous ont été conçus dans le domaine de la modélisation et de la commande des systèmes complexe [90, 91, 110, 111, 112].

L'idée que nous développons est de quantifier la propagation des défauts à travers les résidus analytiques donnés par l'équation (II.9). Cet analyse permettra la définition d'un ensemble flou caractéristique de chaque résidu pour la propagation d'un défaut particulier. Puis, à partir d'une observation instantanée des résidus, on mesurera combien la valeur du résidu appartient à chaque sous-ensemble flou caractérisant la propagation d'un défaut particulier. Ainsi, nous assimilerons ce degré d'appartenance à une estimation de l'amplitude du défaut détecté.

II.4.2 Définitions des ensembles flous

II.4.2.1 Variables linguistiques

Une variable linguistique est représentée par un triplet (V, X, T_v) où V est la variable elle-même, X l'univers de discours et T_v l'ensemble des caractérisations floues de la variable V . Considérons par exemple la variable taille définie sur l'ensemble des entiers positifs et caractérisée par les ensembles flous Jeune et Vieux, dans le cas d'un variable linguistique simple, et par Jeune mais, Pas trop Jeune, Non Jeune et Non Vieux, Plus ou moins Vieux et Extrêmement Vieux, dans le cas d'une variable composée ou complexe, cette représentation est donnée par la figure suivante II.5.

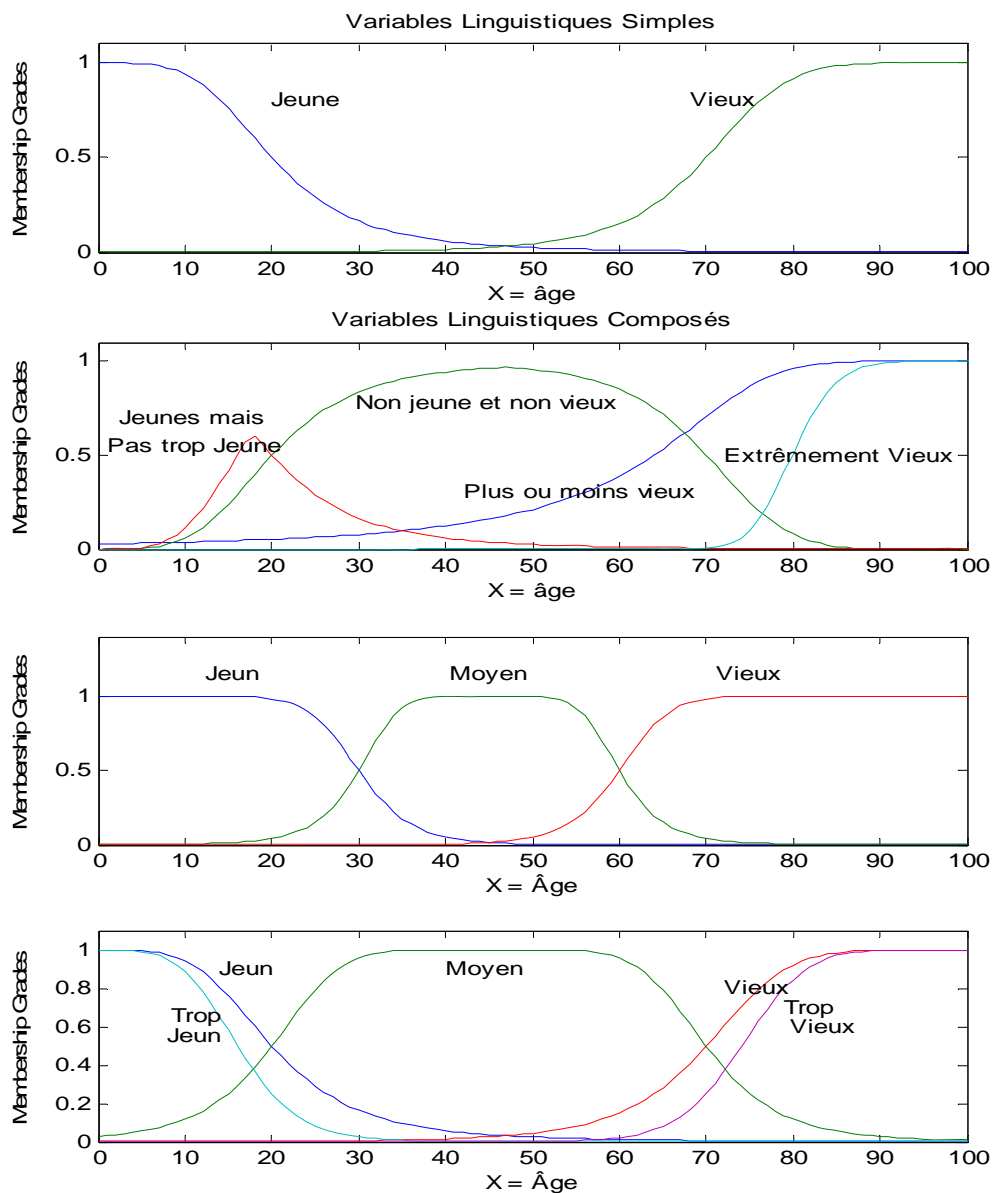


Figure II.5 : Ensembles flous

La création du système d'aide à la décision suppose la définition de variables floues ainsi que la détermination des ensembles flous correspondants. Un ensemble flou A défini sur l'univers de discours X est noté :

$$A = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_A(x_i)}{x_i} = \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \dots + \frac{\mu_A(x_n)}{x_n} \quad \text{Dans le cas discret}$$

$$A = \int \mu_A(x) / x \quad \text{Dans le cas continu}$$

II.4.2.2 Fonctions d'appartenance

La variable \tilde{v} varie dans un domaine X appelé univers de discours, ce dernier est partagé en sous-ensembles flous de façon que dans chaque zone il y ait une situation dominante. Ces zones sont décrites par des fonctions convexes, généralement sous forme triangulaire ou trapézoïdale, elle admettent comme argument la position de la variable \tilde{v} dans l'univers de discours, et comme sortie le degré d'appartenance de \tilde{v} à la situation décrite par la fonction; notée : $\mu_E(\tilde{v})$: degré d'appartenance de \tilde{v} au sous ensemble E . Le choix de la répartition des fonctions, leurs chevauchements ainsi que leurs forme doit être judicieux comme indiqué dans [26]. Les fonctions d'appartenance donnée par la figure II.6 sont les plus souvent utilisées pour définir les ensembles flous:

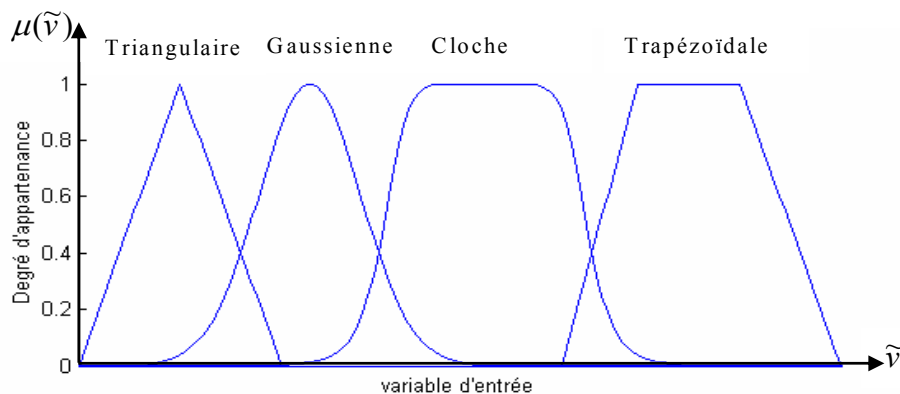


Figure II.6 : Exemple de fonctions d'appartenance

Nous présenterons dans la figure II.7 quelques opérations sur les ensembles flous.

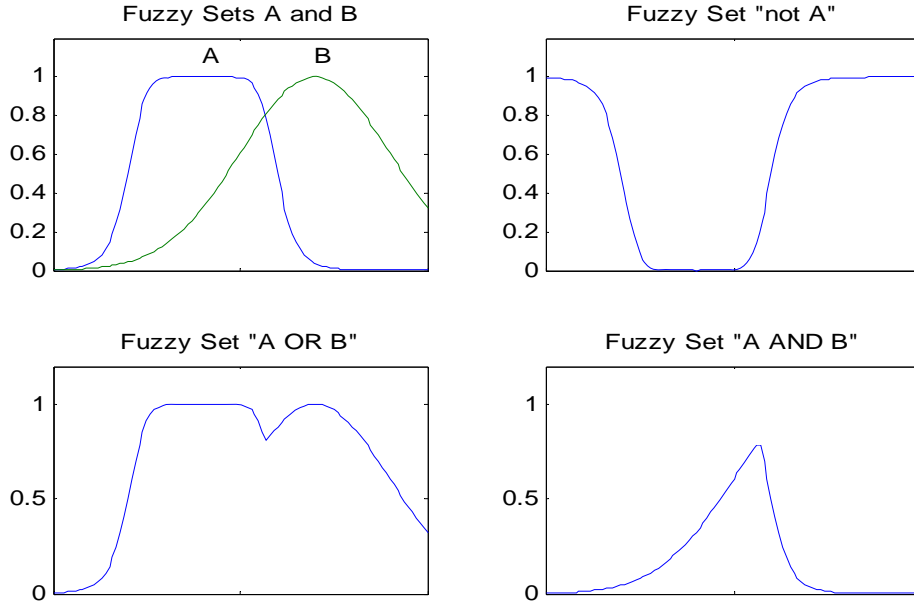


Figure II.7 : Opérations sur les ensembles flous

II.4.3 Coefficient de détectabilité

Comme nous l'avons vu au paragraphe II.3.2.2, un moyen de mesurer la propagation d'un défaut dans un résidu analytique est de considérer l'équation (II.9). La variation du résidu est fonction du coefficient de sensibilité S_j^i et de l'amplitude du défaut propagé Δe_j au point de fonctionnement e_0 . Sous hypothèse de linéarité, la variation maximale de ce résidu pour le défaut D_j sera donnée pour la propagation du défaut d'amplitude maximale $\Delta e_{j \max}$. Nous la noterons d_{ij} et nous l'appellerons coefficient de détectabilité :

$$d_{ij} = S_j^i \Delta e_{j \max}$$

$$d_{ij} = \Delta e_{j \max} \times \left. \frac{\partial r_i(t)}{\partial e_j(t)} \right|_{e_0} \quad (\text{II.13})$$

L'amplitude maximale du $j^{\text{ème}}$ défaut $\Delta e_{j \max}$ ($j = 1 \dots m$) est supposée invariable dans le temps et correspond à une constante connue. Généralement, cette valeur est obtenue dans des conditions de fonctionnement limites, pour un fonctionnement en boucle fermée ou un fonctionnement en Boucle ouverte. Elle peut être tout simplement donnée par un expert. Cette grandeur caractérise la variation du résidu engendrée par le défaut d'amplitude maximale que l'on souhaite identifier.

d_{ij} traduit la sensibilité du résidu par rapport au défaut maximum engendré. Plus le coefficient de détectabilité est élevé, plus grande sera la sensibilité du résidu par rapport à ce défaut :

- $d_{ij} = 0$: la sensibilité du $i^{\text{ème}}$ résidu par rapport au $j^{\text{ème}}$ défaut est nulle. Cela traduit le fait que la propagation de ce défaut n'entraîne pas de variation du résidu considéré : le résidu est insensible au défaut. Aucune information pertinente ne peut être dégagée dans la perspective de localisation du défaut.

- $d_{ij} > 0$: la sensibilité du $i^{\text{ème}}$ résidu par rapport au $j^{\text{ème}}$ défaut n'est pas nulle. La propagation de ce défaut entraîne une variation du résidu considéré. Le résidu est donc sensible au défaut propagé.

II.4.4 Matrice de détectabilité

Le calcul des coefficients de détectabilité est propre à chaque résidu et chaque défaut. Par analogie avec la matrice d'incidence, nous regroupons les coefficients de détectabilité dans la matrice de détectabilité :

	e_1	e_j	e_m
r_1	d_{11}	d_{1j}	d_{1m}
r_i	d_{i1}	d_{ij}	d_{im}
r_n	d_{n1}	d_{nj}	d_{nm}

TAB II.5 : Matrice de détectabilité

La propagation de $\Delta e_{j_{\max}}$ dans le résidu engendre la variation maximale de ce résidu. Pour l'apparition d'un défaut D_j d'amplitude maximale, on a d'après l'équation (II.13) : $\forall i, r_i = d_{ij}$

Donc, les colonnes de la matrice de détectabilité représentent les signatures de pannes théoriques d'amplitudes maximales. On peut donc la considérer comme une extension de la matrice d'incidence. Chaque colonne de la matrice de détectabilité renvoie une signature de panne théorique floue, notée $SPTF_j$ et caractéristique du défaut D_j d'amplitude maximale. De même, chaque ligne renvoie une signature floue d'un résidu, notée SRF_j .

$$SPTF_j = [d_{ij}, i = 1 \dots n]^T \quad (II.14)$$

Il est intéressant de normaliser les coefficients de détectabilité suivant chaque ligne :

$$d_{ij} = \frac{d_{ij}}{\sum_j d_{ij}} \quad (II.15)$$

La normalisation s'effectue suivant les signatures des résidus SR pour exprimer la relation :

$$d_i = \sum_j d_{ij} = 1 \quad (II.16)$$

C'est-à-dire que la somme des propagations des erreurs dans le résidu est normalisée à 1. Cela traduit l'heuristique suivante : plus un résidu est sensible à une variable, moins il le sera vis-à-vis des autres variables. En d'autres termes, la variation maximale d'un résidu est égale à la somme des variations de chaque défaut d'amplitude maximale.

Considérons l'exemple suivant :

$$r_1 = e_1 - C.e_2 \quad \text{où } C \text{ est une constante.}$$

Les coefficients de détectabilité sont : $d_{11} = \Delta e_{1_{\max}}$ et $d_{12} = C.\Delta e_{2_{\max}}$ avec $d_{11} + d_{12} = 1$

D'où :

$$d_{11} = \frac{\Delta e_{1\max}}{\Delta e_{1\max} + C \cdot \Delta e_{2\max}}$$

$$d_{12} = \frac{C \cdot \Delta e_{2\max}}{\Delta e_{1\max} + C \cdot \Delta e_{2\max}} = 1 - d_{11}$$

Pour $C = 2$, $\Delta_{1\max} = 1$ et $\Delta_{2\max} = 1$, il vient : $d_{11} = \frac{1}{3}$ et $d_{12} = \frac{2}{3}$

Pour $m = 3$, la signature du résidu floue SRF_1 est : $SRF_1 = [0.33 \ 0.66 \ 0]^T$. Le résidu r_1 est plus sensible au défaut D_2 que D_1 ($d_{11} < d_{12}$) et insensible à D_3 ($d_{13} = 0$).

Le tableau ci-dessous montre un exemple de matrice de détectabilité.

	e_1	e_2	e_3
r_1	0.1	0	0.9
r_2	0	0.3	0.7
r_3	0.6	0.4	0

$\Rightarrow SRF_2 = [0 \ 0.3 \ 0.7]$
 \Downarrow
 $SPTF_1 = \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0 \\ 0.6 \end{bmatrix}$

TAB II.6 : Exemple de Matrice d'incidence et signatures SPT et SR

Nous venons de caractériser les défauts par le biais de coefficients de détectabilité. Cela nous a permis de concevoir une extension de la matrice de détectabilité, que nous avons appelé matrice de détectabilité. Chaque colonne de cette matrice renvoie une signature de panne floue théorique, propre à un défaut d'amplitude maximale. Pour effectuer une comparaison floue de ces vecteurs $SPTF_j$ de pannes, nous allons caractériser à l'aide d'ensembles flous les variations des résidus. Les résidus ainsi fuzzifiés pourront donc être comparés aux signatures floues théoriques à l'aide d'un opérateur de comparaison qui reste à définir.

II.4.5 Fuzzification des résidus

Nous cherchons à déterminer les n sous-ensembles flous qui caractérisent la variation des résidus $r_i(t)$ observés à l'instant t . Nous appellerons $Positif_i$ le sous-ensemble flou caractérisant la variation du $i^{ème}$ résidu (l'univers de discours du résidu étant pris dans R^+).

Soit $\mu_{Positif_i}(r_i(t))$ le degré d'appartenance de l'observation $r_i(t)$ au sous-ensemble flou $Positif_i$. La figure ci-dessous montre un exemple de fonction d'appartenance du sous-ensemble $Positif_i$.

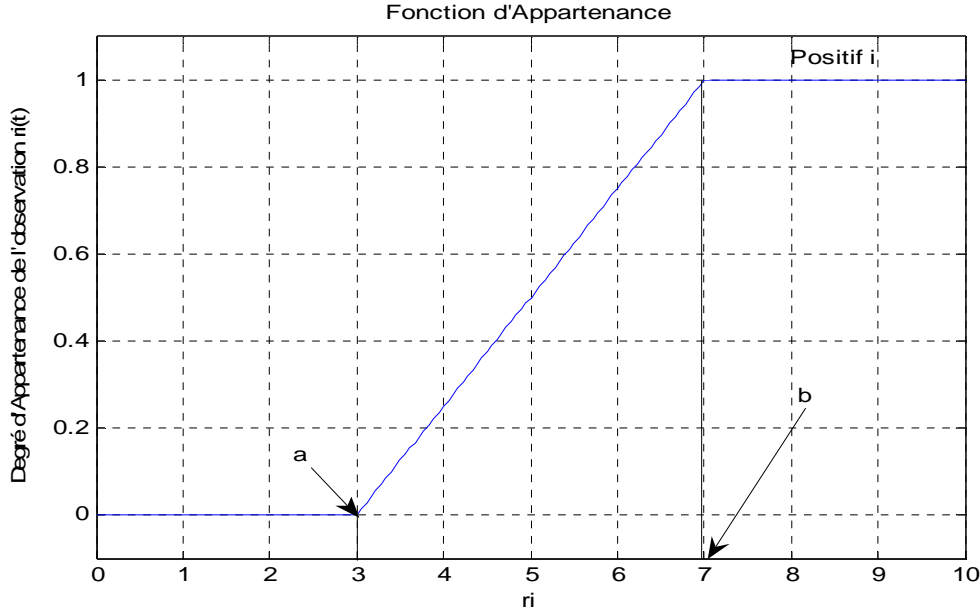


Figure II.8 : Fonction d'appartenance

a correspond à une certaine amplitude du bruit.

$$b_i = a + \delta \quad (\text{II.17})$$

Avec : δ est la variance du bruit.

Dans [58], le coefficient b est calculé comme la somme du coefficient a et d'un terme δ qui peut correspondre à la variance du bruit, comme indiqué par l'équation (II.17).

Pour notre application, il est plus judicieux de prendre pour l'identification des défauts $b_i = r_{i_{\max}}$ de telle sorte que, pour une valeur $r_i(t)$ du $i^{\text{ème}}$ résidu :

$$\mu_{\text{Positif}_i}(r_i(t)) = \begin{cases} 0 & \text{si } r_i(t) \leq a \\ \frac{r_i(t) - a}{b_i - a} & \text{si } r_i(t) \in]a, b_i[\\ 1 & \text{si } r_i(t) \geq b_i \end{cases} \quad (\text{II.18})$$

La nouvelle signature de panne instantanée floue, notée $SPIF$ est :

$$SPIF = [\mu_{\text{Positif}_i}(r_i(t)), \quad i = 1..n]^T \quad (\text{II.19})$$

La valeur $r_i(t)$ du $i^{\text{ème}}$ résidu est analysée selon trois cas :

- le résidu est inférieur au coefficient a . L'appartenance de la valeur $r_i(t)$ au sous-ensemble flou Positif_i est nulle, la variation du résidu étant assimilée au bruit de mesure.
- $r_i(t)$ est supérieure ou égale à la variation maximale $r_{i_{\max}}$. Dans ce cas, le résidu instantané appartient totalement au terme Positif_i , la variation du résidu est considérée comme maximale.
- $r_i(t)$ est comprise entre ces deux limites. Le degré d'appartenance de $r_i(t)$ est proportionnel à la distance $r_i(t) - a$.

Pour l'occurrence d'un défaut simple (la variation du résidu n'est due qu'à la propagation d'un unique défaut), le degré d'appartenance calculé par l'équation (II.18) peut être considéré comme une estimée de la grandeur de ce défaut. Le sous-ensemble flou $Positif_i$ représentant la variation du résidu, l'appartenance du résidu à cet ensemble flou estime donc la valeur du biais propagé.

Remarque : La partition floue présentée dans ce paragraphe se compose d'un ensemble flou $Positif$. Mais si le sens de variation du résidu considéré est pris en compte, la partition floue relative à chaque résidu se compose de deux ensembles flous $Positif$ et $Négatif$. La fonction d'appartenance de l'ensemble flou $Négatif$ peut être :

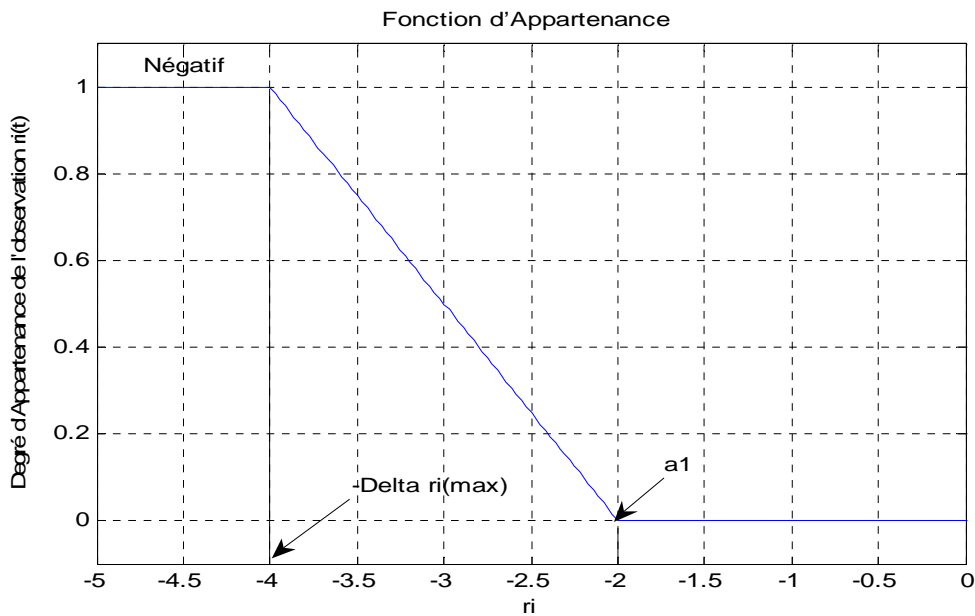


Figure II.9 : Description floue du résidu

Nous avons augmenté la distance entre SPT_i en introduisant les coefficients de détectabilité. Ces poids permettent de définir des signatures de pannes floues. Il nous reste à définir un opérateur flou permettant de relier les symptômes aux défauts, afin d'en déduire un indicateur de défauts.

II.5 Relation symptômes – défauts

Les colonnes de la matrice de détectabilité représentent les signatures de pannes floues de chaque variable connue. Elles correspondent à la direction fixe du vecteur résidu lors de l'apparition d'un défaut d'amplitude maximale. Les méthodes de reconnaissance de formes peuvent donc être employées pour la localisation [46]. La problématique réside dans la classification du vecteur résidu par rapport aux différentes formes représentées par les signatures de pannes floues. Au paragraphe II.3, la classification s'effectuait grâce à la distance de Hamming (relative ou modifiée). Nous verrons que cette distance ne convient plus dans le cas d'une comparaison floue. Nous verrons également qu'un opérateur de similarité engendrera de fausses alarmes. Le travail consistera alors à déterminer un opérateur spécifique de comparaison floue.

La détermination de l'opérateur de comparaison peut s'effectuer en deux étapes. Dans un premier temps, une étude binaire sur le comportement attendu du système de diagnostic sera réalisée. Cette étude nous permettra de déterminer le comportement désiré de l'indicateur de défauts afin d'en déduire l'opérateur de comparaison satisfaisant. Nous verrons que les implications assurent des performances binaires satisfaisantes. Puis, nous étendrons ces propriétés au cas flou, dans le cas de signatures et de résidus flous.

II.5.1 Indicateur flou de défauts

Comme nous l'avons vu au paragraphe II.3, la table binaire de l'indicateur de défaut obtenue à partir de l'indicateur de Hamming modifié est celle d'une implication $M_j \Rightarrow SPI_i(r_i(t))$ calculée pour le $i^{ème}$ résidu (signature de pannes instantanée).

Notons $F_i(e_j) = f_i(SPT_j, SPI_i) = I(M_j, SPI_i(r_i(t)))$ où I est une implication. Conformément à l'équation (II.2), l'indicateur de défauts $F(e_j) = f(SPT_j, SPI)$ doit prendre en compte l'ensemble des résidus. Pour traiter ce problème, nous allons considérer que l'indicateur $F(e_j)$ minore chaque indicateur $F_i(e_j)$, soit :

$$F(e_j) = \min_i (F_i(e_j)) \quad (II.20)$$

Par analogie avec l'équation (II.4), on peut construire un indicateur de distance comme suit :

$$F(e_j) = 1 - D_{i_j}$$

d'où :

$$D_{i_j} = 1 - F(e_j) = \max_i (1 - F_i(e_j)) \quad (II.21)$$

Cette propriété sera utile pour établir une correspondance entre la distance de Hamming relative, l'indicateur de Hamming modifié et les indicateurs issus de la construction implicative.

Reprenons l'exemple développé au paragraphe II.3.3 pour lequel les signatures de pannes binaires sont : $SPT_1 = [1 \ 1 \ 0]^T$ $SPT_2 = [0 \ 1 \ 1]^T$ $SPT_3 = [1 \ 0 \ 1]^T$ et la signature de panne instantanée est $SPI = [1 \ 0 \ 1]^T$ (défaut D_3 engendré). Calculons le résultat de l'implication floue binaire d'après l'équation (II.21) :

$$\begin{aligned} I(SPT_1, SPI) &= \max (I(1,1), I(1,0), I(0,1)) \\ &= \max (0, 1, 0) \\ &= 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} I(SPT_2, SPI) &= \max (I(0,1), I(1,0), I(1,1)) \\ &= \max (0, 1, 0) \\ &= 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} I(SPT_3, SPI) &= \max (I(1,1), I(0,0), I(1,1)) \\ &= \max (0, 0, 0) \\ &= 0 \end{aligned}$$

Les valeurs des indicateurs de défauts d'après l'équation (II.20) sont :

$$F(e_1) = 0$$

$$F(e_2) = 0$$

$$F(e_3) = 1$$

Les résultats sont conformes à ceux escomptés : les deux premiers indicateurs de défauts sont nuls, ce qui indique que les défauts D_1 et D_2 ne sont pas occurrents. En revanche, pour la troisième signature théorique, le système détecte un dysfonctionnement. L'indicateur de défauts $F(e_3)$ génère une alarme globale.

Le tableau ci-dessous renvoie les résultats obtenus avec les distances de Hamming relative et modifiée et la fonction de similarité de Chen [24] donnée par l'équation II.3, (dans le cas de mesures précises et certaines):

	D_H	D_{Hm}	I
$F(e_1)$	0.33	0.5	0
$F(e_2)$	0.33	0.5	0
$F(e_3)$	1	1	1

TAB II.7 : Comparaison des Résultats des Indicateurs de Défauts

Les indicateurs de défauts construits avec l'indicateur de Hamming modifié et relative introduisent comme prévu des fausses alarmes sur les deux premiers défauts. Celui avec l'indicateur de Hamming modifié introduit une alarme plus importante dans la mesure où nous avons pris le cas d'un défaut simple. L'implication floue a un comportement souhaité dans le cas binaire, en ce sens qu'elle ne génère pas de fausse alarme et qu'elle permet une localisation du défaut engendré. Nous allons généraliser ce résultat dans le cas de mesures floues du vecteur résidu et des signatures de pannes.

II.5.2 Extension au cas flou

A partir des équations (II.20), (II.21) l'extension au cas flou va pouvoir se faire très naturellement en remplaçant l'implication par une implication floue et en généralisant les opérateurs min et max aux normes et co-normes triangulaires. Les implications floues font partie des outils de surveillance, faciles à modéliser, capables de prendre en compte l'incertain, et dont la validation est envisageable grâce à l'outil mathématique associé. Nous proposons des Opérateurs ET flou et OU flou dédiés au calcul de vecteur résidu et des signatures de pannes. Les opérateurs ET flou et OU flou proposés sont des opérateurs combinés entre l'opérateur mini et max.

Nous rappelons qu'une implication floue est une application de $[0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ qui vérifie au minimum les propriétés de l'implication booléenne pour les bornes.

Les principales implications floues sont [97] :

Nom	
Lukasiewicz	$I_L(x, y) = \min(1 - x + y, 1)$
Reichenbach	$I_R(x, y) = 1 - x + x \cdot y$
Goguen	$I_G(x) = \begin{cases} \min\left(\frac{y}{x}, 1\right) & \text{si } x \neq 0 \\ 1 & \text{sin on} \end{cases}$
Kleene-Dienes	$I_{KD}(x) = \max(1 - x, y)$
Brouwer-Gödel	$I_{RG}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \leq y \\ y & \text{sin on} \end{cases}$
Rescher-Gaines	$I_{RG}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \leq y \\ 0 & \text{sin on} \end{cases}$
Willmott	$I_W(x) = \max(1 - x, \min(x, y))$

TAB II.8 : Principales implications floues

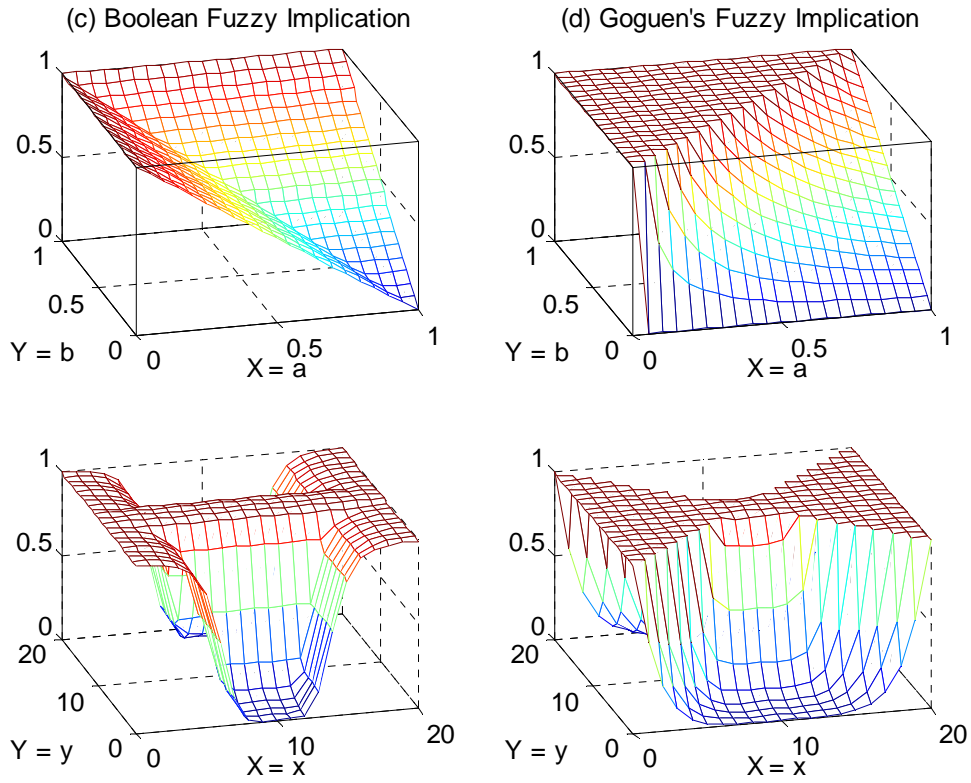


Figure II. 10 : Implications floues de Goguen

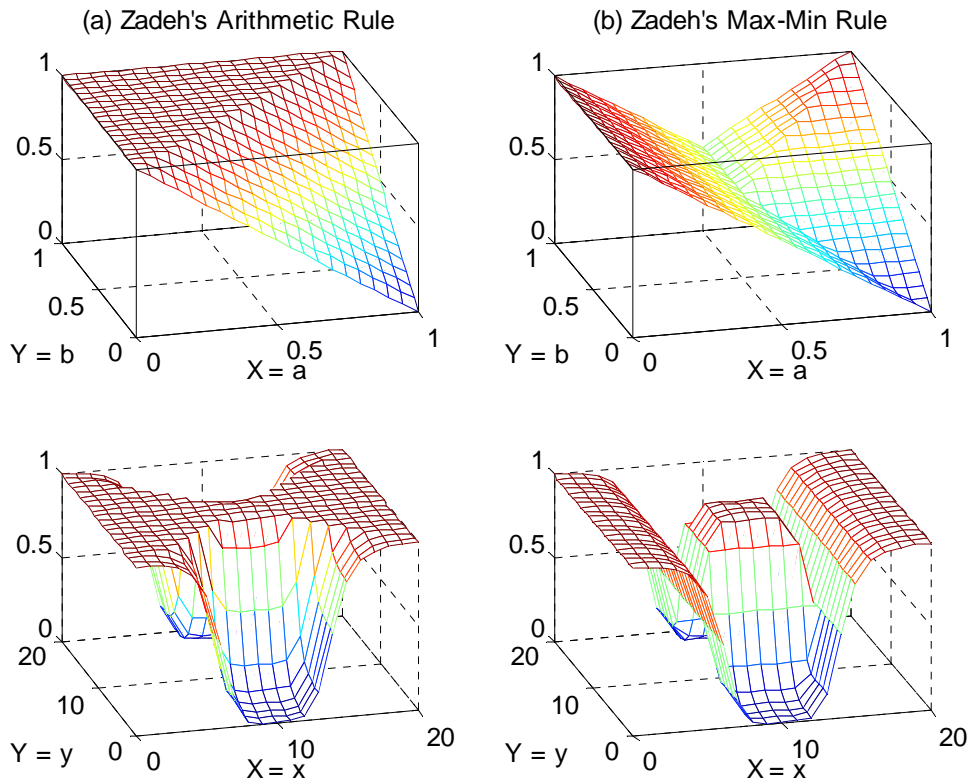


Figure II.11 : Implications floues de Zadeh

L'objectif est maintenant de trouver l'implication floue, parmi celles répertoriées dans le tableau ci-dessus, qui traduit le mieux la relation symptômes – défauts, c'est-à-dire, la fonction $I(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t)))$. Pour cela, nous allons, comme dans le cas de valeurs binaires des signatures de pannes, définir le comportement désiré de l'indicateur de défauts vis-à-vis des signatures de pannes théoriques floues donnée par l'équation (II.14) et de la signature de pannes instantanée floue donnée par l'équation (II.19). Nous appuierons notre raisonnement sur deux cas pour lesquels la prise de décision est évidente.

Condition 1

Un premier cas pour lequel la décision se fait sans ambiguïté est le cas où $\mu_{Positif_i}(r_i(t)) \geq d_{ij}$. Nous rappelons que le coefficient de détectabilité d_{ij} traduit la variation maximale du $i^{\text{ème}}$ résidu induite par la propagation maximale du $j^{\text{ème}}$ défaut. Donc, lorsque la variation du résidu, qui est le degré d'appartenance $\mu_{Positif_i}(r_i(t))$ du résidu au sous-ensemble flou $Positif_i$, dépasse la valeur d_{ij} , l'indicateur de défauts $F(e_j)$ doit émettre l'hypothèse de la possibilité d'occurrence du défaut D_j d'amplitude maximale : $f_R(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t)))$. Dans le cas contraire, ou $\mu_{Positif_i}(r_i(t)) < d_{ij}$, l'hypothèse d'occurrence du défaut est également avancée ; mais le défaut considéré ne sera pas d'amplitude maximale, la variation du résidu n'ayant pas dépassé le seuil limite d_{ij} .

D'après l'étude de Bouchon-Meunier [13] sur les implications floues, le tableau TAB II.9 donne les valeurs binaires des principales implications floues.

Implications	$I(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t))) = 0$	$I(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t))) = 1$
I_R, I_{KD}	$Sid_{ij} = 1 \text{ et } \mu_{Positif_i}(r_i(t)) = 0$	$Sid_{ij} = 1 \text{ ou } \mu_{Positif_i}(r_i(t)) = 1$
I_W		$Sid_{ij} = 0 \text{ ou } d_{ij} = \mu_{Positif_i}(r_i(t)) = 1$
I_{RG}	$Sid_{ij} > \mu_{Positif_i}(r_i(t))$	$Sid_{ij} \leq \mu_{Positif_i}(r_i(t))$
I_{BG}, I_G	$Sid_{ij} \neq 0 \text{ et } \mu_{Positif_i}(r_i(t)) = 0$	
I_L	$Sid_{ij} = 1 \text{ et } \mu_{Positif_i}(r_i(t)) = 0$	

TAB II.9 : Valeurs binaires des principales implications floues

D'après le tableau ci-dessus, les seules implications floues satisfaisant la condition 1 $I(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t))) = 1$ pour $\mu_{Positif_i}(r_i(t)) \geq d_{ij}$ sont les quatre implications : I_{RG}, I_{BG}, I_G, I_L .

Condition 2

Un deuxième cas de décision intervient lorsque $\mu_{Positif_i}(r_i(t)) = 0$. Il indique que la variation du résidu est nulle alors que ce résidu est sensible au défaut donné. Le module décisionnel peut donc conclure que le défaut donné ne s'est pas propagé dans le système. Il s'ensuit donc : $I(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t))) = 0$.

Toujours relativement aux propriétés des implications floues citées au tableau TAB II.8, ce cas n'est valable que pour les deux implications de Brouwer-Gödel et de Goguen. Nous éliminons donc l'implication de Lukasiewicz qui correspond au cas binaire.

C'est un cas particulier de l'implication de Goguen et de Brouwer-Gödel. La condition $d_{ij} = 1$ est trop restrictive. Quant à l'implication de Rescher-Gaines, la condition $d_{ij} > \mu_{Positif_i}(r_i(t))$ est nécessaire mais pas suffisante pour satisfaire la condition 2 : $I(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t))) = 0$ si $d_{ij} \neq 0$ et $\mu_{Positif_i}(r_i(t)) = 0$.

Donc d'après ces deux conditions, nous pouvons retenir deux implications qui garantissent un comportement satisfaisant de l'indicateur de défauts étendu au cas flou et qui généralise l'indicateur donné par l'équation (II.20) [129]:

$$F(e_j) = T_i(I(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t)))) \quad (\text{II.22})$$

Avec :

$$I(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t))) = I_G \text{ ou } I(d_{ij}, \mu_{Positif_i}(r_i(t))) = I_{BG}$$

Donc, les deux indicateurs de défauts possibles sont :

- Avec l'implication de Brouwer-Gödel :

$$F(e_j) = \min_i \left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ si } d_{ij} \leq \mu_{Positif_i}(r_i(t)) \\ \mu_{Positif_i}(r_i(t)) \text{ sinon} \end{array} \right.$$

- Avec l'implication de Goguen :

$$F(e_j) = \min_i \left\{ \begin{array}{l} \min \left(\frac{\mu_{Positif_i}(r_i(t))}{d_{ij}}, 1 \right) \text{ si } d_{ij} \neq 0 \\ 1 \text{ sinon} \end{array} \right. \quad (\text{II.23})$$

Ces implications floues nous ont permis de déduire les indicateurs de défauts généralisant l'équation (II.23).

Reprenons l'exemple du paragraphe précédent, mais en tenant compte des signatures floues données par la matrice de détectabilité. Les signatures de pannes floues sont :

$$SPTF_1 = [0.1 \ 0.4 \ 0]^T \quad SPTF_2 = [0 \ 0.6 \ 0.7]^T \quad SPTF_3 = [0.9 \ 0 \ 0.3]^T$$

La signature instantanée pour un défaut de 33% sur D_3 est: $SPIF = [0.3 \ 0 \ 0.1]^T$. Les résultats obtenus avec les divers indicateurs de défauts sont :

	D_H	D_{Hm}	D_{chen}	I_{BG}	I_G
$F(e_1)$	0.77	0.64	0.64	0	0
$F(e_2)$	0.91	0.50	0.55	0	0
$F(e_3)$	0.73	0.70	0.50	0.10	0.33

TAB II.10 : Résultats des indicateurs de défauts en fonction des opérateurs utilisés

Comme convenu, les trois premiers types d'indicateurs moyennent les résultats tandis que les indicateurs formés à partir des implications floues donnent un résultat correct. Pour l'implication de Brouwer-Gödel, le résultat est plus "pessimiste" qu'avec l'implication de Goguen en ce sens qu'il tronque le résultat à hauteur de $\min(\mu_{\text{Positif}}, (r_i(t)))$.

Nous rappelons que dans les cas d'indétermination l'indicateur de défauts génère automatiquement une alarme. Le taux de non détection est donc nul, mais il convient à présent de vérifier la pertinence des alarmes déclenchées. Ceci peut être fait par une étape d'identification.

II.6 Comparaison avec des opérateurs connus

II.6.1 Comparaison avec la distance de Hamming relative

La méthode FDI présentée au paragraphe II.2 est une méthode binaire dont la comparaison entre signatures théoriques et instantanées est une fonction de la distance de Hamming (modifiée ou relative) donnée par l'équation (II.3). L'utilisation de cette distance comme opérateur de comparaison pour la méthode FDII donne des résultats incorrects.

Prenons un exemple. Soit les matrices d'incidence et de détectabilité associées suivantes :

	e_1	e_2	e_3		e'_1	e'_2	e'_3	
r_1	1	0	1		r_1	0.1	0	0.9
r_2	1	1	0		r_2	0.4	0.6	0
r_3	0	1	1		r_3	0	0.7	0.3

TAB II.11 : Matrices d'incidence et de détectabilité

Nous nous sommes placés dans un cas favorable car la matrice d'incidence présente une structure fortement localisante.

- Les signatures de pannes binaires sont :

$$SPT_1 = [1 \ 1 \ 0]^T \quad SPT_2 = [0 \ 1 \ 1]^T \quad SPT_3 = [1 \ 0 \ 1]^T$$

- Les signatures de pannes floues sont :

$$SPTF_1 = [0.1 \ 0.4 \ 0]^T \quad SPTF_2 = [0 \ 0.6 \ 0.7]^T \quad SPTF_3 = [0.9 \ 0 \ 0.3]^T$$

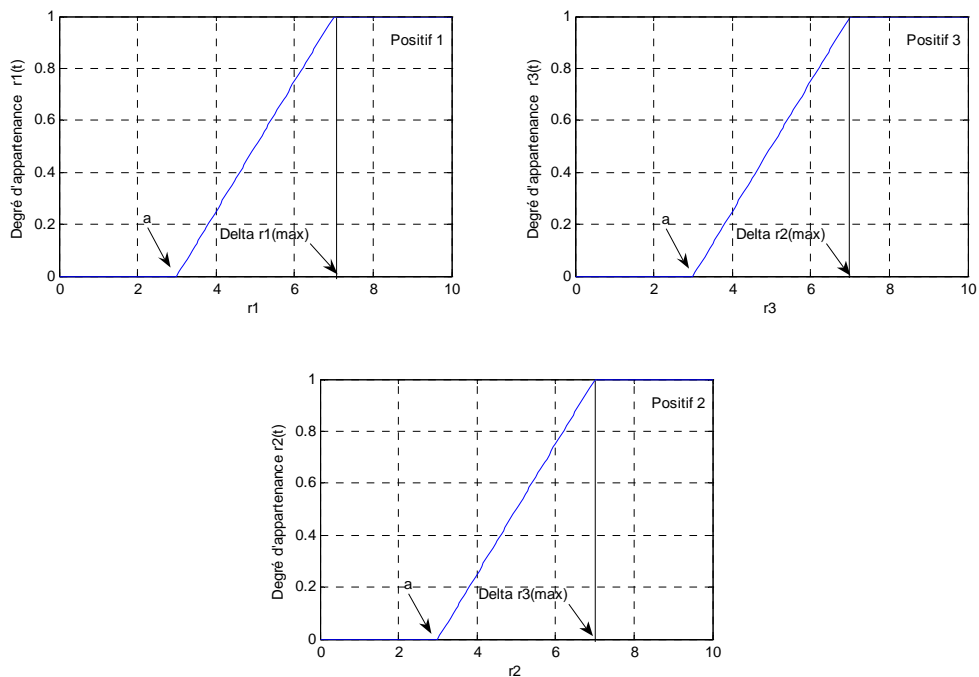


Figure II.12 : Définitions des ensembles flous de la variation des résidus

Les sous-ensembles flous relatifs à la variation des résidus sont définis comme indiqué au paragraphe II.4.2.2.

Soit les trois fonctions d'appartenance relatives aux sous-ensembles flous $Positif_1$, $Positif_2$ et $Positif_3$:

Considérons le cas d'apparition d'un défaut sur le troisième capteur e_3 correspondant à un biais de l'ordre de 33%, soit après fuzzification : $SPIF = [0.3 \ 0 \ 0.1]^T$. La valeur théorique binaire du vecteur résidu associé à ce défaut est $SPI = [1 \ 0 \ 1]^T$. Appliquons la reconnaissance de formes avec la distance de Hamming relative (cas de panne simple) pour les différents cas suivants :

1. Application de la distance de Hamming relative au cas binaire : Distance du vecteur de cohérence binaire aux signatures de pannes binaires donnée par l'équation (II.3) :

$$\begin{aligned} D_H(SPT_1, SPI) &= \frac{2}{3} \\ D_H(SPT_2, SPI) &= \frac{2}{3} \\ D_H(SPT_3, SPI) &= 0 \end{aligned}$$

Soit les indicateurs de défauts donnés par l'équation (II.4) :

$$\begin{aligned} F(e_1) &= \frac{1}{3} \\ F(e_2) &= \frac{1}{3} \\ F(e_3) &= 1 \end{aligned}$$

La méthode binaire permet de détecter et d'isoler le défaut sur e_3 . Néanmoins, des fausses alarmes sont introduites sur D_1 et D_2 . Ce résultat était prévisible et conforme à l'analyse du paragraphe II.2.2.

Dans le cas binaire, la distance de Hamming relative fournit un opérateur permettant de mesurer la similarité entre le vecteur des résidus et les vecteurs des signatures de pannes théoriques. Cette distance calcule le nombre des uns communs entre les différentes signatures booléennes $(|SPI_i(r_i(t)) - M_{ij}|)$. En effet, la distance de Hamming D entre signatures théoriques s'interprète en terme de nombre d'arêtes qui séparent les deux sommets dans l'hypercube $\{0, 1\}^n$ (n étant le nombre de relations de redondance). Dans notre exemple (SPI_1, SPI_2, SPI_3) , les signatures représentées dans l'espace $\{0, 1\}^3$ sont distantes de deux arêtes $(\forall i, D(SPT_1, SPT_{k, k \neq i}) = 2)$ comme indiqué par la figure II.13.

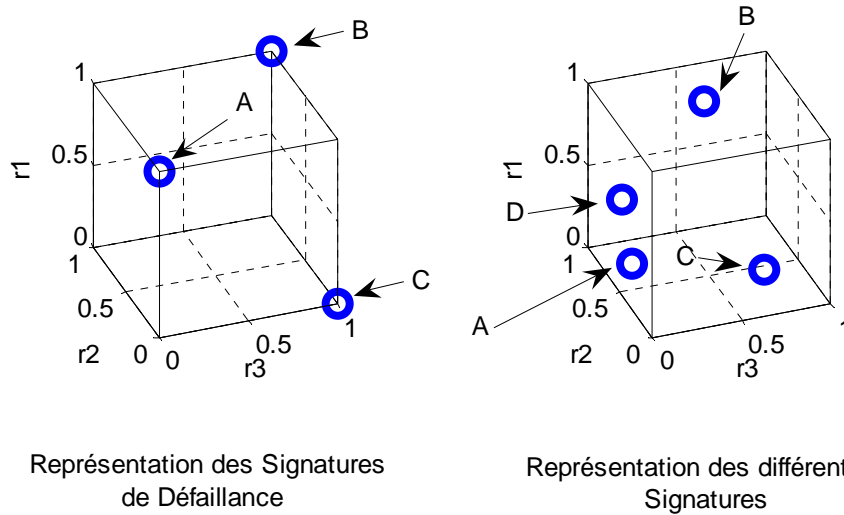


Figure II.13 : Représentation des différentes signatures dans l'espace $\{0,1\}^n$

Il est clair que pour l'occurrence du défaut D_3 , le vecteur de cohérence ($SPI = [1 \ 0 \ 1]^T$) est représenté par le point B. La distance de Hamming est nulle pour la signature instantanée de la troisième signature théorique et non nulle pour les deux autres signatures théoriques (points A et C), ce qui génère de fausses alarmes.

- Application de la distance de Hamming relative étendue au cas flou : Distance du vecteur résidu flou SPI_f aux signatures de pannes floues SPI_{f_j} donnée par l'équation (II.3) :

$$\begin{aligned} D_H(SPTF_1, SPI_f) &= 0.23 \\ D_H(SPTF_2, SPI_f) &= 0.5 \\ D_H(SPTF_3, SPI_f) &= 0.27 \end{aligned}$$

En appliquant l'équation (II.4), on obtient alors les indicateurs de défauts suivants:

$$\begin{aligned} F(e_1) &= 0.77 \\ F(e_2) &= 0.5 \\ F(e_3) &= 0.73 \end{aligned}$$

Les résultats ne sont pas satisfaisants : De fausses alarmes sont introduites pour les défauts D_1 et D_2 ($F(e_1) \geq 0$ et $F(e_2) \geq 0$) et l'isolation du défaut D_3 n'est pas réalisée. Les équations (II.3) et (II.4) appliquées aux signatures de pannes floues ne s'appliquent plus comme dans le cas binaire.

La distance de Hamming ne peut être appliquée au cas flou car elle a tendance à uniformiser les résultats. Ceci s'explique en reprenant l'analyse des différentes signatures dans l'hypercube $\{0,1\}^n$ présenté à la figure II.13.

Dans le cas de signatures floues, les composantes appartiennent à l'intervalle $[0,1]$. La signature instantanée floue est représentée par le D . Si les points D et B se retrouvent dans le même plan, la distance de Hamming n'est plus nulle entre eux. L'indicateur de défaut renverra donc une valeur dans l'intervalle $[0,1]$. De même, la distance des segments $[A, B]$ et $[C, D]$ est comprise dans l'intervalle $[0,1]$. Les indicateurs de défauts calculés par la distance de Hamming ne peut donc plus s'appliquer dans le cas de symptômes binaires.

II.6.2 Comparaison avec une fonction de similarité

Chen et al. [26] ont proposé de mesurer le degré de similarité entre deux ensembles flous à partir d'une fonction de similarité. Le raisonnement a été appliqué dans le milieu médical, afin de reconnaître une maladie à partir de symptômes décrits par un patient [27]. Soit x et y deux valeurs réelles telles que $x, y \in [0, 1]^2$. La similarité entre ces deux mesures est calculée d'une manière générale par la fonction de similarité S :

$$S(x, y) = 1 - |x - y|$$

où $S(x, y) \in [0, 1]$. Plus la valeur renvoyée par $S(x, y)$ est grande, plus la similarité entre x et y est grande. Par exemple, pour $x = 0.9$ et $y = 0.7$, $S(x, y) = 0.8$. Pour $x = y$, $S(x, y) = 1$.

Soit deux signatures floues $SPIF$ et $SPTF_j$, représentées par les vecteurs suivants :

$$\begin{aligned} SPIF &= [a_1, a_2, \dots, a_n] \\ SPTF_j &= [b_1, b_2, \dots, b_n] \end{aligned}$$

Dans notre application, $a_i = [\mu_{Positif_i}(r_i(t))]^r$ et $b_i = d_{ij}$. Les composantes des signatures de pannes floues théoriques correspondent aux coefficients de détectabilité. Nous rappelons que plus le coefficient d_{ij} est grand, plus le résidu r_i est sensible à la propagation du $j^{ème}$ défaut. Des degrés d'importance de chaque composante b_i des signatures théoriques peuvent donc être introduits afin de traduire cette sensibilité.

Soit W_j le vecteur des poids d'importance propre à chaque signature de panne théorique :

$$W_j = [w_1, w_2, \dots, w_{n_j}] \text{ où } w_{ij} \in [0, 1]$$

Ces poids peuvent être calculés tels que : $w_i = d_{ij}$ afin de renforcer la similarité de deux valeurs lorsque la sensibilité est grande. En effet, une $i^{ème}$ composante d'une signature théorique de panne $SPTF_j$ telle que $d_{ij} \cong 0$ traduit le fait que cette composante est peu détectable, c'est-à-dire, la propagation du défaut D_j entraînera une faible variation du résidu. Dans ce cas, la moindre perturbation extérieure peut entraîner une fausse alarme. Cette composante aura donc un degré d'importance plus faible afin de minimiser les mauvaises détections. Le degré de similarité entre signatures instantanée et théoriques peut être mesuré par la fonction de similarité F , $F(SPTF_j, SPIF, W_j) \in [0, 1]$, telle que :

$$F(SPTF_j, SPIF, W_j) = \sum_{j=1}^n \left[T(a_j, b_j) * \frac{W_j}{\sum_{k=1}^n W_k} \right] \quad (\text{II.24})$$

La signature de panne instantanée est : $SPTF = [0.3 \ 0 \ 0.1]^T$

Les signatures de pannes floues sont :

$$SPTF_1 = [0.1 \ 0.4 \ 0]^T \quad SPTF_2 = [0 \ 0.6 \ 0.7]^T \quad SPTF_3 = [0.9 \ 0 \ 0.3]^T$$

Le vecteur des poids relatif au premier défaut D_1 est : $W_1 = [0.1 \ 0.4 \ 0]^T$.

D'après l'équation (II.24), la similarité est :

$$\begin{aligned} F(SPTF_1, SPIF, W_1) &= (1 - |0.1 - 0.3|) \frac{0.1}{0.5} \\ &\quad + (1 - |0.4 - 0|) \frac{0.4}{0.5} \\ &\quad + (1 - |0 - 0.1|) \frac{0}{0.5} \\ &= 0.64 \end{aligned}$$

De même :

$$\begin{aligned} F(SPTF_2, SPIF, W_2) &= 0.55 \\ F(SPTF_3, SPIF, W_3) &= 0.50 \end{aligned}$$

Là encore, la fonction de similarité entre les ensembles flous a tendance à homogénéiser les résultats. Cela induit deux fausses alarmes sur D_1 et D_2 . Il est donc nécessaire d'utiliser un opérateur de comparaison spécifique.

II.7 Identification de la grandeur des défauts

Le but de l'identification des défauts est de fuzzifier au préalable l'information quantitative associée aux résidus en mettant en œuvre des méthodes d'inférence floue pour conclure sur l'occurrence d'un défaut avec un indicateur de confiance associée à la détection. L'estimation des amplitudes des défauts s'opère en fuzzifiant les résidus sur des ensembles flous caractérisant les variations de chaque résidu par rapport à la propagation de chaque défaut. Le principe de l'étape d'identification repose sur l'utilisation des indicateurs de défauts précédemment construits. Nous allons d'abord définir les $n \times m$ fonctions d'appartenance nécessaires pour caractériser la variation des résidus par rapport à chaque variable. Puis nous analyserons comment le degré d'appartenance calculé lors de la fuzzification des résidus peut être interprété comme une estimation de l'amplitude des défauts.

II.7.1 Fuzzification des résidus

La détermination des sous-ensembles flous consiste en l'analyse de la variation de chaque résidu par rapport à la propagation de chaque défaut. Analytiquement, cette variation est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \Delta r_i(t) &= \sum_{j=1}^m S_j^i \Delta e_j \\ &= S_j^i \Delta e_j(t) \end{aligned} \quad (\text{II.25})$$

Dans le cas de panne simple D_j , d'après l'équation (II.11), la variation de chaque résidu est due à la variation d'un unique terme Δe_j , les autres défauts n'étant pas occurrence ($\Delta e_{k, k \neq j} = 0$). La variation du résidu peut donc être calculée pour toutes les valeurs Δe_j du défaut engendré. Nous rappelons que le coefficient de détectabilité est donné pour l'occurrence d'un défaut d'amplitude maximale, et pour la variation maximale du résidu est donnée par l'équation (II.13). Pour un système non linéaire, la fonction caractéristique propre au résidu r_i et au défaut D_j , que nous noterons $Positif_{ij}$, peut donc se déterminer en considérant l'ensemble des valeurs des amplitudes des défauts sur l'intervalle $[0, \Delta_{j \max}]$:

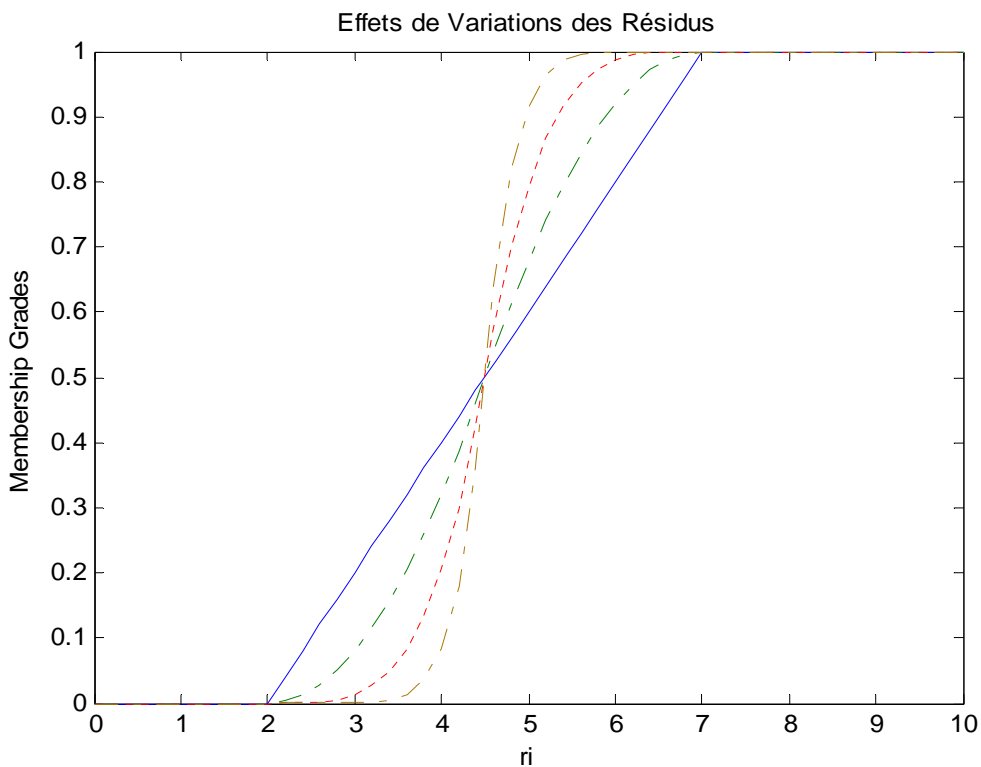


Figure II.14 : Sous - ensemble flou caractérisant la variation d'un résidu pour un défaut donné

Cette fonction caractéristique peut être déterminée par simulation des défauts ou par expérimentation. Le degré d'appartenance $\mu_{Positif_j}(r_i(t))$ du résidu au sous-ensemble flou est calculé tel que :

- $\mu_{Positif_j}(r_i(t)) = 0$ et $r_i = 0$: le degré d'appartenance est nul si le résidu est nul,
- $\mu_{Positif_j}(r_i(t)) = \frac{r_i(t)}{d_{ij}}$ si $0 < r_i < d_{ij}$: si la valeur du résidu ne dépasse pas le seuil d_{ij} , alors le degré d'appartenance est proportionnel au résidu,
- $\mu_{Positif_j}(r_i(t)) = 1$ si $r_i \geq d_{ij}$: si la valeur du résidu dépasse le seuil d_{ij} , alors le degré d'appartenance est égal à un.

$\mu_{Positif_j}(r_i(t))$ calcule l'appartenance du résidu au sous-ensemble caractérisant sa variation maximale. Il évalue donc à combien l'amplitude du défaut est proche de son maximum. On peut ainsi assimiler cette valeur floue à la grandeur du défaut en considérant l'équation suivante :

$$\Delta e_j = \mu_{Positif_j}(r_i(t)) \cdot d_{ij} .$$

II.7.2 Amplitudes des défauts

L'objectif est de borner la grandeur de chaque défaut par des estimées inférieure et supérieure des amplitudes des défauts. Ces estimées seront mesurées au moyen des indicateurs de défauts précédemment déterminés au paragraphe II.5.2. Le majorant, noté $F_{\max}(e_j)$, sera calculé en avançant l'hypothèse d'occurrence d'un défaut simple tandis que le minorant, noté $F_{\min}(e_j)$, sera calculé dans l'hypothèse de pannes simultanées. En effet, dans l'hypothèse d'occurrence d'un défaut simple, d'après l'équation (II.25), l'estimation de la grandeur $\Delta e_{j \text{ unique}}$ du $j^{\text{ème}}$ défaut est donnée par le rapport $\frac{\Delta r_i(t)}{S_j^i}$.

Néanmoins, dans l'hypothèse de pannes simultanées, cette estimation n'est plus vraie. La variation totale du résidu est la somme des variations engendrées par chacun des défauts :

$$\Delta r_i(t) = \sum_{j=1}^m S_j^i \Delta e_j(t)$$

$$S_1^i \Delta e_1(t) + \dots + S_m^i \Delta e_m(t)$$

$$\text{D'où l'estimée de la grandeur } \Delta e_{j \text{ Simul tan } \epsilon}(t) = \frac{\Delta r_i(t) - \sum_{k, k \neq j} |S_k^i \Delta e_k(t)|}{S_j^i} < \frac{\Delta r_i(t)}{S_j^i}$$

Soit finalement : $\Delta e_{j \text{ unique}} > \Delta e_{j \text{ Simultané}}$

L'estimée de la grandeur du défaut dans le cas de pannes simples majore donc bien l'amplitude du défaut. Nous allons appliquer ce raisonnement pour déterminer les bornes inférieures et supérieures des estimées.

Nous avons construit un indicateur de défauts à partir de l'implication floue de Brouwer-Gödel ou de Goguen. L'implication de Goguen peut être utilisée dans l'identification car elle utilise directement le rapport entre la variation du résidu $\mu_{Positif_j}(r_i(t))$ et la variation théorique maximale du résidu d_{ij} . Pour chaque résidu et chaque variable e_j , une estimation de l'amplitude du $j^{ème}$ défaut est calculée, d'après l'équation (II.23) :

$$F_i(e_j) = T_i(d_{ij} \Rightarrow \mu_{Positif_j}(r_i(t))) \quad (II.26)$$

Dans le cas de défauts simples, l'indicateur estime l'amplitude maximale :

$$F_{\max}(e_j) = T_i(d_{ij} \Rightarrow \mu_{Positif_j}(r_i(t))) \quad (II.27)$$

$F_{i \min}(e_j(t))$ peut être calculée en émettant l'hypothèse de pannes simultanées, tous les composants sont défectueux. La variation du résidu r_i induite par la propagation du défaut D_j , dans l'hypothèse que tous les composants sont défectueux, notée $r_{i \min}(t)$, est donnée par :

$$r_{i \min}(t) = r_i(t) - \sum_{k, k \neq j} |S_k^i \Delta e_k(t)| \quad (II.28)$$

Il est évident que $r_{i \min}(t) < r_i(t)$ dans la mesure où $\Delta e_k(t) \neq 0$. $r_{i \min}(t)$ minore donc la valeur nominale du résidu. Le plus petit minorant de la valeur du $i^{ème}$ résidu est obtenu en considérant le majorant $F_{\max}(e_j(t))$. En substituant $\Delta e_k(t)$ par les résultats a posteriori des estimées des amplitudes maximales données par l'équation (II.27), l'équation (II.28) devient :

$$r_{i \min}(t) = r_i(t) - \sum_{k, k \neq j} |S_k^i F_{\max}(e_k(t))| \quad (II.29)$$

Une façon de considérer des valeurs prises dans R^+ des résidus est de prendre :

$$r_{i \min}(t) = \max(0, r_{i \min}(t)) \quad (II.30)$$

Or, la fonction d'appartenance $Positif_j$ définie par la figure II.14 est croissante monotone:

$$\forall (r_1, r_2) \in R^+ \quad r_1 \leq r_2 \Rightarrow \mu_{Positif_j}(r_1(t)) \leq \mu_{Positif_j}(r_2(t)).$$

En substituant la valeur du résidu donnée par l'équation (II.30) dans la formule de l'indicateur de défauts donnée par l'équation (II.23), l'indicateur de défauts renvoie une estimée de l'amplitude minimale du $j^{ème}$ défaut :

$$F_{\min}(e_j) = T_i(I_G(d_{ij}, \mu_{Positif_j}(r_{i \min}(t)))) \quad (II.31)$$

L'amplitude de la panne est bornée telle que :

$$F_{\min}(e_j(t)) < \Delta e_j(t) < F_{\max}(e_j(t)) \quad (II.32)$$

Pour des valeurs proches des estimées, l'amplitude est pratiquement identifiée tandis que pour $F_{\min}(e_j(t)) = 0$ et $F_{\max}(e_j(t)) = 1$, l'indétermination est totale.

II.8 Décision

L'étape décisionnelle permet, en fonction des indicateurs de défauts, de déterminer quels organes sont défectueux et quelle est l'amplitude de la panne.

La décision dans le cas de défauts simples est triviale. En effet, dans le cas de pannes simples : $\exists j / \Delta_j(t) > 0$.

D'après l'équation (II.28),

$$r_{i_{\min}}(t) = r_i(t) \text{ donc } F_{\min}(e_j(t)) = F_{\max}(e_j(t))$$

L'amplitude du défaut est parfaitement identifiée. Le défaut D_j est parfaitement localisé et identifié.

Dans le cas de pannes multiples, les indicateurs $F_{\min}(e_j(t))$ et $F_{\max}(e_j(t))$ bornent l'amplitude de chaque défaut, tels que :

- $F_{\min}(e_j(t)) > 0$: le défaut est occurred et parfaitement localisé. L'identification de son amplitude sera donnée par $F_{\min}(e_j(t)) < \Delta e_j(t) < F_{\max}(e_j(t))$.
- $F_{\min}(e_j(t)) = 0$ et $F_{\max}(e_j(t)) = 0$: l'amplitude du défaut est nulle : le défaut n'est pas occurred.
- $F_{\min}(e_j(t)) = 0$ et $F_{\max}(e_j(t)) > 0$: une indétermination est générée. Elle sera d'autant plus grande que $F_{\max}(e_j(t))$ sera grande. Ce cas se produit souvent pour de petites valeurs de coefficients de détectabilité, c'est-à-dire $r_{i_{\min}}(t) = 0$. Dans ce cas, plusieurs solutions peuvent être avancées. Une solution serait d'apprendre le comportement du système, en simulant les défauts et en générant un ensemble de données d'apprentissage. Les systèmes à base d'apprentissage tels que les réseaux de neurones ou un raisonnement à base de règles peuvent ainsi rendre une décision robuste. Une autre solution consiste à générer des signatures théoriques floues dont les coefficients de détectabilité sont les plus grands possibles. Par exemple, un critère de robustesse peut être : $\max_i(d_{ij}) > 0.5$. Cela suppose la modification de la structure des résidus, ce qui n'est pas toujours possible. Une solution est de considérer des symptômes heuristiques. Enfin, une solution envisageable est de réparer les pannes dont les amplitudes ont été identifiées et de relancer l'algorithme d'identification [63].

Le cas pour lequel une indétermination partielle ($F_{\min}(e_j(t)) = 0$ et $F_{\max}(e_j(t)) > 0$) ou totale ($F_{\min}(e_j(t)) = 0$ et $F_{\max}(e_j(t)) > 0$) apparaît n'est pas spécifique à la méthode d'identification proposée. Ces cas se produisent pour des situations, qui de toute évidence, auraient engendré des fausses alarmes (avec un indicateur de défaut égal à 1) dans le cas binaire.

II.9 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'élaboration d'une méthode FDI floue. Nous nous sommes basés sur une méthode binaire de détection et de localisation, dont le principe de diagnostic repose sur la comparaison des signatures de pannes théoriques et du vecteur de cohérence. Nous avons utilisé les implications comme opérateur de comparaison. L'introduction des coefficients de détectabilité a permis de définir des signatures de pannes floues. Puis nous avons étendu au cas flou l'utilisation des implications, dont le comportement vis-à-vis des signatures floues et des résidus fuzzifiés réduit sensiblement le taux de fausse alarme. Cela nous a permis de démontrer que la distance de Hamming relative n'est qu'une application restrictive (au cas binaire) des implications floues, ces implantations de telle surveillance est intéressante mais pour qu'elle puisse fonctionner il faut faire appel à l'expertise humaine qui détient des connaissances approfondies dans ce domaine et qui est capable de formuler et de transmettre son savoir faire. Enfin, la prise de décision a été améliorée en considérant un algorithme d'identification des défauts. Nous avons borné l'estimation de l'amplitude des défauts au moyen de deux indicateurs. Dans le cas de pannes simples, le défaut est correctement identifié. La décision est sans ambiguïté. Dans le cas de défauts simultanés, la prise de décision peut être entachée d'une indétermination partielle ou totale, qui de toute façon aurait engendré une mauvaise détection dans le cas binaire. Nous allons dans les chapitres suivants appliquer cette méthode FDI floue au diagnostic du système de compression.

CHAPITRE III

SYSTEME DE COMPRESSION ET DIAGNOSTIC

Nous avons vu dans le chapitre précédent comment obtenir un système de diagnostic à base de la méthode FDI floue, dont le principe de diagnostic repose sur la comparaison des signatures de pannes théoriques et du vecteur de cohérence. Pour cela, nous avons utilisé les implications comme opérateur de comparaison et l'introduction des coefficients de détectabilité a permis de définir des signatures de pannes floues. Afin de montrer les avantages et les performances de l'approche proposée dans le chapitre 2, nous analyserons dans ce chapitre, et ce, avant l'application de cette méthode sur un système de compression, le phénomène de pompage dans les compresseurs centrifuges et nous présenterons une vue d'ensemble de cette instabilité dans le but de comprendre quelles en sont les manifestations et les conséquences. La notion d'instabilité aérodynamique pour un compresseur y est introduite et son impact sur la conception d'un système de diagnostic est exposé au lecteur. Enfin, nous allons définir les nécessaires éléments dans le cadre de notre procédé en vue de générer les indicateurs de défauts nécessaires à l'outil de diagnostic.

III.1 Introduction

Les systèmes de compression sont employés dans de nombreux secteurs et couvrent une gamme d'applications très large. Ces systèmes sont au coeur de nombreux secteurs industriels, comme l'industrie pétrolière, la production d'énergie thermique et nucléaire, la propulsion aéronautique et spatiale ou encore l'automobile, la distribution d'eau, ...etc. Une bonne compréhension de fonctionnement de ces systèmes est indispensable pour accroître leurs performances et diminuer leur coût d'exploitation. Dans ce cas, l'une des limites d'utilisation de ces systèmes est déterminée par des limites de stabilité, limite au-delà de laquelle un fonctionnement stable des systèmes n'est plus assuré. Cette perte de stabilité se traduit par l'émergence de différents phénomènes instables (pompage, décollement tournant, vibration,...). Ces phénomènes ont été très largement étudiés ces 50 dernières années, grâce à des approches expérimentales, analytiques et plus récemment numériques. L'objectif de cette partie de thèse est de présenter une vue d'ensemble de ces instabilités afin de comprendre quelles en sont les manifestations et les conséquences.

Dans un premier temps et pour tenir compte des caractéristiques de ces systèmes et de leurs conditions de fonctionnement, il est nécessaire d'établir un système de supervision qui gère ces appareils de telle façon à avoir les meilleurs performances; mais pour réaliser ceci on a bien besoin d'en déterminer des modèles préalables de système de compression, et leur fonctionnement décrit par une approche thermodynamique du problème. Cette approche permet d'introduire la notion de performance, et d'arriver à une première compréhension des caractéristiques globales des systèmes de compression. Nous nous intéressons dans cette partie de travail à la détermination d'un modèle d'un système de compression. Nous nous attacherons ensuite à décrire et à positionner les principales sources d'instationnarités dans ces systèmes. La notion de stabilité aérodynamique pour ces systèmes y est introduite et son impact sur la conception d'un système de diagnostic est exposé. L'instabilité aérodynamique, les caractéristiques et les conséquences des phénomènes d'instabilités sont présentées. Nous essayerons de tenir compte du maximum des instabilités aérodynamiques dans les systèmes de compression pour avoir un modèle capable de prédire les caractéristiques réelles de notre système.

III.2 Système de compression

Les systèmes de compression de gaz sont généralement composés de :

- Turbines à gaz,
- Compresseurs centrifuges à gaz,
- Turbo - alternateurs à gaz,
- Skids de refroidissement de l'huile de graissage,
- Skid de filtration de combustible,
- Skid de régulation de combustible,

- Séparateurs pour le gaz,
- Soupapes
- Events
- Vannes
- Matériel électrique
- Système de régulation et mesure.... etc.

L'écoulement du gaz dans les canalisations d'un gazoduc ne peut s'effectuer sans compresseurs centrifuges. Néanmoins, ces compresseurs centrifuges sont soumis à un problème très important à savoir le phénomène de pompage qui est un état d'instabilité de fonctionnement entraînant des pulsations pouvant être dangereuses pour leur tenue mécanique provoquant l'inversion de la poussée axiale du rotor, des vibrations au niveau du compresseur et la rupture des ailettes suite à l'inversion du débit. Il est donc essentiel de maintenir le fonctionnement du compresseur en dehors de la zone d'instabilité. Nous nous intéressons dans le paragraphe suivant aux spécificités des compresseurs centrifuges par rapport aux autres types de compresseurs (mixtes ou axiaux), à leur domaine d'utilisation et à leur modèle. Une étude sur les phénomènes instationnaires, en l'occurrence le phénomène de pompage, sera établie.

III.2.1 Domaine d'utilisation des compresseurs

Les domaines d'utilisation de divers types de compresseurs peuvent être aisément comparés grâce au diagramme de la figure III.1, représentant le taux de pression totale entre l'entrée du rotor et la sortie du stator (pour un étage) en fonction du débit volumique ($P_r/P_a = f(\dot{V})$).

Les compresseurs centrifuges sont des machines à sortie radiale, utilisées pour réaliser de forts taux de pression à faible volume. On trouve dans la littérature des références citant des machines délivrant un taux de pression de 06 dans une seule roue mobile [51, 54 et 61]. Les compresseurs centrifuges sont souvent utilisés dans les installations industrielles notamment pour le transport de gaz (pipelines), dans l'industrie chimique, pour les moteurs d'hélicoptères.

Les compresseurs axiaux sont recherchés au contraire pour le transport de grands volumes à faible ou moyenne pression. Leur taux de pression maximum ne dépasse pas 02 pour un étage. La limitation du rapport de pression est fixée par les contraintes mécaniques essentiellement dues à la force centrifuge dans les éléments rotatifs, par les contraintes thermiques et par les contraintes provoquées par les forces aérodynamiques. Les forces aérodynamiques sont en général beaucoup plus faibles que les forces précédentes, mais additionnées aux forces mécaniques et thermiques, elles deviennent importantes [41, 140].

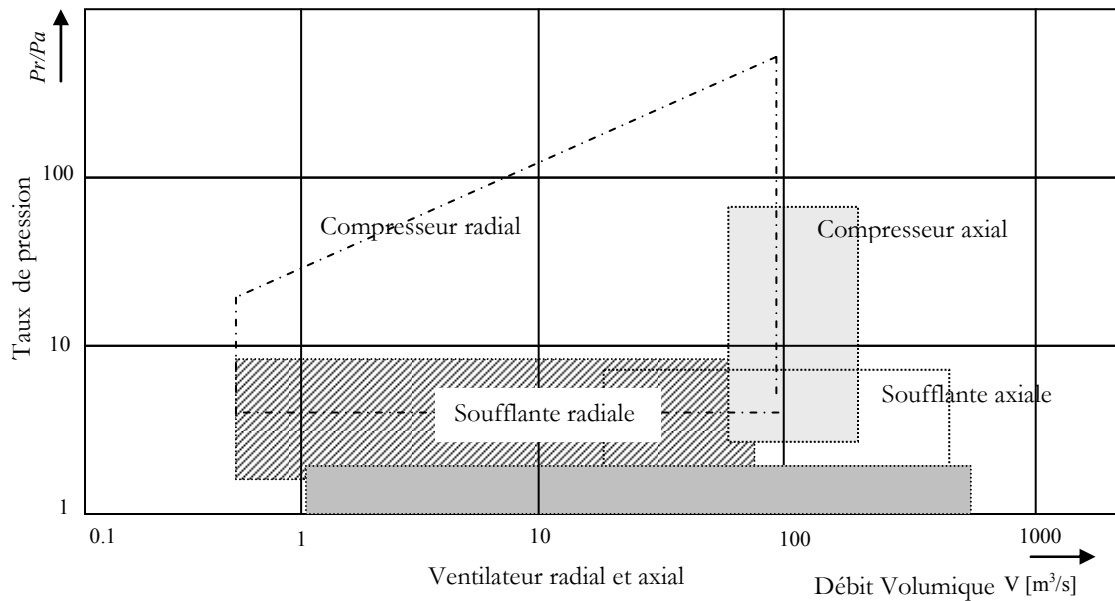


Figure III.1 : Domaine d'utilisation des différents types de compresseurs

La forte évolution des moyens informatiques ces dernières années a permis un important progrès dans le domaine de la simulation numérique de l'écoulement dans les compresseurs. Les simulations stationnaires sont les plus courantes et les plus maîtrisées, et permettent un accès rapide et réaliste aux performances globales d'un compresseur. Les instationnarités présentes dans l'écoulement ont cependant un rôle établi, bien qu'encore mal défini, dans les performances, et leur modélisation est ainsi indispensable à une simulation plus réaliste. La première alternative pour analyser ces phénomènes consiste en une simulation directe de l'écoulement, en configuration instationnaire tridimensionnelle. Ce type de simulation reste très coûteux en temps de calcul, et peu rentable d'un point de vue industriel. C'est pourquoi on a encore principalement recours au développement de modèles préalables d'écoulement, où le passage par certaines hypothèses est nécessaire.

Nous nous intéressons dans le paragraphe suivant à la détermination d'un modèle d'un système de compression. Dans notre étude, nous nous baserons sur l'étude effectuée par Tommy GRAVDAHL [77, 78, 79, 80, 81, 82, 83, 84 et 85]. Nous essayerons de tenir compte du maximum des pertes pour avoir un modèle capable de prédire les caractéristiques réelles de notre système de compression.

III.3 Modèle mathématique du système de compression

Les stations de compression de gaz sont des organes sensibles à des défauts accidentels; les conséquences de ces défauts sur le bon fonctionnement des gazoduc (pipeline) peuvent être critiques et l'on conçoit alors l'intérêt de développer des méthodes de diagnostic capables de renseigner sur l'état de fonctionnement de ces stations en fournissant des indicateurs d'alerte de dysfonctionnement. Pour tenir compte des caractéristiques de ces machines et de leurs conditions de fonctionnement, il est nécessaire d'établir un système de supervision qui gère ces appareils de

telle façon à avoir les meilleures performances. Nous nous baserons sur l'étude effectuée par Tommy GRAVDAHL [77, 78, 79, 80, 81, 82, 83, 84 et 85]. Nous Considérons un système de compression composé de:

- Un compresseur
- Des conduites
- Une capacité
- Une vanne d'échappement (vanne anti pompage)
- Une turbine

Le modèle établi par GRAVDAHL [77, 78, 79, 80, 81, 82, 83, 84 et 85] est basé sur les notions de la thermodynamique et la dynamique des fluides et il est écrit sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{P}_p = \frac{a_{01}^2}{V_p} (m - m_t) \\ \dot{m} = \frac{A_1}{L_c} (P_2 - P_p) \\ \dot{N} = \frac{1}{2J\pi} (\tau_t - \tau_c) \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

Où :

m : débit massique d'entrée du compresseur	m_t : débit massique de sortie de la vanne
P_p : la pression dans la capacité	V_p : le volume dans la capacité
P_2 : la pression à la sortie du compresseur	A_1 : la surface de Poie de l'impulseur
a_{01} : la vitesse du son à l'entrée du compresseur	τ_c : couple du compresseur
L_c : la longueur du compresseur et la conduite	τ_t : couple de la turbine
J : moment d'inertie du compresseur	N : vitesse de rotation de la roue

Ce modèle est semblable au modèle de FINK et Al [52], alors que les deux premières équations de III.1 sont équivalentes au modèle GREITZER (voir annexe A) [86], où la vitesse exprimée en nombre de tours par seconde n'était pas incluse.

L'équation de P_p est tirée d'après l'équilibre en masse dans la capacité en supposant le processus isentropique (adiabatique). La troisième équation est tirée à partir du deuxième principe de la dynamique :

$$\sum M = J \dot{W} \quad \Rightarrow \quad \dot{W} = \frac{1}{J} (\tau_t - \tau_c)$$

Où :

M : Moments appliquée au système
W : Accélération angulaire

III.4 Le modèle dynamique du système de compression

Pour compléter le modèle III.1 et avoir un modèle dynamique exploitable, on a besoin d'une expression pour le débit de sortie ' m_t ' via la vanne et une autre pour le couple de la turbine τ_t . Le débit de sortie via la vanne est modélisé par l'expression suivante :

$$m_t = k_t \sqrt{P_p - P_{0l}} \quad (\text{III.2})$$

k_t est le gain de la vanne proportionnel à l'ouverture de la vanne anti pompage.

Le couple entraînant de la turbine est calculé en divisant la puissance de la turbine par la vitesse angulaire :

$$\tau_t = \frac{P_t}{\omega} = \frac{\eta_t m_{tur} C_{p,t} \Delta T_{tur}}{2 \pi N} \quad (\text{III.3})$$

Où : m_{tur} est le débit de vapeur à l'entrée de la turbine, $\Delta T_{tur} = T_{tur,in} - T_{tur,out}$, et η_t le rendement mécanique de la turbine.

Utilisant les expressions de (III.2) et (III.3) dans le système d'équation (III.1), on aboutit au modèle dynamique complet, donné par le système d'équations III.4 :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{P}_p = \frac{a_{0l}^2}{V_p} \left(m - k_t \sqrt{P_p - P_{0l}} \right) \\ \dot{m} = \frac{A_l}{L_c} \left[P_p \left(1 + \eta_i(m, N) \frac{\Delta h_{ideal}}{C_p T_{0l}} \right)^{\frac{k-1}{k}} - P_p \right] \\ \dot{N} = \frac{1}{2 J \pi} \left(\tau_t - \tau_c \right) \end{array} \right. \quad (\text{III.4})$$

L'étude précédente a été effectuée pour les compresseurs centrifuges à un seul étage. Pour trouver le modèle d'un compresseur à plusieurs étages, nous avons utilisé la méthode développée dans [15, 90, 91], cette méthode nous permet d'écrire le modèle complet d'un compresseur à plusieurs étages comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{P}_p = \frac{k_s P_{01}}{\rho_{01} V_p} \left(m - k_t \sqrt{P_p - P_{01}} \right) \\ \dot{m} = \frac{A_1}{L_c} \left[P_{01} \left(1 + \eta_i(m, N) \frac{\Delta h_{ideal}}{C_p T_{01}} \right)^{\frac{4(k-1)}{k}} - P_p \right] \\ \dot{N} = \frac{1}{2 J \pi} \left(\frac{\eta_t m_{tur} C_{p,t} \Delta T_{tur}}{2 \pi N} - 2 r_{22} \sigma \pi N |m| \right) \end{array} \right. \quad (\text{III.5})$$

III.5 Performances d'un compresseur centrifuge

Le taux de compression $P_{refoulement} / P_{aspiration}$ et le rendement η sont les principales mesures de la performance d'un compresseur centrifuge, et doivent être présentées en fonction du point de fonctionnement considéré. Celui-ci est défini par les grandeurs suivantes:

- Le débit \dot{m} ,
- La vitesse de rotation de la roue N ,
- Les conditions d'aspiration ou d'alimentation (pression et température totales P_{t1} et T_{t1}),
- La nature du gaz : R , γ et μ .

L'analyse dimensionnelle aboutit notamment à la définition de variables sans dimension qui permettent de généraliser les comparaisons entre machines [108]. Nous ne nous étendrons pas sur ce point dans ce travail, car il est largement traité dans la littérature. On retiendra simplement que les variables adimensionnelles suivantes sont utilisées pour décrire le point de fonctionnement [14, 35, 108]:

$$\frac{\dot{m}\sqrt{RT_{t1}}}{P_{t1}D^2}, \frac{ND}{\sqrt{\gamma RT_{t1}}}, \frac{ND^2 P_{t1}}{\mu RT_{t1}} \text{ et } \gamma$$

Elles représentent, respectivement, le débit et la vitesse de rotation adimensionnels, le nombre de Reynolds, complétés par le rapport des chaleurs spécifiques, qui caractérise le gaz.

Dans la pratique industrielle, il est courant de limiter la définition du point de fonctionnement au débit et à la vitesse de rotation. Dans ce cas, on omet généralement le diamètre et l'on ramène les conditions de pression et température aux conditions standards ($P_{ref}=101\ 325$ Pa et $T_{ref}=288.15$ K). Les variables ainsi obtenues [17, 39]:

$$\dot{m}_{red} = \frac{\dot{m}\sqrt{T_{t1}/T_{ref}}}{P_{t1}/P_{ref}} \quad (\text{III.6})$$

$$N_{red} = \frac{N}{\sqrt{T_{t1}/T_{ref}}} \quad (\text{III.7})$$

sont alors homogènes à un débit et une vitesse de rotation, respectivement. On peut aisément montrer que ces grandeurs "réduites" correspondent aux débit et vitesse de rotation qui donneraient les mêmes taux de compression et rendement (à l'effet Reynolds près) si la machine était alimentée sous pression et température standards [108].

L'évaluation de la performance d'un compresseur ne se limitant généralement pas à un seul point de fonctionnement, on la caractérise au travers du champ donné par la figure III. 2. Dans le champ de compresseur de la figure III. 2, on remarque que le taux de compression est en fonction du débit corrigé à vitesse de rotation corrigée constante, auxquelles on superpose souvent les contours d'isorendement.

La limite aux faibles débits est le pompage, qui se caractérise par une instabilité de l'écoulement (parfois jusqu'à inversion du débit), accompagnée d'oscillations de pression de grande amplitude, pouvant à terme détériorer la machine. Aux forts débits, la limite est le blocage, qui correspond à l'apparition d'une section sonique dans l'étage [4].

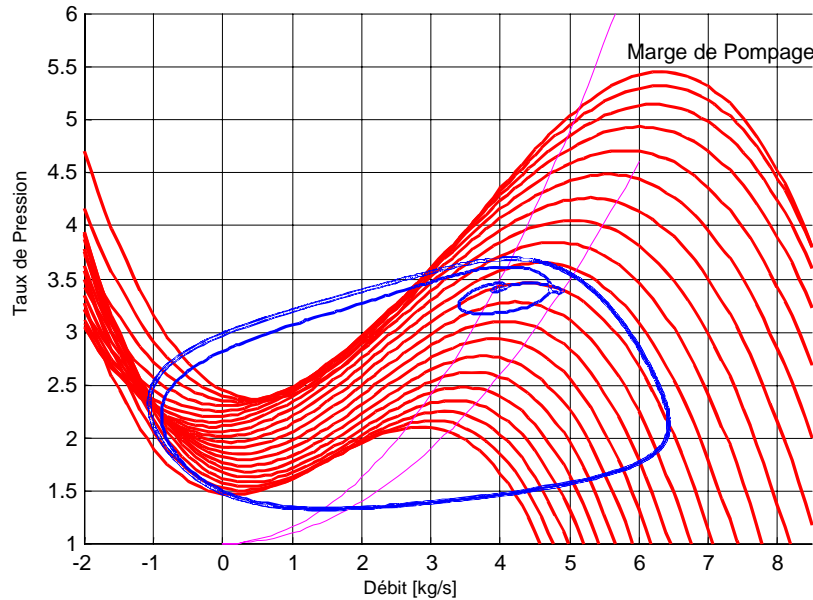


Figure III. 2 : Champs de fonctionnement d'un compresseur centrifuge

Ces deux limites permettent d'introduire une autre mesure importante de la performance d'un compresseur centrifuge qui est la plage de fonctionnement. Elle se définit comme suite :

$$Plage = \frac{\dot{m}_{\text{blocage}} - \dot{m}_{\text{pompage}}}{\dot{m}_{\text{no min al}}} \quad (\text{III.8})$$

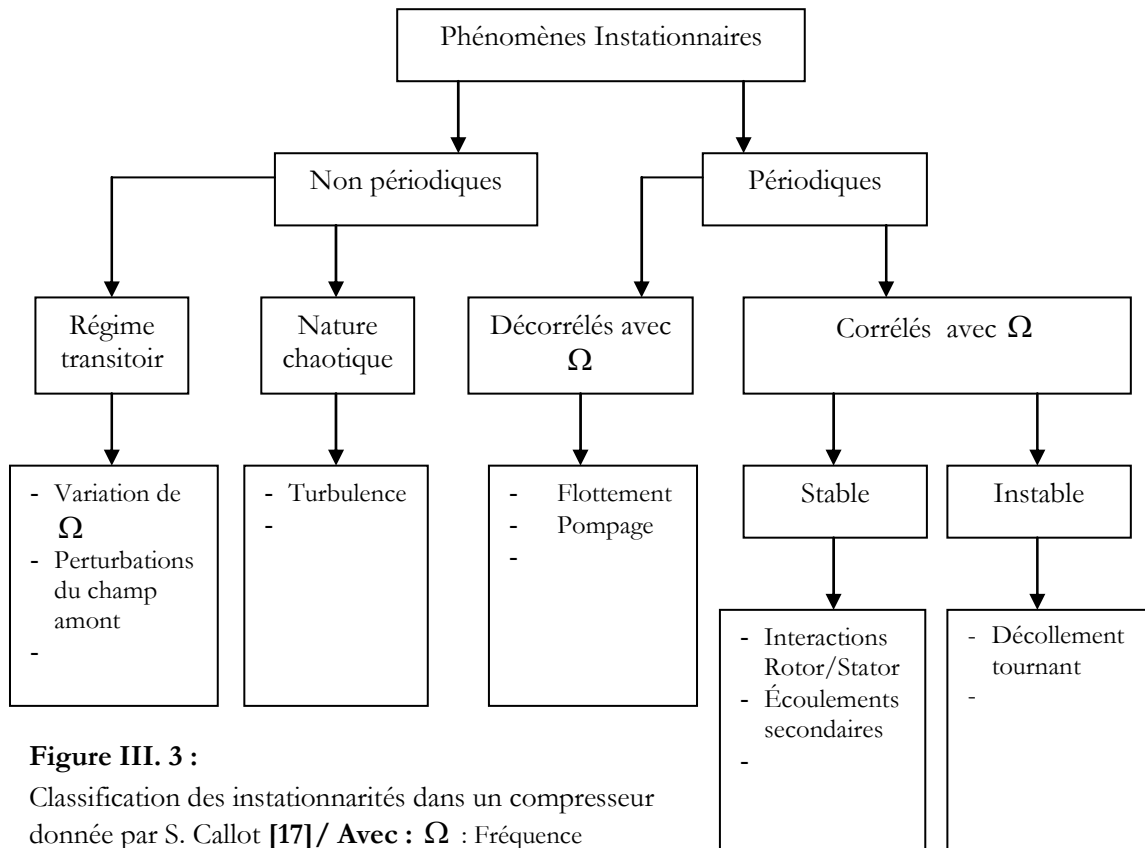
Le débit de blocage est parfois utilisé au dénominateur de cette expression. On notera que la plage d'un compresseur diminue quand le taux de compression augmente.

III.5.1 Phénomènes instationnaires et stabilité aérodynamique

Une turbomachine est un ensemble mécanique de révolution comportant une ou plusieurs roues mobiles munies d'aubes, formant des canaux au travers desquels un fluide s'écoule. L'échange d'énergie s'effectue dans le rotor et résulte du travail des forces aérodynamiques exercées sur les aubes par le fluide. Les machines réceptrices (compresseurs) réalisent une transformation d'énergie cinétique en énergie de pression tandis que les machines génératrices (turbines) transforme de l'énergie de pression en énergie cinétique. Il existe deux types de turbomachines : les machines axiales et les machines radiales. Dans un étage de compresseur, on distingue classiquement plusieurs éléments. Un premier stator, appelé distributeur, est placé en

amont du rotor. Son rôle est de conduire le fluide de la section d'entrée de la machine vers la section d'entrée du rotor. La deuxième rangée d'aubages est le rotor, responsable des échanges d'énergie entre le fluide et la machine. Enfin, le dernier stator (diffuseur ou redresseur) sert à collecter le fluide en sortie du rotor et à l'amener vers l'aval. Dans le cas des machines multi-étagées, on ne retrouve en général que deux composants par étage intermédiaire : un rotor et un redresseur.

Du fait du mouvement relatif des aubages du rotor par rapport à ceux du stator, l'écoulement dans un compresseur est fortement instationnaire. Une classification de ces différents phénomènes instationnaires dans un compresseur est proposée par S.Callot [17] :



Les instationnarités non périodiques, essentiellement dues à des écoulements transitoires ou turbulents, ne sont pas abordées dans ce mémoire. Parmi les phénomènes périodiques, on distingue les phénomènes stables (interactions rotor/stator) et instables (pompage et décollement tournant). L'interaction entre rotor et stator successifs, ainsi que l'écoulement dans la zone de jeu, influencent néanmoins la stabilité d'un compresseur [6, 17, 76, 100, 104]. Une bonne compréhension de ces phénomènes est importante pour comprendre leur impact sur la stabilité de la machine.

III.5.2 Le phénomène de pompage

Un décrochage tournant peut brusquement évoluer vers un mode de pompage. Caractérisé par une oscillation axiale du débit à faible fréquence, il possède une hystérésis importante, et il est très difficile de sortir de ce régime. Les contraintes mécaniques engendrées sont très violentes, et conduisent rapidement à la rupture de la machine. Pour un régime donné, il apparaît lorsque le débit est trop faible. Dans un diagramme caractéristique (Taux de pression / débit, figure III. 4 ci-dessous), sa zone d'apparition est clairement définie ; le fonctionnement de la machine doit rester en deçà d'une « marge au pompage » spécifiée par le constructeur. Des dispositifs anti-pompage existent toutefois sur les machines, dans le cas d'une entrée dans cette zone au moment d'un changement de régime. Une augmentation brutale du débit en dévannant l'aval de la machine permet notamment de sortir de ce régime.

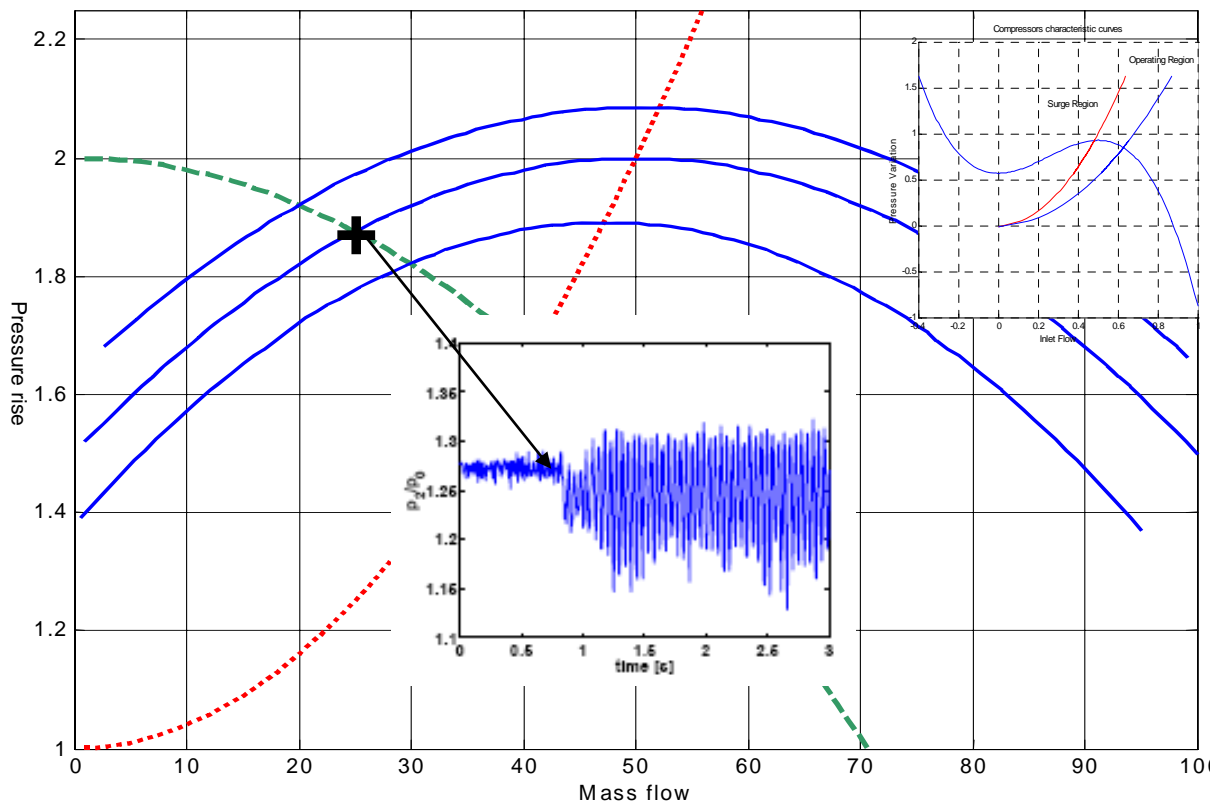


Figure III. 4 : Apparition du phénomène de pompage

Le pompage est une instabilité mono dimensionnelle axiale qui affecte le système de compression de façon globale. Si le débit diminue, les pertes ont tendance à augmenter dans le compresseur. Quand le point de fonctionnement traverse la ligne de pompage, la machine n'arrive plus à fournir suffisamment d'énergie pour contrer les gradients de pression adverses et l'écoulement est affecté par une onde de pression basse fréquence qui se déplace de l'aval vers l'amont. La fréquence de cette onde de pression varie généralement entre 2Hz et 50Hz pour les compresseurs [87, 119]. Lorsque la machine fonctionne dans un tel régime, de fortes fluctuations

du débit moyen peuvent être observées, pouvant même aller jusqu'à une inversion totale du sens de l'écoulement. La fatigue extrême supportée par les aubages rend ce phénomène très dangereux pour le compresseur (Image III.1). Cette instabilité possède également une forte hystérésis. Bien souvent, pour sortir d'un régime de pompage, la seule solution consiste à augmenter très fortement le débit dans la machine (ou à la redémarrer quand c'est possible). Dans la littérature, trois types de pompages sont observés, en fonction des caractéristiques du système de compression [18, 52, 87, 109, 119, 120, 130, 138, 140] :

- Le pompage classique,
- Le pompage profond,
- Le pompage modifié.

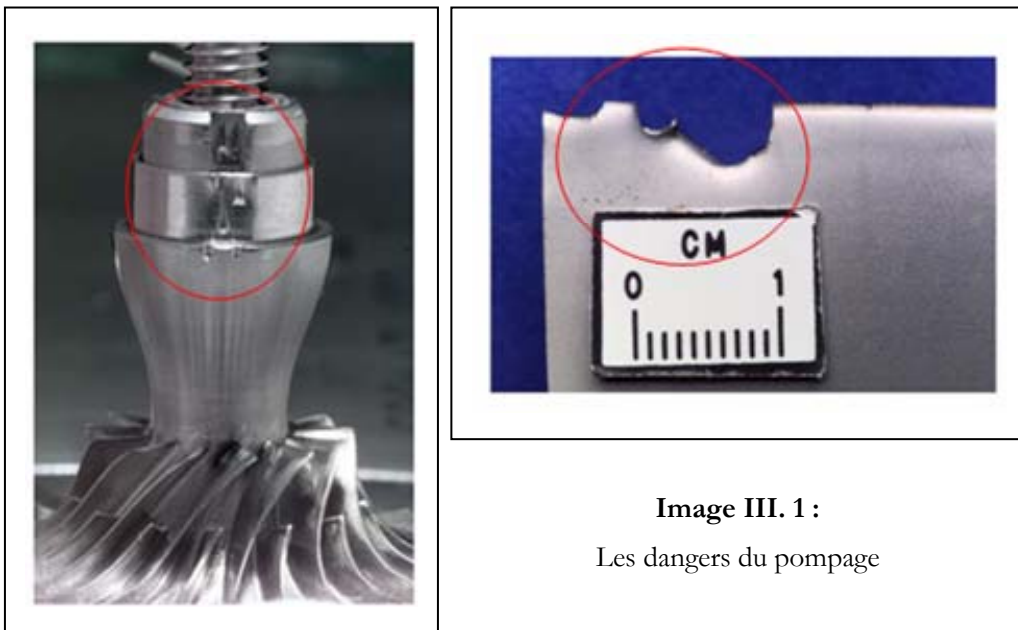


Image III. 1 :
Les dangers du pompage

III.5.2. 1 Pompage classique

Le pompage classique consiste en une onde de pression qui vient moduler le débit moyen. Il n'y a pas d'inversion de l'écoulement mais les fortes contraintes exercées sur les aubages restent une source de fatigue importante. La figure III.5 présente l'évolution d'un cycle de pompage classique et la figure III.6 présente l'évolution temporelle du débit moyen. Il est possible de définir un point de fonctionnement moyen autour duquel le débit oscille.

Ce point se situe sur la partie positive de la caractéristique. Bien qu'étant instable par nature, ce phénomène peut toutefois s'établir de façon périodique. Le pompage classique se rencontre dans les machines caractérisées par un faible taux de compression, et aussi bien dans les compresseurs axiaux que dans les compresseurs centrifuges [8, 10, 11, 18, 52, 87, 109, 119, 140]:

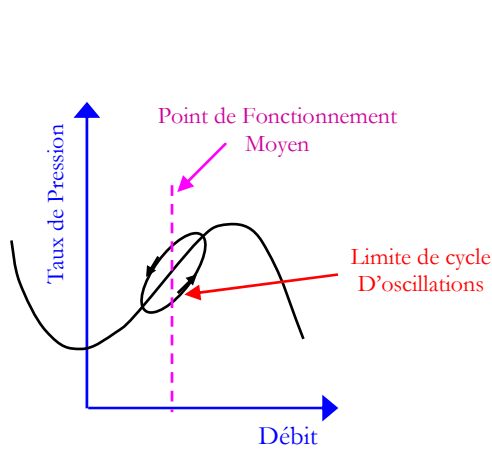


Figure III. 5 : Représentation d'un cycle de pompage classique

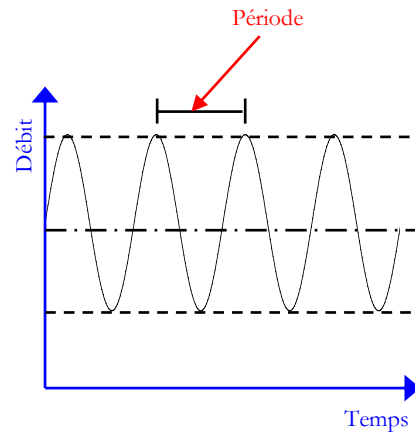


Figure III. 6 : Evolution temporelle du débit (pompage classique)

III.5.2. 2 Pompage profond

Le pompage profond est une version plus énergétique du pompage classique. Les figures III.7 et III.8 décrivent le cycle de ce type d'instabilité. Une partie du cycle se situe nécessairement dans les débits négatifs. Une perturbation axiale engendre une fluctuation du débit qui s'amplifie dans le temps, jusqu'à imposer un écoulement de retour dans la totalité du système de compression. Lors de cette phase, les couches limites des aubes décollent en bloc et les performances de la machine s'effondrent. La pression diminue alors rapidement à l'aval et lorsque l'équilibre est atteint l'écoulement rechange de sens pour amorcer un nouveau cycle de pompage. Les machines industrielles (centrifuges ou axiales) qui mettent en jeu des pressions élevées sont particulièrement sujettes à ce genre de pompage [8, 10, 11, 17, 18, 52, 87, 109, 119, 140]:

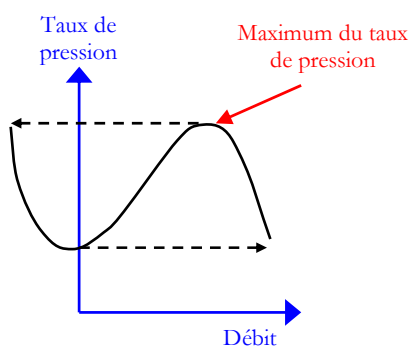


Figure III. 7 : Représentation d'un cycle de pompage profond

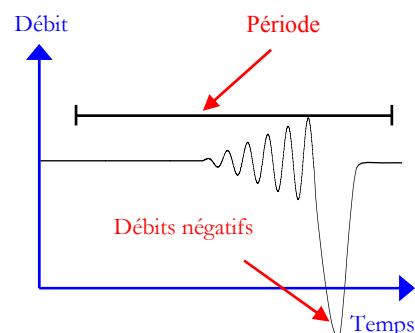


Figure III. 8 : Evolution temporelle du débit (pompage profond)

III.5.2. 3 Pompage modifié

Le phénomène de pompage est parfois précédé par un décollement important au niveau du carter ([18, 87, 109, 119, 140]). Ce phénomène marque le franchissement de la limite de stabilité de la machine et peut évoluer vers un décrochage tournant à plusieurs cellules. Lorsque le pompage apparaît, les cellules ne disparaissent pas toujours et on voit s'établir un régime de pompage modifié. Cette instabilité est observée aussi bien dans les compresseurs centrifuges [18, 44, 87] que dans les compresseurs axiaux. L'évolution de ce phénomène se fait en plusieurs étapes :

- Apparition du décollement tournant
- Diminution du débit et du taux de pression (lié aux pertes)
- Apparition du pompage

Fonctionnement de la machine en régime périodique autour d'un point moyen. Lorsque le phénomène est bien établi, l'écoulement dans le compresseur est donc soumis à des perturbations périodiques axiales (pompage) et circonférentielles (décollement tournant).

III.5.2. 4 Ligne du pompage

La ligne de pompage correspond à la limite au-delà de laquelle le compresseur ne peut pas fonctionner en régime stable. Elle passe au voisinage du point où le taux de pression est maximum. L'allure de cette courbe peut être déterminée en utilisant les coefficients de pression totale et de débit :

$$\psi = \frac{\Delta P}{\frac{1}{2} \rho U_m^2} \quad (\text{III.9})$$

$$\varphi = \frac{V_z}{U_m} \quad (\text{III.10})$$

Avec :

ψ : Coefficient de pression totale

ΔP : Variation de pression totale à la traversée du compresseur

U_m : Vitesse périphérique du rotor

V_z : Composante axiale de la vitesse

φ : Coefficient de débit

En notant les grandeurs relatives au point d'apparition du pompage, la conservation du débit et l'évolution du taux de pression peuvent s'écrire [147] :

$$\begin{aligned} \frac{Q_s}{\varphi_s \cdot S} &= \rho \cdot U_m \\ \left(\frac{P_2}{P_1} \right) &= \left(\frac{P_1 + \Delta P_s}{P_1} \right) \end{aligned} \quad (\text{III.11})$$

Avec :

P_1, P_2 : Pression totale à l'entrée (respectivement sortie) du compresseur,

Q : Débit d'aspiration du compresseur

S : Section d'entrée de la machine

En posant :

$$B = \frac{1}{2S^2 \cdot \rho P_1} \left(\frac{\psi_s}{\varphi_s^2} \right) \quad (\text{III.12})$$

Et en remplaçant ΔP_s dans (III.11) par les expressions (III.9) et (III.10), on montre que :

$$\left(\frac{P_2}{P_1} \right)_s - 1 = B Q_s^2 \quad (\text{III.13})$$

La ligne de pompage a donc l'allure d'une parabole (figure III.9), lorsque la vitesse de rotation de la machine varie, il est fondamental que le point de fonctionnement (même transitoire) soit tenu éloigné de cette zone. Malheureusement le débit φ_s est difficile à estimer, et les constructeurs s'attachent donc à définir des marges importantes de pompage. La marge au pompage peut être définie par la relation III.14.

$$M \arg e = \frac{\left(\frac{P_2}{P_1} \right)_s - \left(\frac{P_2}{P_1} \right)_{DP}}{\left(\frac{P_2}{P_1} \right)_{DP}} \quad (\text{III.14})$$

Avec :

S (surge) : grandeurs relatives au point d'apparition du pompage

DP (Design Point) : grandeurs relatives au point de fonctionnement nominal

Ainsi définie, la marge au pompage peut atteindre 20% dans le cas des compresseurs axiaux de turbo réacteur, et 10% dans le cas des machines centrifuges. Une bonne compréhension des mécanismes physiques relatifs aux instabilités aérodynamiques est une étape incontournable pour tenter de réduire ces marges et améliorer les performances des compresseurs.

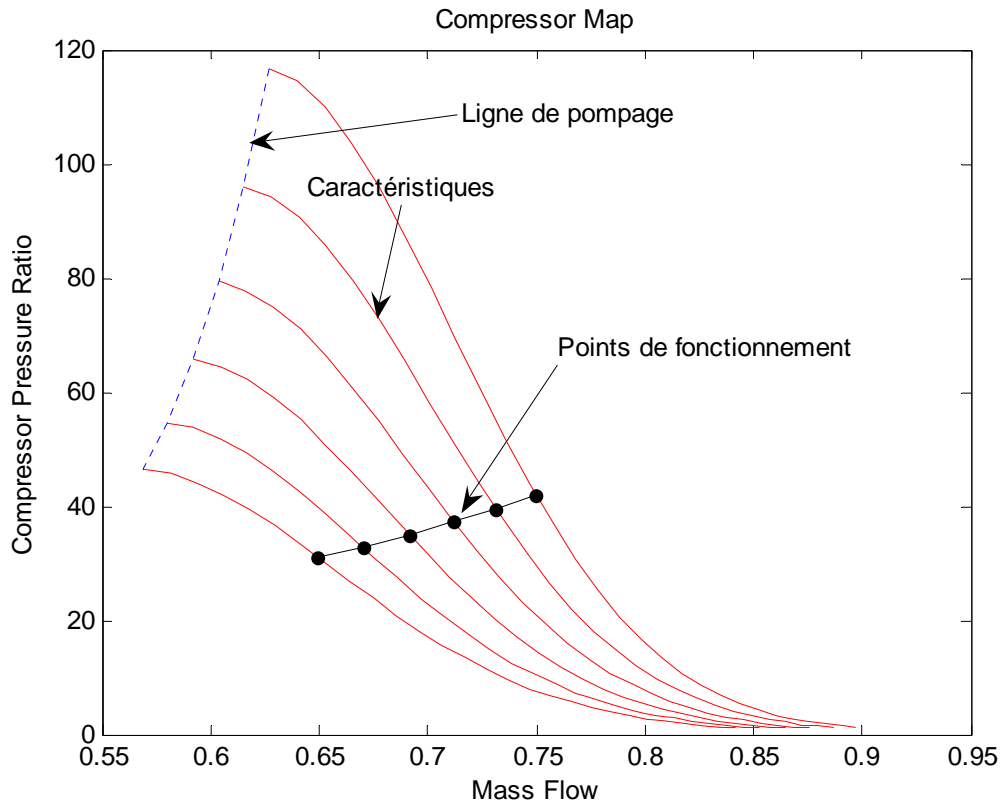


Figure III. 9 : Allure de la ligne de pompage

III.5.2.5 Origine du pompage

Le modèle étudié par Moore et Greitzer [87] constitue une bonne approche pour identifier l'origine du phénomène de pompage (figure III. 10). Dans le modèle présenté ici, les dimensions du réservoir sont supposées grandes devant celles du système de compression.

Dans le réservoir, l'écoulement compressible est supposé avoir une vitesse nulle et une pression uniforme P . Le débit est contrôlé par la vanne située en aval. Dans le compresseur et les canaux, le nombre de Mach est suffisamment faible pour considérer l'écoulement comme incompressible[87].

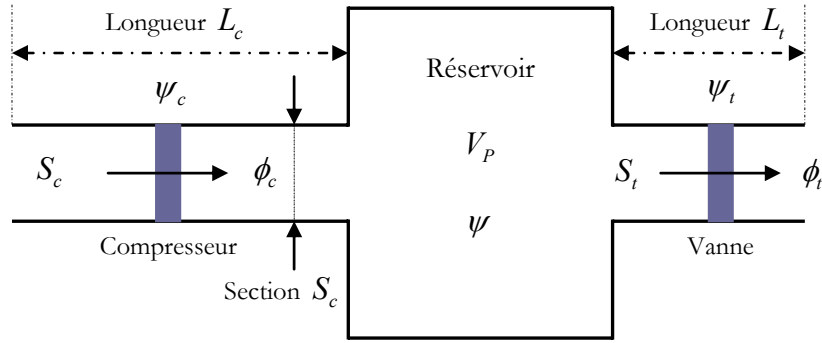


Figure III. 10 : Modèle du résonateur de Helmholtz (Moore et Greitzer)

Avec :

S_c, L_c : Dimensions (section et longueur) du système de compression
 V_P : Volume du réservoir

La relation fondamentale de la dynamique dans ce système s'écrit :

$$\frac{d^2x}{dt^2} = \frac{F}{m} \quad (\text{III.15})$$

On suppose que le compresseur joue le rôle de « bouchon » et que l'interface entre le réservoir et le compresseur peut se déplacer. En sachant que :

$$\begin{aligned} |F| &= \int \Delta P \cdot dS \\ m &= \rho S_c L_c \\ P \cdot V^\gamma &= Cst \quad \Rightarrow \quad \frac{P}{P_p} = -\gamma \frac{\Delta V}{V_P} = -\gamma \frac{S_c x}{V_P} \end{aligned} \quad (\text{III.16})$$

Avec :

S_c, L_c : Dimensions (section et longueur) du système de compression
 V_P, P_p : Volume et pression dans le réservoir
 x : Déplacement
 p, ρ : Pression et densité à l'interface réservoir/compresseur
 γ : Rapport des coefficients de chaleur spécifiques ($\gamma = \frac{c_p}{c_v}$)

On obtient finalement :

$$\frac{d^2x}{dt^2} = \frac{p \cdot S_c}{\rho S_c L_c} = \frac{\gamma \cdot S_c P_p}{\rho V_P L_c} x \quad (\text{III.17})$$

En posant $w_h^2 = -\frac{\gamma.S_c.P_p}{\rho V_p L_c}$ et $c^2 = \frac{\gamma.P_p}{\rho}$, l'équation différentielle précédente se ramène, dans ce système, à :

$$\frac{d^2 x}{dt^2} = -w_h^2 x \quad (\text{III.18})$$

Avec w_h , pulsation correspondant à la fréquence de résonance de Helmholtz :

$$w_h = c \sqrt{\frac{S_c}{V_p L_c}} \quad (\text{III.19})$$

Ce modèle de pompage possède l'avantage d'expliquer de façon simple l'origine d'un phénomène complexe. La limite de stabilité et la fréquence du pompage peuvent ainsi être estimées de façon théorique. En revanche, le fait que le modèle ne tienne pas compte des caractéristiques du système de compression (interactions rotor/stator, inertie aérodynamique et géométrie des canaux) limite son domaine d'application. En pratique, il est impossible avec ce modèle simple de déterminer précisément le maximum du taux de pression et donc le point d'apparition du pompage. L'expérience montre également que tous les compresseurs n'exhibent pas une instabilité de type pompage en priorité. En fait, la majorité des machines multi-étagées sont soumises au phénomène de décollement tournant avant le pompage. En se basant sur la fréquence de résonance d'Helmholtz, Greitzer [87] a déterminé un paramètre sans dimension, noté B , qui donne une indication sur le type d'instabilité susceptible de se développer en priorité.

Le paramètre de Greitzer est donné par l'équation suivante [43, 87]:

$$B = \frac{U}{2w_h L_c} = \frac{U}{2c} \sqrt{\frac{V_p}{S_c L_c}} \quad (\text{III.20})$$

Pour les grandes valeurs de $B \gg 1$, le pompage est le phénomène le plus instable, tandis que le décollement tournant sera favorisé par des faibles valeurs de $B \ll 1$, comme il est montrée par la figure suivante (figure III.11):

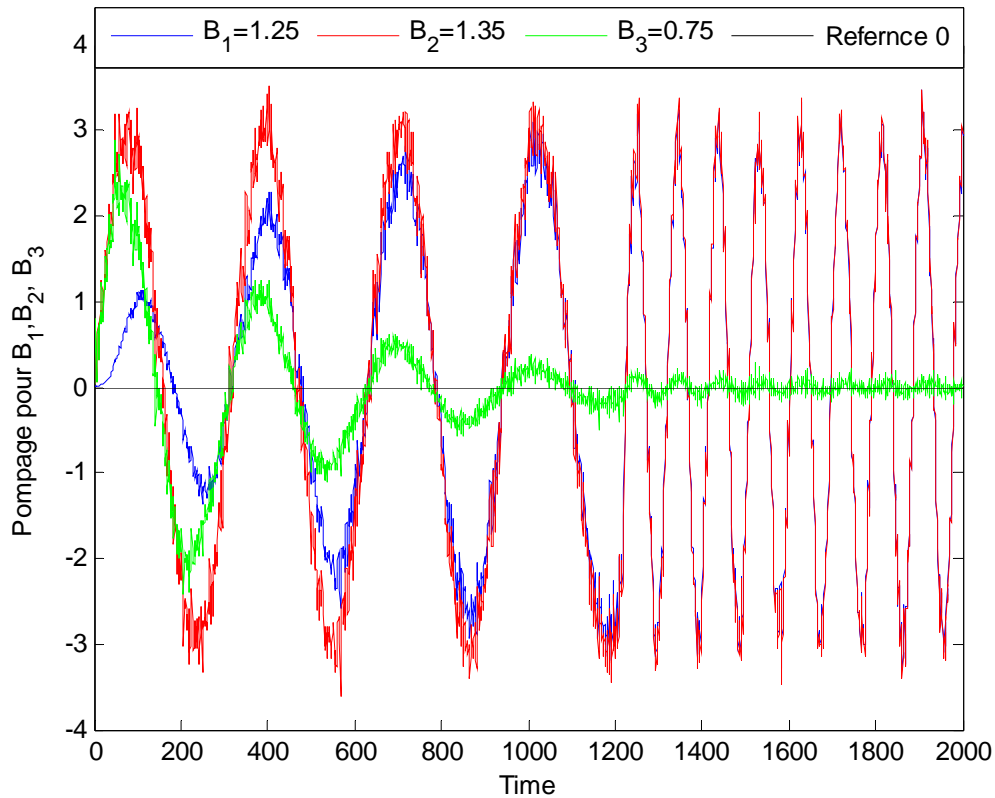


Figure III. 11 : Effet de variation du paramètre de Greitzer sur les phénomènes instables

De ce paragraphe, on peut dire que les notions de base concernant le pompage sont les suivantes :

- Pour que le pompage apparaisse, il doit exister une pression plus forte dans le réservoir qu'à l'aval du compresseur (partie positive de la caractéristique).
- Plus cette différence de pression est grande, plus le phénomène de pompage est violent (importance de la pente de la caractéristique).
- Plus le volume du réservoir est important face à celui du compresseur, plus le pompage est privilégié par rapport au décollement tournant et plus la fréquence du pompage est basse.

Le pompage se traduit par des oscillations du système de chocs et par des variations de très forte amplitude de la pression interne. Ce phénomène violent et dangereux doit absolument être évité, et de maintenir le fonctionnement du compresseur en dehors de la zone d'instabilité. Pour prévenir le pompage, les compresseurs sont dotés de système de supervision permettant de maintenir ce dernier dans un champs stable de fonctionnement en assurant, quel que soit le rapport de compression, un débit aspiré supérieur au débit correspondant au pompage en renvoyant à l'aspiration du gaz prélevé à son refoulement.

Dans ce contexte, l'objectif de notre étude est, par l'analyse de données expérimentales et par la simulation numérique, d'améliorer la compréhension et la prévision de ce phénomène, par l'intégration de nouvelles techniques de diagnostic qui pourront permettre de protéger le compresseur en temps réel.

III.6 Diagnostic du système de compression

De nos jours, pour des raisons de sécurité et de performance, les fonctions de surveillance et de supervision ont un rôle majeur. Certains systèmes industriels, tels que les systèmes de compression, rendent complexes ces fonctions en raison du nombre croissant de variables process mises en jeu, de la complexité de leurs relations et compte tenu de la difficulté à évaluer la limite de stabilité d'un système de compression dans des conditions réelles. De ce fait, les travaux de recherche présentés dans cette thèse visent à concevoir un système de diagnostic couplé à un outil d'aide à la décision capable de traiter aussi bien les défauts du système physique que ceux des appareils de contrôle/commande (actionneurs, capteurs, etc.).

Actuellement trois approches différentes peuvent être utilisées: définir une marge au pompage importante, détecter et contrôler l'émergence des instabilités ou tenter de décaler la limite de stabilité. Disposer d'une marge au pompage importante possède l'avantage de sécuriser la machine, mais l'inconvénient, c'est d'alourdir considérablement le compresseur et donc le système de compression tout entier. Afin d'améliorer les performances du compresseur, et donc de diminuer le taux d'apparition de phénomène du pompage pour réaliser une bonne compression, deux techniques sont envisageables :

- Repousser la ligne de pompage : Les méthodes actives ou passives sont des techniques employées depuis longtemps pour améliorer la stabilité d'un compresseur.
- Diminuer la marge au pompage : Cette approche n'est possible que dans le cas où les instabilités peuvent être détectées très tôt (recherche de précurseurs).

Les mécanismes physiques en rapport avec le pompage ne sont pas encore tous clairement identifiés. Les précurseurs et les méthodes de diagnostic donnent ainsi des indications (résidus) précieuses sur les mécanismes physiques mis en jeu par le pompage.

La suite de notre étude portera plus particulièrement sur la phase génération de résidus, le but étant de mettre au point une méthodologie industriellement utilisable pour prédire avec la plus grande précision possible le déclenchement du phénomène de pompage.

III.6.1 Génération de résidus

La modélisation du système de compression détaillée à la section précédente a permis d'exprimer des relations analytiques entre les différentes variables du système physique. Dès lors, nous allons exploiter la redondance analytique afin de générer des résidus. Certaines variables du système décrit au paragraphe précédent correspondent à des variables connues, grâce aux mesures effectuées sur le processus, et engendrent une redondance informationnelle. Vérifier la cohérence de cette relation de redondance revient à générer des indicateurs de défaut qui seront utilisés pour surveiller le fonctionnement du système de compression. Dans un souci de clarté de stratégie de diagnostic, nous proposons le schéma de supervision du système de compression suivant :

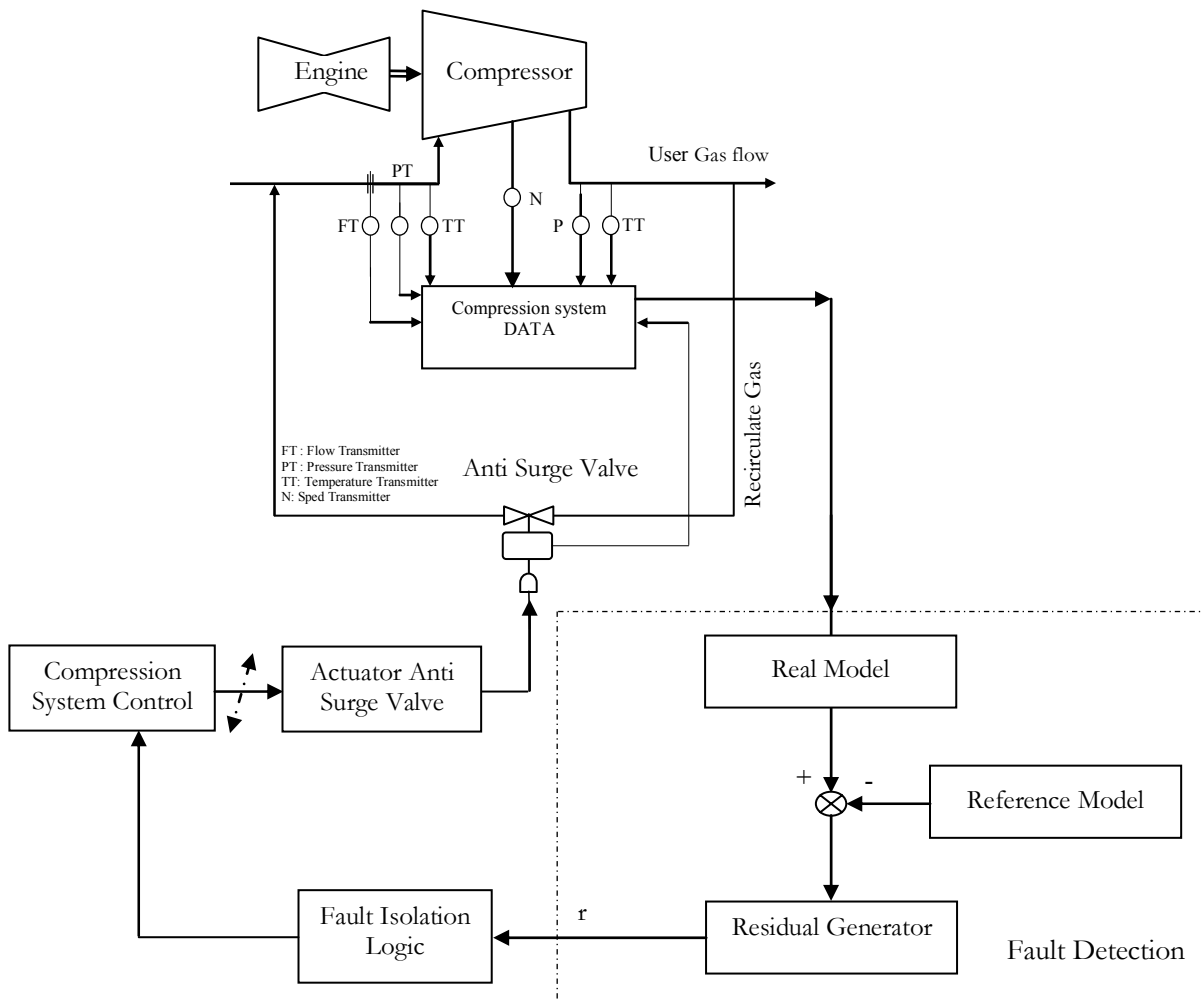


Figure III. 12 : Schéma de supervision du système de compression

Les variables connues du système de compression représentent les grandeurs mesurables sur ce système. Il s'agit donc des grandeurs données par les mesures des capteurs ou renvoyées par le ordinateur :

- Le débit d'aspiration de système de compression,
- La pression dans le collecteur d'admission de système de compression,
- La température dans le collecteur d'admission de système de compression,
- La pression de refoulement de système de compression,
- La température dans le collecteur de refoulement de système de compression,
- La vitesse de Rotation de compresseur

Dans le but d'étudier l'efficacité de la stratégie proposée dans ce travail et valider cette stratégie de diagnostic, nous avons simulé le système de compression pour différents cas, selon les variables mises en jeu par le pompage. La figure III.13 montre l'apparition du pompage et montre l'évolution de la pression de refoulement du système de compression en présence du pompage.

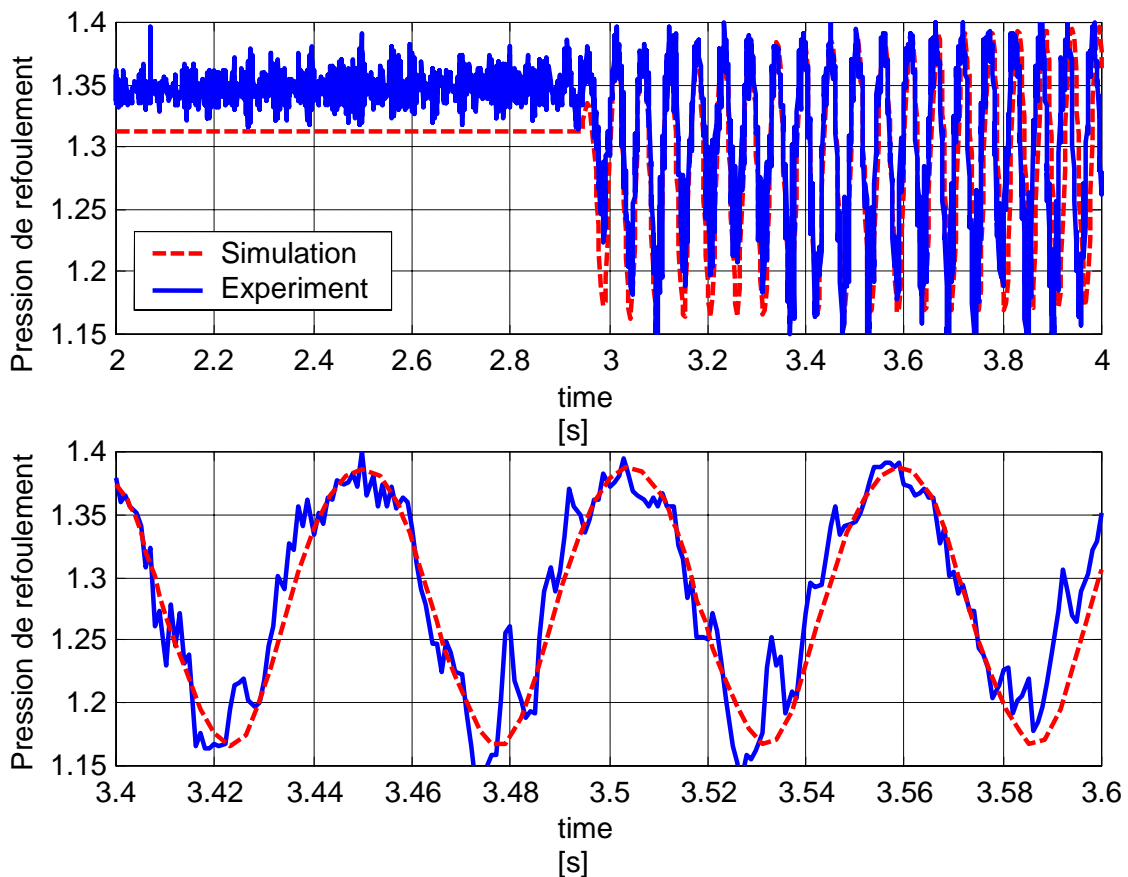


Figure III.13 : Sortie réelle du système de compression pour la pression de refoulement

La figure III. 14 montre le développement et le maintien d'oscillations de vitesse de rotation dans le système au cours du temps. Ces oscillations se développent à partir d'une configuration stable, puis deviennent périodiques. Le pas de temps d'intégration est suffisamment petit, nous avons d'ailleurs noté qu'avec un pas de temps plus élevé, le système évoluera vers un point de stabilité sur la pente négative de la courbe caractéristique. Une telle évolution est trompeuse.

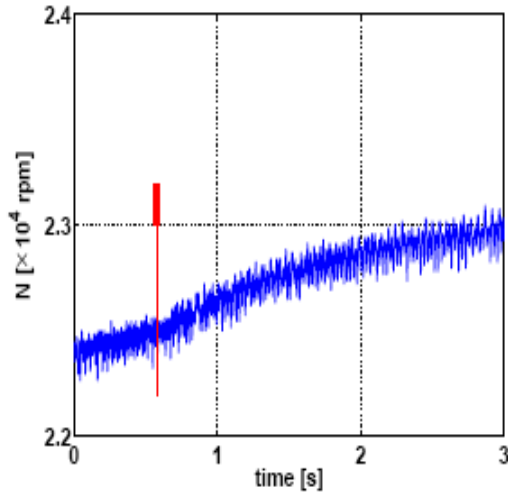


Figure III. 14 : Evolution de la vitesse de rotation N avec la présence de pompage

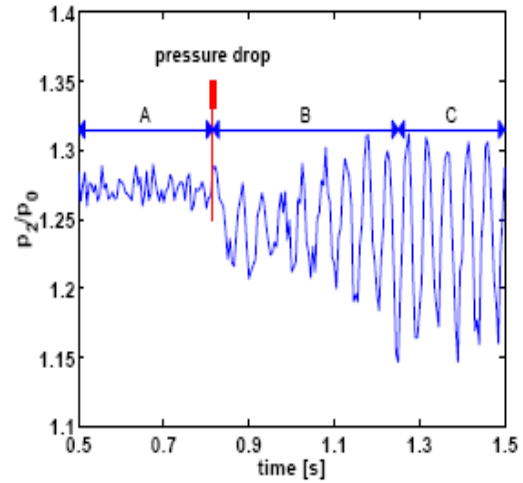


Figure III. 15 : Evolution de taux de compression

Des oscillations en taux de pression se développent également (voir figure III.15). Elles deviennent périodiques et régulières. On représente l'évolution du taux de pression en fonction de temps. On remarque que le cycle de pompage se stabilise à partir de quelques cycles effectués après l'apparition de l'instabilité. Il est pratique aussi de représenter également l'évolution du taux de pression avec une augmentation de fréquence de pompage (voir figures III.16 et III.17)

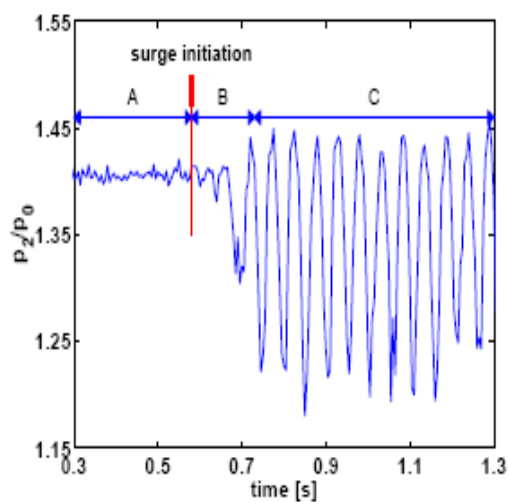


Figure III. 16 : Evolution de taux de compression avec un début de pompage

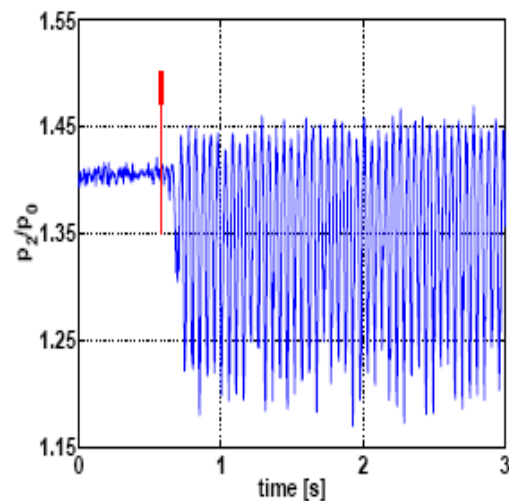


Figure III. 17 : Evolution de taux de compression avec l'augmentation de fréquence de pompage

La connaissance physique du système de compression a permis d'écrire les relations non linéaires présentées par le modèle mathématique de système. Chaque relation décrit le comportement d'un composant. Le modèle de chaque composant exprime les contraintes qu'il impose entre les variables qui lui sont liées sur la base des équations du modèle du procédé donné par l'équation (III.5), c'est-à-dire l'ensemble des relations définissant le comportement dynamique du système, et un modèle des informations, c'est-à-dire l'ensemble des variables du système qui sont renseignées (observées). Ces dernières sont aussi des contraintes analytiques ; elles décrivent de surcroît le comportement des capteurs et actionneurs.

A partir de cette représentation du système de compression, nous essayons, en général, de rendre l'observateur indépendant des perturbations non mesurées (entrées inconnues) et dépendant de certains défauts. Donc d'après ces deux conditions, nous pouvons retenir trois résidus qui garantissent un comportement satisfaisant de localisation et l'isolation de défauts dans le système de compression:

- Résidu sur le débit d'aspiration de système de compression r_1 ,
- Résidu sur la pression de refoulement de système de compression r_2 ,
- Résidu sur la vitesse de Rotation de compresseur r_3 .

L'algorithme de détection permet une estimation de ces trois variables tirées à partir des équations de modèle mathématique de système de compression avec le modèle de pompage [19]. Cette redondance analytique permet d'engendrer ces résidus en considérant la différence des grandeurs mesurée et estimée.

De manière directe, ces résidus sont :

- Résidu sur le débit d'aspiration de système de compression r_1 ,

$$r_1 = \Phi - \hat{\Phi} = \frac{\dot{m}}{\rho_a A_c U_t} - \frac{\hat{\dot{m}}}{\rho_a A_c U_t} \quad (\text{III.21})$$

- Résidu sur la pression de refoulement de système de compression r_2 ,

$$r_2 = \Psi - \hat{\Psi} = \frac{\Delta P}{w_b \rho_a U_t^2} - \frac{\Delta \hat{P}}{w_b \rho_a U_t^2} \quad (\text{III.22})$$

- Résidu sur la vitesse de Rotation de compresseur r_3 .

$$r_3 = \dot{N} - \hat{\dot{N}} = \frac{1}{2 J \pi} \left((\tau_t - \tau_c) - (\hat{\tau}_t - \hat{\tau}_c) \right) \quad (\text{III.23})$$

Il est possible de simuler des défauts sur tous les capteurs et actionneurs du système de compression. En fonctionnement idéal, les résidus doivent être constamment nuls.

La figure III.18 présente l'évolution du résidu r_2 sur une durée de 4000s, qui donne l'information sur la pression de refoulement du compresseur Centrifuge SOLAR. Pour un premier temps, cette figure présente, un biais sur le capteur de pression (détection d'un défaut de fonctionnement produit sur la pression de refoulement). En effet, sa valeur a été diminuée, la plupart du temps, les valeurs des résidus sont, à chaque instant, comparées à des seuils. Les tests peuvent être réalisés en parallèle et chaque décision issue de ces tests conduit à une valeur (la valeur du résidu est en dessous du seuil et la valeur du résidu a dépassé le seuil fixé). La détection apparaît à l'instant $t = 100s$ sur le résidu r_2 et le symptôme reste présent jusqu'à la fin de la simulation.

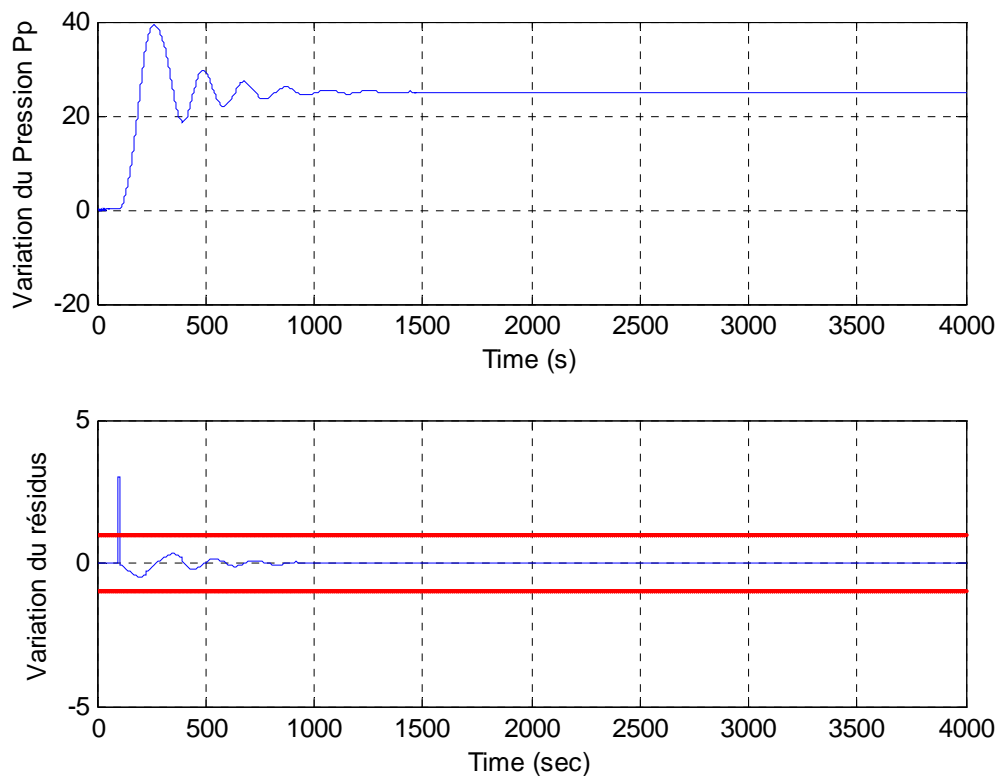


Figure III. 18 : Cas 1 : Génération de résidu r_2 (sortie pression refoulement en présence d'un défaut simple)

Le deuxième cas présenté par la figure III. 19 correspond à un défaut multiple (phénomène de pompage). Un biais de capteur et un biais d'actionneur ont été simulés sur le résidu r_2 , qui donne l'information sur la pression de refoulement du compresseur Centrifuge SOLAR.

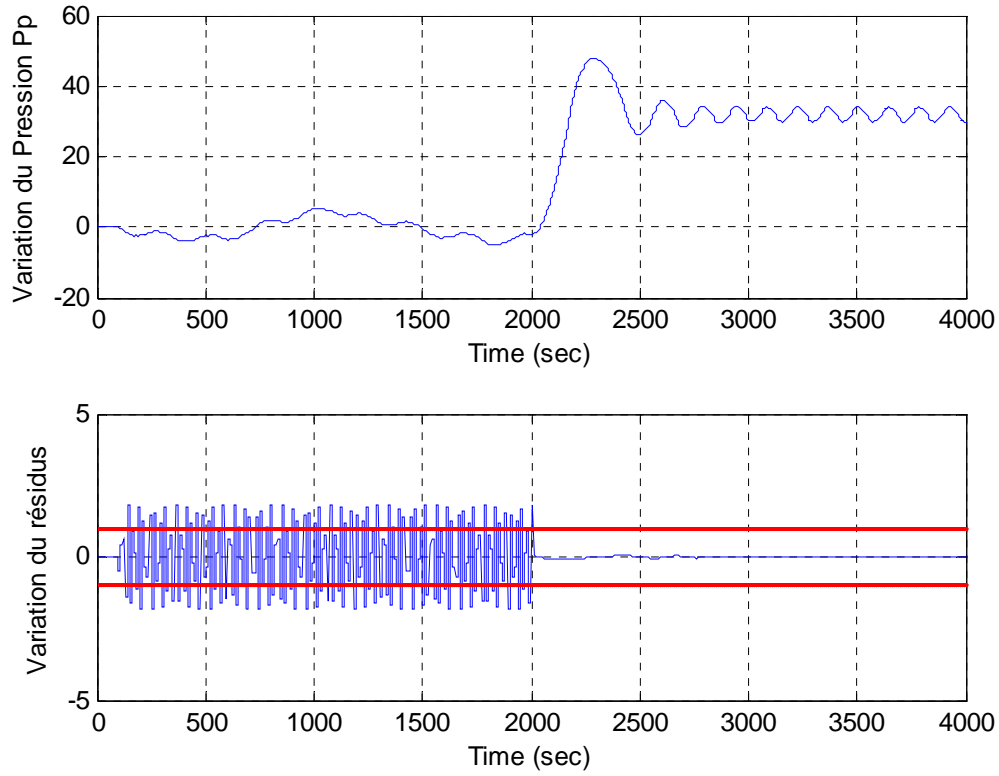


Figure III.19: Cas 2 : Génération de résidus r_2 (sortie pression refoulement en présence d'un défaut multiple)

III.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appréhendé le fonctionnement d'un système de compression dans le but d'étudier les phénomènes instationnaires (phénomène du pompage). Un modèle comportemental a ainsi été utilisé en tenant compte de la mécanique des fluides et de la thermodynamique. Le système de supervision proposé dans ce travail, avec l'étude du phénomène de pompage a montré auparavant [89] empêchent certes le compresseur de descendre trop bas en débit. Ces phénomènes limitent quelque peu la plage de fonctionnement de la machine. Leur dimensionnement et leur réglage tiennent compte de la performance aérodynamique du compresseur, des caractéristiques des réseaux amont et aval et de la nature du gaz. Pour remédier à tous ces problèmes, il est nécessaire d'intégrer de nouveaux systèmes de supervision et de commande pouvant permettre de protéger le compresseur en temps réel. Comme ce processus industriel est complexe par sa conduite que par sa structure physique, il est nécessaire de mettre en œuvre un système de diagnostique assez robuste. Cette exigence de robustesse peut être remplie si on adapte une méthode directe de génération de résidus qui permet de générer trois indicateurs de défauts pour notre système de compression:

1. Génération de résidus sur la pression de refoulement de système de compression,
2. Génération de résidus sur le débit d'aspiration de système de compression,
3. Génération de résidus sur la vitesse de rotation du compresseur de système de compression.

La structure des résidus sera ainsi améliorée du point de vue de l'isolation des défauts, comme nous allons le démontrer au chapitre suivant.

CHAPITRE IV

RESULTATS D'APPLICATION

Dans ce chapitre, les résidus sur le système de compression étudié précédemment seront utilisés dans un système de diagnostic à base de modèle. Le but est de déterminer les différents types de défauts du système de compression dont nous sommes capables de détecter et d'isoler en appliquant la méthode de diagnostic à base de la logique floue. Des résultats expérimentaux seront illustrés pour chaque type de défauts grâce aux tests effectués en temps réel sur le système de compression du gaz de la station SC3 / SONATRACH de DJELFA en utilisant le système de diagnostic proposé. Nous analyserons dans un premier temps la structure des résidus. Puis, nous donnerons les résultats des tests effectués sur notre application, conformément au cahier des charges. L'application de la méthode se fait en quatre étapes : génération des résidus, formation de la matrice d'incidence, formation de la matrice de détectabilité et définitions des ensembles flous relatifs aux variations des résidus. Nous tirerons les conclusions qui s'imposent quant à l'exploitation des résultats.

IV.1 Introduction

Un grand nombre de processus physiques peuvent être modélisés par un système d'équations différentielles (linéaires ou non). Le modèle obtenu, appelé modèle d'état du système, fait intervenir un certain nombre de variables internes (les variables d'état) qui sont souvent inconnues soit pour des raisons pratiques soit pour des raisons économiques.

La surveillance d'un système physique modélisé sous forme d'état, consiste à étudier la cohérence comportementale du modèle vis à vis du système réel. Une des approches permettant de réaliser ceci, consiste à comparer les variables mesurées avec les variables calculées ou estimées (en ligne) à partir du modèle lorsque celui-ci est soumis aux mêmes signaux d'entrée que ceux du système réel. Le système permettant d'obtenir ces estimations est appelé un observateur. Par définition, un observateur est un système dynamique prenant pour entrées les signaux connus du système sur lequel il est implanté et dont les sorties convergent vers une estimation des variables d'état (ou d'une partie des variables d'état).

Dans ce chapitre, après l'analyse comparative décrite dans le premier chapitre qui a permis de mettre en évidence les points forts et faibles de chaque approche de diagnostic, on vise à présenter de manière plus détaillée l'application de la méthode FDI floue, sur un système de compression, sur laquelle nos travaux s'appuient. Cette application se fait selon les quatre étapes suivantes : génération des résidus, formation de la matrice d'incidence, formation de la matrice de détectabilité et définitions des ensembles flous relatifs aux variations des résidus. Nous tirerons les conclusions qui s'imposent quant à l'exploitation des résultats.

IV.2 Surveillance à base de modèles du système de compression

L'utilisation d'un modèle est un outil adapté à la surveillance dynamique, lorsque la sortie prédite suit les variations de l'entrée, en particulier lors des changements de points de fonctionnement. Les paragraphes suivants ont pour objectif de décrire plus en détails les résultats obtenus pour le problème de surveillance de pompage dans un système de compression.

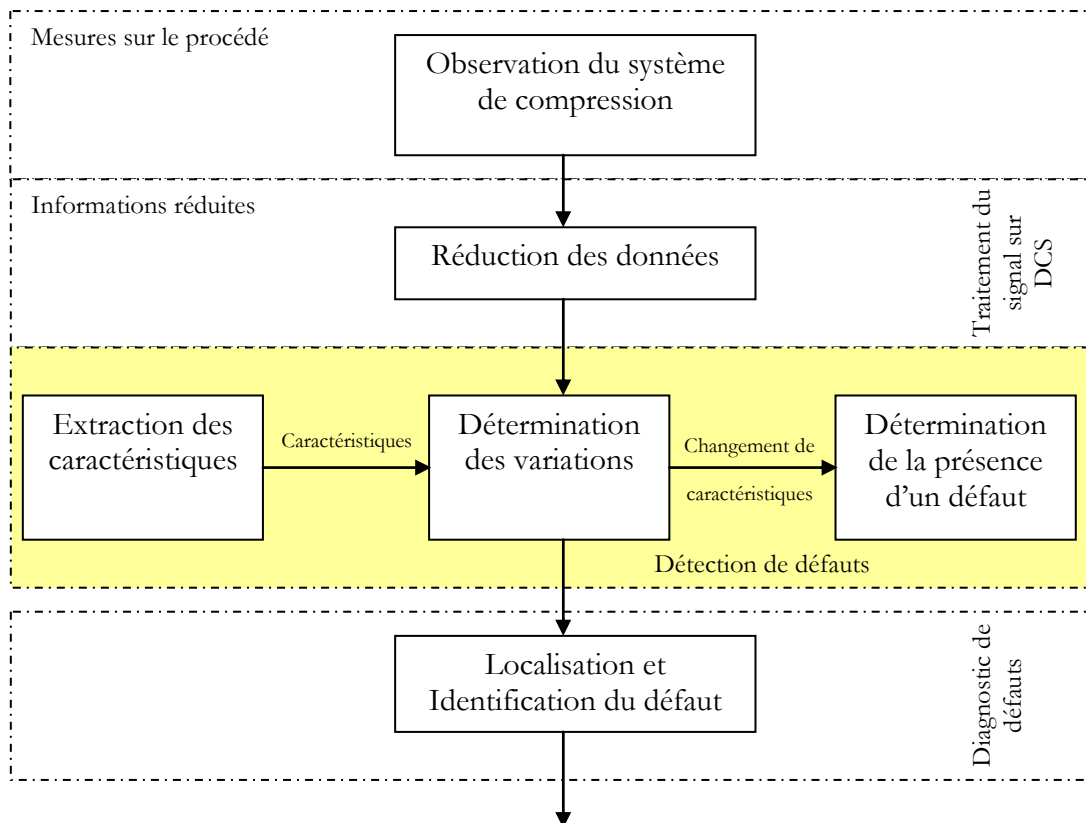


Figure IV.1 : Structure de surveillance du système de compression

Dans un premier temps, le système de surveillance d'un système de compression fait l'acquisition des observations du processus obtenus à partir des capteurs. Ces observations permettent la vérification de la bonne conduite du système de compression (vérification de la réaction du système physique face à la commande). Ces données peuvent être tout d'abord prétraitées par des techniques de traitement du signal ou de l'extraction de caractéristiques par exemple (figure IV.1). Ici, la surveillance repose sur un modèle du procédé (modèle de référence) qui permet de comparer le comportement attendu, obtenu à l'aide du modèle, et le comportement réel, observé. En cas de déviation (détection), le diagnostic détermine l'état de fonctionnement dans lequel le système de compression se trouve. Il établit un lien de cause à effet compatible avec les informations disponibles sur le comportement réel du système de compression et sur le comportement du modèle de référence de diagnostic.

Des tests de détection vérifient la cohérence de l'ensemble des informations (mesures) du système de compression avec la connaissance du comportement de référence fourni par le modèle. Ces tests reposent sur des modèles de comportement ou phénoménologique. Le modèle peut être orienté « bon fonctionnement » (fonctionnement normal) ou « fonctionnement en pompage » (représentation du système physique étudié affecté de défauts).

Dans le cas d'un modèle orienté bon fonctionnement, on parle de la cohérence du test pour un test de détection négatif : le comportement réel correspond au comportement simulé par le modèle de référence. Inversement, pour un test de détection positif on présence de pompage, on parlera de l'incohérence du test de détection.

En d'autres termes, le test de détection positif implique qu'au moins un composant est dans un état défaillant. Par contre, un test de détection négatif n'implique pas forcément l'absence d'un défaut. En effet, il est possible qu'en certains points de fonctionnement un comportement défaillant s'apparente à un comportement normal. Il n'est donc pas possible d'affirmer l'absence de défauts suite à la négation du test de détection. La prise en compte des erreurs de modèle et de mesures permet alors de lever l'ambiguïté en rajoutant une incertitude sur le test de détection.

IV.3 Application de la méthode FDI floue au système de compression SC3 (Station de compression de gaz SC3 / SONATRACH de DJELFA)

Le compresseur étudié dans ce travail est un compresseur centrifuge de la station SC3 SONATRACH de DJELFA réalisé par SOLAR Turbine, l'installation industrielle utilisant ce type de compresseur est présenté par la figure IV.2 et l'image III.1. Chaque étage de compresseur est composé d'une roue mobile sans couvercle comportant des pales principales et intercalaires, couchées en arrière, d'un diffuseur radial suivi d'un diffuseur axial ; tous deux aubés. Les pales intercalaires sont situées à mi-canal inter-aubes.

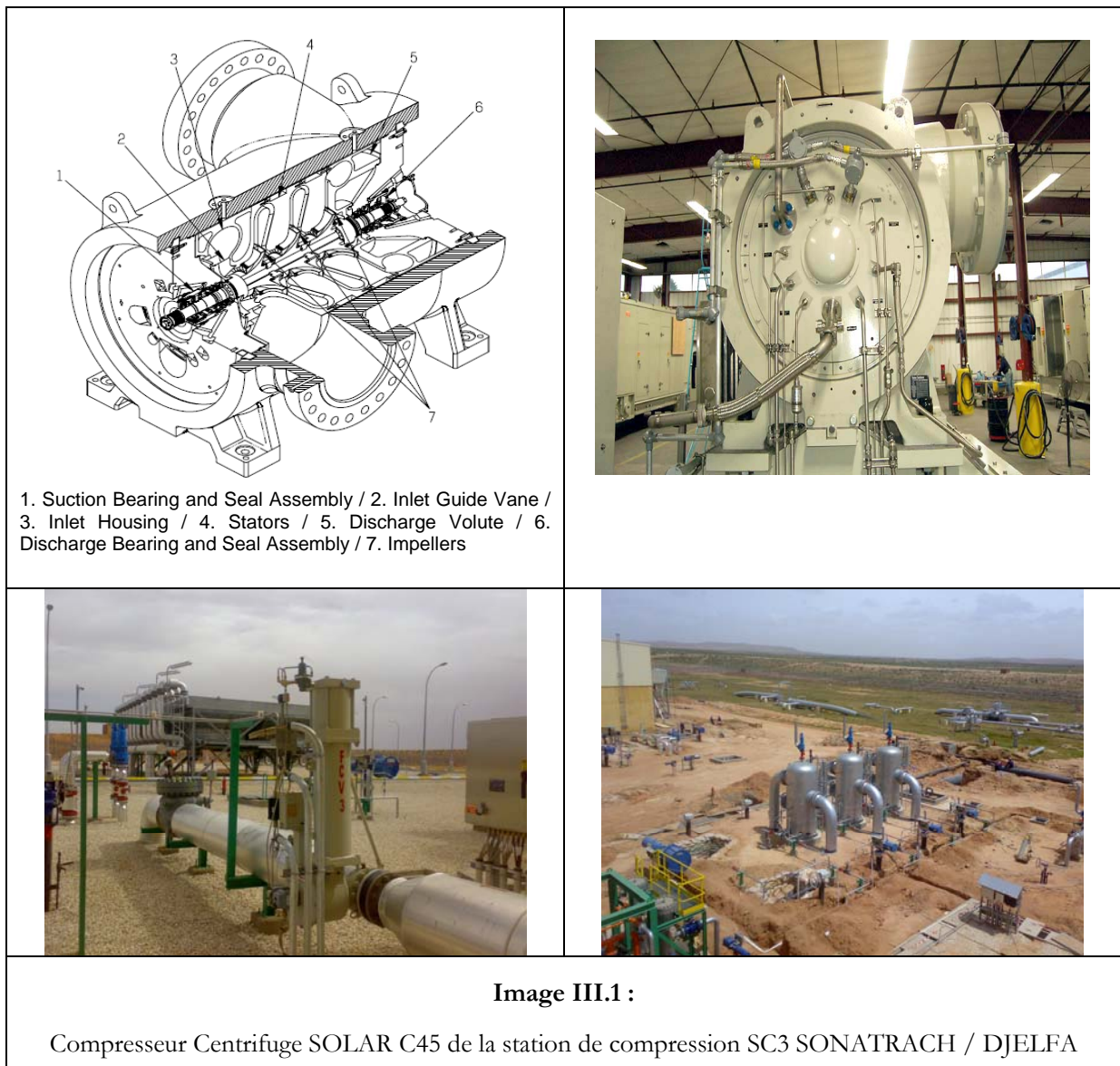




Image III.2 :

Compresseur Centrifuge SOLAR C45 de la station de compression SC3 SONATRACH / DJELFA

La station SC3 SONATRACH de DJELFA est dotée d'une salle de contrôle et de matériels informatiques, ce qui nous a permis de prélever des mesures entrées/sorties, sur notre système de compression, de manière à permettre l'application de l'algorithme de diagnostic à base de modèles analytiques et plus particulièrement les systèmes FDI floue en temps réel à partir d'une station des données implémentées sur site (Compression system DATA (figure IV.2)). Leur principe réside dans la génération d'indicateurs de défauts. Ils se basent sur la comparaison de symptômes significatifs de défauts avec les mesures directement prélevées sur le système de compression, toute différence entre mesure et estimée nous donne l'information sur l'occurrence d'un défaut.

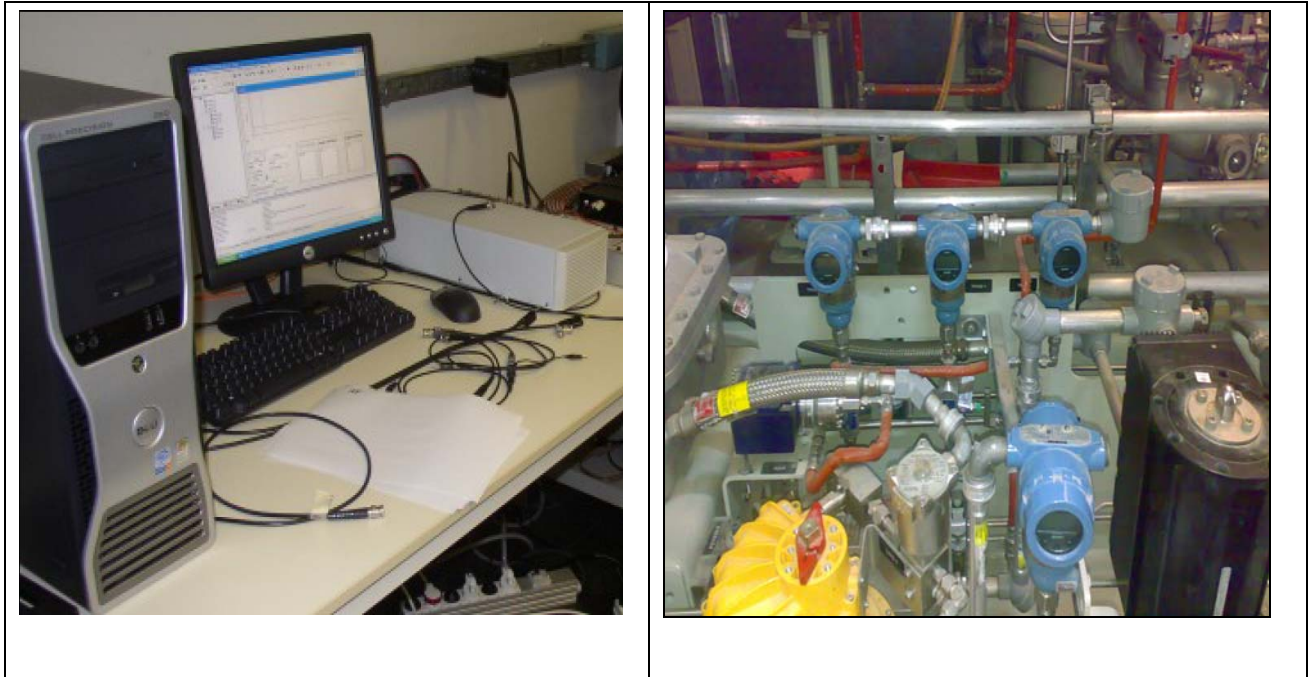


Image III.3 :

Compresseur Centrifuge SOLAR C45 de la station de compression SC3 SONATRACH / DJELFA

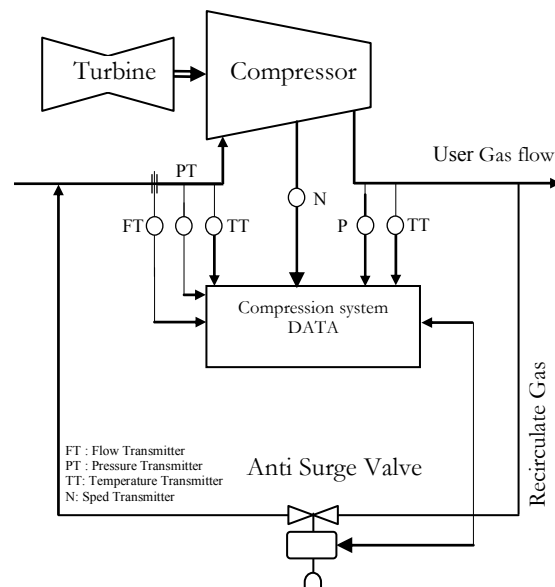


Figure IV. 2.a : Compression system

Trois résidus ont été générés à partir du modèle analytique du système de compression étudié dans le chapitre précédent. Ces indicateurs de défauts vont être exploités par la méthode FDI Floue telle que décrite précédemment. Nous analyserons dans un premier temps la structure des résidus, puis, nous donnerons les résultats des tests effectués sur le compresseur centrifuge.

L'application de la méthode se fait en quatre étapes : génération des résidus, formation de la matrice d'incidence, formation de la matrice de détectabilité et définitions des ensembles flous relatifs aux variations des résidus.

Le système de supervision de la station de compression reçoit les signaux d'entrée suivants :

- Signaux des interrupteurs de fin course de la vanne anti pompage, (vanne ouverte et vanne fermée),
- Signal du contact manométrique différentiel, (ce contact est installé sur la vanne d'aspiration du compresseur et indique que la tuyauterie du compresseur est sous pression),
- Signal du débit à l'entrée du compresseur, (ce signal obtenu par le transmetteur installé à l'aspiration du compresseur est employé pour la détection du pompage et est utilisé aussi pour le calcul de la loi de commande pour la position de la vanne de recyclage (vanne anti pompage),
- Signal de vibration du compresseur, (le système de supervision de la station reçoit les signaux indiquant le niveau de vibrations dans le compresseur par l'intermédiaire du système de détection de vibrations (type Solar turbine).
- La vitesse de rotation est obtenue à l'aide d'un capteur monté sur l'arbre de la roue mobile en amont du compresseur,
- La mesure des températures est effectuée à l'aide de thermo-sondes, en plusieurs endroits de l'installation. (Pour notre application, nous avons utilisé les températures d'aspiration et de refoulement),
- La mesure des pressions se fait à l'aide d'orifices employés pour la détermination des taux de pression du compresseur.

Le système de contrôle et de supervision de la station de compression SC3 SONATRACH de Djelfa est composé d'une série d'équipements connectés entre eux (figure IV. 2.b), dont la mission est de contrôler et de superviser l'état de la station et des différents éléments qui la constituent, en réalisant les séquences prévues pour chaque situation et en informant l'opérateur local de toutes les incidences qui se produisent dans la station.

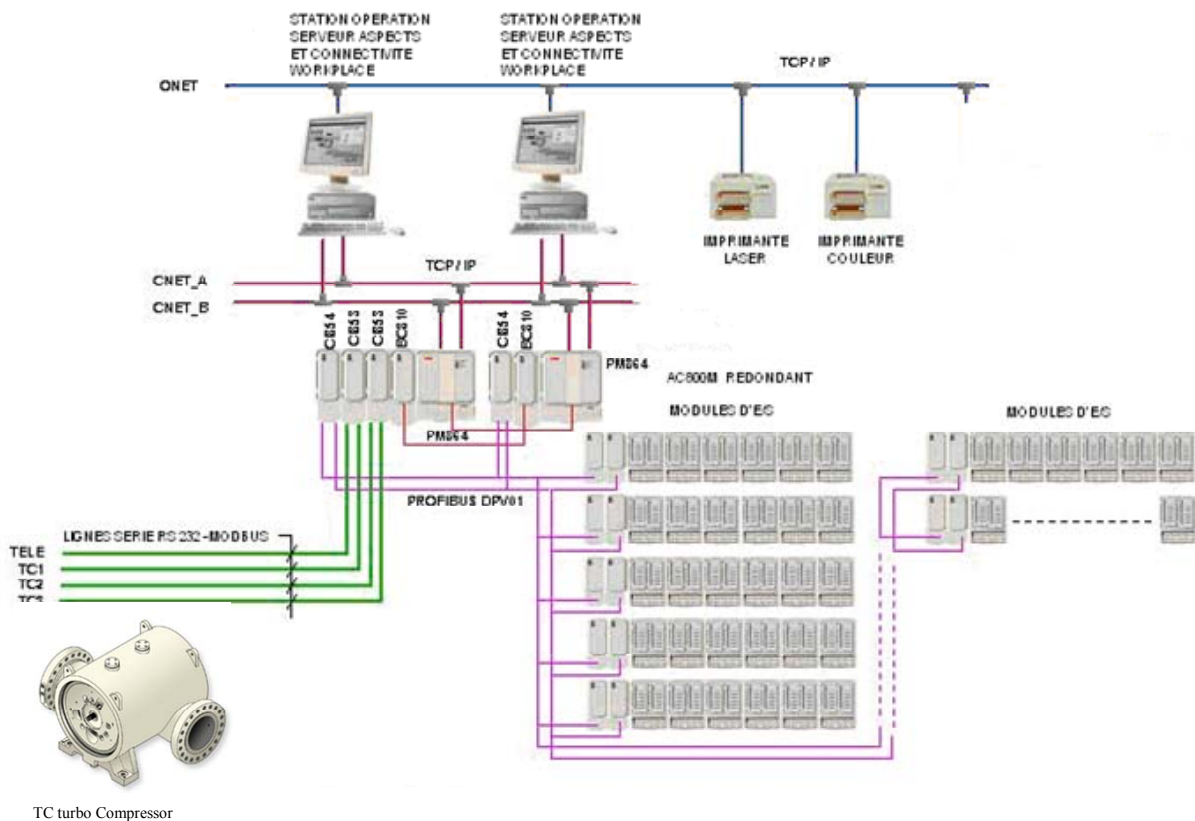


Figure IV. 2.b : Configuration générale du système Compression

Les différentes mesures utilisées dans notre application sont effectuées en régime normale et en pompage pour plusieurs vitesses de rotation et divers débits et pressions. De cette importante base de données expérimentale, on présente une sélection des données dans l'annexe B. Les séquences de prélèvement des données expérimentales pour un lancement sont les suivantes :

- Etape 1 : Contrôle des positions correctes des vannes,
- Etapes 2 : Ouverture des vannes de purge,
- Etapes 3 : Temporisation,
- Etapes 4 : Fermeture de la vanne d'évent,
- Etapes 5 : Vérification que le compresseur est sous pression,
- Etapes 6 : Ouverture de la vanne d'aspiration, de refoulement et d'arrêt de recyclage,
- Etapes 7 : Fermeture de la vanne de purge,
- Etapes 8 : Transmission du signal de permission d'allumage pour la turbine.

Les séquences pour la mise à l'arrêt sont :

- Etape 1 : Emission d'un signal d'arrêt,
- Etapes 2 : Ralentissement de la vitesse de turbine à une vitesse prédéterminée,

Étapes 3 : Fermeture des vannes d'aspiration, de refoulement et d'arrêt de recyclage et l'ouverture de la vanne d'évent,

Étapes 4 : Mise à l'évent des canalisations de combustible du groupe compresseur.

IV.3.1 Résidus et variables

La première étape de l'approche FDI consiste à générer des indicateurs de défauts, appelés également résidus. Ces derniers sont des porteurs d'informations sur les défaillances du système physique surveillé. Dans le cas des observateurs, le principe est basé sur la mesure de l'écart entre l'état reconstruit du système réel obtenu par l'observateur et la valeur théorique de cet état dans son comportement nominal obtenue par la simulation du modèle de référence.

La génération de résidus est une étape fondamentale pour l'approche FDI. En effet, de la structure du système de résidus engendré dépend la robustesse de la localisation. En principe, un résidu représente une relation de redondance analytique. Cette relation est déduite du modèle général du système physique et ne fait intervenir que les variables mesurées, les observations d'entrée et de sortie. L'évaluation floue de résidus est une procédure de décision logique qui transforme les connaissances quantitatives en des connaissances qualitatives. Son principe comporte trois étapes : en premier les résidus sont fuzzifiés, puis ils sont évalués par le mécanisme d'inférence en utilisant les règles de type (Si-alors) et enfin ils sont défuzzifiés. La théorie de la logique floue est appliquée avec succès dans le domaine de diagnostic des systèmes complexes.

Au lieu d'utiliser des relations analytiques, le concept flou permet de déterminer des relations floues qui sont exprimées par des implications floues. La procédure d'évaluation des résidus utilisant les techniques de la logique floue est donnée par la figure suivante :

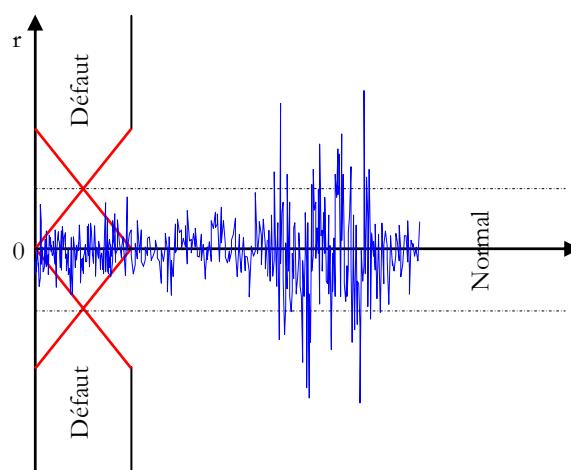


Figure IV.3 : Signal de résidu avec la logique floue

Dans le but d'améliorer la détection, il convient d'utiliser un seuil flou (figure IV.3) adapté suivant les variations des entrées et des sorties du système de compression en terme de règles entre les ensembles flous qui sont spécifiés par des fonctions d'appartenance choisies sous une forme triangulaire nommée par des variables linguistiques.

Pour notre application, les variables connues du système de compression représentent les grandeurs mesurables sur ce système. Il s'agit donc des grandeurs données par les mesures des capteurs ou renvoyées par le calculateur :

- Le débit d'aspiration de système de compression,
- La pression dans le collecteur d'admission de système de compression,
- La température dans le collecteur d'admission de système de compression,
- La pression de refoulement de système de compression,
- La température dans le collecteur de refoulement de système de compression,
- La vitesse de Rotation de compresseur.

L'application consiste à détecter et à localiser les défauts qui provoquent l'apparition du phénomène de pompage dans le système de compression. A partir de l'étude détaillée sur le phénomène de pompage dans le chapitre précédent, on a retenu trois résidus qui garantissent un comportement satisfaisant de la localisation et l'isolation du pompage dans le système de compression:

- Résidu sur le débit d'aspiration du système de compression r_1 ,

$$r_1 = \Phi - \hat{\Phi} = \frac{\dot{m}}{\rho_a A_c U_t} - \frac{\hat{\dot{m}}}{\rho_a A_c U_t} \quad (\text{IV.1})$$

- Résidu sur la pression de refoulement du système de compression r_2 ,

$$r_2 = \Psi - \hat{\Psi} = \frac{\Delta P}{w_b \rho_a U_t^2} - \frac{\Delta \hat{P}}{w_b \rho_a U_t^2} \quad (\text{IV.2})$$

- Résidu sur la vitesse de Rotation du compresseur r_3 .

$$r_3 = \dot{N} - \hat{N} = \frac{1}{2 J \pi} \left((\tau_t - \tau_c) - (\hat{\tau}_t - \hat{\tau}_c) \right) \quad (\text{IV.3})$$

IV.3.2 Matrice d'incidence et de détectabilité

Une table d'incidence, nommée aussi matrice d'incidence (table de signature de pannes ou encore matrice de signature), représente la relation entre les résidus r et l'ensemble des défauts considérés du système d . Ce sont des vecteurs binaires de dimension n dont chaque composante $SPI_i(r_i(t))$ ($i=1..n$) est un booléen. Ces booléens sont le résultat des tests de seuillage sur les résidus, comme définis au paragraphe I.3:

$$SPI_i(r_i(t)) = \begin{cases} 0 & \text{si } r_i(t) < T_i(t) \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{IV.4})$$

Avec $T_i(t)$ le seuil de détection.

La table d'incidence est définie selon l'expérience et dépend du système. Chaque colonne de cette table représente une signature de défaut particulier, dans des conditions idéales. Une signature de défauts multiples est une combinaison de signatures élémentaires établie par des opérateurs logiques. La matrice d'incidences regroupe les signatures de défauts théoriques. Pour l'obtenir, on s'appuie généralement sur l'expérience. Dans notre cas, nous nous basons sur la simulation du procédé de compression en pompage. Nous avons donc dans un premier temps énuméré les défauts susceptibles d'être présents sur le système de compression.

Dans notre application, nous nous sommes concentrés sur les défauts liés au débit d'aspiration, la pression de refoulement et la vitesse de rotation de compresseur. Nous avons donc considéré les défauts suivants :

Défaut 1 : La vanne d'aspiration du système de compression se ferme alors qu'elle ne le devrait pas.

Défaut 2 : La vanne de sortie fournit une pression dégradée.

Défaut 3 : L'alimentation en gaz ne fournit plus de débit.

Défaut 4 : Vitesse de rotation fournit au système de compression de manière dégradée.

Défaut 5 : La vanne d'aspiration se ferme alors qu'elle ne devrait pas avec une vitesse de rotation dégradée.

D'où la formation de la matrice d'incidence M relative à l'ensemble de résidus du système de compression :

	e_1	e_2	e_3	e_4	e_5
r_1	1	0	1	0	1
r_2	0	1	1	0	1
r_3	0	0	0	1	1

TAB IV.1 : Matrice d'incidence
M

D'après les définitions données au paragraphe I.4, la matrice d'incidence M est déterministiquement localisante. En effet, la signature SPT_2 peut être obtenue à partir de SPT_3 en changeant la première composante de *un* par un *zéro*. Aussi la signature SPT_3 peut être obtenue à partir de SPT_5 en changeant la dernière composante de *un* par un *zéro*.

Une erreur de détection concernant la composante SPT_2 et SPT_3 entraînerait donc théoriquement une fausse alarme sur le deuxième défaut si l'on applique la méthode binaire décrite au paragraphe II.1.

Théoriquement, l'introduction des coefficients de détectabilité devrait permettre de s'affranchir de telles erreurs de détection en ne seuillant plus les résidus par rapport à un seuil limite.

Aussi, d'après les définitions données en I.4, les signatures de pannes SPT_1 et SPT_4 vérifient la condition de détectabilité. Les défauts d_1 et d_4 peuvent donc être détectés.

Enfin, une dernière remarque concernant la matrice d'incidence peut être faite. Si l'on regarde la signature SPT_5 , on s'aperçoit qu'elle est sensible à tous les résidus (pas de zéro dans la signature). Cette

signature contient donc tous les symptômes des défauts (les un des signatures). Ainsi, l'occurrence du défaut d_5 associé à SPT_5 doit générer des fausses alarmes pour tous les autres défauts, tous les indicateurs de défauts ne sont pas nuls. Nous verrons qu'avec l'étude des sensibilités des résidus, de nouvelles signatures peuvent être générées, ce qui permettra de s'affranchir d'une telle situation. Nous verrons aussi, comment se comporte le système de diagnostic flou avec cette étude des sensibilités des résidus.

Le calcul des coefficients de détectabilité est propre à chaque résidu et chaque défaut. Par analogie avec la matrice d'incidence, nous regroupons les coefficients de détectabilité dans la matrice de détectabilité, qui est calculée en pratique pour un point de fonctionnement correspondant en fonctionnement normale du système de compression. Le tableau ci-dessous montre la matrice de détectabilité.

	e_1	e_2	e_3	e_4	e_5
r_1	1/5	0	2/5	0	1/5
r_2	0	1/5	2/5	0	2/5
r_3	0	0	0	1/5	4/5
TAB IV.2: Matrice de détectabilité					

IV.4 Résultats

En pratique, on réalise un ensemble de simulations en parallèle en introduisant un défaut, à des dates d'occurrence uniformément réparties dans le temps pour chaque état potentiel du système de compression. On obtient alors l'impact d'un défaut à chaque point de fonctionnement, à chaque état du système. Nous nous limitons dans cette étude aux capteurs correspondant aux sorties du modèle du système de compression développé précédemment. Quatre types de capteurs sont essentiellement utilisés dans ce système: capteurs de pression, de débit, de vitesse de rotation et de température. Certains capteurs fournissent directement les signaux de retour dans des boucles de régulation, comme le capteur de débit de refoulement et de la pression d'aspiration.

D'autres servent à l'élaboration des lois de contrôle, comme le capteur de température de refoulement, de débit d'aspiration et de la pression de refoulement. Comme le montre les figures IV.4 et IV.5, les signaux des capteurs de débit d'aspiration et de pression de refoulement, constituent les signaux de retour dans les boucles de régulation correspondantes. Ainsi, lorsqu'un défaut quelconque (par exemple un biais sur le signal) apparaît sur l'un des capteurs précédents, le signal de retour utilisé par le régulateur s'éloigne de sa consigne. Instantanément le régulateur ramène ce signal biaisé à sa consigne. Au final, le nouveau point de fonctionnement atteint est en réalité différent de celui obtenu avant l'apparition du défaut.

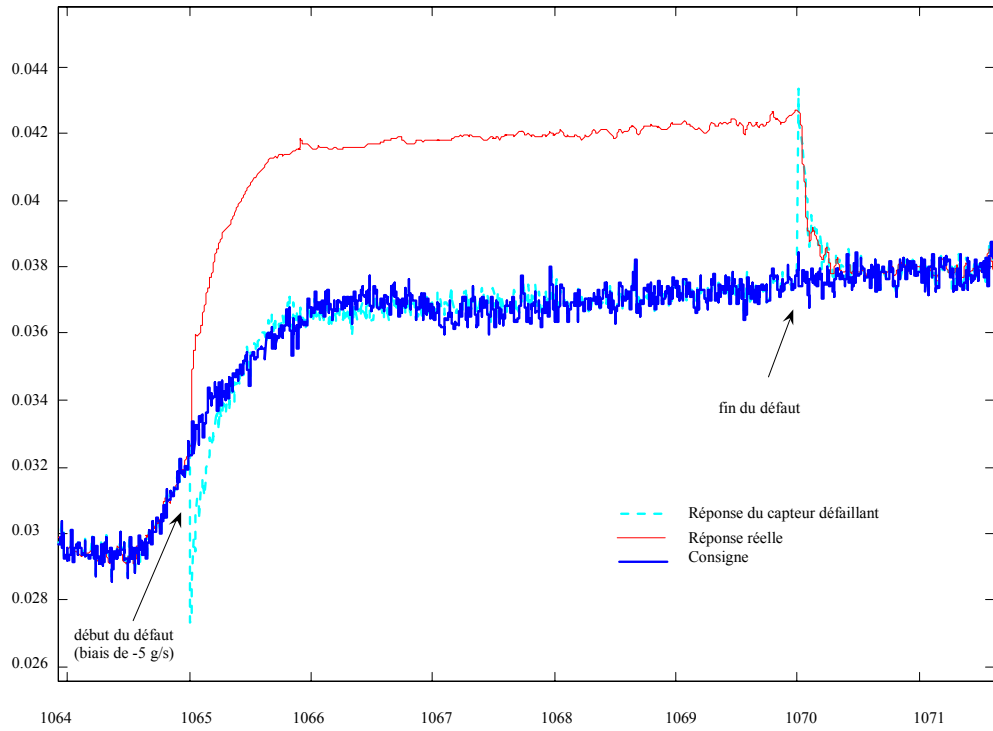


Figure IV.4: Résultats d'un test de défaut sur le capteur de débit

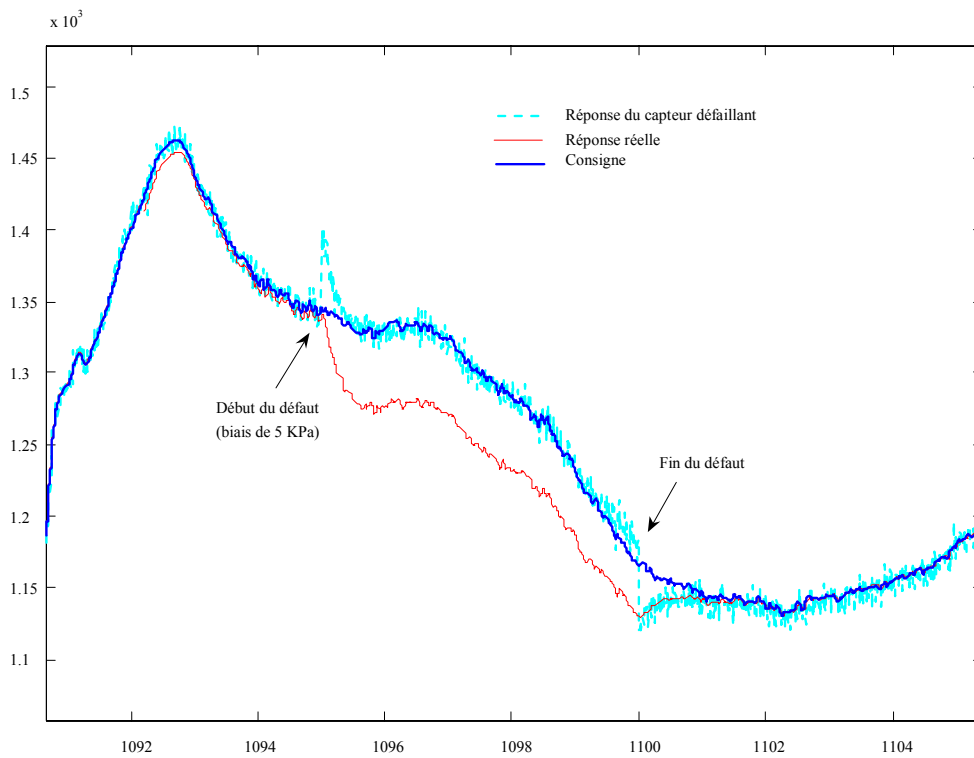


Figure IV.5 : Résultats d'un test de défaut sur le capteur de pression de refoulement

Afin de mettre en évidence le phénomène de pompage nous avons effectué des tests spécifiques à l'aide des données réelles de notre système de compression. Ces tests consistent à créer des défauts de capteurs en temps réel en modifiant les paramètres de conversion de leurs signaux électriques. Les figures (IV.6 et IV.7) montrent les résultats expérimentaux de tests de défauts (du type biais du signal) sur les capteurs de débit d'aspiration. Les figures (IV.12 et IV.13) montrent les résultats expérimentaux de tests de défauts sur les capteurs de pression de refoulement. Les figures (IV.18 et IV.19) montrent les résultats expérimentaux de tests de défauts sur les capteurs de vitesse de rotation. Comme nous pouvons le constater, les défauts de ces capteurs peuvent être parfaitement occultés (ou compensés) dans les systèmes asservis utilisant les signaux de ces capteurs. Notons que les défauts de ces derniers ne peuvent pas être compensés dans le cas où leurs amplitudes provoquent la saturation des actionneurs utilisés pour la régulation.

D'autres défauts de capteurs, comme celui de la température de refoulement, le débit de refoulement et de la pression d'aspiration ont été également testés. Les résultats expérimentaux des tests montrent que ces défauts sont plus ou moins occultés en fonction de leur niveau d'influence sur l'élaboration des consignes de contrôle. Les figures de IV.8 et IV.9, IV.10 et IV.11, IV.14 et IV.15 et les figures IV.16 et IV.17 illustrent les résultats de tests de défauts sur les capteurs en question.

Nous présentons aussi les résultats expérimentaux obtenus grâce à l'application de la méthode FDI floue développée dans le chapitre 2 pour les différents calculs de résidus et de symptômes en temps réel sur notre système de compression. Afin de tester la réaction de ces indicateurs de pannes, différents types de défauts ont été provoqués en temps réel soit par modification du programme de contrôle sur le DCS (salle de contrôle) soit par changement des paramètres de conversion des signaux des capteurs, soit par modification physique par fermeture progressive de la vanne d'aspiration du système de compression, dans le but de s'approcher des conditions du pompage dans notre système de compression.

▪ **Système en “bon fonctionnement ”**

Dans ce cas, le comportement de notre système de compression est considéré nominal (sans défauts). Ce cas de figure sert souvent à s'assurer que les valeurs instantanées des résidus ne dépassent en aucun cas les limites définies par les seuils de détection, comme le montre les figures de IV.6.A jusqu'à IV.19.A. Ainsi, aucun symptôme ne doit être constaté.

▪ **Fonctionnement “en pompage”**

Des scénarios avec des défauts consécutifs ont été mis en place dans le but d'évaluer le comportement des résidus et de leurs symptômes associés vis-à-vis des défauts détectant le phénomène de pompage dans notre système de compression. Les amplitudes des défauts appliquées ont été évidemment choisies de façon à dépasser les seuils de détection correspondants. Les résultats du test de défauts sur le système de compression sont illustrés sur les figures de IV.6.B jusqu'au IV.19.B.

Débit d'aspiration du système de compression

Etat de fonctionnement normal

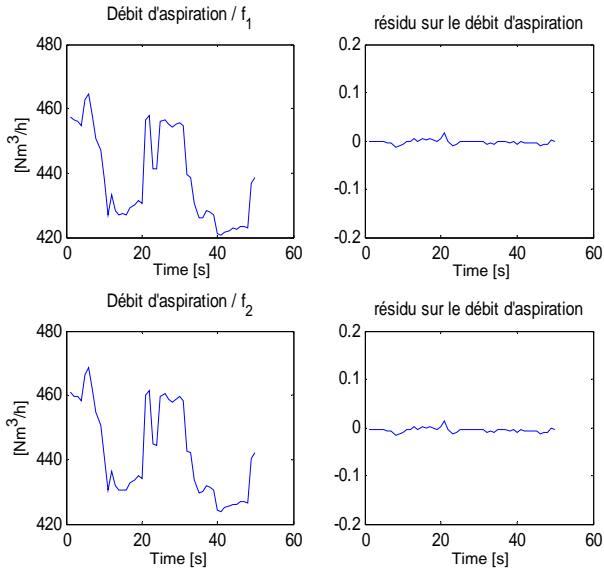


Figure IV.6. A

Etat de fonctionnement en pompage

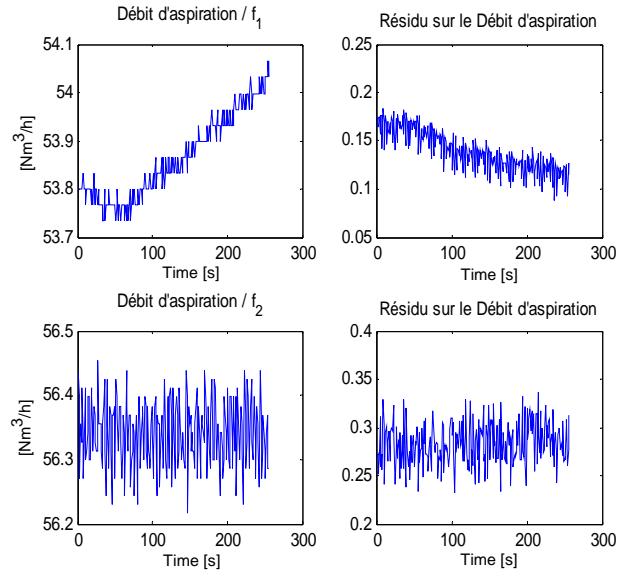


Figure IV.6. B

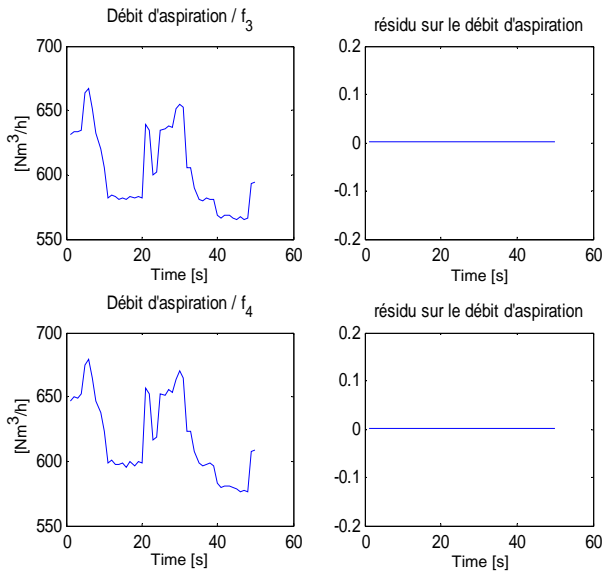


Figure IV.7. A

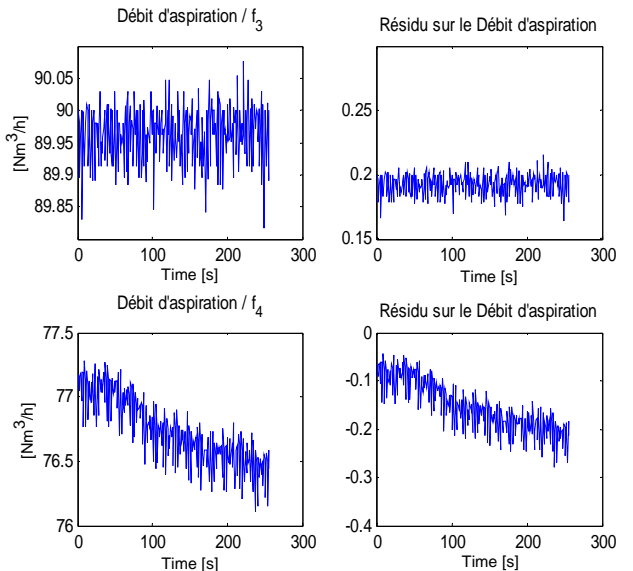


Figure IV.7. B

Débit de refoulement

Etat de fonctionnement normal

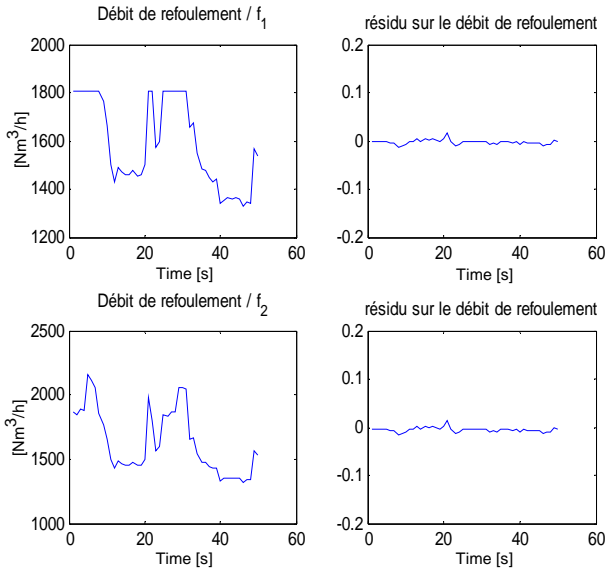


Figure IV.8. A

Etat de fonctionnement en pompage

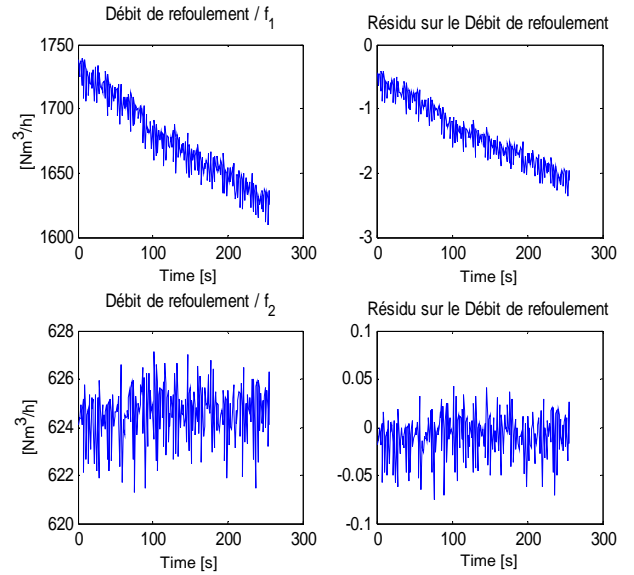


Figure IV.8. B

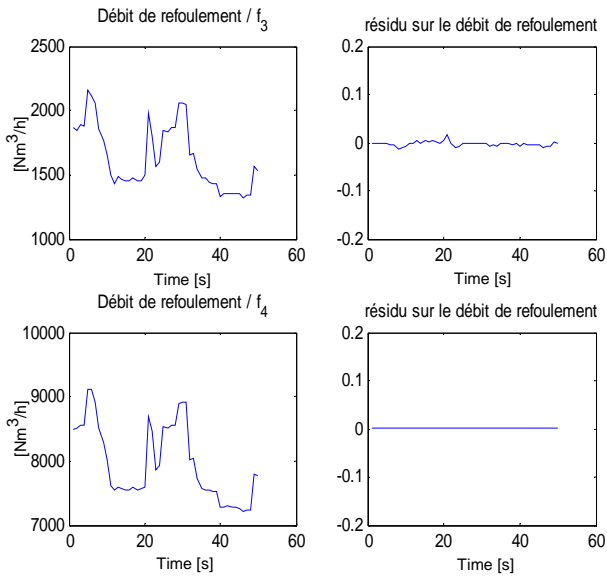


Figure IV.9. A

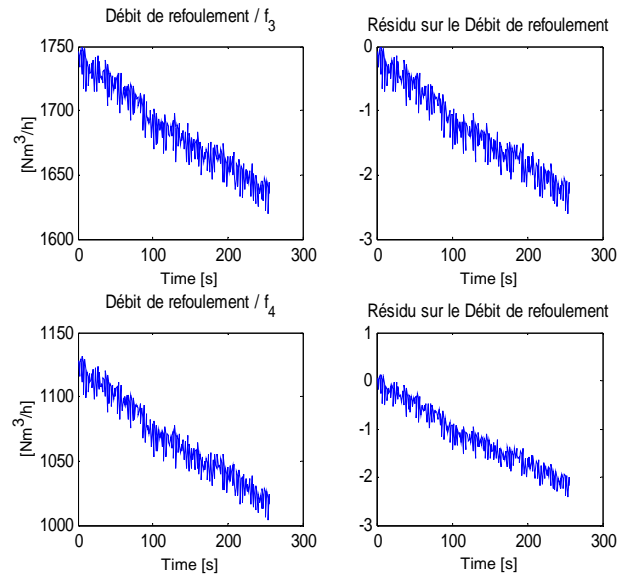


Figure IV.9. B

Pression d'aspiration

Etat de fonctionnement normal

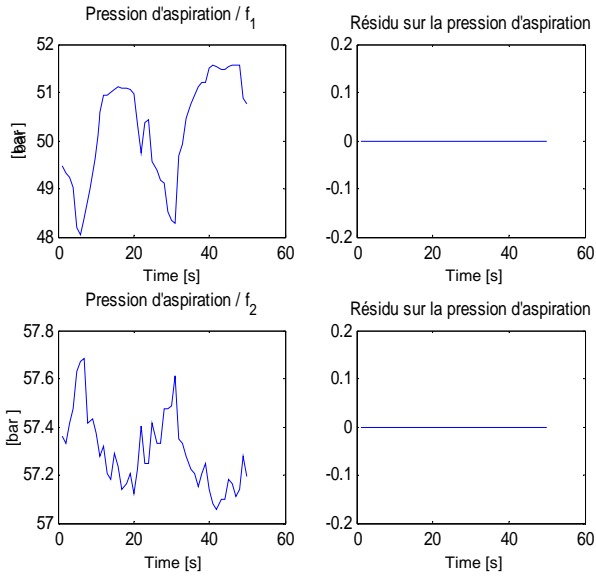


Figure IV.10. A

Etat de fonctionnement en pompage

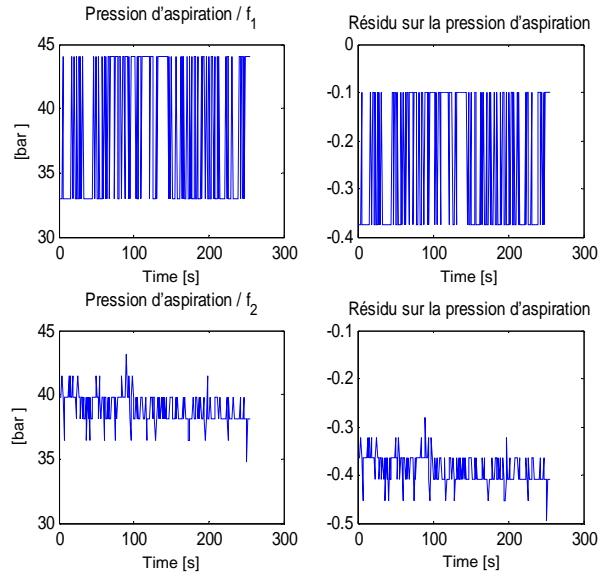


Figure IV.10. B

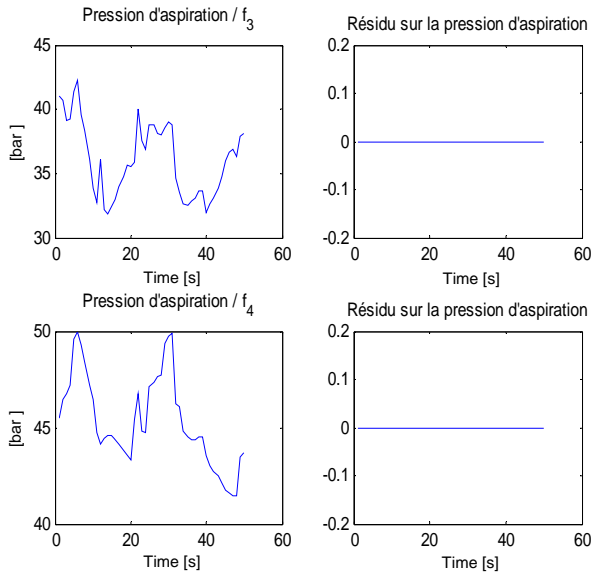


Figure IV.11. A

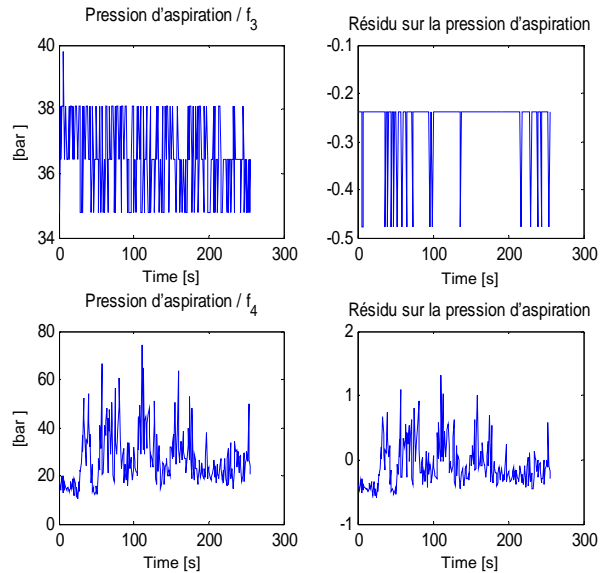


Figure IV.11. B

Pression de refoulement

Etat de fonctionnement normal

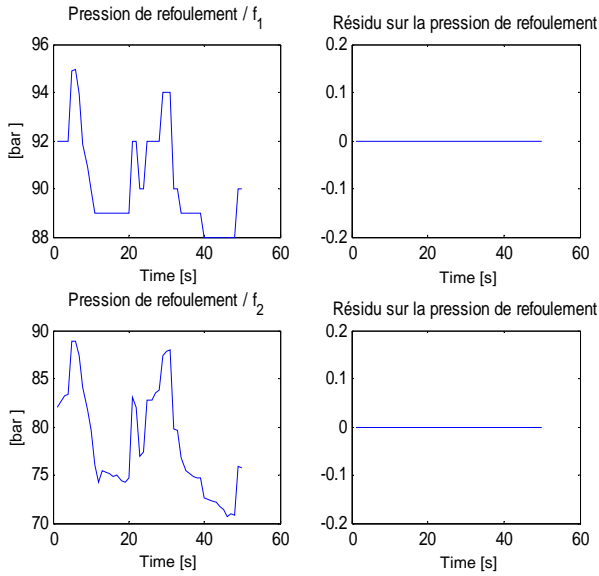


Figure IV.12. A

Etat de fonctionnement en pompage

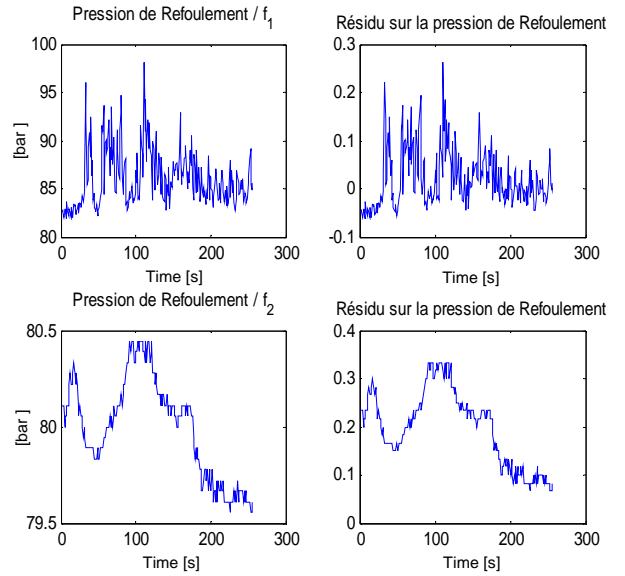


Figure IV.12. B

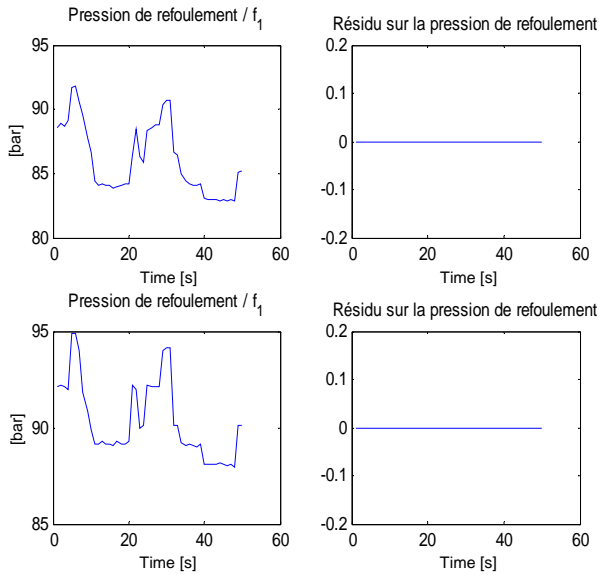


Figure IV.13. A

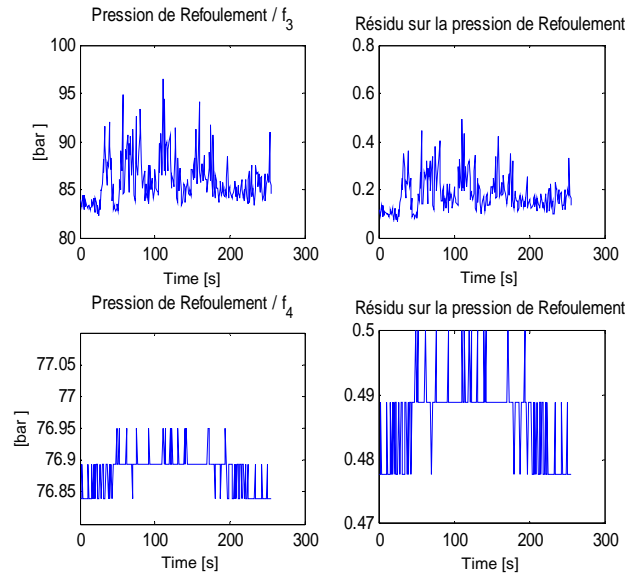


Figure IV.13. B

Température d'aspiration

Etat de fonctionnement normal

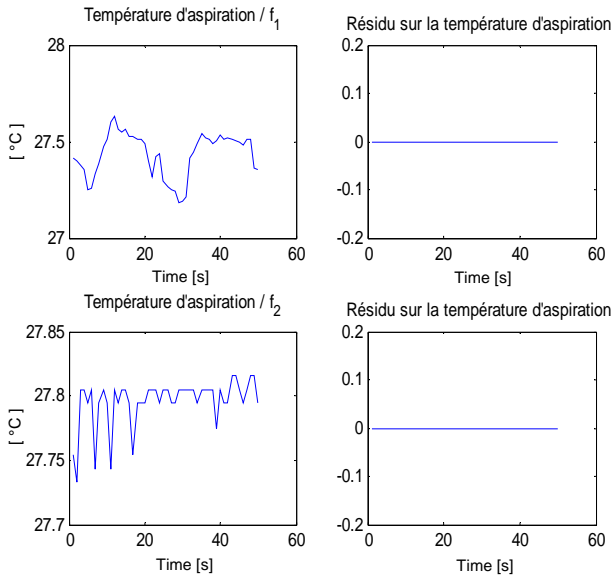


Figure IV.14. A

Etat de fonctionnement en pompage

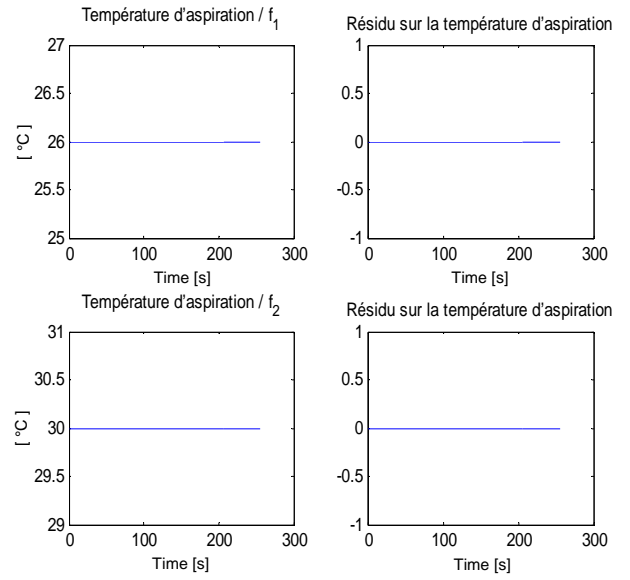


Figure IV.14. B

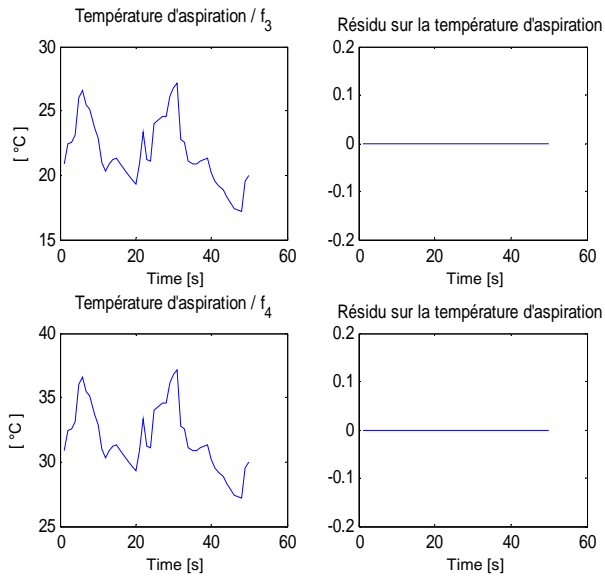


Figure IV.15. A

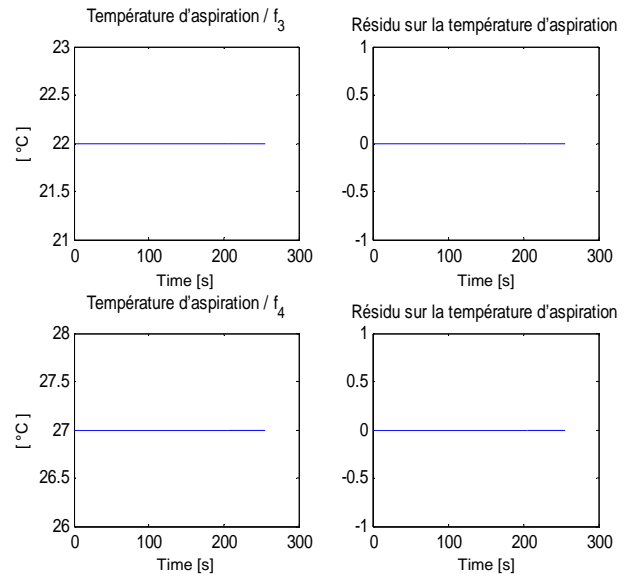


Figure IV.15. B

Température de refoulement

Etat de fonctionnement normal

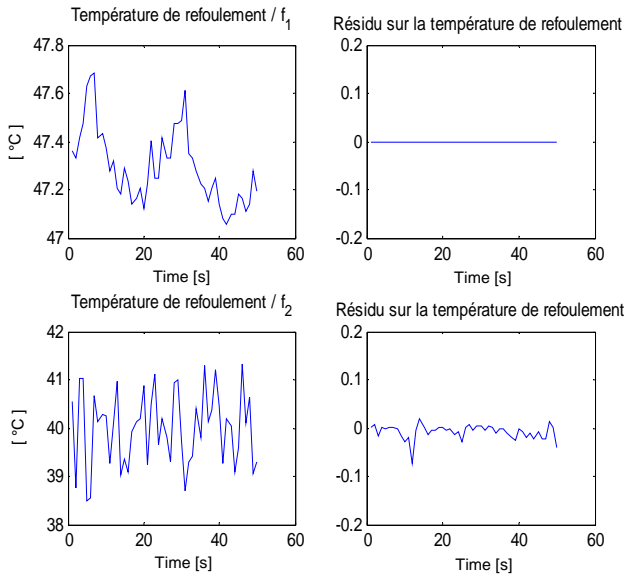


Figure IV.16. A

Etat de fonctionnement en pompage

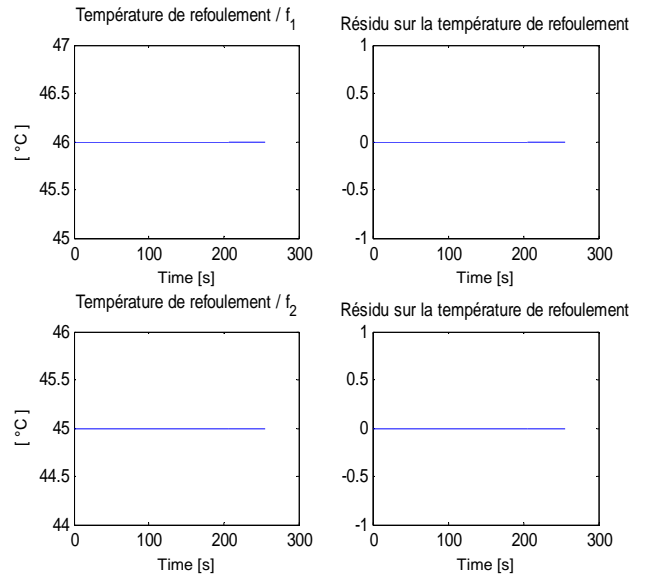


Figure IV.16. B

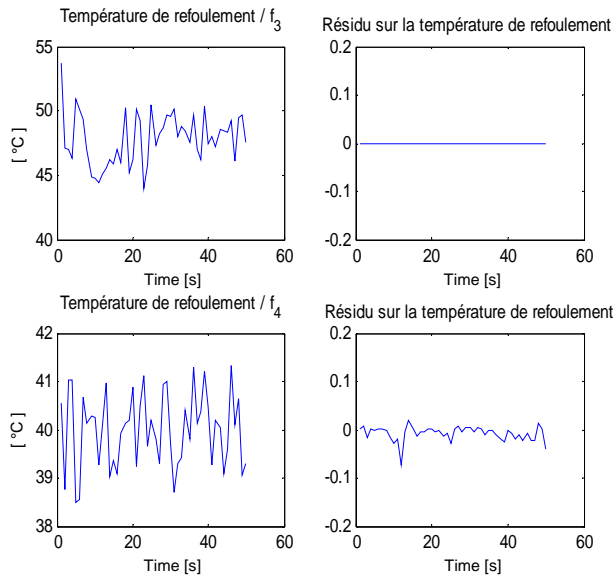


Figure IV.17. A

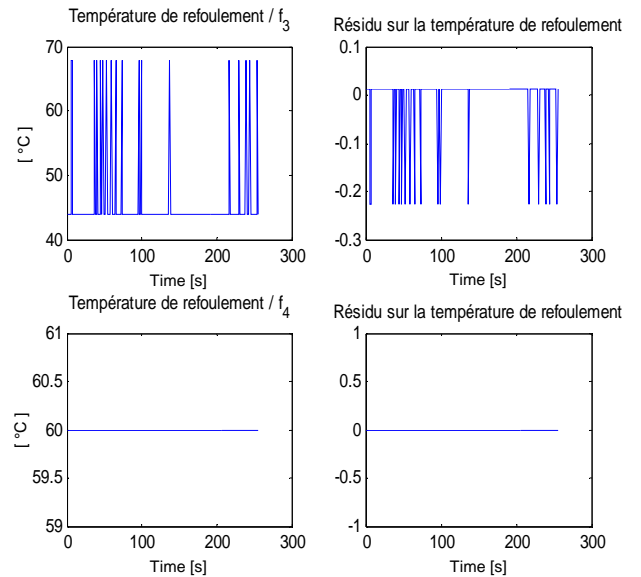


Figure IV.17. B

Vitesse de rotation

Etat de fonctionnement normal

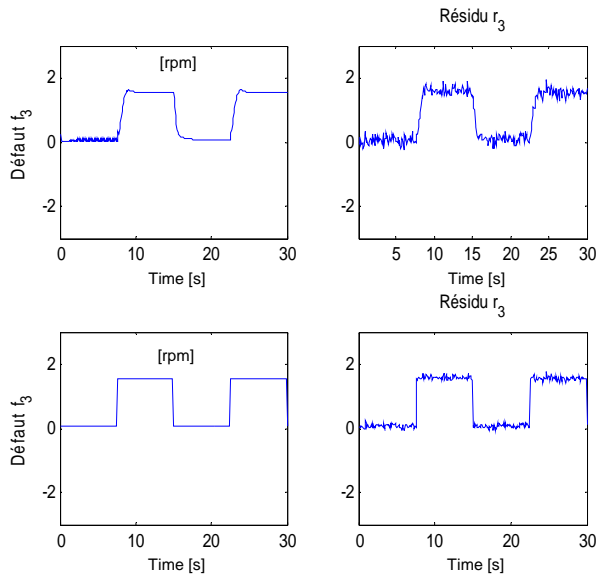


Figure IV.18. A

Etat de fonctionnement en pompage

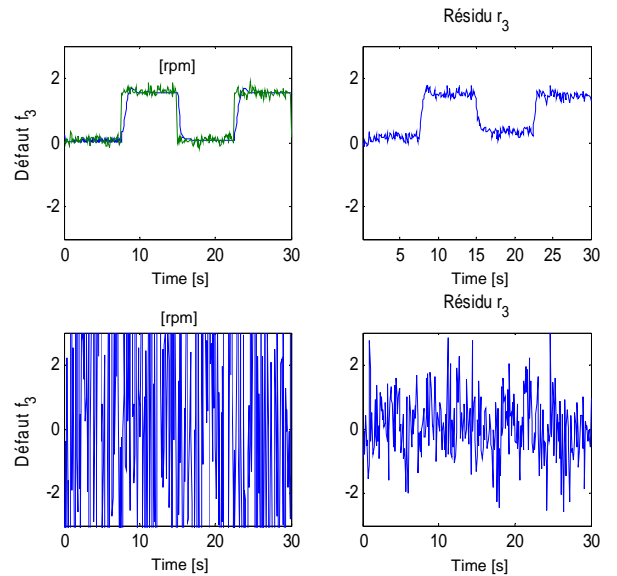


Figure IV.18. B

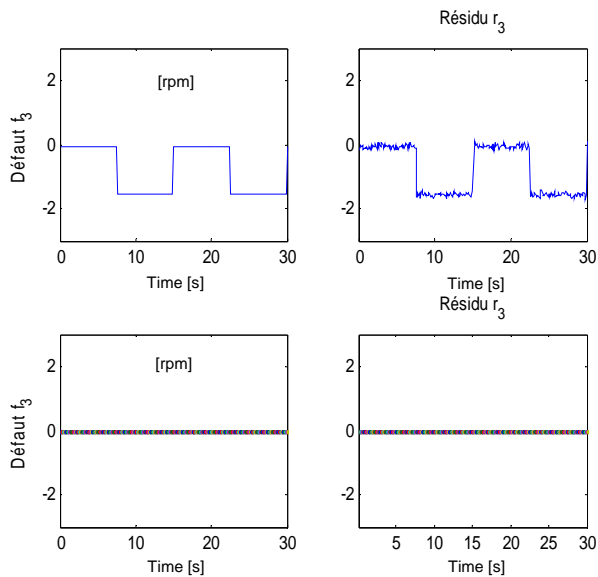


Figure IV.19. A

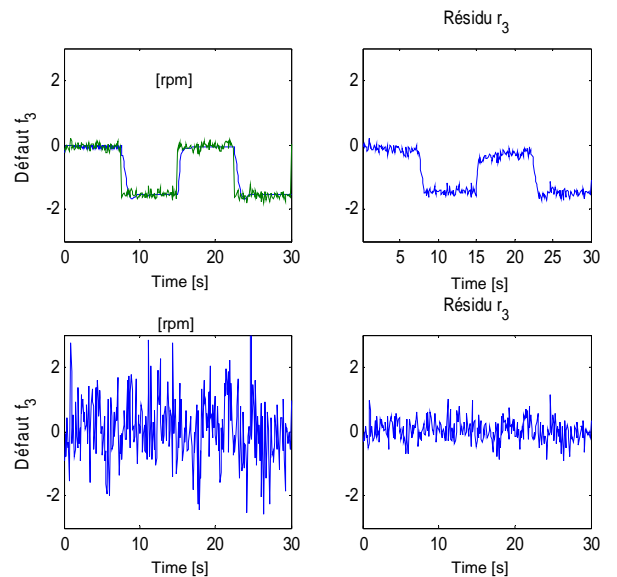


Figure IV.19. B

Les résultats obtenus illustrés par les figures 6.a jusqu'au 19.a et 6.b jusqu'au 19.b montrent que le phénomène de pompage est parfaitement détecté et localisés pour la variation de débit d'aspiration de système de compression et qu'aucune fausse alarme n'est générée. Le résidu sur le débit d'aspiration du système de compression, dans l'état de fonctionnement normal a une valeur moyenne nulle (figures 6.a jusqu'à 19.a) et pour un biais introduit, cette valeur s'éloigne du "zéro théorique" pour un défaut pour lequel il est sensible (figures 6.b jusqu'au 19.b).

IV.5 Conclusion

Ce chapitre est dédié à l'étude expérimentale que nous avons menée dans le cadre de ce projet de thèse. Les algorithmes de diagnostic à base de la logique floue présentés dans le chapitre 2 ont été implémentés et validés sur un système de compression. Les données prélevées des mesures entrées/sorties, sur le système de compression de la station SC3 SONATRACH de DJELFA, nous ont permis d'appliquer l'algorithme de diagnostic à base de la logique floue en temps réel. Leur principe réside dans la génération d'indicateurs de défauts, ils se basent sur la comparaison de symptômes significatifs de défauts avec les mesures directement prélevées sur le système de compression, toute différence entre mesure et estimée nous permet d'avoir l'information sur l'occurrence d'un défaut.

Ce chapitre a été consacré à l'exposition des résultats de la méthode décrite au chapitre II, et a permis d'illustrer la mise en oeuvre de l'approche FDI floue sur un système de compression dans le but d'avoir des indicateurs de détection de pompage sur un système de compression, il nous a permis d'appliquer la méthode de diagnostic afin d'en vérifier pratiquement, avec des données réelles du système de compression, ses critères de performances. Les résultats obtenus après la sélection des variables représentatives du système de compression permettent d'évaluer les biais sur ces variables, ce qui a donné des résultats encourageants, car il n'y a pas de non-détection ni de fausse alarme. Les biais ont été parfaitement détectés et localisés. Quant à la localisation, elle a abouti à des résultats satisfaisants.

Les résultats expérimentaux obtenus sont satisfaisants et donnent une justification de plus à l'applicabilité de l'approche FDI floue en milieu industriel, notamment pour les problèmes de diagnostic et de surveillance de processus complexes.

Conclusion générale et perspectives

L'évolution des systèmes automatisés de production rend le diagnostic des défaillances indispensable pour la production et le développement industriel. Les travaux développés dans cette thèse constituent une contribution à l'étude des méthodes de détection et de localisation de défauts par des approches à base de modèle.

Ce travail a montré, dans un premier temps, notre vision du diagnostic des défaillances par rapport à la surveillance et la supervision. En effet, nous considérons le diagnostic FDI (Fault Detection and Isolation) comme une composition de trois modules : la détection, la localisation et l'identification des défauts. Une terminologie appropriée à notre vision du diagnostic a été présentée afin de définir et de délimiter chaque terme et chaque notion utilisée dans ce travail.

Après la présentation des différentes méthodes de diagnostic, les critères concernant l'élaboration d'une méthode FDI floue de diagnostic ont été posés, nous nous sommes basés sur une méthode binaire de détection et de localisation, dont le principe de diagnostic repose sur la comparaison des signatures de pannes théoriques et du vecteur de cohérence. Nous avons utilisé les implications floues comme opérateur de comparaison. L'introduction des coefficients de détectabilité a permis de définir des signatures de pannes floues. Ensuite, nous avons étendu au cas flou l'utilisation des implications, dont le comportement vis-à-vis des signatures floues et des résidus fuzzifiés réduit sensiblement le taux de fausse alarme.

Le principal intérêt de l'approche proposée de diagnostic à base de la logique floue, est de permettre l'amélioration du système de supervision d'un système de compression, ce dernier, est composé par des organes sensibles à des défauts accidentels; les conséquences de ces défauts sur le fonctionnement des gazoduc (pipeline) peuvent être critiques et l'on conçoit alors l'intérêt de développer des méthodes de diagnostic capables de nous renseigner sur l'état de fonctionnement de ces systèmes en fournissant des indicateurs d'alerte de dysfonctionnement. Notre travail apporte quelques éléments méthodologiques et présente quelques résultats obtenus à partir d'un modèle simulé reflétant, dans un certain domaine de fonctionnement, le comportement d'un système de compression, une application de la logique floue sur les méthodes de la détection et l'isolation des défauts FDI d'un système de compression est proposée. Tout au long de cette thèse, notre étude a visé à améliorer les performances de la supervision du système de compression.

Dans le premier chapitre, après avoir évoqué le contexte et les besoins d'un système de diagnostic par le biais d'exemples les plus classiques, nous avons proposé une démarche globale de diagnostic, nous nous sommes basés sur la structure des approches à base de modèle et de connaissances. Pour les systèmes dits FDI, deux problèmes essentiels conditionnent la réussite du diagnostic. Pour la phase de détection, elle s'apparente à un problème de seuillage des résidus. Concernant la phase de localisation, le problème réside dans l'obtention de structures optimales de signatures de pannes. Dans les deux cas, l'homme possède par son expérience un certain savoir-faire qui lui serait bien utile d'utiliser. Dans ce travail, nous avons proposé une approche nature qui consiste à utiliser les systèmes à base de connaissance et d'insérer un raisonnement qualitatif dans les systèmes de diagnostic. Nous avons montré que l'utilisation de la logique floue pouvait être une alternative ou du moins une contribution efficace aux problèmes rencontrés lors de la phase de détection et de localisation. La détection est ainsi améliorée grâce à la définition de seuils flous. Quant à la localisation, la modélisation de la connaissance sur le système à l'aide de règles floues rend le diagnostic plus robuste.

Le chapitre deux a été consacré à l'élaboration d'une méthode FDI floue. Nous nous sommes basés sur une méthode binaire de détection et de localisation, dont le principe de diagnostic repose sur la comparaison des signatures de pannes théoriques et du vecteur de cohérence. Nous avons utilisé les implications comme opérateur de comparaison. L'introduction des coefficients de détectabilité a permis de définir des signatures de pannes floues. Puis nous avons étendu au cas flou l'utilisation des implications, dont le comportement vis-à-vis des signatures floues et des résidus fuzzifiés réduit sensiblement le taux de fausse alarme. Cela nous a permis de démontrer que la distance de Hamming relative n'est qu'une application restrictive (au cas binaire) des implications floues, ces implantations de telle surveillance est intéressante mais pour qu'elle puisse fonctionner il faut faire appel à l'expertise humaine qui détient des connaissances approfondies dans ce domaine et qui est capable de formuler et de transmettre son savoir faire. Enfin, la prise de décision a été améliorée en considérant un algorithme d'identification des défauts. Nous avons borné l'estimation de l'amplitude des défauts au moyen de deux indicateurs. Dans le cas de pannes simples, le défaut est correctement identifié. La décision est sans ambiguïté. Dans le cas de défauts simultanés, la prise de décision peut être entachée d'une indétermination partielle ou totale, qui de toute façon aurait engendré une mauvaise détection dans le cas binaire.

Dans le troisième chapitre, nous avons appréhendé le fonctionnement d'un système de compression dans le but d'étudier les phénomènes instationnaires et la stabilité aérodynamique. Un modèle comportemental a ainsi été utilisé en considérant les lois de la mécanique des fluides et de la thermodynamique. Devant la complexité du système de compression et le phénomène du pompage, nous avons choisi de faire recours à la logique floue pour remédier à tous les problèmes liés à ce type de système, il est nécessaire d'intégrer de nouveaux systèmes de supervision pouvant permettre de protéger le compresseur en temps réel. Comme ce processus industriel est complexe par sa conduite que par sa structure physique, il est nécessaire de mettre

en œuvre un système de diagnostic assez robuste. Cette exigence de robustesse peut être remplie si on adapte une méthode directe de génération de résidus qui permet de générer trois indicateurs de défauts pour notre système de compression.

Le quatrième chapitre a été consacré à l'étude expérimentale que nous avons menée dans le cadre de ce projet de thèse, et a permis d'illustrer la mise en œuvre de l'approche FDI floue sur un système de compression avec les données prélevées des mesures entrées/sorties, de la station SC3 SONATRACH de DJELFA. Ces données, nous ont permis d'appliquer l'algorithme de diagnostic à base de la logique floue en temps réel, dans le but d'avoir des indicateurs de détection de pompage sur ce système de compression. Ce chapitre nous a permis d'appliquer la méthode de diagnostic afin d'en vérifier pratiquement, avec des données réelles de système de compression, ses critères de performances. Les résultats expérimentaux obtenus sont satisfaisants et donnent une justification de plus à l'applicabilité de l'approche FDI floue en milieu industriel, notamment pour les problèmes de diagnostic et de surveillance de processus complexes.

Les perspectives demeurent nombreuses et doivent être orientées vers les aspects suivants :

Un travail de robustesse des implications floues doit être envisagé, il serait intéressant de développer un système de diagnostic à base des techniques suivantes :

- **La logique floue associée aux algorithmes génétiques** : L'association des algorithmes génétiques à la logique floue élimine le besoin d'un expert humain dans la phase de conception du système de diagnostic.
- **La logique floue associée aux réseaux de neurones (neuro-flou)** : L'association des réseaux de neurones à la logique floue est une approche intéressante. Cette approche permet de combiner la grande capacité de mémorisation des réseaux de neurones et la capacité de développement de raisonnement heuristique de la logique floue dans les systèmes de diagnostic.
- **Commande tolérante aux défauts (Fault Tolerant Control - FTC)** : Le but principal d'une loi de commande consiste à réaliser de hautes performances de contrôle avec une sûreté et une fiabilité accrue sur des systèmes dynamiques où un grand nombre de défauts peuvent se produire. Cela peut mener à des changements des valeurs des paramètres du système, ou même à des changements dans la dynamique du système. Dans un grand nombre de cas, lorsqu'un défaut apparaît, la maintenance et la réparation ne peuvent pas être faites immédiatement. Par conséquent, dans le souci de préserver la sécurité des opérateurs ainsi que la fiabilité du processus, la présence des défauts doit être prise en compte lors de la conception de la commande du système.

Annexe A

Compléments sur les modèles analytiques

L'objet de cette annexe est de détailler un peu plus les modèles analytiques présentés au cours du chapitre III. La majorité des modèles analytiques utilisés actuellement pour étudier le pompage et le décollement tournant sont basées sur les travaux de F.K.Moore et E.M.Greitzer dans [43, 86, 87, 119]. Cette annexe s'attache donc à présenter le modèle de Moore-Greitzer, et de montrer que les caractéristiques du pompage sont essentiellement liées aux caractéristiques géométriques du système. En particulier, plus le volume du réservoir est important et le compresseur est long, plus la fréquence du pompage est basse (et donc énergétique).

A.1 Modèle de Moore-Greitzer

Ce modèle et ses applications sont publiés en 1985 dans deux papiers de l'American Society of Mechanical Engineers [87, 119]. Dans les années 80, la nécessité de disposer d'un outil prédictif, fiable et peu coûteux, devient essentielle. En l'absence de capacités de simulations numériques suffisantes, la seule possibilité est de disposer de modèles analytiques afin d'apprécier la limite de stabilité des compresseurs et les conséquences des régimes instables sur la machine. Le modèle de Moore Greitzer permet de déterminer le point d'apparition des instabilités ainsi que l'évolution de l'écoulement à l'issue du régime transitoire.

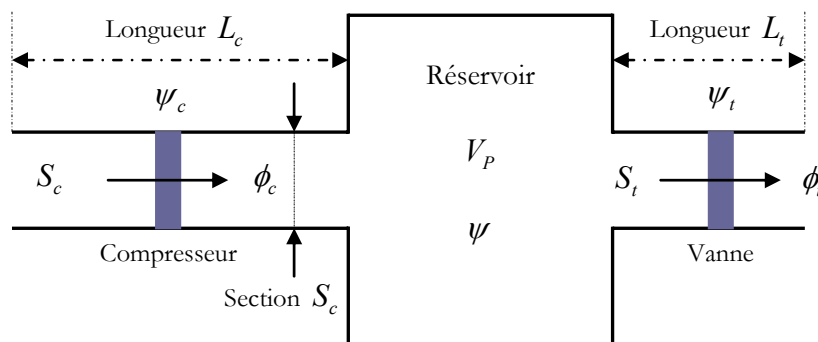


Figure A.1 : Modèle du résonateur de Helmholtz (Moore et Greitzer)

S_c, L_c : Dimensions (section et longueur) du système de compression

V_p : Volume du réservoir

Le modèle étudié est celui de la figure 1 (la configuration est figée). On se place dans le cas d'un compresseur ayant un rapport moyeu/carter grand, ce qui permet de simplifier les équations en se ramenant à un cas de deux dimensions. Les canaux d'entrée et de sortie sont supposés de section constante. Les dimensions du réservoir sont grandes devant celles du compresseur. Dans le réservoir, l'écoulement compressible non visqueux possède une vitesse nulle. Le débit à la sortie du réservoir est contrôlé par une vanne. Dans le reste du système de compression, l'écoulement est supposé incompressible et non visqueux, ce qui limite le domaine d'application du modèle à des nombres de Mach subsoniques [119].

Les performances d'une roue de compresseur dans ce système sont estimées grâce à la relation :

$$\frac{\Delta P}{\frac{1}{2}\rho U^2} = F(\phi) - \tau \frac{d\phi}{dt} \quad (\text{A.1})$$

ΔP : Différence de pression totale entre l'entrée et la sortie de la roue

ρ : Masse volumique

U : Vitesse tangentielle moyenne du rotor

$F(\phi)$: Caractéristique axisymétrique stationnaire de la roue

ϕ : Coefficient de débit local (V_x/U), avec V_x vitesse axiale

τ : Constante de temps relative à l'inertie interne de la roue

En utilisant la relation précédente, il est possible de définir l'évolution du taux de pression entre l'entrée et la sortie d'un compresseur composé de N étages (N rotors et N stators) :

$$\frac{\Delta P}{\rho U^2} = NF(\phi) - \frac{1}{2a} \left(2 \frac{\partial \phi}{\partial \xi} + \frac{\partial \phi}{\partial \theta} \right) \quad (\text{A.2})$$

Avec :

$$a = \frac{R}{N\tau U}$$

R : Rayon moyen du compresseur

N : Nombre d'étages du système de compression

ξ : Temps adimensionné ($\xi = U.t/R$)

θ : Coordonnées circonférentielles

η : Coordonnées axiales ($\eta = x/R$)

a : Paramètre lié à l'inertie interne du compresseur.

Afin de connaître les grandeurs aérodynamiques dans le réservoir, on cherche également à identifier les caractéristiques globales de l'écoulement délivré par le compresseur (débit, pression). La différence de pression, à l'interface entre le canal de sortie du compresseur et le réservoir, est donnée par la relation :

$$\Psi(\xi) = \frac{P_s - P_T}{\rho U^2} = \left(NF(\phi) - \frac{1}{2} \phi^2 \right) - \left(l_I + \frac{1}{a} + l_E \right) \frac{d\Phi}{d\xi} - m \left(\tilde{\phi}'_{\xi} \right)_0 - \frac{1}{2a} \left(2\tilde{\phi}'_{\xi\eta} + \tilde{\phi}'_{\theta\eta} \right) - \frac{1}{2} (1 - K_G) h^2 \quad (\text{A.3})$$

P_s, P_T : Pression statique à l'aval du compresseur (resp. dans le réservoir)

ϕ' : Perturbation du profil de vitesse à l'entrée du compresseur

K_G : Constante liée aux pertes dans la roue directrice d'entrée ($K_G = 1$ s'il n'y a pas de perte)

h : Coefficient de vitesse circonférentielle (V_{θ}/U), avec V_{θ} vitesse circonférentielle

Φ : Coefficient de débit moyenné suivant θ (divisé par U)

Ψ : Taux de pression statique sur taux de pression totale

m : Constante dépendant de la longueur du canal de sortie ($m = 1$ pour un canal court, $m = 2$ pour un canal long)

l_I, l_E : Longueur du canal d'entrée et de sortie.

L'inertie du compresseur peut être exprimée par la relation :

$$\frac{1}{a} = (2NL_R) \frac{1}{R} \frac{k}{\cos^2 \gamma} \quad (\text{A.4})$$

L_R : longueur axiale d'une roue

γ : angle de calage des aubes

k : facteur permettant de prendre en compte les espaces inter-roues et les pertes insationnaires

On définit également le paramètre l_C , comme étant la longueur aérodynamique adimensionnée du compresseur :

$$l_C = l_I + \frac{1}{a} + l_E \quad (\text{A.5})$$

Ainsi, en négligeant les pertes au niveau de la roue directrice d'entrée, on peut réécrire l'équation 3 sous la forme :

$$\Psi(\xi) + l_C \frac{d\phi}{d\xi} = \psi_C \left(\Phi + \left(\tilde{\phi}' \right)_0 \right) - m \left(\tilde{\phi}' \right)_0 - \frac{1}{2a} \left(2\tilde{\phi}'_{\xi\eta} + \tilde{\phi}'_{\theta\eta} \right) \quad (\text{A.6})$$

Avec : $\phi = \Phi + \left(\tilde{\phi}'_{\eta} \right)_0$

ψ_C : Caractéristique axisymétrique du compresseur.

Le taux de pression dans le réservoir dépend de la différence de débit entre l'entrée et la sortie du réservoir, ainsi que de la quantité du débit stocké. D'un côté, le débit délivré par le compresseur est évalué par $\rho U S_C \Phi(\xi)$ et de l'autre côté, le débit qui traverse la vanne est estimé par $\rho U S_C \Phi_T(\xi)$. Sachant que dans le réservoir :

$$\Psi(\xi) = \frac{P_s - P_T}{\rho U^2}$$

$$\frac{d\rho}{d\xi} = \frac{1}{c^2} \frac{dP_s}{d\xi}$$

On montre que l'évolution du taux de pression dans le réservoir peut s'écrire sous la forme :

$$l_c \frac{d\Psi}{d\xi} = \frac{1}{4B^2} (\Phi(\xi) - \Phi_T(\xi)) \quad (\text{A.7})$$

$$B = \frac{U}{2c} \sqrt{\frac{V_p}{S_c L_c}}$$

Φ_T : Coefficient de débit au niveau de la vanne

B : Paramètre de Greitzer [86]

S_c : Section du compresseur

L_c : Longueur du compresseur ($L_c = l_c R$)

V_p : Volume du réservoir

c : Vitesse du son

La caractéristique d'une vanne est donnée par la relation :

$$F_T = \frac{1}{2} k_T \Phi_T^2$$

F_T : Fonction de vanne

k_T : Coefficient de vanne

Φ_T : Débit traversant la vanne

Finalement, en remplaçant Φ_T par F_T , l'évolution du taux de pression dans le réservoir se ramène à l'équation (A. 8) :

$$l_c \frac{d\Psi}{d\xi} = \frac{1}{4B^2} (\Phi(\xi) - F_T^{-1}(\Psi)) \quad (\text{A.8})$$

Afin de déterminer la réponse du système en régime perturbé, le comportement du compresseur est approché grâce à sa caractéristique axisymétrique ψ_c . Etant donné que les données concernant les points instables ne sont en pratique pas disponibles, les auteurs proposent d'estimer les performances axisymétriques de la machine par le biais d'une courbe cubique, en extrapolant la partie connue de la caractéristique :

$$\Psi_c(\phi) = \Psi_{c_0} + H \left[1 + \frac{3}{2} \left(\frac{\phi}{W} - 1 \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{\phi}{W} - 1 \right)^3 \right] \quad (\text{A.9})$$

H, W, ψ_{c_0} : Paramètres géométriques de la cubique

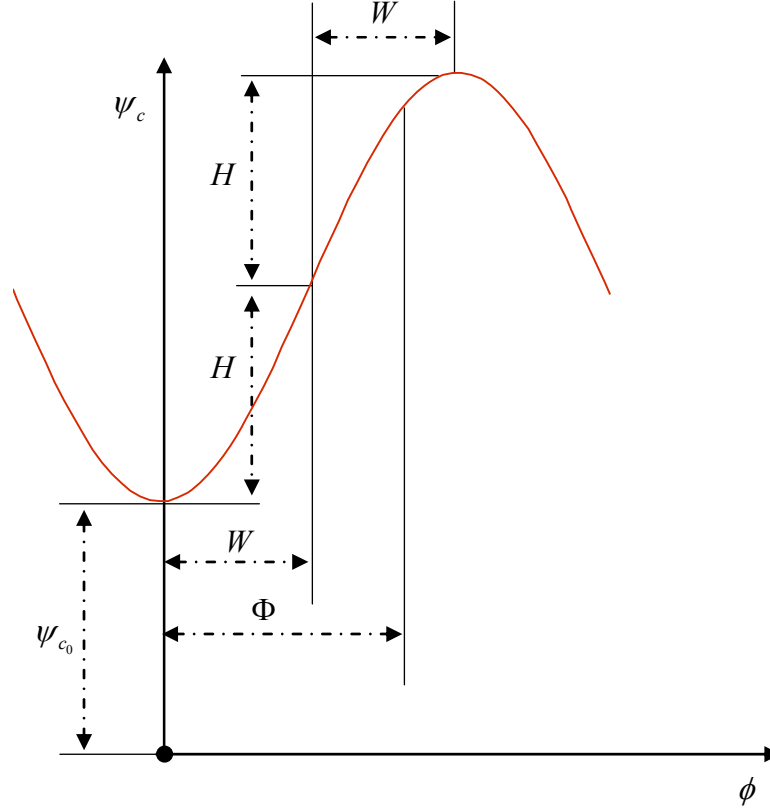


Figure A.2 : Estimation des performances d'un compresseur par le biais d'une cubique

L'un des objectifs du modèle est de comprendre comment évoluent les perturbations dans la machine. On suppose que les perturbations à l'amont du compresseur vérifient l'équation de Laplace:

$$\tilde{\phi}'_{\theta\theta} + \tilde{\phi}'_{\eta\eta} = 0$$

Les perturbations sont représentées par une fonction qui dépend de θ . En écrivant cette fonction sous forme d'une série de Fourier, on obtient :

$$\forall \eta \leq 0 \Rightarrow \tilde{\phi}' = \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{1}{n} e^{n\eta} (a_n \sin(n\theta) + b_n \cos(n\theta))$$

Afin de simplifier le problème, seul le premier terme de la série est conservé :

$$\left(\tilde{\phi}'_{\eta} \right)_0 = - \left(\tilde{\phi}'_{\theta\theta} \right)_0$$

Pour simplifier les notations, on pose :

$$\begin{aligned}(\tilde{\phi}')_0 &= Y(\xi, \theta) \\ (\tilde{\phi}'_\eta)_0 &= -Y_{\theta\theta}\end{aligned}$$

Si Y est une perturbation à l'entrée de la machine, alors Y doit également vérifier les hypothèses suivantes :

$$\begin{aligned}Y(\xi, \theta+2\pi) &= Y(\xi, \theta) \\ \int_0^{2\pi} Y(\xi, \theta) d\theta &= 0\end{aligned}$$

Afin de simplifier la résolution du problème, Moore et Greitzer utilisent la méthode de Galerkin. Cette technique est bien adaptée à la résolution de système faiblement non-linéaire, ce qui n'est pas le cas ici. Les auteurs ont vérifié que cette approche ne modifiait pas trop les résultats par rapport à une résolution numérique directe. La fonction perturbation Y est donc représentée par une fonction harmonique, d'amplitude A et de phase r :

$$Y(\xi, \theta) = W.A(\xi)\sin(\theta - r(\xi)) \quad (\text{A.10})$$

W : Paramètre de la cubique
 A : Amplitude de la perturbation
 r : Phase de la perturbation

En injectant (A.10) dans (A.6) et pour que Y vérifie les hypothèses, il faut nécessairement que :

$$\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \psi_c(\Phi + WA\sin(\xi)) d\xi = \Psi + l_c \frac{d\Phi}{d\xi} \quad (\text{A.11})$$

$$\frac{1}{\pi W} \int_0^{2\pi} \sin\left[\xi \cdot \psi_c(\Phi + WA\sin(\xi))\right] d\xi = \left(m + \frac{1}{a}\right) \frac{dA}{d\xi} \quad (\text{A.12})$$

$$\frac{1}{\pi W} \int_0^{2\pi} \cos\left[\psi_c(\Phi + WA\sin(\xi))\right] d\xi = -\left[\left(m + \frac{1}{a}\right) \frac{dr}{d\xi} - \frac{1}{2a}\right] A \quad (\text{A.13})$$

Le membre de gauche de l'équation (A.13) tend vers $0 \left(\int_0^{2\pi} \cos(\beta(0)) d\theta = 0 \right)$, ce qui signifie que pour A non nul, $dr/d\xi$ est constant. On a donc :

$$\begin{aligned}r &= f_0 \cdot \xi \\ f_0 &= \frac{1/2}{1 + ma}\end{aligned}$$

En considérant les équations (A.8), (A.11) et (A.12), on obtient un ensemble de trois équations pour décrire le système, dont les inconnues sont Ψ , Φ et A . Dans chacune de ces équations, on injecte l'équation (A.9) (équation de la cubique) et en posant $J(\xi) = A^2(\xi)$, on se ramène finalement aux équations (A.14) à (A.16).

$$\frac{d\Psi}{d\xi} = \frac{W/H}{4B^2} \left[\frac{\Phi}{W} - \frac{1}{W} F_T^{-1}(\Psi) \right] \frac{H}{l_c} \quad (\text{A.14})$$

$$\frac{d\Phi}{d\xi} = \left[\frac{\Psi - \psi_{c_0}}{H} + 1 + \frac{1}{3} \left(\frac{\Phi}{W} - 1 \right) \left(1 - \frac{1}{2} J \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{\Phi}{W} - 1 \right)^3 \right] \frac{H}{l_c} \quad (\text{A.15})$$

$$\frac{dJ}{d\xi} = J \left[1 - \left(\frac{\Phi}{W} - 1 \right)^2 - \frac{1}{4} J \right] \frac{3aH}{(1+ma)W} \quad (\text{A.16})$$

L'apparition d'un régime instable avec ce modèle est possible uniquement à condition que $\frac{d\Psi}{d\Phi} > 0$.

Cela signifie en pratique que tous les modes sont inconditionnellement stables sur la partie négative de la caractéristique, et inconditionnellement instables sur la partie positive de la caractéristique. Bien que parfois vérifié, ce résultat du modèle est généralement faux en ce qui concerne le décollement tournant.

Le pompage pur est caractérisé par $J = 0$ (pas de perturbations angulaires). Le décollement tournant pur est caractérisé par l'existence d'un point de fonctionnement moyen, c'est-à-dire que :

$$\frac{d\Psi}{d\xi} = \frac{d\Phi}{d\xi} = \frac{dJ}{d\xi} = 0. \text{ La solution est alors définie par :}$$

$$J_e = 4 \left[1 - \left(\frac{\Phi}{W} - 1 \right)^2 \right]$$

$$\Psi = \psi_{c_0} + H \left[1 - \frac{3}{2} \left(\frac{\Phi}{W} - 1 \right) + \frac{5}{2} \left(\frac{\Phi}{W} - 1 \right)^3 \right]$$

L'amplitude des perturbations angulaires est donc nulle pour $\frac{\Phi}{W} = 0$ (pompage) ou $\frac{\Phi}{W} = 2$ (point d'inflexion de la caractéristique) et maximum pour $\frac{\Phi}{W} = 1$.

L'avantage du modèle développé par Moore et Greitzer est de prendre en compte la géométrie de la machine uniquement au travers de sa caractéristique. Le système d'équations peut donc être facilement résolu pour n'importe quel système de compression. La souplesse de ce modèle permet d'étudier simplement les instabilités aérodynamiques. Il est possible d'analyser séparément le pompage et le décollement tournant ou encore de déterminer le comportement du système en fonction des perturbations introduites. Donc on peut dire que :

- Le modèle permet de prédire l'évolution de l'écoulement post transitoire d'un système de compression.
- L'analyse prend en compte une représentation instationnaire de l'écoulement du compresseur et peut donc représenter les instabilités de type pompage et décollement tournant.
- Pour une valeur fixée du paramètre B , les compresseurs pour lesquels ($l_c = \frac{L_c}{R}$) est faible exhibent plus facilement un phénomène de pompage.

Annexe B

Fichiers de données réelles

7.2241	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.7949	1.7409	0.0	16.5	67.2222	82.8889	67.8333
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.098	-9.159	26.67	-8.813	21.59	-10.268	23.368	-10.338
	23.876	-8.974	16.51	-9.565	11.938	-8.153	15.748	-8.208	15.748	-0.0165	-10.126	0.0737
	-9.415	78.0	74.1111	268.0	10.0085	0.0	0.0	24.1163	15.5	12.4035	24.1473	24.1009
	70.9203	71.0256	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	14.9468	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	75.0757
	19.2717	100.0	100.0	99.1051	53.7993	0.1803	-8.38	-8.506	9.144	-8.148	8.509	-7.438
	17.907	-8.556	12.192	1.7988	82.8333	67.5	64.8376	44.6111	66.8889	66.3889	76.3333	74.6111
	79.3889	68.0	53.6999	20.7343	452.5137	300.0	0.9613	2.9104	59.3889	67.6111	56.4394	1.6022
	67.1111	63.0853	62.5641	14.0	89.9786	90.0288	0.0	90.0004	77.1765	0.0	100.0	77.0385
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0288	13.0	4.3333	12.0	618.1559
	-1.3534	633.7022	626.9244	641.3689	613.8689	610.9244	610.48	632.8133	624.0911	617.7578	598.3134	603.2578
	604.3689	760.0	0.0266	0.039	66.3889	30.1111	3.0	429.4074	430.5	429.6667	428.0555	-0.2391
	0.0066	0.0696	0.0796	1738.0664	1746.0468	1746.0468						
7.1931	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.7949	1.7385	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8889
	2.3622	-9.404	27.178	-9.456	22.352	-9.16	26.416	-8.813	21.844	-10.268	23.368	-10.338
	23.368	-8.975	14.986	-9.566	11.43	-8.153	15.494	-8.208	15.24	-0.0165	-10.129	0.0737
	-9.417	77.9444	74.1111	268.0	9.9776	0.0	0.0	25.4312	15.8889	13.7292	25.4467	25.4157
	70.7801	70.7692	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	14.9484	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.7895
	19.2736	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1791	-8.382	-8.507	9.525	-8.147	8.509	-7.438
	17.653	-8.555	12.573	1.7966	82.7778	67.5	64.8376	44.6667	66.8889	66.4445	76.2778	74.6111
	79.3333	68.0	53.6999	20.7265	450.3505	300.0	0.9569	2.9005	59.3889	67.6111	56.3974	1.6979
	67.0556	58.2487	58.75	14.0	89.9251	90.0	0.0	89.9821	77.0495	0.0	100.0	77.0
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0	13.0	4.2222	12.0	617.8877
	-1.3438	630.1563	627.2673	640.5451	613.4896	611.7673	611.8229	632.434	624.3785	618.0451	599.5451	602.1007
	603.1006	760.0	0.027	0.0314	66.3889	30.1111	3.0	429.4445	430.3333	430.0	428.0	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0796	1724.8405	1733.7694	1733.7694						
7.1622	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7457	0.0	16.4444	67.2222	82.8889	67.8889
	2.2352	-9.403	27.178	-9.456	22.098	-9.157	26.416	-8.814	21.59	-10.268	23.876	-10.339
	23.114	-8.975	15.748	-9.566	10.922	-8.153	15.748	-8.208	15.494	-0.0178	-10.126	0.0737
	-9.414	78.0	74.1667	268.0	10.0085	0.0	0.0	25.6632	15.3889	13.8857	25.6632	25.6323
	70.8224	71.0897	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.0374	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	75.0393
	19.3885	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1803	-8.378	-8.506	8.636	-8.148	8.509	-7.437
	17.653	-8.555	12.7	1.7966	82.8333	67.5	64.8708	44.6667	66.8889	66.3889	76.3889	74.6667
	79.3889	68.0	53.6667	20.7422	448.9179	300.0	0.9613	2.9104	59.3889	67.6667	56.2716	1.6859
	67.0556	57.7192	57.8526	14.0	89.9358	89.9423	0.0	89.8942	77.1596	0.0	100.0	77.0
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9423	13.0	4.2222	12.0	617.5451
	-1.3438	635.6006	625.2118	641.434	615.7673	605.6006	607.3229	633.6562	624.3229	616.3784	598.6562	602.7673
	603.8229	760.0	0.0267	0.0323	66.4445	30.1111	3.0	429.3333	430.5555	429.5556	427.8889	-0.2391
	0.0066	0.0729	0.0796	1735.332	1742.9216	1742.9216						
7.1467	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7361	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8889
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.098	-9.157	26.924	-8.814	21.59	-10.268	23.876	-10.338
	23.368	-8.974	16.256	-9.565	10.922	-8.153	16.002	-8.208	15.748	-0.0178	-10.126	0.0737
	-9.414	77.9444	74.0556	268.0	10.0085	0.0	0.0	24.2865	15.5	12.5533	24.2865	24.271
	71.0761	71.0897	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.0379	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	75.0683
	19.389	100.0	100.0	99.1148	53.7993	0.1791	-8.38	-8.506	9.398	-8.148	7.747	-7.437
	17.018	-8.555	12.065	1.7966	82.8333	67.5	64.8708	44.6667	66.8889	66.3889	76.2778	74.6111
	79.3333	68.0	53.6667	20.7265	449.1146	300.0	0.9591	2.9104	59.3889	67.6667	56.3555	1.5902
	67.0556	61.7485	61.7628	14.0	90.0	89.9615	0.0	89.9615	77.1765	0.0	100.0	77.0385
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9615	13.0	4.2222	12.0	618.1933
	-1.3438	631.6563	626.6563	641.434	614.5451	612.4896	610.6006	632.8229	624.934	617.6563	599.6007	603.3229
	602.6006	760.0	0.0198	0.044	66.3889	30.1111	3.0	429.3518	430.0556	429.8889	428.1111	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0829	1736.6713	1747.1627	1747.1627						
7.1158	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7122	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8889
7.1003	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.717	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.352	-9.157	26.924	-8.814	21.844	-10.268	23.622	-10.338
	23.368	-8.973	16.002	-9.565	12.446	-8.153	15.748	-8.208	15.494	-0.0165	-10.125	0.0737
	-9.413	77.9444	74.1111	268.0	10.024	0.0	0.0	25.1992	15.3333	13.4386	25.2146	25.1992
	71.0895	71.1859	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.0377	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	75.1177
	19.3888	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1803	-8.38	-8.506	9.144	-8.148	8.382	-7.438
	17.653	-8.554	12.446	1.7988	82.8333	67.5	64.8708	44.6667	66.8889	66.3333	76.3333	74.6111
	79.3333	68.0	53.6667	20.7343	449.4839	300.0	0.9591	2.9137	59.3889	67.6667	56.4114	1.6739
	67.0556	57.0691	58.1731	14.0	90.0214	89.9327	0.0	89.83	77.1934	0.0	100.0	77.1538
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9327	13.0	4.3333	12.0	618.1328
	-1.3534	635.8689	625.8689	641.9244	614.2578	608.3689	609.3689	633.6467	624.7022	617.8133	598.7578	602.7578
	604.2578	760.0	0.0283	0.0441	66.3889	30.0556	3.0	429.4815	430.5	429.7778	428.1667	-0.4783
	0.0066	0.0796	0.0796	1738.9594	1749.1718	1749.1718						
7.0694	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7194	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.352	-9.158	26.67	-8.813	21.844	-10.268	23.368	-10.338
	23.368	-8.973	15.748	-9.565	11.684	-8.153	15.748	-8.208	15.494	-0.0165	-10.126	0.0737
	-9.414	77.9444	74.0556	268.0	10.024	0.0	0.0	24.5031	15.6111	12.7746	24.534	24.5031
	71.0828	71.1859	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.0374	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	75.0574
	19.3885	100.0	100.0	99.1083	53.8325	0.1791	-8.382	-8.507	9.017	-8.147	9.017	-7.438
	17.653	-8.554	13.335	1.7966	82.7778	67.5	64.8708	44.6667	66.8889	66.3889	76.2778	74.5556
	79.3333	68.0	53.6667	20.7422	449.0503	300.0	0.9613	2.9104	59.3889	67.6667	56.3415	1.6739
	67.1111	61.3176	60.9936	14.0	90.0107	89.9808	0.0	89.9808	77.1934	0.0	100.0	77.0769
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9808	13.0	4.2778	12.0	618.7209
	-1.3486	633.5958	627.207	642.1514	614.1514	610.3736	612.4292	633.8737	625.1514	618.8737	599.4292	603.8737

	603.5403	760.0	0.0187	0.0315	66.3889	30.0556	3.0	429.5926	430.7222	429.7222	428.3333	-0.4783
	0.0066	0.0729	0.0729	1736.1692	1745.8235	1745.8235						
7.0539	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7098	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8889
	2.413	-9.404	26.924	-9.455	21.844	-9.159	25.908	-8.813	21.59	-10.268	22.86	-10.338
	23.114	-8.973	16.002	-9.566	11.43	-8.153	15.748	-8.208	15.748	-0.0178	-10.129	0.0724
	-9.418	77.9444	74.0556	268.0	9.9312	0.0	0.0	25.787	15.7222	14.1495	25.8025	25.7715
	70.2016	70.3205	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.0307	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.4159
	19.3798	100.0	100.0	99.1115	53.8325	0.1791	-8.386	-8.509	9.398	-8.146	8.255	-7.439
	17.653	-8.554	12.319	1.7966	82.7778	67.5	64.9039	44.7222	66.8889	66.3333	76.2222	74.5556
	79.3333	68.0	53.6999	20.7343	444.6027	300.0	0.9547	2.9005	59.3889	67.6667	56.2716	1.662
	67.0556	57.8695	57.5641	14.0	89.7968	89.9327	0.0	89.9987	76.77	0.0	100.0	76.6154
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9327	13.0	4.3333	12.0	615.6144
	-1.3534	627.2022	625.5911	638.3689	609.8133	611.0356	610.2022	629.5911	622.0911	615.5355	596.9244	600.1467
	600.8689	760.0	0.0372	0.0378	66.3889	30.1111	3.0	428.3889	429.1667	429.0	427.0	-0.2391
	0.0066	0.0729	0.0796	1707.6523	1716.8044	1716.8044						
7.023	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7409	0.0	16.3889	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.352	-9.157	26.924	-8.814	21.844	-10.269	23.368	-10.338
	23.114	-8.973	16.764	-9.565	11.684	-8.152	16.51	-8.208	15.748	-0.0165	-10.125	0.0737
	-9.413	77.9444	74.1111	268.0	10.0394	0.0	0.0	24.5031	15.3333	12.6897	24.5185	24.4876
	71.2586	71.2821	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.127	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	75.1296
	19.5039	100.0	100.0	99.1115	53.7993	0.1803	-8.382	-8.507	9.652	-8.147	8.509	-7.438
	17.78	-8.554	12.573	1.7966	82.7778	67.5	64.9039	44.6667	66.8333	66.3333	76.2778	74.6111
	79.3333	68.0	53.6336	20.7422	446.3264	300.0	0.9613	2.9137	59.3889	67.6667	56.3275	1.6739
	67.0	60.8048	60.7051	14.0	90.0642	89.9135	0.0	89.9135	77.2866	0.0	100.0	77.1538
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9135	13.0	4.3333	12.0	619.9938
	-1.3534	620.3688	632.98	642.0355	612.5355	625.5911	620.2578	633.7022	625.7578	619.0911	600.8689	603.6467
	603.0911	760.0	0.0257	0.0341	66.3889	30.1111	3.0	429.3518	429.4445	430.1111	428.5	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0796	1738.4572	1748.2789	1748.2789						
6.992	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.7846	1.7337	0.0	16.3889	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.098	-9.158	26.67	-8.813	21.59	-10.268	23.114	-10.338
	23.114	-8.974	16.51	-9.565	10.922	-8.153	15.494	-8.208	15.24	-0.0165	-10.127	0.0737
	-9.416	77.8889	74.1111	268.0	9.993	0.0	0.0	24.6578	15.6667	12.94	24.6732	24.6423
	71.0049	71.0256	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1285	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.9473
	19.5059	100.0	100.0	99.1115	53.7993	0.1791	-8.385	-8.507	8.636	-8.147	8.636	-7.438
	18.034	-8.554	12.954	1.7988	82.7222	67.4445	64.9039	44.7222	66.8889	66.3333	76.1667	74.5
	79.3333	68.0	53.6336	20.7343	444.9459	300.0	0.9591	2.9104	59.3889	67.6111	56.4114	1.65
	67.0556	60.52	60.9936	14.0	90.0	89.9808	0.0	89.9808	77.1257	0.0	100.0	76.9615
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9808	13.0	4.3333	12.0	618.2995
	-1.3534	625.0355	630.2022	640.98	610.98	617.48	616.2578	632.1467	624.5355	617.9244	599.5911	601.9244
	602.5355	760.0	0.0218	0.0313	66.3889	30.1111	3.0	429.2963	429.7222	430.0	428.1667	-0.2391
	0.0066	0.0729	0.0796	1730.0306	1739.7965	1739.7965						
6.9611	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7242	0.0	16.4444	67.2222	82.8889	67.8333
	2.3622	-9.404	26.924	-9.455	21.844	-9.159	26.162	-8.813	21.59	-10.269	22.606	-10.338
	23.114	-8.974	16.256	-9.566	11.176	-8.153	15.494	-8.208	14.986	-0.0178	-10.129	0.0724
	-9.419	77.9444	74.0556	268.0	9.9312	0.0	0.0	25.8489	15.6667	14.2188	25.8643	25.8334
	70.2084	70.3205	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.0305	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.3794
	19.3795	100.0	100.0	99.1083	53.7662	0.1778	-8.388	-8.51	8.763	-8.146	8.89	-7.439
	17.653	-8.553	12.446	1.7966	82.7222	67.4445	64.9039	44.7222	66.8889	66.3333	76.2222	74.5556
	79.3333	67.9444	53.6999	20.7422	444.3437	300.0	0.9591	2.9005	59.3333	67.6667	56.2996	1.662
	67.0556	57.1356	57.3397	14.0	89.8075	89.9808	0.0	89.9808	76.7615	0.0	100.0	76.6154
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9808	13.0	4.3889	12.0	615.6049
	-1.3582	631.253	624.0863	638.9196	610.5863	607.4196	607.7529	631.3641	622.6418	614.9196	596.3085	600.6974
	601.3085	760.0	0.0289	0.0324	66.4445	30.2222	3.0	428.5	429.4445	428.8889	427.1667	-0.2391
	0.0066	0.0729	0.0796	1705.9781	1714.349	1714.349						
6.9456	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.6835	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8889
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.352	-9.158	26.67	-8.813	21.59	-10.268	23.876	-10.338
	23.622	-8.974	16.002	-9.565	10.922	-8.153	16.256	-8.208	16.002	-0.0165	-10.126	0.0737
	-9.415	77.9444	74.1111	268.0	10.0085	0.0	0.0	23.9152	15.3889	12.1956	23.9462	23.8998
	71.1318	71.0897	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1702	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.9316
	19.5597	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1791	-8.384	-8.508	9.144	-8.147	8.509	-7.439
	17.907	-8.554	13.081	1.7966	82.7778	67.5	64.9371	44.7778	66.8889	66.3889	76.2222	74.5556
	79.3333	68.0	53.6336	20.7422	443.3332	300.0	0.9613	2.9071	59.3889	67.6111	56.3136	1.6261
	67.0556	63.0272	62.2756	14.0	90.0321	90.0096	0.0	90.0096	77.2019	0.0	100.0	77.0385
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0096	13.0	4.3333	12.0	618.9337
	-1.3534	632.7578	629.48	641.5356	613.98	612.9244	611.3689	633.9244	624.5355	618.3134	599.2022	604.98
	604.2022	760.0	0.0257	0.0335	66.3889	30.2778	3.0	429.7778	431.0	429.9445	428.3889	-0.2391
	0.0066	0.0729	0.0796	1729.3052	1737.7875	1737.7875						
6.9302	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.6716	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.286	-9.404	27.432	-9.456	22.098	-9.158	26.67	-8.814	21.59	-10.268	23.622	-10.339
	22.86	-8.973	16.51	-9.566	11.43	-8.153	16.002	-8.208	15.24	-0.0165	-10.127	0.0737
	-9.417	77.8333	74.0	268.0	9.993	0.0	0.0	24.8898	15.7778	13.1748	24.9207	24.8898
	70.8848	71.0256	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1686	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.8457
	19.5577	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1791	-8.387	-8.508	8.89	-8.147	8.509	-7.439
	18.034	-8.553	12.319	1.7966	82.7222	67.5	64.9371	44.7222	66.8333	66.3333	76.1111	74.5
	79.3333	68.0	53.6336	20.75	442.7664	300.0	0.9613	2.9071	59.3889	67.6667	56.3415	1.6739
	67.0556	60.3259	60.2244	14.0	89.9786	90.0	0.0	90.0	77.0918	0.0	100.0	76.9615
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0	13.0	4.3889	12.0	618.7483
	-1.3582	630.5308	630.0307	641.9196	612.4196	613.8641	612.9752	633.3641	624.7529	617.864	600.364	602.8085
	604.0863	760.0	0.0205	0.0298	66.3889	30.2222	3.0	429.7037	430.3889	430.2222	428.5	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0829	1725.3428	1733.323	1733.323						
6.8992	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.7949	1.7122	0.0	16.3889	67.2222	82.8889	67.8333
	2.286	-9.404	26.924	-9.456	22.098	-9.158	25.908	-8.814	21.336	-10.268	23.114	-10.338
	23.368	-8.974	16.002	-9.566	11.176	-8.153	15.748	-8.208	14.986	-0.0178	-10.127	0.0724
	-9.417	77.9444	74.1111	268.0	9.9621	0.0	0.0	26.0964	15.5	14.4379	26.0964	26.0654
	70.3775	70.5128	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.0807	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.4895
	19.4443	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1791	-8.387	-8.51	8.763	-8.146	8.255	-7.44

	16.764	-8.554	12.827	1.7966	82.7778	67.5	64.9039	44.7778	66.8889	66.3889	76.2222	74.5556
	79.3333	68.0	53.6667	20.7422	443.3331	300.0	0.9591	2.9038	59.3889	67.5556	56.3974	1.6022
	67.0	55.6403	55.609	14.0	89.8503	89.9135	0.0	89.9135	76.8208	0.0	100.0	76.6923
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9135	13.0	4.3889	12.0	616.0169
	-1.3582	616.0863	629.8641	637.6974	607.4752	620.6974	615.8641	629.3641	622.4752	615.364	597.0307	600.4197
	599.8641	760.0	0.0309	0.0306	66.3889	30.2222	3.0	428.1482	428.1667	429.0555	427.2222	-0.2391
6.8683	0.0066	0.0729	0.0796	1709.9962	1719.0367	1719.0367						
	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.7949	1.6931	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.178	-9.456	22.098	-9.157	26.924	-8.814	21.844	-10.268	23.114	-10.339
	23.114	-8.975	15.748	-9.566	10.922	-8.153	15.748	-8.208	15.748	-0.0165	-10.126	0.0737
	-9.415	77.9444	74.1111	268.0	10.0085	0.0	0.0	23.9152	15.3889	12.1844	23.9307	23.8843
	71.0117	71.0897	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1197	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.8859
	19.4946	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1791	-8.386	-8.508	9.525	-8.147	8.509	-7.439
	17.78	-8.554	12.446	1.7966	82.7778	67.5	64.9371	44.7222	66.8889	66.3889	76.2222	74.5556
	79.3333	68.0	53.6667	20.75	444.8154	300.0	0.9613	2.9104	59.3889	67.6111	56.3974	1.662
	67.0	62.6659	62.6923	14.0	90.0107	89.9615	0.0	89.9615	77.1257	0.0	100.0	77.0
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9615	13.0	4.3889	12.0	618.9012
	-1.3582	634.7529	626.5308	642.9752	616.4752	608.753	610.1974	633.5863	625.364	618.4196	600.9752	604.1418
	604.6418	760.0	0.0223	0.0328	66.3889	30.2222	3.0	429.8333	430.8333	430.1667	428.5	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0829	1728.2449	1736.2249	1736.2249						
7.1158	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.705	0.0	16.4444	67.1667	82.7778	67.8333
	2.286	-9.403	27.178	-9.456	22.098	-9.158	26.67	-8.813	21.336	-10.269	23.622	-10.338
	22.86	-8.975	15.24	-9.566	11.176	-8.152	15.748	-8.208	15.24	-0.0165	-10.128	0.0737
	-9.417	77.8333	74.0	268.0	9.993	0.0	0.0	25.0754	15.7778	13.376	25.0909	25.0599
	70.807	70.8013	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1215	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.7189
	19.4968	100.0	100.0	99.1115	53.7993	0.1791	-8.39	-8.509	9.525	-8.146	8.255	-7.439
	17.526	-8.554	12.446	1.7988	82.7222	67.4445	64.9371	44.7778	66.8333	66.3333	76.0556	74.4444
	79.2778	67.9444	53.6667	20.7343	443.537	300.0	0.9613	2.9071	59.3333	67.6111	56.2996	1.6979
	67.0556	59.818	59.5833	14.0	89.9679	90.0096	0.0	90.0096	77.0325	0.0	100.0	76.8846
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0096	13.0	4.4444	12.0	618.5212
	-1.363	628.3593	628.5259	641.7481	612.8037	615.8593	614.5815	632.4148	624.4148	618.7482	599.2481	602.2481
	603.3037	760.0	0.0203	0.0394	66.4445	30.2778	3.0	429.5926	430.3333	430.0556	428.3889	-0.2391
7.5799	0.0066	0.0762	0.0796	1720.5435	1729.7516	1729.7516						
	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7457	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.178	-9.456	22.098	-9.158	26.416	-8.813	21.844	-10.27	23.114	-10.338
	22.86	-8.975	15.24	-9.566	11.938	-8.153	16.002	-8.208	15.748	-0.0165	-10.127	0.0737
	-9.416	78.0	74.1111	268.0	9.9776	0.0	0.0	26.019	15.3889	14.3239	26.019	26.0036
	70.7157	70.8013	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1614	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.691
	19.5483	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1791	-8.387	-8.509	9.017	-8.146	8.763	-7.439
	18.161	-8.553	12.954	1.7988	82.7222	67.5	64.9702	44.7778	66.8889	66.3333	76.2222	74.5556
	79.3333	67.9444	53.6667	20.7578	441.9031	300.0	0.9569	2.9071	59.3889	67.5556	56.2996	1.6739
	67.0	55.488	56.2821	14.0	89.9358	89.8942	0.0	89.8942	76.9817	0.0	100.0	76.8462
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.8942	13.0	4.3889	12.0	617.1326
	-1.3582	621.6974	629.6418	638.8641	610.3085	617.8085	614.5863	631.3641	623.0863	616.4196	598.9752	602.5307
	600.3085	760.0	0.0331	0.0329	66.3889	30.3333	3.0	428.7037	428.9445	429.4445	427.7222	-0.2391
	0.0088	0.0762	0.0796	1719.26	1728.8588	1728.8588						
7.9047	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.7846	1.7002	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.178	-9.456	22.352	-9.158	26.924	-8.814	21.844	-10.269	23.622	-10.338
	23.368	-8.974	15.494	-9.566	11.938	-8.153	16.002	-8.208	15.24	-0.0178	-10.126	0.0737
	-9.415	77.9444	74.1111	268.0	10.024	0.0	0.0	24.1782	15.4444	12.4415	24.1937	24.1627
	70.9694	71.0897	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1605	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.8775
	19.5471	100.0	100.0	99.1083	53.7662	0.1791	-8.386	-8.509	9.144	-8.147	8.636	-7.44
	18.034	-8.553	12.446	1.7988	82.7778	67.5	64.9702	44.7222	66.8889	66.3889	76.1667	74.5
	79.3333	68.0	53.6667	20.7422	443.2896	300.0	0.9569	2.9104	59.3889	67.6111	56.4114	1.6739
	67.0556	62.2534	61.7308	14.0	90.0	89.9615	0.0	89.9615	77.1087	0.0	100.0	76.9615
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9615	13.0	4.3889	12.0	618.8872
	-1.3582	636.8085	626.5308	642.8085	616.3085	608.253	609.0863	633.3641	625.2529	618.753	599.8085	603.0308
	606.6418	760.0	0.0321	0.0413	66.4445	30.2778	3.0	429.8889	430.9445	430.2222	428.5	-0.2391
	0.0066	0.0729	0.0829	1727.8541	1737.1178	1737.1178						
7.8428	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.6979	0.0	16.5	67.2222	82.8333	67.8333
	2.286	-9.404	27.178	-9.456	22.352	-9.159	26.67	-8.813	21.844	-10.269	23.368	-10.339
	22.86	-8.973	16.764	-9.566	11.43	-8.153	15.748	-8.208	15.24	-0.0165	-10.129	0.0737
	-9.418	77.8889	74.0556	268.0	9.9776	0.0	0.0	25.3539	15.7778	13.642	25.3539	25.3229
	70.6802	70.7051	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1616	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.6061
	19.5486	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1778	-8.391	-8.51	9.652	-8.146	7.747	-7.44
	17.653	-8.553	13.208	1.7988	82.7222	67.4445	64.9702	44.7778	66.8889	66.3333	76.0556	74.5
	79.3333	68.0	53.6667	20.75	441.2801	300.0	0.9591	2.9038	59.3889	67.6667	56.3974	1.662
	67.0	58.8782	58.8462	14.0	89.9358	90.0	0.0	90.0	76.9563	0.0	100.0	76.8077
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0	13.0	4.4444	12.0	618.5907
	-1.363	627.8037	629.5259	641.637	613.4148	614.7481	614.8036	633.0815	624.7481	618.3593	599.4703	602.5259
	602.9704	760.0	0.0343	0.0358	66.3889	30.2778	3.0	429.8519	430.7222	430.1667	428.6667	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0796	1715.3536	1724.8405	1724.8405						
7.781	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.7949	1.7409	0.0	16.5	67.2222	82.8333	67.7778
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.352	-9.157	26.924	-8.814	22.098	-10.268	23.622	-10.338
	23.368	-8.974	15.24	-9.566	11.684	-8.153	16.51	-8.208	16.51	-0.0165	-10.125	0.0737
	-9.414	77.9444	74.1111	268.0	10.024	0.0	0.0	25.1218	15.2778	13.3358	25.1528	25.1218
	71.3076	71.1859	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1614	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.9282
	19.5483	100.0	100.0	99.1018	53.7662	0.1791	-8.386	-8.508	8.89	-8.147	8.509	-7.439
	17.78	-8.553	13.081	1.7988	82.7222	67.4445	64.9702	44.7778	66.8333	66.3333	76.2222	74.5
	79.3333	68.0	53.6667	20.7578	443.6241	300.0	0.9613	2.9137	59.3333	67.6111	56.3415	1.6859
	67.0	56.8736	58.4295	14.0	90.0856	89.8942	0.0	89.8916	77.1765	0.0	100.0	77.0385
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.8942	13.0	4.3889	12.0	618.966
	-1.3582	631.6418	629.8641	642.2529	614.1418	613.1418	613.0308	633.3085	625.1418	618.5308	599.4196	603.8085
	603.3085	760.0	0.0235	0.0255	66.4445	30.2222	3.0	429.6482	430.4444	430.1667	428.3333	-0.2391
	0.0088	0.0729	0.0796	1730.198	1739.7965	1739.7965						

7.7191	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.7949	1.7074	0.0	16.5556	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.352	-9.157	26.416	-8.814	21.336	-10.268	23.622	-10.338
	23.114	-8.973	15.24	-9.565	10.668	-8.153	16.51	-8.208	15.748	-0.0165	-10.126	0.0737
	-9.415	77.8889	74.0556	268.0	10.0085	0.0	0.0	24.3948	15.5556	12.6718	24.4102	24.3793
	71.0049	71.0897	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2023	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.8037
	19.6011	100.0	100.0	99.1083	53.7662	0.1791	-8.388	-8.509	9.144	-8.147	8.636	-7.439
	17.653	-8.553	12.954	1.7988	82.7222	67.4445	65.0034	44.7778	66.8889	66.3333	76.1667	74.5
	79.3333	67.9444	53.6667	20.7422	441.2587	300.0	0.9613	2.9104	59.3889	67.6667	56.3136	1.6381
	67.0	61.7549	61.6667	14.0	90.0	89.9808	0.0	89.9808	77.1341	0.0	100.0	77.0
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9808	13.0	4.3333	12.0	618.3875
	-1.3534	626.0356	629.6467	640.2022	612.2022	617.2022	614.8133	632.3133	624.2022	618.3134	599.4244	602.6467
	603.6467	760.0	0.0261	0.0412	66.3889	30.2778	3.0	429.4074	429.9445	429.8889	428.3889	-0.2391
	0.0088	0.0729	0.0796	1724.4498	1734.6625	1734.6625						
7.6727	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7266	0.0	16.5556	67.1667	82.8333	67.8333
	2.413	-9.404	26.924	-9.456	22.098	-9.159	26.162	-8.813	21.844	-10.268	23.114	-10.338
	23.114	-8.974	16.256	-9.566	11.684	-8.153	16.51	-8.208	15.494	-0.0165	-10.129	0.0737
	-9.418	77.8889	74.0556	268.0	9.9466	0.0	0.0	25.6632	15.7222	13.9975	25.6942	25.6478
	70.4841	70.5128	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1627	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.3934
	19.55	100.0	100.0	99.1115	53.8325	0.1778	-8.392	-8.511	8.763	-8.145	8.128	-7.441
	16.891	-8.553	12.319	1.7988	82.7778	67.5	64.9702	44.8333	66.8889	66.3333	76.0556	74.5
	79.3333	68.0	53.6667	20.7578	439.6966	300.0	0.9613	2.8971	59.3889	67.6111	56.3835	1.6739
	67.0	57.8358	57.7564	14.0	89.8503	90.0	0.0	90.0	76.8547	0.0	100.0	76.6923
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0	13.0	4.2222	12.0	617.1238
	-1.3438	619.0452	630.1006	638.934	609.1007	621.3229	616.3784	630.6562	622.4896	617.3229	597.5451	601.7118
	600.8784	760.0	0.0296	0.0373	66.4445	30.2222	3.0	428.6111	428.9445	429.2778	427.6111	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0796	1705.5876	1714.7954	1714.7954						
7.6417	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.6835	0.0	16.5556	67.2222	82.8333	67.8333
	2.159	-9.403	27.432	-9.456	22.606	-9.156	26.924	-8.815	21.844	-10.268	23.622	-10.337
	23.114	-8.974	16.51	-9.565	11.176	-8.152	16.51	-8.208	15.748	-0.0165	-10.124	0.0737
	-9.412	77.9444	74.1111	268.0	10.0549	0.0	0.0	24.766	15.2778	12.9512	24.7815	24.766
	71.1963	71.4744	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2513	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.992
	19.6642	100.0	100.0	99.1148	53.7662	0.1791	-8.386	-8.509	9.144	-8.147	8.89	-7.44
	17.78	-8.553	13.335	1.7988	82.7778	67.5	65.0034	44.7778	66.8889	66.3333	76.2222	74.5
	79.3333	68.0	53.6336	20.7422	440.8811	300.0	0.9613	2.917	59.3889	67.6111	56.3695	1.662
	67.0	60.6742	59.6474	14.0	90.0214	89.8942	0.0	89.8906	77.2612	0.0	100.0	77.1154
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.8942	13.0	4.1667	12.0	619.4018
	-1.339	621.4388	632.3277	641.4388	611.161	623.2166	620.9388	631.4943	625.3277	619.161	600.6055	603.2166
	602.4944	760.0	0.0348	0.0247	66.4445	30.1111	3.0	429.3148	429.5556	430.1111	428.2778	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0762	1732.0953	1742.0287	1742.0287						
7.5953	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.705	0.0	16.5	67.2222	82.7778	67.8333
	2.2352	-9.403	27.178	-9.456	22.352	-9.158	26.67	-8.814	21.59	-10.269	22.86	-10.338
	23.114	-8.974	15.494	-9.565	11.176	-8.152	16.002	-8.208	15.494	-0.0165	-10.126	0.0737
	-9.415	77.8889	74.0556	268.0	10.024	0.0	0.0	24.6732	15.6111	12.9557	24.7042	24.6732
	71.0338	71.1218	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2509	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.9244
	19.6637	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1791	-8.39	-8.51	9.144	-8.146	8.509	-7.44
	17.653	-8.553	12.573	1.7966	82.7222	67.5	65.0034	44.7778	66.8333	66.3333	76.0556	74.4444
	79.3333	68.0	53.6336	20.7578	440.4075	300.0	0.9635	2.9104	59.2778	67.6111	56.3275	1.65
	67.0	60.6688	60.8654	14.0	89.9893	89.9808	0.0	89.9808	77.0918	0.0	100.0	76.9615
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9808	13.0	4.2222	12.0	618.1747
	-1.3438	627.3785	629.0452	641.434	611.5452	615.934	614.1563	632.7118	624.3229	617.3229	599.3229	603.0451
	601.8785	760.0	0.0248	0.0334	66.3889	30.0556	3.0	429.037	429.4445	429.7778	427.8889	-0.2391
	0.0088	0.0762	0.0796	1728.9703	1738.4572	1738.4572						
7.5644	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7266	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.3622	-9.404	27.178	-9.455	22.098	-9.159	26.162	-8.813	21.844	-10.269	22.86	-10.338
	23.368	-8.972	15.748	-9.566	10.414	-8.153	15.748	-8.208	15.24	-0.0178	-10.128	0.0737
	-9.417	77.9444	74.1111	268.0	9.9312	0.0	0.0	25.8953	15.6111	14.2747	25.9262	25.8953
	70.3082	70.4167	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.1629	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.3764
	19.5503	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1778	-8.392	-8.511	9.652	-8.145	8.382	-7.441
	17.526	-8.553	12.7	1.7988	82.7778	67.5	64.9702	44.8333	66.8889	66.3333	76.1667	74.5
	79.3333	68.0	53.6667	20.75	439.5659	300.0	0.9591	2.8971	59.3889	67.6667	56.3136	1.65
	66.9444	57.233	57.1474	14.0	89.7968	89.9808	0.0	89.9808	76.7615	0.0	100.0	76.6154
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9808	13.0	4.1667	12.0	615.2351
	-1.339	630.4388	624.0499	637.8277	609.9944	607.9388	607.9944	630.7166	622.1611	614.5499	596.3277	600.2166
	600.6055	760.0	0.0347	0.0229	66.3889	30.1111	3.0	428.3519	429.4445	428.6667	426.9445	-0.2391
	0.0066	0.0729	0.0829	1704.8063	1715.2419	1715.2419						
7.518	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7672	0.0	16.5	67.1667	82.8333	67.7778
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.352	-9.157	26.67	-8.813	21.59	-10.268	22.86	-10.338
	23.114	-8.972	16.256	-9.565	10.922	-8.152	16.002	-8.208	16.002	-0.0165	-10.125	0.0737
	-9.413	77.9444	74.1111	268.0	10.024	0.0	0.0	23.9616	15.3333	12.2202	23.9926	23.9616
	71.0761	71.2821	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2522	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	75.0162
	19.6654	100.0	100.0	99.1115	53.7662	0.1791	-8.389	-8.51	9.017	-8.146	8.255	-7.439
	17.907	-8.553	13.208	1.7988	82.7222	67.4445	65.0034	44.8333	66.8333	66.3333	76.1111	74.4444
	79.3333	68.0	53.6336	20.7578	441.0225	300.0	0.9635	2.9104	59.3889	67.6111	56.3136	1.6859
	67.0	62.9341	62.4359	14.0	90.0	89.9327	0.0	89.9423	77.1596	0.0	100.0	77.0
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9327	13.0	4.2222	12.0	618.8275
	-1.3438	634.0452	627.8229	642.3785	614.3229	610.7673	611.2117	634.3229	625.2118	618.3784	599.3229	603.8229
	604.3229	760.0	0.0329	0.0395	66.4445	30.0556	3.0	429.5741	430.3333	430.0	428.3889	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0796	1733.2114	1742.4752	1742.4752						
7.5025	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7337	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.606	-9.157	26.416	-8.813	21.336	-10.267	23.114	-10.337
	22.86	-8.973	16.002	-9.565	11.684	-8.153	16.002	-8.208	15.494	-0.0165	-10.125	0.0737
	-9.414	77.9444	74.0556	268.0	10.024	0.0	0.0	24.797	15.6667	13.0429	24.8124	24.766
	70.9003	71.1859	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2442	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.7504
	19.6551	100.0	100.0	99.1148	53.7662	0.1791	-8.39	-8.51	9.144	-8.146	8.255	-7.44
	18.034	-8.553	12.827	1.7966	82.7778	67.5	65.0365	44.8333	66.8889	66.3889	76.0556	74.4444
	79.3333	68.0	53.6667	20.7422	439.3887	300.0	0.9613	2.9104	59.3889	67.5556	56.4533	1.65

	66.8889	61.6027	59.7756	14.0	89.9465	89.9808	0.0	89.9808	77.1172	0.0	100.0	76.9615
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9808	13.0	4.1667	12.0	618.6101
	-1.339	627.4388	630.0499	641.6055	612.9388	614.3278	614.8833	633.2166	623.8832	618.8277	598.4388	603.161
	604.5499	760.0	0.0309	0.0295	66.4445	30.0556	3.0	429.2593	430.0	429.7222	428.0555	-0.2391
7.4716	0.0088	0.0762	0.0796	1721.9945	1732.4302	1732.4302						
	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.8154	1.7648	0.0	16.4444	67.1667	82.8333	67.8333
	2.286	-9.403	27.432	-9.455	22.098	-9.157	26.416	-8.813	21.59	-10.269	22.86	-10.338
	23.368	-8.973	16.002	-9.566	11.176	-8.152	15.494	-8.208	15.494	-0.0165	-10.126	0.0724
	-9.415	77.9444	74.1111	268.0	9.9776	0.0	0.0	26.0654	15.5	14.4357	26.0964	26.0654
	70.5129	70.7051	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2438	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.5223
	19.6545	100.0	100.0	99.1148	53.7993	0.1778	-8.39	-8.511	9.017	-8.145	8.255	-7.441
	17.272	-8.553	13.081	1.7988	82.7778	67.4445	65.0365	44.8333	66.8333	66.3333	76.1667	74.4444
	79.3333	68.0	53.6667	20.7578	437.7575	300.0	0.9591	2.9038	59.3889	67.6111	56.3555	1.65
	67.0	55.482	54.9038	14.0	89.8396	89.9135	0.0	89.9135	76.8547	0.0	100.0	76.6923
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9135	13.0	4.1111	12.0	615.3788
	-1.3342	623.8881	626.7769	637.277	608.5547	613.9991	611.6103	629.4436	621.8881	614.9992	597.1104	600.1659
	598.8325	760.0	0.0422	0.0495	66.3889	30.0556	3.0	427.8519	428.4445	428.3889	426.7222	-0.2391
7.4252	0.0066	0.0762	0.0796	1711.5031	1721.0458	1721.0458						
	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.7949	1.7433	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.686	-9.456	22.352	-9.157	26.67	-8.813	21.844	-10.268	23.368	-10.339
	23.114	-8.973	16.256	-9.565	11.684	-8.152	16.256	-8.207	15.494	-0.0165	-10.124	0.0737
	-9.413	77.9444	74.1667	268.0	10.0394	0.0	0.0	23.9616	15.3889	12.2	23.9926	23.9462
	71.2743	71.25	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2929	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.9111
	19.7179	100.0	100.0	99.1051	53.7662	0.1791	-8.389	-8.51	8.89	-8.146	8.636	-7.44
	18.542	-8.553	12.319	1.7966	82.7778	67.5	65.0365	44.8333	66.8333	66.3333	76.1111	74.4444
	79.3333	68.0	53.6336	20.75	438.8259	300.0	0.9613	2.9104	59.3333	67.6111	56.3555	1.5663
	67.0	62.4646	62.3718	14.0	90.0321	89.9615	0.0	89.9615	77.2188	0.0	100.0	77.0769
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9615	13.0	4.1111	12.0	619.4529
	-1.3342	635.277	627.6659	642.9437	616.2214	608.3881	611.6658	634.6659	625.9436	619.0547	600.777	604.6659
	606.1658	760.0	0.0432	0.0484	66.3889	30.0	3.0	429.7593	430.8333	430.0556	428.3889	-0.2391
7.3942	0.0088	0.0696	0.0762	1728.3564	1738.0107	1738.0107						
	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.7846	1.7433	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.286	-9.403	27.432	-9.455	22.606	-9.158	26.416	-8.813	21.59	-10.268	23.622	-10.338
	23.368	-8.973	14.986	-9.565	11.684	-8.152	16.51	-8.207	15.494	-0.0165	-10.125	0.0737
	-9.415	77.8889	74.1111	268.0	10.0085	0.0	0.0	25.0599	15.7222	13.3447	25.0909	25.0599
	71.0205	70.9936	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2931	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.6554
	19.7182	100.0	100.0	99.1051	53.7662	0.1778	-8.393	-8.511	9.017	-8.145	8.382	-7.44
	17.653	-8.553	12.446	1.7966	82.7222	67.4445	65.0365	44.8333	66.8333	66.3333	76.0	74.3889
	79.3333	67.9444	53.6336	20.7422	436.9798	300.0	0.9635	2.9038	59.3333	67.6111	56.3555	1.662
	67.0	60.1212	59.9679	14.0	89.9679	90.0288	0.0	90.0288	77.1087	0.0	100.0	76.9231
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0288	13.0	4.1111	12.0	618.402
	-1.3342	632.7214	628.7214	641.3881	611.8325	613.9991	610.4992	633.8325	624.6659	617.6103	599.6659	602.8881
	602.9992	760.0	0.037	0.0564	66.4445	29.9444	3.0	429.2037	430.0	429.7778	427.8333	-0.2391
7.3633	0.0066	0.0696	0.0796	1716.5813	1726.1797	1726.1797						
	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7385	0.0	16.4444	67.2222	82.8333	67.8333
	2.286	-9.403	27.178	-9.456	22.098	-9.157	26.162	-8.814	21.336	-10.268	23.622	-10.338
	22.606	-8.973	16.764	-9.566	12.192	-8.153	15.748	-8.208	15.24	-0.0165	-10.125	0.0737
	-9.414	77.9444	74.1111	268.0	10.0085	0.0	0.0	26.019	15.3889	14.3038	26.019	25.9881
	70.8513	70.8974	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2943	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.6469
	19.7196	100.0	100.0	99.1115	53.7662	0.1778	-8.39	-8.511	9.144	-8.145	8.255	-7.441
	17.526	-8.552	12.827	1.7966	82.7778	67.4445	65.0365	44.8889	66.8889	66.3333	76.1111	74.4444
	79.3333	67.9444	53.6336	20.75	436.8782	300.0	0.9591	2.9071	59.3889	67.6111	56.3555	1.5544
	67.0556	55.8785	56.1538	14.0	89.9251	89.9135	0.0	89.9135	77.0325	0.0	100.0	76.8846
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9135	13.0	4.1111	12.0	617.1473
	-1.3342	634.4991	624.7214	641.6658	613.3325	606.9991	607.4992	632.3325	623.6103	617.277	597.9437	602.3881
	603.4992	760.0	0.0473	0.0816	66.4445	30.0	3.0	428.8704	430.0556	429.1667	427.3889	-0.2391
7.3478	0.0088	0.0762	0.0796	1716.1906	1725.2869	1725.2869						
	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.8154	1.7672	0.0	16.3889	67.1667	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.403	27.432	-9.456	22.352	-9.157	26.416	-8.813	21.59	-10.268	23.114	-10.337
	23.368	-8.973	16.764	-9.565	10.922	-8.152	16.256	-8.208	15.24	-0.0165	-10.124	0.0737
	-9.413	77.9444	74.1111	268.0	10.024	0.0	0.0	24.1163	15.3889	12.3834	24.1318	24.1009
	71.1118	71.1859	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2929	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.6712
	19.7179	100.0	100.0	99.1051	53.7662	0.1778	-8.39	-8.511	9.271	-8.145	8.509	-7.44
	17.653	-8.553	12.192	1.7988	82.7222	67.4445	65.0365	44.8333	66.8333	66.3333	76.0556	74.4444
	79.3333	67.9444	53.6336	20.75	437.1008	300.0	0.9613	2.9104	59.3889	67.6111	56.3136	1.6261
	66.9444	61.9676	62.3397	14.0	90.0	89.9615	0.0	89.9519	77.1341	0.0	100.0	77.0385
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9615	13.0	4.1667	12.0	618.1842
	-1.339	625.3277	629.5499	640.4388	611.2722	617.6611	613.9943	632.9388	624.1055	617.7166	600.3832	602.8277
	601.9944	760.0	0.067	0.0675	66.3889	29.9444	3.0	428.9259	429.4445	429.5556	427.7778	-0.2391
7.3169	0.0088	0.0696	0.0762	1717.3068	1727.5192	1727.5192						
	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7074	0.0	16.3889	67.2222	82.8333	67.8333
	2.3622	-9.403	27.432	-9.455	22.352	-9.158	26.416	-8.812	21.59	-10.268	23.622	-10.338
	22.352	-8.972	16.51	-9.566	12.446	-8.152	16.256	-8.208	15.24	-0.0165	-10.127	0.0737
	-9.416	77.8889	74.1111	268.0	9.993	0.0	0.0	25.3539	15.7778	13.6376	25.3539	25.3384
	70.8513	70.8974	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2453	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.5478
	19.6565	100.0	100.0	99.1083	53.7662	0.1778	-8.395	-8.512	8.763	-8.145	8.255	-7.441
	17.526	-8.552	12.827	1.7966	82.7222	67.4445	65.0365	44.8889	66.8333	66.3333	75.9444	74.3889
	79.3333	67.9444	53.6667	20.75	437.8865	300.0	0.9613	2.9038	59.3333	67.5556	56.2856	1.5424
	67.0	58.1826	58.4615	14.0	89.9251	89.9327	0.0	89.9327	77.0325	0.0	100.0	76.8846
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9327	13.0	4.1111	12.0	618.4713
	-1.3342	637.777	625.7214	642.3325	615.3881	606.7214	608.0547	633.3881	624.9437	618.3881	600.3881	603.1658
	605.3881	760.0	0.1603	0.1158	66.3889	29.8889	3.0	429.7408	430.9445	430.0	428.2778	-0.2391
7.2859	0.0066	0.0762	0.0796	1712.6749	1721.4922	1721.4922						
	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7457	0.0	16.3889	67.1667	82.7778	67.8333
	2.286	-9.402	27.686	-9.455	22.606	-9.156	26.924	-8.813	21.59	-10.268	23.114	-10.336
	23.622	-8.973	16.51	-9.565	11.684	-8.152	15.748	-8.208	15.24	-0.0165	-10.123	0.0737

	-9.413	77.9444	74.1667	268.0	10.024	0.0	0.0	25.5859	15.2778	13.8321	25.6168	25.5704
	70.9782	71.1218	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2956	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.7391
	19.7214	100.0	100.0	99.1051	53.733	0.1778	-8.391	-8.511	9.779	-8.145	8.89	-7.44
	18.161	-8.552	12.192	1.7966	82.7778	67.5	65.0365	44.9444	66.8333	66.3333	76.0556	74.4444
	79.3333	68.0	53.6336	20.75	437.4941	300.0	0.9613	2.9104	59.2778	67.6111	56.3555	1.6261
	67.0	57.9061	57.3077	14.0	89.9572	89.9615	0.0	89.9576	77.0833	0.0	100.0	76.9615
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9615	13.0	4.1111	12.0	617.2676
	-1.3342	622.2214	629.1103	640.1103	610.9436	617.2214	615.2214	630.8325	624.0547	616.3881	598.5547	601.6103
	600.9436	760.0	0.1215	0.097	66.3889	29.8889	3.0	428.3333	428.9445	428.9445	427.1111	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0762	1720.4319	1730.6444	1730.6444						
7.255	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.8154	1.7983	0.0	16.3889	67.1667	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.402	27.686	-9.455	22.606	-9.156	26.67	-8.813	21.59	-10.267	23.368	-10.337
	23.114	-8.973	15.24	-9.565	10.414	-8.152	16.256	-8.208	15.24	-0.0165	-10.123	0.0737
	-9.413	77.9444	74.1111	269.0	10.024	0.0	0.0	24.3948	15.4444	12.6539	24.4102	24.3793
	71.2253	71.25	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.3359	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.7585
	19.7733	100.0	100.0	99.1115	53.733	0.1791	-8.392	-8.511	9.398	-8.145	8.255	-7.44
	17.526	-8.552	12.827	1.7988	82.7222	67.4445	65.0697	44.9444	66.8333	66.3333	76.0	74.3889
	79.3333	67.9444	53.6336	20.7578	436.2206	300.0	0.9635	2.9104	59.3889	67.6111	56.3835	1.662
	67.0	61.1709	61.3141	14.0	90.0107	89.9712	0.0	89.9712	77.1934	0.0	100.0	77.0385
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9712	13.0	4.0556	12.0	618.3744
	-1.3294	632.2261	627.6707	641.7261	615.2817	610.5595	609.4484	633.2262	624.5039	618.004	599.2261	604.1151
	604.5039	760.0	0.0539	0.073	66.4445	29.8889	3.0	429.4815	430.5	429.7778	428.1667	-0.2391
	0.0066	0.0729	0.0762	1721.3247	1731.5374	1731.5374						
7.2241	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.7949	1.7457	0.0	16.3333	67.2222	82.8889	67.8333
	2.3622	-9.403	27.432	-9.455	22.352	-9.158	26.162	-8.812	21.59	-10.268	23.368	-10.338
	23.114	-8.973	15.748	-9.566	12.192	-8.152	16.764	-8.208	15.24	-0.0165	-10.126	0.0737
	-9.416	77.9444	74.1111	269.0	9.9776	0.0	0.0	25.4467	15.7222	13.7516	25.4467	25.4312
	70.7244	70.8013	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.2872	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.4579
	19.7105	100.0	100.0	99.1083	53.7993	0.1778	-8.395	-8.513	8.636	-8.144	7.874	-7.441
	17.018	-8.552	12.192	1.7988	82.7222	67.4445	65.0697	44.9444	66.8333	66.3333	75.9444	74.3333
	79.3333	67.9444	53.6667	20.75	435.7675	300.0	0.9591	2.9038	59.3889	67.6667	56.4254	1.7218
	67.0	58.7496	58.9423	14.0	89.8931	90.0	0.0	90.0	76.9563	0.0	100.0	76.7692
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0	13.0	4.1111	12.0	617.2816
	-1.3342	635.6658	625.777	640.7214	613.0547	607.5547	606.5547	632.2214	623.8881	617.6659	598.277	602.6659
	603.3325	760.0	0.0592	0.0542	66.4445	29.8889	3.0	429.1481	430.2222	429.4445	427.7778	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0796	1708.5452	1717.4741	1717.4741						
7.2086	0.0	0.8654	600.0	120.0	0.0	27.7538	1.7744	0.0	16.3889	67.1667	82.7778	67.8333
	2.2352	-9.402	27.94	-9.455	22.606	-9.156	26.924	-8.813	21.844	-10.267	23.368	-10.336
	23.622	-8.974	16.002	-9.564	11.938	-8.152	16.256	-8.208	15.494	-0.0165	-10.122	0.0737
	-9.411	78.0	74.1111	269.0	10.0549	0.0	0.0	24.8588	15.2222	13.0451	24.8588	24.8279
	71.0984	71.4744	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.3375	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.9256
	19.7753	100.0	100.0	99.1115	53.733	0.1778	-8.39	-8.511	9.906	-8.145	9.017	-7.439
	17.272	-8.552	12.446	1.7988	82.7778	67.4445	65.0697	45.0	66.8889	66.3333	76.1111	74.4444
	79.3333	67.9444	53.6336	20.75	437.3641	300.0	0.9635	2.9137	59.3333	67.6111	56.3136	1.6381
	67.0	61.5073	58.9423	14.0	89.9786	89.9327	0.0	89.9217	77.2696	0.0	100.0	77.1154
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9327	13.0	4.0556	12.0	619.0456
	-1.3294	620.6706	632.8373	640.6706	610.4484	623.3373	618.8928	631.8373	624.6151	618.7261	600.0594	603.4484
	603.004	760.0	0.0926	0.0782	66.4445	29.8889	3.0	428.9815	429.1667	429.8333	427.9444	-0.4783
	0.0066	0.0762	0.0729	1729.0261	1739.1267	1739.1267						
7.1777	0.0	0.8333	600.0	120.0	0.0	27.7846	1.7529	0.0	16.3333	67.1667	82.8333	67.8333
	2.2352	-9.402	27.686	-9.455	22.606	-9.156	26.67	-8.813	21.844	-10.267	23.622	-10.337
	24.13	-8.973	16.256	-9.565	12.192	-8.152	16.256	-8.208	15.748	-0.0165	-10.124	0.0737
	-9.413	77.9444	74.0556	269.0	10.024	0.0	0.0	24.5649	15.5556	12.8171	24.5804	24.5495
	71.183	71.2821	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.3764	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.767
	19.8255	100.0	100.0	99.1083	53.7662	0.1778	-8.393	-8.511	8.382	-8.145	7.874	-7.439
	17.018	-8.552	12.192	1.7988	82.7222	67.4445	65.1028	44.9444	66.8333	66.3333	76.0	74.3333
	79.3333	67.9444	53.6336	20.7578	434.8698	300.0	0.9613	2.9071	59.3889	67.6111	56.2437	1.6022
	66.9444	61.1385	60.9936	14.0	90.0	89.9808	0.0	89.9808	77.1511	0.0	100.0	77.0
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	89.9808	13.0	4.0556	12.0	618.5595
	-1.3294	635.3373	627.1706	642.4484	614.6151	609.6151	611.004	633.1706	624.9484	617.5594	599.2817	603.504
	604.0595	760.0	0.1083	0.0744	66.3889	29.8889	3.0	429.2222	430.3889	429.6111	427.6667	-0.2391
	0.0066	0.0762	0.0796	1721.7155	1731.3141	1731.3141						
7.1467	0.0	0.8974	600.0	120.0	0.0	27.8051	1.7529	0.0	16.3333	67.1667	82.8333	67.8333
	2.4892	-9.403	27.432	-9.455	22.098	-9.158	26.162	-8.812	21.59	-10.268	23.114	-10.338
	23.622	-8.974	15.748	-9.567	11.684	-8.152	15.748	-8.208	14.986	-0.0165	-10.126	0.0737
	-9.417	77.9444	74.1111	269.0	9.9466	0.0	0.0	25.7251	15.6667	14.0713	25.7406	25.7096
	70.6398	70.4167	1.0E-4	-0.0076	0.7163	6.1945	15.329	1.0E-4	-0.0078	0.7306	6.3184	74.1447
	19.7644	100.0	100.0	99.1115	53.7662	0.1778	-8.396	-8.514	9.144	-8.143	8.128	-7.442
	17.018	-8.551	11.811	1.7988	82.7222	67.4445	65.1028	45.0	66.8333	66.3333	75.9444	74.3333
	79.3333	67.9444	53.6667	20.75	432.058	300.0	0.9591	2.8971	59.3333	67.6111	56.4254	1.7337
	67.0	56.4316	57.8526	14.0	89.8717	90.0096	0.0	90.0096	76.8123	0.0	100.0	76.6538
	0.0	108.0	0.0	-0.0769	0.0	240.0	20.0	90.0096	13.0	4.1111	12.0	616.3093
	-1.3342	634.1658	623.777	640.1103	613.3325	606.3881	606.7769	631.2214	622.6659	615.6658	597.1104	601.3881
	603.1103	760.0	0.0826	0.1204	66.4445	29.8889	3.0	428.537	429.6667	428.8333	427.1111	-0.2391
	0.0066	0.0729	0.0762	1694.2034	1703.6345	1703.6345						

Bibliographie

- [1]. Adjallah K.H., Contribution au diagnostic de systèmes par observateurs d'état. Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 1993.
- [2]. Adrot O., Diagnostic à base de modèles incertains utilisant l'analyse par intervalles: L'approche bornante. Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2000.
- [3]. Armant V., Dague P. and Simon L., Diagnostic distribué à base de modèles sans calcul préalable des conflits. Proceedings de Journées Francophone de Programmation par Contraintes (JFPC'2008), Nantes, 2008.
- [4]. Arnaud D., Analyse expérimentale des phénomènes instationnaires dans un compresseur multi-étages à forte charge aérodynamique. Thèse de doctorat de l'Ecole Centrale de Lyon, 2003.
- [5]. Baroni P., Lamperti G., Pogliano P. and Zanella M., Diagnosis of large active systems. Artificial Intelligence Journal, 110 (1). pp 135-183. 1999.
- [6]. Bardoux F., Modélisation des interactions instationnaires rotor-stator en turbomachine multi-étages. Thèse de doctorat de l'Ecole Centrale de Lyon, 2000.
- [7]. Basseville M., Detecting changes in signal and systems. A survey Automatica, vol. 24, pp. 309-326, 1988.
- [8]. Basseville M., Nikiforov I., Detection of abrupt changes – theory and applications. Information and System Sciences Serie, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1993.
- [9]. Boufaïed A., Contribution à la surveillance distribuée des systèmes à événements discrets complexes. Thèse de l'université Paul Sabatier, Toulouse, 2003.
- [10]. Beard R. V., Failure accomodation in linear system trthrough selfreorganisation. PhD thesis fo the Dep. of Aero. and Astro., MIT, Cambridge, USA. 1971.
- [11]. Ben-Haim, Y., An algorithm for failure location in complex network. Nuclear Science and Engineering Journal 75, pp. 191–199, 1980.
- [12]. Benkhedda H., Patton R.J., CHEN J., Quantitative and qualitative methods in FDI: some perspectives. Proceedings of the Second International Conference on "Intelligent Systems Engineering", Technical University of Hamburg-Harburg, Germany, 1994.
- [13]. Bouchon-Meunier B., La logique floue, Que sais-je?, Presses Universitaires de France, pp. 68-88, 1994.

-
- [14]. Bøhagen, B., O. Stene and J.T. Gravdahl, A GES mass flow observer for compression systems: Design and experiments, Proceedings of the 2004 American Control Conference, Boston, MA, June 2004.
- [15]. Bøhagen, B. and J.T. Gravdahl, On active surge control of compressors using a mass flow observer, Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control, Las Vegas, December, 2002.
- [16]. Bölcs A., Suter P., Transsonische Turbomaschinen. Reihe Wissenschaft und Technik, Verlag G. Braun, Karlsruhe. 1986.
- [17]. Callot S., Trebinjac I., Vixège C., Spectral analysis of the rotor stator interaction within a high pressure centrifugal compressor. Proceeding of the 5th ISAIIF Conference Poland, September 2001.
- [18]. Callot S., Analyse des Mécanismes Macroscopiques Produits par les Interactions Rotor/Stator dans les Turbomachines. Thèse de doctorat de l'École centrale de Lyon, France 2002.
- [19]. Carpentier T., Litwak R., Une approche structurelle pour le positionnement de capteurs en vue de la surveillance. Proceedings de AIG'96, Automatique, Génie informatique Image, Tours, pp. 103-107, 1996.
- [20]. Cassar J.P., Litwak R-G., Cocquempot V., Staroswiecki M., Approche structurelle de la conception de systèmes de surveillance pour les procédés industriels. Journal de diagnostic et sûreté de fonctionnement, vol. 4, n° 2, pp. 179-202, 1994.
- [21]. Cassar J.P., Staroswiecki M., Ferhati R., Multivaluated voting scheme for residual evaluation in failure detection and isolation systems. Proceedings of the AIRTC'92, IFAC Symp. on Artificial Intelligence in Real- Time Control, pp. 573-579, 1992.
- [22]. Cassar J.P., Staroswiecki M., Advanced design of the decision procedure in failure detection and isolation systems. SAFEPROCESS'94, Proceedings of the IFAC Symp. on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, Espoo, Finland, pp. 380-385, 1994.
- [23]. Celse B., Cauvin S., Heim B., Gentil S. and Travé-Massuyès L., Système de diagnostic d'un pilote de FCC à base de modèles, Journal of Oil & Gas Science and Technology - Rev. IFP, Vol. 60 No. 4, pp. 661-679, 2005.
- [24]. Chen M.H., Lee D. and Pavlidis T., Residual Analysis for Feature Detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Journal, vol. 13, no. 1, pp. 30-40, 1991.
- [25]. Chen J., Patton R. J. and Zhang H. Y., Design of robust structured and directional residuals for fault isolation via unknown input observers. Proceedings of the 3rd European Control Conference. Rome, Italy. pp. 348-353, 1985.
- [26]. Chen S.M., Ke J.S., Chang J.F., Techniques for handling multicriteria fuzzy decision making problems. Proceedings of the 4th International Symposium on Computer and Information Sciences, pp. 919-925, 1989.
-

-
- [27]. Chen S.M., A weighted fuzzy reasoning algorithm for medical diagnosis. *Decision Support Systems Journal*, vol. 11, pp. 37-43, 1994.
- [28]. Chin H., Danai K., A method of fault signature extraction for improved diagnosis, *Proceedings of the IEEE ACC conference*, Boston, 1991.
- [29]. Chow E.Y., Willsky A.S., Analytical redundancy and the design of robust failure detection system, *IEEE Transactions. Automatic Control Journal* vol. 29, n°7, pp. 603-614, 1984.
- [30]. Chow E.Y., Failure detection system design methodology, Thesis, Lab. Information and Decision system Journal, M.I.T, Cambridge, 1980.
- [31]. Clark R.N., Instrument fault detection, *IEEE Transactions Aerospace & Electronic System Journal*, EAS-14, pp. 558-563, 1978.
- [32]. Combacau M., Commande et surveillance des systèmes à événements discrets complexes: application aux ateliers flexibles. Thèse de doctorat de l'université de Toulouse, France 1991.
- [33]. Combastel C., Gentil S., Rognon J-P., A symbolic reasoning approach to fault detection and isolation applied to electrical machines, *Proceedings of the IEEE-CCA'98, Conference on Control Applications*, Trieste, Italy, pp. 475-479, 1998.
- [34]. Cordier, M.-O., P. Dague, M. Dumas, F. Lévy, J. Montmain, M. Staroswiecki, and L. Travé-massuyès, A comparative analysis of AI and control theory approaches to model-based diagnosis. *Proceedings of 14th European Conference on Artificial Intelligence*, Berlin, Germany, 2000.
- [35]. Corina H.J. Meuleman, Measurement and unsteady flow modelling of centrifugal compressor surge. Technische Universiteit Eindhoven, Proefschrift. - ISBN 90-386-2564-2, 2002.
- [36]. Courtine S., Détection et localisation de défauts dans les entraînements électriques, Thèse de doctorat de l'Institut Polytechnique de Grenoble, 1997.
- [37]. Dangoumau Nathalie, Contribution à la gestion des modes des systèmes automatisés de production. Thèse de doctorat de l'Université de Lille 1, France 2000.
- [38]. Dangoumau N., Commande et Surveillance des Systèmes à Evénements Discrets, Approche par Réseaux de Petri. Mémoire de DEA Automatique et Informatique Appliquée, Ecole centrale de Nantes, 1997.
- [39]. Dano C., Evaluation de modèles de turbulence pour la simulation d'écoulements tridimensionnels instationnaires en turbomachines. Thèse de doctorat de l'Ecole Centrale de Lyon, 2003.
- [40]. Darkhovski B., Staroswiecki M., Theoretic Approach to Decision in FDI, *IEEE Transactions On Automatic Control Journal*, Vol. 48, N°5, 2003.
- [41]. David Arnaud, Analyse expérimentale des phénomènes instationnaires dans un compresseur multi-étages à forte charge aérodynamique. Thèse de Doctorat de l'école centrale de Lyon, France 2003.
- [42]. De Kleer J., and Williams B. C., Diagnosing multiple faults. *Artificial Intelligence Journal*, 32, pp. 97-130, 1987.

-
- [43]. Deniz S., Greitzer E. and Cumpsty N., Effects of Inlet Flow Field Conditions on the Performance of Centrifugal Compressor Diffusers: Part 2 - Straight Channel Diffuser. *ASME Journal of Turbomachinery*, 122, 11-21, 2000.
- [44]. Desbois-Lavergne F., Fourmaux A., Trébinjac I. and Leroy G., Experimental and numerical investigation of the flow in a high-pressure centrifugal compressor stage. *Proceedings of the 5th European Conference on Turbomachinery*, 2003.
- [45]. Ding X., Frank P.M., Comparison of observer-based fault detection approaches. *SAFEPROCESS'94, Proceedings of the IFAC Symposium on Fault Diagnostic, Supervision and Safety for Technical Processes*, Espoo, Finland, vol. 2, pp. 556-561, 1994.
- [46]. Ding X., Frank P.M., Frequency domain approach and threshold selector for robust model-base fault detection and isolation. *Proceedings of the IFAC Symp. SAFEPROCESS'91*, Baden-Baden, Germany, vol. 1, pp. 307-312, 1991.
- [47]. Dubuisson B., *Eléments de réflexion sur le diagnostic des systèmes*. Recueil Greco Diagnostic, CNRS, 1988.
- [48]. Emami-Naeini A. E. A., Effect of model uncertainty of failure detection: the threshold selector, *IEEE Transactions on Automatic Control Journal*, AC-33, pp. 1106-1115, 1988.
- [49]. Fang C. Z., Ge W., Failure isolation in linear systems, *Proceedings of the IMACS 12th world congress*, pp. 442-446, Paris, France, 1988.
- [50]. Farreny H., *Les systèmes experts - Principes et exemples*. Cépadues, 1989.
- [51]. Favelier T., *Couplage de la vélocimétrie par images de particules en deux temps avec la décomposition en modes propres pour la caractérisation d'un écoulement*. Thèse de doctorat de l'Ecole Centrale de Lyon, 2006.
- [52]. Fink et al., Surge dynamics in free-spool centrifugal compressor system. *Journal of Turbomachinery*. v114. 321-332. 1992.
- [53]. Foulloy L., Galichet S. : Typology of fuzzy controllers, *Theoretical Aspects of Fuzzy Control*, (Eds H. Nguyen, M. Sugeno, R. Tong and R. Yager), J. Wiley Publishers, pp. 65-90, 1995.
- [54]. Frank Willems, *Valve Selection for Compressor Surge Control*. Report No. WFW 98.042 Eindhoven, November 26, 1998.
- [55]. Frank P.M., Enhancement of robustness in observer based fault detection, *Proceedings of the IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for technical Industrial Processes, SAFEPROCESS'91*, Baden Baden, Germany, vol. 1, pp. 275-287, 1991.
- [56]. Frank P.M., Analytical and qualitative model-based fault diagnosis - A survey and some new results. *European Journal of Control EUCA*, vol.2, pp. 6-28, 1996.
- [57]. Frank P.M., Wünnenberg J., *Robust diagnosis using unknown input observer schemes. Fault diagnosis in dynamic systems: theory and application*. Prentice Hall, Englewood, Cliffs, pp. 47-98, 1989.

-
- [58]. Frank P.M., The application of fuzzy logic to fault diagnosis and supervision. *Journal of LFA*, pp.59-87, 1998.
- [59]. Frank P.M., Fault diagnosis in dynamic systems via state estimation – a survey, In Tzafestas S., Singh M., Schmidt G. (Eds.), *Systems fault diagnostics, reliability and related knowledge-based approaches*, 1, pp. 35-98, 1987.
- [60]. Frank P.M., Kiupel N., Residual evaluation for fault diagnosis using adaptive fuzzy thresholds and fuzzy inference, *Proceedings of the IFAC 13th World Congress*, San Francisco, California, USA, pp. 115-120, 1996.
- [61]. Friberg J., *Machines Hydrauliques et thermiques B1: Conception et construction des machines*. Edition Masson, Paris 1981.
- [62]. Füssel D., Learning Fuzzy Diagnosis Systems for Supervision. *Proceedings of the Fifth International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision ICARCV 98 in Singapore*, pp. 1111-1115, 1998.
- [63]. Fuessel D., Isermann R., Hierarchical Motor Diagnosis Utilizing Structural Knowledge and a Self-Learning Neuro-Fuzzy Scheme. *IEEE Transactions on Industrial Electronics Journal*, Vol. 47, No. 5, pp. 1070-1077, 2000.
- [64]. Füssel D., Isermann R., Model-based fault detection and diagnosis methods Part A: methods. *Proceedings of the 4th International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management, PSAM 4*, New York, USA, 1998.
- [65]. Garcia E.A., Frank P.M., Deterministic nonlinear observer-based approaches to fault diagnosis: a survey. *Control Engineering Practice Journal*, vol. 5, n° 5, pp. 663-670, 1997.
- [66]. Gentil S., Filtrage d'alarmes en temps réel. *Rapport de Recherche convention DRET*, 1997.
- [67]. Genc S. and Lafortune S., A Distributed algorithm for on-line diagnosis of place bordered Petri nets, *Proceedings of the IFAC'05 conference*, 2005.
- [68]. Gertler J., Survey of model based-based failure detection and isolation in complex plants. *IEEE Control System Magazine*, pp. 3-11, 1988.
- [69]. Gertler J.J., Anderson C.A., An evidential reasoning extension to quantitative model-based failure diagnosis. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, vol. 22, n° 2, pp. 275-289, 1992.
- [70]. Gertler J.J., Kunwer M.M., Optimal residual decoupling for robust fault diagnosis. *International Journal of Control*, 61(2), pp. 395-421, 1995.
- [71]. Gertler J.J., Structured residuals for fault isolation, disturbance decoupling and modeling error robustness. *Proceedings of the IFAC Symp. on-line Fault Detection and Supervision in the chemical Process Industries*, pp. 111-119, Newark, Delaware, 1992.
- [72]. Gertler J.J., Monajemy R., Generation of directional residuals with dynamic parity equations. *Proceedings of the 12th World Congress of IFAC*, Sydney, Australia, pp. 505-510, 1993.

-
- [73]. Gertler J. J., Singer G., A new structural framework for parity equation-based failure detection and isolation. *Automatica Journal* vol. 26, n° 2, pp. 381-388, 1990.
- [74]. Gertler J.J., Analytical redundancy methods in fault detection and isolation – survey and synthesis. *Proceedings of the IFAC Symposium, SAFEPROCESS'91, Baden-Baden, Germany*, pp. 9-21, 1991.
- [75]. Giraud D., Aubrun C., Ghetie M., Martini E., Application of a qualitative reasoning method to water treatment plant fault diagnosis. *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Vancouver, Canada*, vol. 3, pp 2211-2215, 1995.
- [76]. Gorrell S. E., Okiishi T. H. and Copenhaver W. W., Stator-rotor interactions in a transonic compressor: part 2 - description of a loss producing mechanism. *ASME Journal, GT-2002-30495*, 2002.
- [77]. Gravdahl J. Tommy and E. Olav, Passivity Based Compressor Surge Control using a close coupled valve. *Proceeding of the 1991 American Control Conference*, pages 2398 – 2406, 1991.
- [78]. Gravdahl J.T. and Egeland O., *Compressor surge and rotating stall: Modeling and control*. Springer Verlag, London, 1999.
- [79]. Gravdahl J.T., Egeland O. and Vatland S.O., Drive torque actuation in active surge control of centrifugal compressors. *Automatica Journal*, 38(11), pp. 1881-1893, 2002.
- [80]. Gravdahl J.T. and Egeland O., Speed and surge control for a low order centrifugal compressor model. *Modeling, Identification and Control (MIC) Journal*, vol. 19, no. 1, 1998.
- [81]. Gravdahl, J.T, F. Willems, B. de Jager and O. Egeland, Modeling of surge in variable speed centrifugal compressors: Experimental validation, *AIAA Journal of Propulsion and Power*, 20(5), pp. 849-857, September 2004.
- [82]. Gravdahl, J.T. and Egeland, O. Centrifugal compressor surge and speed control, *IEEE Transactions on Control Systems Technology Journal*, 7(5), 1999, pp. 567-579. Awarded in the *IEEE Transactions on Control Systems Technology Outstanding Paper Award* in 2000.
- [83]. Gravdahl, J.T., O. Egeland and S.O. Vatland, Drive actuation in active control of centrifugal compressors. *Proceedings of the 21st Benelux Meeting on Systems and Control, Veldhoven, The Netherlands*, March 19-21, 2002.
- [84]. Gravdahl, J.T., O. Egeland and S.O. Vatland, Active surge control of centrifugal compressors using drive torque. *Proceedings of 40th IEEE Conference on Decision and Control, Orlando, FL*, December 2001.
- [85]. Gravdahl, J.T, F. Willems, B. de Jager and O. Egeland, Modeling for surge control of centrifugal compressors: comparasion with experiment. *Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decition and Control, Sydney, Australia*, pp. 1341 -1346, vol.2, December 2000.
- [86]. Greitzer E.M., Surge and rotating stall in axial flow compressors, part I: Theoretical compression system model. *Journal of Engineering for Power*. v98. 190-198. 1976.

-
- [87]. Greitzer E.M., Moore F.K., A Theory of Post-Stall Transients in Axial Compression Systems: Part II – Applications. American Society of Mechanical Engineers, paper 85-GT-172, 1985.
- [88]. Habbi Hacene, Identification et surveillance de processus dynamiques complexes par logique floue: application à un échangeur de chaleur. Thèse de doctorat de laboratoire d'automatique appliquée, Université de Boumerdès, Algérie. 2007.
- [89]. Hafaifa A., Laaouad F. and Benani A. Selection of the Correct Transmitter in Compression Systems for Surge Detection and Isolation. International Journal of Computational Intelligence, volume 1, number 1, 2004.
- [90]. Hafaifa A., Laaouad F. and Laroussi K., A new control system design of compression systems using fuzzy control algorithms, International Journal on Automatic Control and System Engineering, Volume 5, Issue 3 ISSN: 1687-4811, 2005.
- [91]. Hafaifa A., Modélisation et commande d'un système de compression par logique floue, (Application au Phénomène de Pompage). Mémoire de magister de laboratoire d'automatique appliquée, Université de Boumerdès, Algérie. 2004.
- [92]. Hiji J., Richard A., Dubois G., Levrat E., Identification of fuzzy relational equations. Proceedings of the Mathematical and intelligent models in system simulation, Bruxelles, Belgique, vol. 12, pp. 237-241, 1993.
- [93]. Isermann, R., Process fault detection based on modeling and estimation methods: a survey. Automatica Journal, Vol. 20, pp. 387-404, 1984.
- [94]. Isermann R., Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods - Advanced methods and applications. Proceedings of the IMEKO world congress, New Measurements - Challenges and Visions, Tampere, Finland, vol. 1, pp. 1-28, 1997.
- [95]. Isermann R., Ballé P., Trends in the application of model based fault detection and diagnosis of technical process. Proceedings of the IFAC, 13th Triennial World Congress, San Francisco, USA, vol. 7, pp. 1-12, 1996.
- [96]. Isermann R., Freyermuth B., Process fault diagnosis based on process model knowledge, Parts I (Principles for fault diagnosis with parameter estimation) and Parts II (Case study experiments). ASME Journal, Dynamic Systems, Measurement Control, pp. 620-626, pp. 627-633, 1991.
- [97]. Jager R., Verbruggen .B., Buijn P.M., Fuzzy linear modelling, Proceedings of the Mathematical and Intelligent Models in System Simulation conference, vol. 12, pp. 120-126, Belgium, 1993.
- [98]. Jazwinski A. H., Stochastic processes and filtering theory. Academic Press. New York, USA, 1970.
- [99]. Jones V.K., Ault B.A., Gene F. and Powell D.J., Identification and airfuel ratio Control of a spark ignition engine. IEEE Transactions on Control Systems Technology Journal, vol.3, n.1, pp. 14-21, march 1995.
- [100]. Kang S., Hirsch C., Numerical Simulation and Theoretical Analysis of the 3D Viscous Flow in Centrifugal Impellers. Task Quarterly, vol 5, no 4, 2001.

-
- [101]. Kaufmann A., Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science. Bock ISBN-13: 978-0444705013 North-Holland, 1989.
- [102]. Kaufmann A., Introduction à la théorie des sous-ensembles flous à l'usage des ingénieurs. Tomes I et II, Masson, 1977.
- [103]. Kiupel N., Frank P.M., Fuzzy supervision for lean production, Proceedings of the 6th Institute for Automation and Robotic IAR Kolloquium, Duisburg, Germany, pp. 163-176, 1992.
- [104]. Kok J., Resolving the dependance on freestream values for the k-omega turbulence model. AIAA Journal, vol 38, no 7, 2000.
- [105]. Koscielny J.M., Aims R., Tasks and method of on-line diagnosis of industrial control system. Proceedings of the Workshop on Reliability of Instrumentation Systems for Safeguarding and Control, pp. 131- 136, 1987.
- [106]. Koscielny J.M., Method of fault isolation for industrial processes. Revue européenne de Diagnostic et sûreté de fonctionnement, vol. 3, n° 2, pp. 205-220, 1993.
- [107]. Kroll A., Identification of functional fuzzy models using multidimensional reference fuzzy sets. Fuzzy Sets and Systems Journal, vol. 8, pp. 149-158, 1996.
- [108]. Leboeuf F., Ecoulement tridimensionnels en Turbomachines, Interactions Instationnaires entre roues, Transition et décollement en turbomachine, Tom 1. Masson 1993.
- [109]. Leboeuf F., Ecoulement 3D dans les Turbomachines. Cours de l'option Propulsion Aéronautique de l'Ecole Centrale de Lyon, France 2001.
- [110]. Laaouad F., Hafaifa A. and Laroussi K., A nonlinear model for a turbo compressor using fuzzy logic approach, World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS), Issue 2 Volume 2 Pages 79-84, ISBN : 1790-5117 ~ ISSN : 978-960-8457-59-1, 2007.
- [111]. Laaouad F., Bouguerra M., Hafaifa A., and Iratni A., Nonlinear Sensitive Control of Centrifugal Compressor, International Journal of Applied Mathematics and Computer Sciences, Volume 4, Number 2 Pages: 669-674, ISSN : 1305-5313, 2007.
- [112]. Laaouad F., Hafaifa A., Grigoriev L., Conception of new control system using neural network approach permitting to increase energy in the industrial compression systems, International Journal of WELDING IN THE WORLD -LONDON- Volume 49 SPI, pages 523-530, ISSN: 0043-2288, 2005.
- [113]. Luenberger D.G., An introduction to observers. IEEE Transactions on Automatic Control Journal, vol. 16, n° 6, pp. 596-602, 1971.
- [114]. Marc van de Wal, Frank Willems, and Bram de Jager, Selection of Actuators and Sensors for Surge Control. Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Control Applications, 1997.
- [115]. Massoumnia M.A., A geometric approach to the synthesis of failure detection filters. IEEE Transactions on Automatic Control Journal, vol. 31, n° 9, 1986.
-

-
- [116]. Maquin D., Ragot J., Diagnostic de fonctionnement des systèmes à partir de modèles. Proceedings du 4^{ème} Conférence Internationale de Génie des Systèmes Industriels, GSI 4, France, 1993.
- [117]. Maquin D., Cocquempot V., Cassar J.P., Staroswiecki M., Ragot J., Generation of analytical redundancy relations for FDI purposes. Proceedings of the IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives, SDEMPED'97, Carry-le Rouet, France, pp. 270-276, September 1-3rd, 1997.
- [118]. Montmain J., Interprétation qualitative de simulations pour le diagnostic en ligne de procédés continus. Thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, 1992.
- [119]. Moore F.K., Greitzer E.M., A theory of post-stall transients in axial compression systems: Part I - Development of equations. American Society of Mechanical Engineers Journal, paper 85-GT-171, 1985.
- [120]. Nevrlý J., Marek J., Vargovčík L. and Oldřich J., Centrifugal compressor dynamics and software system for surge control. Proceedings of the 20th International Conference on Hydraulics and Pneumatics, Prague, September 29 – October 1, 2008.
- [121]. Nold S., Knowledge based real time fault diagnosis with EFTAS. Proceedings of the IFAC/IMACS Symposium on Fault Detection Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS'91, Baden-Baden, Germany, vol. 2, pp. 93-98, 1991.
- [122]. Patton, R.J., P.M. Frank et R.N. Clark, Fault diagnosis in dynamic systems: theory and application. International Series in Systems and Control Engineering. Prentice Hall, Englewood Cliffs. New Jersey, USA. 1989.
- [123]. Patton, R. J., Robust model-based fault detection: the state of art. In: Proceedings of the IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS'94. Helsinki, Finland. pp. 359–367, 1994.
- [124]. Pedrycz W., An identification algorithm in fuzzy relational systems. Fuzzy Sets and Systems Journal, vol. 13, n° 2, pp. 153-168, 1984.
- [125]. Provan G., A model-based diagnosis framework for distributed systems. Proceedings of the International Workshop on Principles of Diagnosis (DX-02), Austria, 2002.
- [126]. Potter J. E. and Suman M. C., Thresholdless redundancy management with array of skewed instruments. Technical report. Integrity in Electronic Flight Control Systems, AGARDOGRAPH-224, 1977.
- [127]. Querelle R., Mary R., Kiupel N., Frank P.M., Use of qualitative modelling and fuzzy clustering for fault diagnosis. Proceedings of the World Automation Congress WAC'96, Montpellier, France, vol. 5, pp. 527-532, 1996.
- [128]. Ragot J., Maquin D., Bloch G., Positionnement de capteurs pour des systèmes décrits par des équations bilinéaires. Revue européenne de Diagnostic et Sécurité de Fonctionnement, vol. 2, N° 2, pp. 115-121, 1992.
-

-
- [129]. Ripoll P., Caillet D., Benoit E. and Foulloy L., Fuzzy implications handling fault detection and isolation problems, Proceedings of the EUFIT'98, Aachen, Germany, pp. 1998.
- [130]. Rochuon N., Analyse de l'écoulement tridimensionnel et instationnaire dans un compresseur centrifuge à fort taux de pression. Thèse de doctorat de l'Ecole Centrale de Lyon, 2007.
- [131]. Roos N., Teije A., and Witteveen C., A protocol for multi agent diagnosis with spatially distributed knowledge. Proceedings of the 2nd International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, Australia, 2003.
- [132]. Sabeh Z., Ragot J. et Maquin D., Modélisation et surveillance de la boucle des gaz dans un moteur diesel suralimenté à injection directe. Principes généraux du diagnostic de systèmes. Proceedings du Journée SEE-AAI, Les nouveaux outils de diagnostic dans les processus industriels. PARIS 2008.
- [133]. Sauter D., Dubois G., Levrat E., Brémont J., Fault diagnosis in systems using fuzzy logic. Proceedings of the EUFIT'93, First European Congress on Fuzzy and Intelligent Technologies, Aachen, Germany, pp. 781- 788, 1993.
- [134]. Sauter D., Hamelin F., Ghetie M.A., Fonte C., Adaptive residual evaluation of model uncertainties: some methods and results. Engineering Simulation Journal, vol. 13, pp. 773-788, 1996.
- [135]. Schneider H., Frank P. M., Observer-based supervision and fault detection in robots using nonlinear and fuzzy logic residual evaluation. IEEE Transactions on Control systems technology Journal, ISSN 1063-6536, vol. 4, n°3, pp. 274-282, 1996.
- [136]. Shen Q., Leitch R., Fuzzy qualitative simulation. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Journal, vol. 23, n° 4, pp. 1038-1061, 1993.
- [137]. Shibata B., Tateno S., Tsuge Y., Matsuyama H., Fault diagnosis of the chemical process utilising signed directed graph – improvement and evaluation of the diagnosis accuracy. Proceedings of the IFAC/IMACS Symposium on Fault Detection Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS'91, Baden-Baden, Germany, vol. 2, pp. 381-386, 1991.
- [138]. Shum Y. K. P., Tan C. S. and Cumpsty N. A., Impeller-Diffuser interaction in a centrifugal compressor. ASME Journal of Turbomachinery, vol 122, pp 777-786, 2000.
- [139]. Sjöberg J., Zhang Q., Ljung L., Benveniste A., Delyn B., Glorrenc P.Y., Hjalmarsson H., Juditsky A., Nonlinear black-box in system identification : a unified overview. Automatica Journal, Special Issue on Trends in System Identification, vol. 31, pp. 1691-1724, 1995.
- [140]. Spakovszky Z., Application of axial and radial compressor dynamic system modeling. PhD Thesis, Massachusetts Institute of Technology, USA, 2001.
- [141]. Takagi T., Sugeno M., Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Journal, vol. 15, n° 1, pp. 116-132, 1985.
- [142]. Takeda K., Shibata B., Tsuge Y., Matsuyama H., The improvement of fault diagnosis algorithm using signed direction graph. Proceedings of the IFAC Symposium on Fault Diagnostic,

-
- Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS'94, Espoo, Finland, June 13- 16, vol. 1, pp. 368-373, 1994.
- [143]. Theillol D., Weber P., Ghetie M., Noura H., A hierarchical fault diagnosis method using a decision support system applied to a chemical plant. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics, Vancouver, Canada, vol. 3, pp. 2205-2210, 1995.
- [144]. Tsuge Y., Miura T., Shibata B., Matsuyama H., Shiozaki J., Experimental analysis of the performance of the fault diagnosis system based on the signed directed graph. Proceedings of the TOOLDIAG'93 International Conference on Fault Diagnosis, pp. 65-74, Toulouse, 1993.
- [145]. Van Schrick D. and Baspinar C., Some Aspects on the Proportional-Integral Observer in the Field of System Supervision. Proceedings of the 4th IFAC-World Congress, Beijing, PR China, July 5-9, 1999, pp. 539-544.
- [146]. Van Schrick D., Estimator schemes for instrument fault detection and isolation. Proceedings of the IEEE, International Conference on System, Man and Cybernetic, pp. 406-411, 1993.
- [147]. Ventzas D. and Petropoulos G., Industrial Compressor Anti-Surge Computer Control. International Journal of Computer and Information Science and Engineering V1.4.36, pp220-228, 2007.
- [148]. Vilain L., Petit B., Cassar J.P., Surveillance du serrage hydraulique d'une cage de laminoir. Proceedings de AGI'96 Forum des Doctorants Automatique Génie informatique Image, pp. 87-90, Tours, France, 1996.
- [149]. Walker B.K., Gai E., Fault detection threshold determination techniques using Markov theory. International Journal Guidance, Control and Dynamics, Vol. 2, n°4, pp. 313-319, 1979.
- [150]. Weber P., Gentil S., Ripoll P., Foulloy L., Multiple fault detection and isolation. Proceedings of the 14th IFAC World Congress, vol. P, n° 7e-092, pp. 223-228, 1999.
- [151]. Weiss J.L., Threshold computations for detection of failures in SISO systems with transfer function errors. Proceedings of the American Control Conf., pp. 2213-2218, 1988.
- [152]. Willsky A.S., A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. Automatica Journal 12, pp. 601-611, 1976.
- [153]. Yu C., LEE C., Fault diagnosis based on qualitative/quantitative process knowledge. AIChE Journal, vol. 37, n° 4, pp. 617-628, 1991.
- [154]. Zadeh L., Quantitative fuzzy semantics. Information Sciences Journal, vol.1, n° 1, pp. 159-176, 1971.
- [155]. Zhang Q., Benveniste A., Wavelet networks. IEEE Transactions Neural Networks Journal, NN-3, pp. 889-898, 1992.
- [156]. Zhuang Z., Frank P.M., Making qualitative state observer fuzzified, Proceedings of the Symposium on Qualitative Modeling, Qualitative Fault Diagnosis and Fuzzy Control, Budapest, Hungary, pp. 56-62, 1996.
-

"Je vous dis qu'il faut regarder tous les hommes comme nos frères.

- Quoi ? mon frère le Turc ? mon frère le Chinois ? le juif ? le siamois ?

- Oui, sans doute ; ne sommes-nous pas tous enfants du même père, et créatures du même Dieu ?"

Extrait de *Traité sur la tolérance*.

Voltaire, écrivain et philosophe français, 1694-1778